

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

**Un algoritmo ALNS para el problema de ruteo de vehículos eléctricos con función de carga
lineal**

Diana Fernanda Osma Blanco

Trabajo de Grado para optar al Título de Ingeniera Industrial

Directora:

Karin Julieth Aguilar Imitola

M.Sc en Ingeniería Industrial

Codirector:

Henry Lamos Díaz

Ph. D en Física, Matemática

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Físico-mecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga

2020

Dedicatoria

A mis padres y mi hermano por su confianza en mis capacidades.

A mis tías por su apoyo incondicional.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

Agradecimientos

A mi directora, la profesora Karin Aguilar, por toda su paciencia y apoyo en los momentos difíciles, por ser una excelente docente y un modelo a seguir en mi vida académica y personal.

A mi codirector, el profesor Henry Lamos, por incentivarme a analizar las matemáticas de manera creativa y por hacer las preguntas correctas para ayudarme a entender.

A mis amigos Andrea, Angélica, Diego y Jesús porque han sido indispensables en estos años de vida universitaria, especialmente después de iniciar este trabajo de investigación, por escucharme y animarme cuando sentía que no podía más.

Finalmente, a la Universidad Industrial de Santander y a la Escuela de Estudios Industriales y Empresariales, por sus programas de apoyo estudiantil.

Tabla de contenido

Introducción.....	15
1.1. Objetivos.....	17
1.1.1. Objetivo General	17
1.1.2. Objetivos Específicos	18
1.2. Metodología.....	18
1.2.1. Fase 1 - Definir el problema.	18
1.2.2. Fase 2 - Recolectar datos.	18
1.2.3. Fase 3 - Formular el modelo matemático.	19
1.2.4. Fase 4 – Determinar una solución del problema.	19
1.2.5. Fase 5 – Probar el modelo.....	19
1.2.6. Fase 6 – Preparar e implementar el algoritmo.	20
2. Revisión de la Literatura	20
2.1. Análisis bibliométrico	20
2.2. Análisis de la literatura.....	25
3. Marco de Antecedentes	28
4. Marco Teórico.....	31
4.1. Optimización Combinatoria.....	31
4.2. Optimización de Redes.....	32

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

4.3. Problema de Ruteo de Vehículos.	32
4.4. Problema de Ruteo de Vehículos Eléctricos.	33
4.4.1. Ruteo de vehículos eléctricos con carga lineal y no lineal.	34
4.4.2. Ruteo de vehículos eléctricos con ventanas de tiempo (EVRPTW).	34
4.4.3. Ruteo de vehículos eléctricos con cargar parciales (PR-EVRP).	35
4.4.4. Ruteo de vehículos eléctricos capacitados (CEVRP).	36
4.5. Heurísticas de Solución para Problemas de Ruteo.	36
4.5.1. <i>Adaptive Large Neighborhood search</i> (ALNS).	36
4.5.2. Algoritmo voraz (<i>Greedy Algorithm</i>).	38
4.5.3. Algoritmo genético (<i>Genetic Algorithm</i>).	39
4.5.4. Búsqueda tabú (<i>Tabu Search</i>).	39
4.5.5. Algoritmo GRASP (<i>Greedy Randomized Adaptive Search Procedures</i>).	40
5. Diseño del modelo.	40
5.1. Descripción del Problema.	41
5.2. Modelo Matemático.	42
6. Algoritmo ALNS.	45
6.1. Algoritmo de construcción para la solución inicial.	46
6.2. Algoritmos de destrucción.	48
6.3. Algoritmos de inserción.	51
6.4. Remoción e inserción de estaciones de carga.	55

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL	8
6.5. Planteamiento del algoritmo ALNS	56
7. Validación del algoritmo	60
7.1. Instancias	60
7.2. Diseño Experimental	62
8. Resultados y Análisis	68
9. Conclusiones.....	73
10. Recomendaciones.....	76
Referencias Bibliográficas.....	78

Lista de Tablas

Tabla 1. Cumplimiento de objetivos	17
Tabla 2 <i>Pseudocódigo del algoritmo K-PseudoGreedy</i> . (Felipe et al., 2014).....	47
Tabla 3 Pseudocódigo del algoritmo Worst Removal (Ropke & Pisinger, 2006).....	50
Tabla 4 Pseudocódigo de las heurísticas de reparación o inserción (Lutz, 2014)	52
Tabla 5 Pseudocódigo del algoritmo Adaptive Large Neighborhood Search	57
Tabla 6. Notación y descripción y valor de los parámetros usados.	62
Tabla 7. Niveles de los factores para el diseño de experimentos 2^2	64
Tabla 8. Diseño factorial 2^2 y resultados para la configuración A de las instancias.....	64
Tabla 9. Diseño factorial 2^2 y resultados para la configuración B de las instancias.....	65
Tabla 10. Resultados de la aplicación del ALNS a las 10 instancias de la configuración A.	69
Tabla 11. Resultados de la aplicación del ALNS a las 10 instancias de la configuración B.	70
Tabla 12. Resultados de la aplicación del ALNS en dos instancias de 100 clientes de Schneider et al. (2014).....	71
Tabla 13. Resultados de la aplicación del ALNS en cuatro instancias pequeñas de Schneider et al. (2014)	72

Lista de Figuras

Figura 1. Publicaciones realizadas por año. Adaptado de Vantage Point.	21
Figura 2. Países vs Año de publicación. Adaptado de Vantage Point.	22
Figura 3. Relaciones entre autores con mayor número de publicaciones. Adaptado de Vantage Point	23
Figura 4. Colaboraciones entre países. Adaptado de Vantage Point.	23
Figura 5. Nube de palabras. Adaptado de Vantage Point.....	24
Figura 6. Relaciones entre áreas de investigación. Adaptado de Vantage Point.....	25
Figura 7. Estructura general del algoritmo Adaptive Large Neighborhood Search. Tomado de (Lutz, 2014)	38
Figura 8. Ejemplo del algoritmo K-PseudoGreedy con $K = 6$	46
Figura 9. Ejemplo del algoritmo Random Removal para cinco clientes seleccionados de manera aleatoria en una solución de tres rutas.....	49
Figura 10. Ejemplo del algoritmo Worst Removal para una ruta con diez clientes cuyos costos de recorrido se presentan en los arcos que comunican cada par de nodos	51
Figura 11. Ejemplo del proceso de selección del primer cliente a insertar con el algoritmo Greedy Insertion.....	53
Figura 12. Cálculo del valor de Regret-3 para el nodo número uno, del ejemplo de la sección de inserción de clientes	55
Figura 13. Configuraciones de las instancias usadas en la validación. Adaptado de (Felipe et al., 2014)	61

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

Figura 14. Gráfica de efectos principales para la instancia de 100 clientes con configuración A. Tomado de Minitab.....	65
Figura 15. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados para la instancia de 100 clientes con configuración A. Tomado de Minitab.....	66
Figura 16. Gráfica de interacción de los factores para la instancia de 100 clientes con configuración A. Tomado de Minitab	66
Figura 17. Gráfica de efectos principales para la instancia de 100 clientes con configuración B. Tomado de Minitab.....	67
Figura 18. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados para la instancia de 100 clientes con configuración B. Tomado de Minitab.	67
Figura 19. Gráfica de interacción de los factores para la instancia de 100 clientes con configuración B. Tomado de Minitab	68

Lista de Apéndices

(Ver apéndices adjuntos en el CD – Disponibles en la Base de Datos de la Biblioteca UIS)

Apéndice A. Heurísticas adicionales para el algoritmo ALNS

Apéndice B. Pseudocódigos traducidos

Apéndice C. Ejemplo del algoritmo Adaptive Large Neighborhood Search

Apéndice D. Artículo científico de carácter publicable

Resumen

Título: Un algoritmo ALNS para el problema de ruteo de vehículos eléctricos con función de carga lineal*

Autor: Diana Fernanda Osma Blanco**

Palabras clave: Ruteo de Vehículos Eléctricos, *Adaptive Large Neighborhood Search*, Recargas Parciales, *Worst Removal*, Remoción Aleatoria, Recocido Simulado, *Regret-K Insertion*, *Inserción voraz*.

Descripción: El creciente interés global por temas ambientales ha incentivado la creación de nuevas tecnologías para mitigar el impacto perjudicial ocasionado por los seres humanos y su estilo de vida actual; uno de los sectores industriales que ha llamado especial atención es el de transporte, que emplea combustibles fósiles y emite gases contaminantes directamente a la atmosfera. Una de las estrategias que puede contribuir significativamente a reducir la huella ambiental de este sector industrial es la adquisición de vehículos que emplean energías alternativas, por parte de empresas transportistas para reemplazar su flota de automotores por una amigable con el medio ambiente. Este cambio genera la necesidad de adaptar la logística vehicular debido a las limitaciones en la autonomía que representa el uso de una batería recargable en lugar de un motor de combustión interna, con esta motivación, en años recientes se ha creado una rama investigativa que se ocupa del ruteo de vehículos eléctricos. En el presente trabajo de investigación se evalúa el desempeño de un algoritmo ALNS para resolver el problema de ruteo de vehículos eléctricos con recargas parciales, por medio del uso de instancias planteadas en la literatura, se analizan los resultados y se efectúan recomendaciones para futuras investigaciones.

* Trabajo de grado

** Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Directora: Karin Aguilar Imitola, M.Sc. en Ingeniería Industrial. Codirector: Henry Lamos Díaz, Ph.D. en Física, Matemática.

Abstract

Title: An ALNS algorithm for the electric vehicle routing problem with linear charging function*

Author: Diana Fernanda Osma Blanco**

Keywords: *Electric Vehicle Routing Problem, Adaptive Large Neighborhood Search, Partial Recharges, Worst Removal, Random Removal, Simulated Annealing, Regret-K Insertion, Greedy Insertion*

Description: The growing global interest for environmental issues has encouraged the creation of new technologies to mitigate the detrimental impact inflicted by human beings and their current lifestyle. Among the industrial sectors, the one that has gathered special attention is transportation, which uses fossil fuels and emits polluting gases directly to the atmosphere. One of the strategies that could contribute significantly to reduce the environmental footprint of this industrial sector is the acquisition of alternative fueled vehicles by transport companies to replace their automobile fleet for one friendly with the environment. The adaptation to such a change creates the need to reflect the intrinsic restrictions related to vehicle logistics due to the limitations in autonomy occasioned by the use of a rechargeable batterie instead of an internal combustion engine and the availability of recharge technologies, driven by this motivation, in recent years a new branch of research has been created which deals with the routing of alternative fueled vehicles, one of these being electric vehicles. The present investigation evaluates the performance of an ALNS algorithm to solve the electrical vehicle routing problem with partial recharges by means of instances found in related literature, analyzing the results and stating recommendations for future investigations.

* Bachelor's degree

** Faculty of Physical Mechanical Engineering. School of Industrial and Business Studies. Director: Karin Aguilar Imitola, M.Sc. in Industrial Engineering. Co-director: Henry Lamos Díaz, Ph.D. in Mathematical Physics.

Introducción

Colombia ha venido adelantando medidas ambientales para mitigar el impacto que genera el país con respecto a la contaminación mundial, es por ello que en el marco del Acuerdo de Paris (UNFCCC, 2015), el Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible de Colombia estableció los objetivos nacionales para contribuir con la meta mundial de mantener el incremento de la temperatura global por debajo de los 2°C; dichos objetivos consisten en, reducir las emisiones de gases de efecto invernadero en un 20% con respecto a las proyectadas para el año 2030, aplicar estrategias sectoriales para el desarrollo sostenible y el intercambio de conocimiento y tecnologías que promuevan la adaptación del país a estas medidas ambientales (García Arbeláez, Barrera, Gómez, & Suárez Castaño, 2015).

Con respecto al segundo de los objetivos de contribución nacional, los Ministerios nacionales crearon ocho Planes de Acción Sectorial en los que se consignan las prioridades de cada sector y la manera en que se implementarán las medidas de mitigación ambiental de cada uno. En el caso particular del sector de transporte, se plantearon algunas iniciativas que conciernen a los vehículos eléctricos:

- En la política de “Mitigación y Sostenibilidad en el Transporte Público” del Ministerio de Transporte, se contempla la sustitución de dicha flota de vehículos por automóviles eléctricos (MinTransporte, 2014).
- Una medida intersectorial en compañía con los Ministerios de Comercio y de Hacienda que buscaba el cambio en los impuestos de los vehículos de acuerdo con sus emisiones de contaminantes al ambiente (MinTransporte, 2014). Que se vio reflejada en el Decreto 1116

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

de 2017, en el que se modificaron los aranceles de importación de vehículos híbridos, eléctricos y sus estaciones de carga a 5% y 0%, respectivamente (MinComercio, 2017).

- Proyectos de cooperación internacional como *Clean Technology Fund (CTF)* y *Global Environmental Facility (GEF)*, que han suministrado recursos al país para la implementación de vehículos híbridos o eléctricos en el transporte público y el desarrollo de políticas y estudios para la adopción de este mismo tipo de automóviles.

El interés del Gobierno Nacional por implementar este tipo de tecnologías en el parque automotor colombiano es un incentivo para generar investigaciones en el ámbito académico que puedan permitir, como lo estipula el tercer objetivo de contribución nacional, el intercambio de conocimientos y la adaptación del país a las políticas planteadas desde cada sector. Esta investigación pretende contribuir en la generación de investigaciones sobre los problemas de ruteo de vehículos eléctricos, que como se verá en el Marco de Antecedentes del presente trabajo, son escasas; para ello se emplea un modelo matemático que describe el problema de ruteo de vehículos eléctricos con cargas parciales y función de carga lineal, y se procede a dar solución a dicho modelo por medio del planteamiento y aplicación de un algoritmo *Adaptive Large Neighborhood Search* o ALNS. Posteriormente se lleva a cabo la evaluación de desempeño de dicho algoritmo con el uso de instancias de la literatura y el respectivo análisis de los resultados.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

Tabla 1

Cumplimiento de objetivos

Objetivo	Apartado Relacionado
1. Realizar una revisión de literatura sobre el problema de ruteo de vehículos eléctricos (EVRP) con una función de carga lineal.	Capítulo 2
2. Formular un modelo de programación lineal entera mixta para el problema planteado.	Capítulo 5
3. Construir un algoritmo ALNS para la solución del EVRP con carga lineal.	Capítulo 6
4. Implementar y evaluar la eficiencia del algoritmo mediante instancias de la literatura.	Capítulo 7 y 8
5. Elaborar un artículo publicable a partir de la investigación realizada.	Apéndice D

1. Generalidades de la Investigación

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo General

Desarrollar un algoritmo ALNS para el problema de ruteo de vehículos eléctricos con función de carga lineal.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

1.1.2. Objetivos Específicos

- Realizar una revisión de literatura sobre el problema de ruteo de vehículos eléctricos (EVRP) con una función de carga lineal.
- Formular un modelo de programación lineal entera mixta para el problema planteado.
- Construir un algoritmo ALNS para la solución del EVRP con carga lineal.
- Implementar y evaluar la eficiencia del algoritmo mediante instancias de la literatura.
- Elaborar un artículo publicable a partir de la investigación realizada.

1.2. Metodología

Para llevar a cabo el presente trabajo de investigación se siguió la metodología descrita por Frederick Hillier y Gerald Lieberman en el libro “Introducción a la Investigación de Operaciones” (Hillier & Lieberman, 2013), de manera que se plantearon seis fases de trabajo conformadas por actividades, como se presentan a continuación.

1.2.1. Fase 1 - Definir el problema.

1.1. Realizar una revisión de literatura para identificar las restricciones y características que hacen parte de los problemas de ruteo de vehículos eléctricos.

1.2. Señalar los algoritmos empleados para resolver este tipo de problemas de ruteo.

1.3. Definir cuáles serán las restricciones del EVRP y el algoritmo que se utilizará para dar solución al problema.

1.2.2. Fase 2 - Recolectar datos.

2.1. Establecer trabajos de investigación de interés particular para la presente investigación.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

2.2. Determinar las instancias de la literatura que han sido empleadas para probar modelos matemáticos para dar solución a los problemas de ruteo de vehículos eléctricos.

2.3. Identificar los indicadores que por medio de los que se evaluará la eficiencia del modelo a plantear.

1.2.3. Fase 3 - Formular el modelo matemático.

3.1. Estudiar los modelos matemáticos planteados en la literatura, para determinar la manera de proceder en la formulación de la presente investigación.

3.2. Planteamiento de las variables de decisión y la función objetivo del problema.

3.3. Construir el modelo matemático para el problema de ruteo de vehículos eléctricos definido.

1.2.4. Fase 4 – Determinar una solución del problema.

4.1. Seleccionar las heurísticas de destrucción y reparación para el algoritmo ALNS.

4.2. Determinar cuál ha sido el criterio de aceptación de soluciones que ha tenido mejores resultados en los algoritmos de búsqueda de vecindario LNS y ALNS.

4.3. Programar el modelo formulado en la fase anterior y su respectivo algoritmo de solución, en el software matemático MATLAB.

1.2.5. Fase 5 – Probar el modelo.

5.1. Ejecución del programa.

5.2. Revisión de la validez de los resultados con respecto a las restricciones del problema.

5.3. Realizar las correcciones correspondientes.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

1.2.6. Fase 6 – Preparar e implementar el algoritmo.

6.1. Seleccionar las instancias de la literatura que se emplearán.

6.2. Evaluar el desempeño de la versión del algoritmo *Adaptive Large Neighborhood Search* (ALNS) con respecto a aquellos que se han planteado anteriormente para resolver el mismo problema de optimización.

6.3. Concluir acerca de los resultados obtenidos utilizando el algoritmo ALNS e identificar recomendaciones para futuras investigaciones

2. Revisión de la Literatura

2.1. Análisis bibliométrico

La incursión de vehículos eléctricos al mercado junto con la creciente preocupación por la contaminación del medio ambiente ha contribuido a incentivar la adquisición de este tipo de medios de transporte que emplean energías de tipo renovable, generado a su vez, la necesidad de modificar las condiciones bajo las que se desarrollan los diferentes modelos matemáticos para optimizar la logística del transporte en la industria mundial. Es posible corroborar la afirmación anterior por medio de la búsqueda y posterior análisis bibliométrico de los artículos publicados al respecto en los últimos años, por lo tanto, a continuación, se detalla el procedimiento seguido para la búsqueda de artículos científicos y el análisis correspondiente:

Inicialmente, se plantea la siguiente ecuación de búsqueda en la plataforma de la base de datos *Web of Science*, de la que se obtienen 44 artículos hasta el mes de mayo de 2018:

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

- $TS = ((electric* vehicle* routing* problem* OR evrp) AND ((charging* station*) OR (“adaptive large neighborhood search” OR ALNS) OR (linear charging* function*)))$

Posteriormente, se realiza el análisis de los artículos obtenidos con el fin de identificar los autores más citados, artículos con mayor número de citas, países que más han contribuido a la investigación en la temática, entre otros aspectos que soporten el ajuste de la ecuación de búsqueda al proyecto propuesto. A continuación, se detallan aspectos claves de este análisis:

La creación de material académico al respecto ha seguido una tendencia incremental desde un artículo publicado en el año 2012, hasta diez publicaciones del año en curso (Figura 1). El país que lidera la investigación sobre el tema de ruteo de vehículos eléctricos es Estados Unidos (15), seguido por China (12) y Alemania (9) (Figura 2).

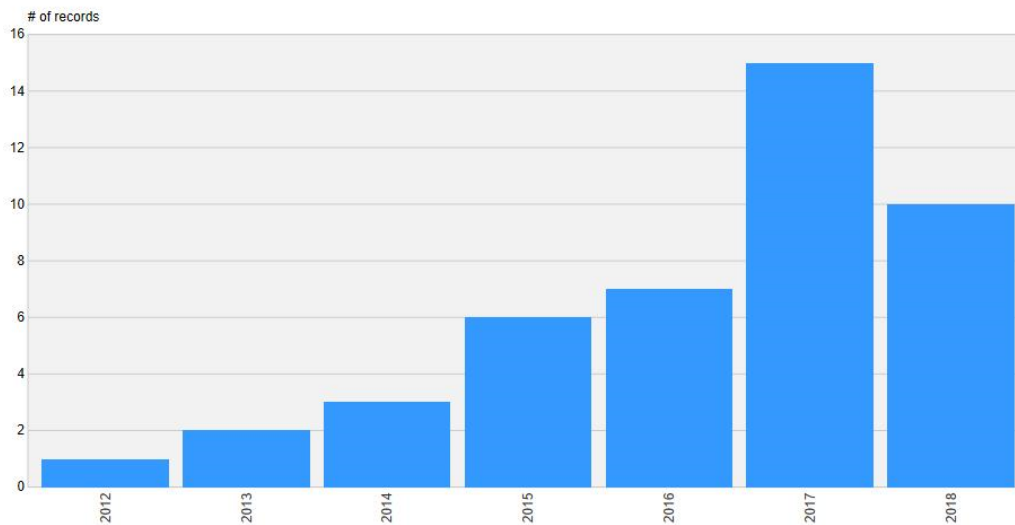


Figura 1. Publicaciones realizadas por año. Adaptado de Vantage Point.

Entre los artículos más consultados se destaca “*Electric Power Allocation in a Network of Fast Charging Stations*” con 58 citas, en el que se analizan tres escenarios con estaciones de carga rápida para vehículos eléctricos que emplean un dispositivo de almacenamiento de energía, se

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

considera el comportamiento de dichas estaciones para suplir con la demanda estocástica en vehículos bajo datos reales de flujo vehicular en grandes áreas metropolitanas de Estados Unidos (Bayram, Michailidis, Devetsikiotis, & Granelli, 2013).

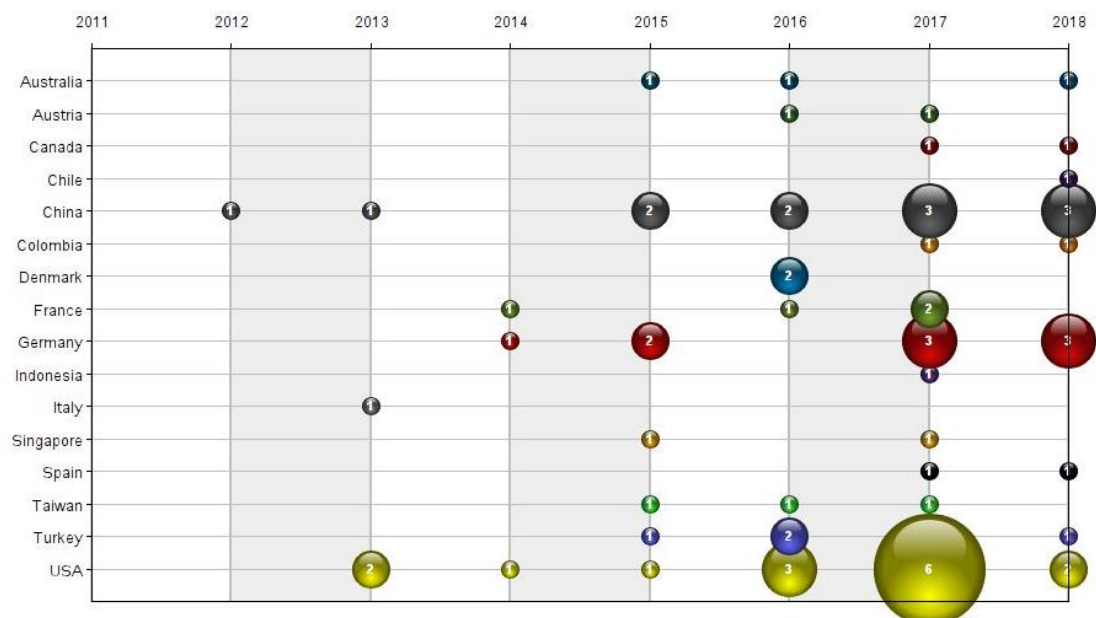


Figura 2. Países vs Año de publicación. Adaptado de Vantage Point.

De los 44 artículos foco del presente análisis, los autores con más publicaciones cuentan con 3 artículos de investigación cada uno, Ph. D Maximilian Schiffer y Ph. D Michael Schneider (Figura 3), ambos de nacionalidad alemana. No obstante, de los dos, los artículos escritos por Schneider han sido citados con mayor frecuencia; el más destacable, titulado “*Routing a mixed fleet of electric and conventional vehicles*” cuenta con 35 citaciones y propone un método de solución heurístico para el problema de ruteo de vehículos eléctricos con ventanas de tiempo, empleando un algoritmo ALNS (Goeke & Schneider, 2015), elemento fundamental para la presente investigación.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

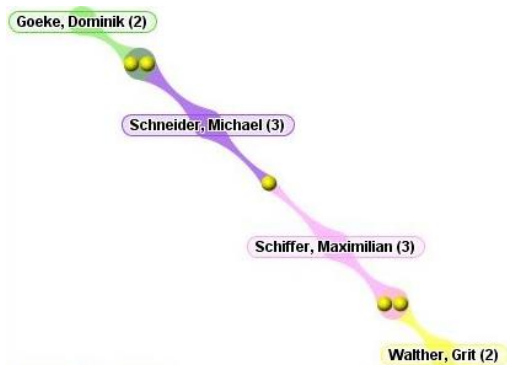


Figura 3. Relaciones entre autores con mayor número de publicaciones. Adaptado de Vantage Point

En Latinoamérica, Colombia ha realizado dos publicaciones en compañía con investigadores de Francia, Chile y Canadá (Figura 4): “*The electric vehicle routing problem with nonlinear charging function*” (Montoya, Guéret, Mendoza, & Villegas, 2017) y “*Efficient Heuristic Algorithms for Location of Charging Stations in Electric Vehicle Routing Problems*” (Gatica, Ahumada, Escobar, & Linfati, 2018), respectivamente.

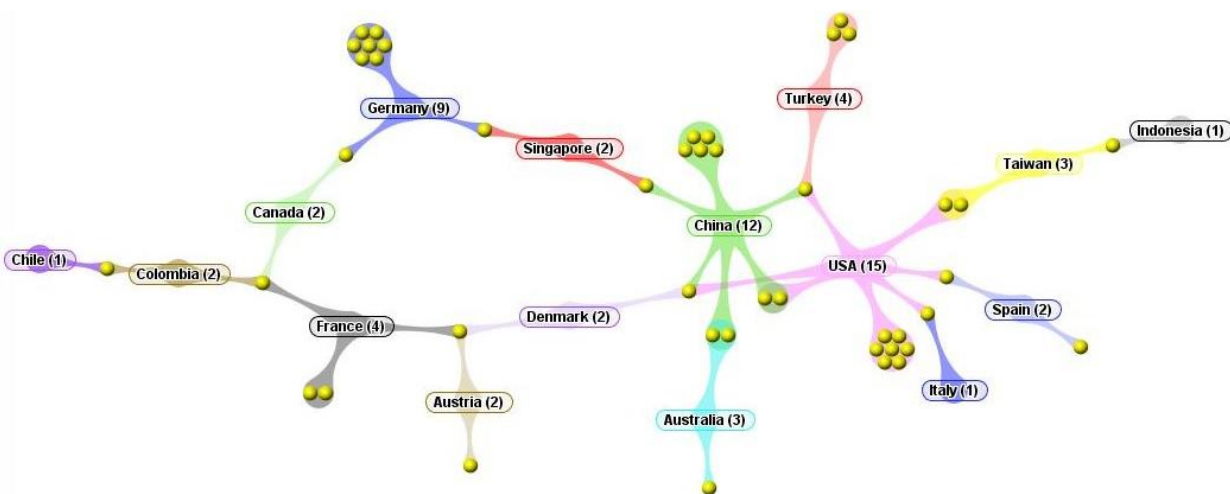


Figura 4. Colaboraciones entre países. Adaptado de Vantage Point.

Las palabras claves utilizadas con frecuencia en los artículos de la búsqueda anterior, se resumen en la Figura 5, ciertos términos como “*Range anxiety*” y “*Time-dependent*

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

formulations”, corresponden a restricciones intrínsecas al EVRP, se incluyen algunos algoritmos para solucionar problemas de ruteo y localización como “*Greedy algorithm*”, “*Genetic algorithm*” y “*Neighborhood search*”; adicionalmente, objetivos a alcanzar con el método de solución “*Customer satisfaction*” y “*Energy management*”. Estas palabras claves empleadas corresponden a cuatro áreas de investigación principales: Ingeniería, investigación de operaciones, transporte y administración (Figura 6). El conjunto de las publicaciones escritas acerca de estas áreas, representan alrededor del 86% del total de los artículos de investigación encontrados por medio de la ecuación de búsqueda.

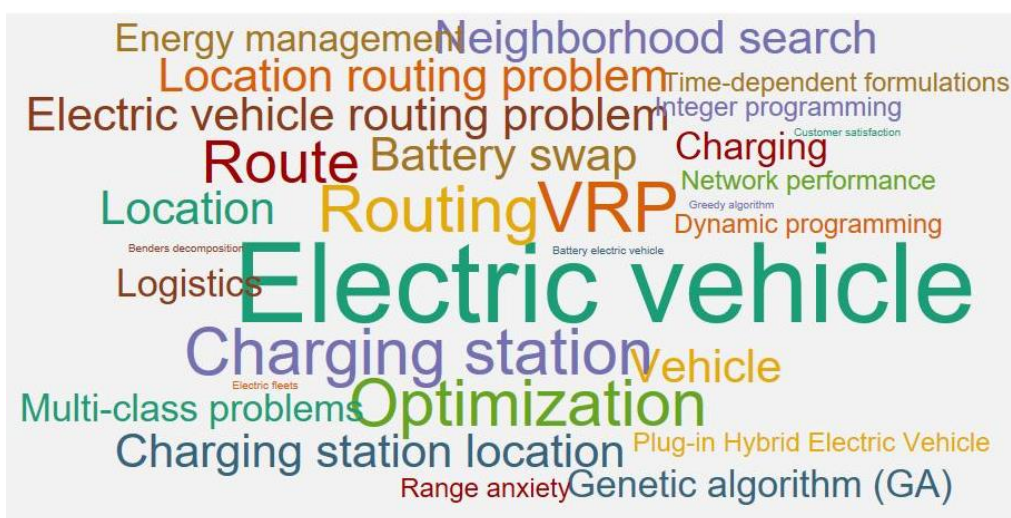


Figura 5. Nube de palabras. Adaptado de Vantage Point

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

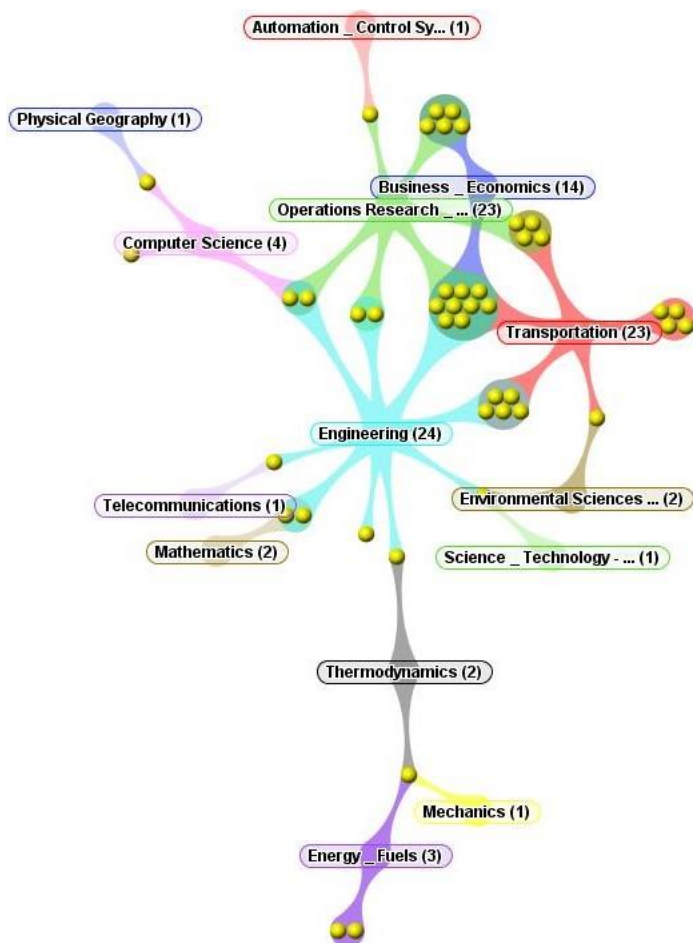


Figura 6. Relaciones entre áreas de investigación. Adaptado de Vantage Point

2.2. Análisis de la literatura

El acercamiento inicial a los problemas de ruteo de vehículos (VRPs) se dio con “*The Truck Dispatching Problem*” (Dantzig & Ramser, 1959), planteado como una generalización del Problema del Vendedor Viajero. En este artículo, Dantzig y Ramser buscan obtener un conjunto de rutas de entrega desde una terminal granellera hasta las estaciones de servicio que atiende dicha terminal, mediante el uso de una flota de camiones repartidores de gasolina. Dado el vector de demanda del producto y la matriz de distancias entre la terminal y las estaciones, se llevaba a cabo la asignación de los puntos de servicio a cada camión repartidor, de manera que se satisface la demanda y se minimiza la distancia recorrida por la flota de vehículos.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

A partir del trabajo realizado por Dantzig y Ramser, se generaron las primeras investigaciones centradas en la optimización de las variables involucradas en la logística de transporte. El enfoque general consiste en considerar un espacio geográfico representado mediante un gráfico compuesto por una serie de vértices (clientes) y los arcos (camino) que comunican cada par de nodos, los costos correspondientes a la distancia y el tiempo del recorrido, entre otros gastos asociados al desplazamiento de los vehículos; el VRP busca seleccionar rutas que, posteriormente, serán asignadas a una cantidad determinada de automóviles. La función objetivo que usualmente se plantea para este tipo de problemas, busca reducir los costos totales de las rutas planteadas (Pillac, Gendreau, Guéret, & Medaglia, 2013). Recientemente se han trazado condiciones adicionales en esta área de investigación, una de ellas tiene relación con el tipo de vehículos. En “*A Green Vehicle Routing Problem*” (G-VRP), se plantea una variante usando vehículos de combustión alternativa como biodiesel, gas natural e híbridos (Erdoğan & Miller-Hooks, 2012), lo que implica considerar las limitaciones prácticas que este tipo de tecnologías tienen sobre la autonomía de los vehículos, que en términos de la formulación del problema conlleva a incluir visitas a puntos de recarga durante la ruta debido a las restricciones de movilidad. Erdoğan y Miller-Hooks trabajan sobre un gráfico cuyos vértices representan clientes y estaciones de recarga o de servicio, el recorrido inicia y finaliza en el almacén, llevando a cabo una serie de visitas a los nodos clientes en un tiempo especificado y teniendo en cuenta la limitación de capacidad del tanque del vehículo, por lo tanto, se permite que el vehículo pare una o más veces en las estaciones de servicio durante el viaje (Erdoğan & Miller-Hooks, 2012).

Derivado del trabajo realizado por Erdoğan y Miller-Hooks surge el problema de ruteo de vehículos eléctricos (EVRP) en el que se consideran restricciones como el tiempo de carga de la batería del vehículo y la disponibilidad de la infraestructura de carga a lo largo de la ruta. Con el

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

paso del tiempo se han incluido condiciones adicionales, como en “*Partial recharge strategies for the electric vehicle routing problem with time windows*” (Keskin & Çatay, 2016) y “*The electric vehicle routing problem with nonlinear charging function*” (Montoya et al., 2017), en el primero, además de las ventanas de tiempo, se hace una relajación de la restricción que obliga a los vehículos a permanecer en la estación hasta que la batería haya cargado completamente, permitiendo que los vehículos salgan de las estaciones de recarga antes de concluir con el tiempo de carga total y, en el segundo, se desecha la consideración común en los EVRPs de que el nivel de carga de la batería se comporta como una función lineal del tiempo; en cambio, los autores incluyen el comportamiento no-lineal de la batería por medio de una función por partes cuyos segmentos son aproximaciones lineales de la función de carga real.

Keskin y Çatay, en su artículo mencionado en el párrafo anterior, emplearon un algoritmo de búsqueda de vecindario que recibe el nombre de *Adaptive Large Neighborhood Search* (ALNS); en los resultados de su investigación se demostró que este algoritmo encontraba soluciones de alta calidad y que la relajación de la restricción de carga total de los vehículos podría mejorar la toma de decisiones (Keskin & Çatay, 2016). El algoritmo ALNS, fue empleado por primera vez en “*An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for the Pickup and Delivery Problem with Time Windows*” (Ropke & Pisinger, 2006), los autores lo desarrollaron como una extensión de la heurística “*Large Neighborhood Search*” (LNS), que se abordará en el siguiente capítulo. El ALNS permitió mejorar las soluciones de más del 50% de las instancias de la literatura en las que fue probada (Ropke & Pisinger, 2006). En los últimos años, esta heurística se ha aplicado en múltiples ocasiones (Keskin & Çatay, 2016; Schiffer & Walther, 2017; Wen, Linde, Ropke, Mirchandani, & Larsen, 2016), encontrando soluciones cercanas a las óptimas o directamente,

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

mejorando la calidad de las soluciones en comparación con otros métodos de solución en la literatura.

El ruteo de vehículos eléctricos como tema de investigación data de años recientes, los últimos artículos publicados se centran en el desarrollo de algoritmos por medio de la modificación de heurísticas planteadas con anterioridad en el área de ruteo de vehículos de combustión interna. La complejidad de las formulaciones de los EVRP es igualmente incremental; sin embargo, es necesario probar si estos algoritmos planteados son capaces de generar soluciones de buena calidad, compitiendo con heurísticas más sencillas, en problemas con dificultad inferior y si el tiempo computacional en relación con el mejoramiento de los resultados, es razonable. Es por esto que, se formulará un problema de ruteo en el que se considere la relajación de la restricción de carga de la batería usada por Keskin y Çatay (2016), es decir, considerar recargas parciales en las estaciones de carga, empleando la heurística ALNS, que ha sido utilizada de manera recurrente como se mencionaba anteriormente; en una flota de vehículos homogéneos, cuyas funciones de carga de la batería serán dependientes del tiempo que permanecen en la estación.

3. Marco de Antecedentes

Hasta agosto de 2018, en la Universidad Industrial de Santander se han planteado veintiún trabajos de grado en la modalidad de proyecto de investigación relacionados al tema de ruteo de vehículos, analizado diferentes variantes del problema; una de particular interés para el presente trabajo se titula “Solución del problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW) mediante métodos heurísticos” (Lozada & Cadena, 2012) donde que se emplean tres heurísticas para la

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

solución del VRPTW: Algoritmo de Inserción de Solomon, algoritmo del Vecino más Cercano y el algoritmo de Ahorros de Clarke y Wright, dichas heurísticas fueron seleccionadas para ajustarse a la función objetivo en la que se busca minimizar el tiempo total del recorrido. A pesar de que el enfoque de solución del proyecto emplea heurísticas de construcción de rutas, también se hace una descripción general de los métodos de solución heurísticos que implican el mejoramiento de rutas, que son precisamente, aquellas que utilizan como base un vecindario de búsqueda como el que se presentará en el presente trabajo.

Por otro lado, es posible consultar en el repositorio de la Universidad de los Andes un proyecto de posgrado titulado “*Routing and Scheduling of Recharge for Electric Vehicles*” (Barco Jiménez, Quijano Silva, Jiménez Vargas, & Muñoz Camargo, 2013), en el que se determinan rutas óptimas y se asignan los vehículos a cada una de estas rutas. Adicionalmente, se hace la programación de las recargas del automóvil para el escenario de transporte público con vehículos eléctricos. El caso de estudio del proyecto se basa en el servicio de transporte de pasajeros que ofrece una flota de vehículos desde un aeropuerto hasta el hotel, para coordinar los movimientos de los vehículos se considera un Centro de Operaciones que tiene contacto con todos los elementos del sistema (clientes, conductores, estaciones de carga y empresa de servicio). La función objetivo minimiza el consumo de energía en las rutas y se tienen en cuenta ventanas de tiempo para atender las solicitudes de transporte de pasajeros. Un elemento importante del proyecto es la consideración de un modelo para la degradación de la batería, mediante el que se estima el costo de la reducción de la vida útil como función de la temperatura, el nivel de carga y la profundidad de descarga.

El proyecto anteriormente mencionado responde al interés que ha surgido en Colombia, particularmente en la ciudad de Bogotá, por implementar transporte público que emplee vehículos con energías alternativas. Los autores consideran que este escenario genera desafíos que deben ser

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

abordados por la comunidad investigativa (Barco Jiménez et al, 2013). Siguiendo esta tendencia que busca la inclusión de los vehículos eléctricos, se presenta un trabajo de investigación hecho en la Universidad Nacional de Colombia titulado “Modelo de masificación de vehículos eléctricos en Bogotá D.C.” (Quintana, 2014) que contiene información completa sobre el panorama colombiano en esta materia, explicando en qué consisten los vehículos eléctricos (EV), los híbridos y sus diferentes configuraciones, la penetración de EV mundialmente y en el país. Se emplea una técnica para modelar el problema de masificación de EV llamada “Dinámica de Sistemas” en la que se evalúan variables que influyen en la inclusión de este tipo de tecnologías en la ciudad de Bogotá como: el precio de los vehículos, el costo de mantenimiento, la disponibilidad de la infraestructura de carga, el tiempo de recarga, entre otras.

Algunas de las conclusiones del trabajo realizado por Quintana fueron: la cantidad de EV para el año de 2034 será entre 2% y 8% de los vehículos que circulan en la ciudad de Bogotá, los vehículos híbridos enchufables serían un paso intermedio en el proceso de masificación y finalmente que, adelantar proyectos de movilidad masiva en Bogotá y el departamento de Cundinamarca podría reducir la proyección de vehículos, sin embargo, el mejoramiento de la tecnología que permite la autonomía en los EV, permitiendo que hagan recorridos prolongados y disminuya el tiempo de carga, afectaría positivamente la incorporación de este tipo de vehículos en el parque automotor.

Apenas en el año 2013 se empezaron a utilizar vehículos eléctricos en el sector de transporte público en Colombia (Quintana, 2014), lo que lamentablemente implica que los proyectos en el campo investigativo sobre este tema sean escasos en el país y hasta donde llega la información consultada en antecedentes para la presente investigación, al mes de agosto de 2018, no existen proyectos de pregrado que traten este tema de creciente importancia, como resultado de la carencia

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

de investigaciones académicas en dicha área en Colombia, tampoco existen instancias de la literatura nacional que se puedan evaluar para considerar las restricciones adicionales generadas por la geografía colombiana y los recursos limitados que dispondría una empresa nacional para iniciar operaciones con este tipo de vehículos.

4. Marco Teórico

4.1. Optimización Combinatoria

La explosión combinatoria, en problemas de optimización, hace referencia al incremento de la complejidad matemática y la cantidad de posibles soluciones factibles o no. Para los casos de problemas de alta complejidad matemática, surgen técnicas de optimización combinatoria que permiten hallar soluciones subóptimas al problema, mediante la evaluación de pequeñas zonas de todo el espacio de solución. El tiempo de computación de las técnicas de optimización combinatoria es razonable, en contraste al que se emplearía para resolver estos mismos problemas por medio de técnicas exactas (Gallego Rendón, Escobar Zuluaga, & Romero Lazaro, 2006).

Un ejemplo de un problema combinatorial complejo es el del Vendedor Viajero, que se tratará más adelante y del que se derivan los Problemas de Ruteo de Vehículos. Igualmente, algunas técnicas de optimización combinatoria son los algoritmos genéticos, la Búsqueda Tabú, GRASP y *Simulated Annealing*, entre otros. (Gallego Rendón et al., 2006)

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

4.2. Optimización de Redes.

La representación gráfica de problemas de optimización por medio de redes permite considerar las relaciones entre los elementos del sistema, facilitando su comprensión (Hillier & Lieberman, 2013).

Para entender un problema de optimización de redes es necesario conocer ciertos términos que se utilizan ampliamente en la literatura: Una red está compuesta por puntos que reciben el nombre de nodos o vértices; líneas de conexión entre estos puntos, también llamadas arcos o ramas: si A y B son dos nodos en una red, entonces el arco que conecta dichos puntos se llamará AB. Sin embargo, dependiendo de la dirección del flujo en el arco, si se dirige de B hacia A, el arco recibirá el nombre de BA (Hillier & Lieberman, 2013). Un arco dirigido es aquel en el que el flujo se permite en una sola dirección, por el contrario, si va entre uno y otro de sus dos nodos, se denomina arco no dirigido. Dependiendo de los tipos de arcos que la componen, una red puede ser dirigida o no dirigida; en el caso de una red mixta, es posible transformarla en una dirigida mediante la sustitución de cada arco no dirigido en dos dirigidos con direcciones opuestas (Hillier & Lieberman, 2013).

Una trayectoria es la serie de arcos diferentes que conectan dos nodos, también puede ser dirigida o no dirigida. Se denomina ciclo a aquella trayectoria cuyo nodo inicial y final son el mismo.

4.3. Problema de Ruteo de Vehículos.

El problema de ruteo de vehículo surgió como una variante del Problema del Vendedor Viajero (TSP), en el que se busca encontrar la ruta más corta que pase una vez por cada uno de los n nodos de una red planteada y regrese al punto inicial (Dantzig & Ramser, 1959). La formulación general

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

del VRP se representa con un gráfico $G = (v, \varepsilon, c)$ en el que $v = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ es el conjunto de vértices, $\varepsilon = \{(v_i, v_j) | (v_i, v_j) \in v^2, i \neq j\}$ el conjunto de arcos y $c = (c_{ij})_{(v_i, v_j) \in \varepsilon}$ es la matriz de costos inherentes al problema, es decir, por distancia recorrida, tiempo de viaje, entre otros. Se busca encontrar un grupo de rutas que permitan a la flota de vehículos visitar cada nodo una vez, mientras se minimiza el costo total de los recorridos (Pillac et al., 2013).

Partiendo de la formulación del Problema de Ruteo de Vehículos, se dio el surgimiento de diferentes variantes del modelo, una de ellas es el problema de ruteo de vehículos eléctricos.

4.4. Problema de Ruteo de Vehículos Eléctricos.

En el problema base de ruteo de vehículos eléctricos el grafo G , que representa la red, debe incluir un conjunto adicional que incorpora las estaciones de carga para los vehículos. Una característica particular de este conjunto corresponde a la libertad de asignar visitas múltiples a ciertas estaciones o no incluirlas en ninguna de las rutas, esto dependiendo del ajuste que sea conveniente para mejorar los resultados. Adicionalmente, cada arco tiene, como en el caso del VRP, un tiempo de recorrido y una distancia asignada (Lin, Zhou, & Wolfson, 2016).

Las variaciones de los EVRP, que provienen precisamente de las investigaciones realizadas previamente en vehículos de combustión interna, por tanto, si se suprimen las condiciones de carga de la batería los vehículos, se podrían considerar como un VRP. Si adicionalmente se considera un solo vehículo y se eliminan otras restricciones, como ventanas de tiempo, el problema regresa a la forma básica del TSP (Yang et al., 2015).

A continuación, se presentarán algunas de las investigaciones sobre el problema de ruteo de vehículos eléctricos.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

4.4.1. Ruteo de vehículos eléctricos con carga lineal y no lineal. Generalmente, los artículos de investigación consideran el proceso de carga de la batería, como linealmente dependiente del tiempo de carga. Sin embargo, no puede garantizarse un comportamiento lineal debido a los cambios de corriente y voltaje que se producen en las estaciones de carga (Montoya et al., 2017), que adicionalmente afectan la vida útil de la batería y la fidelidad del modelo planteado en el estudio, ya sea para cargas parciales o totales del vehículo en la estación. Ya que la forma de la función de carga es conocida y para tener en cuenta este comportamiento se pueden llevar a cabo ciertas consideraciones (Montoya et al., 2017):

- Describir el proceso de carga mediante ecuaciones diferenciales que posteriormente se incluirán en el modelo de estudio.
- Realizar una aproximación lineal de toda la función, esta puede considerar un ritmo de carga superior o inferior al real, del que se obtendrán estudios con resultados optimistas o pesimistas del tiempo de carga.
- Considerar únicamente el segmento lineal de la función, que representa aproximadamente el 80% del proceso de carga, asumiendo que continuará cargándose con el mismo ritmo.
- Construir una función por partes que describa, mediante aproximaciones lineales, el 20% restante de la función de carga del vehículo.

4.4.2. Ruteo de vehículos eléctricos con ventanas de tiempo (EVRPTW). Las ventanas de tiempo en los modelos de ruteo, tanto de vehículos de combustión interna como eléctricos, surge a partir de las operaciones de recolección y entrega de mercancía que llevan a cabo compañías de logística. Una representación general de la manera cómo se incluyen estas restricciones es la siguiente (Schneider, Stenger, & Goeke, 2014):

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

- Cada nodo i tiene una ventana de tiempo asociada $[e_i, l_i]$
- No es posible que el servicio inicie antes de e_i ni después de l_i
- La duración de servicio s_j está asociada a cada cliente j

Que existan ventanas tiene ciertas implicaciones en el tiempo de recorrido, por ejemplo: si el vehículo llega al nodo antes de e_i tendrá que esperar para iniciar el servicio o si llega después de l_i ya no será posible atenderlo, aunque si es posible que el servicio termine después de l_i (Schneider et al., 2014). En algunos casos se pueden relajar estas restricciones, pero en su lugar se incluye un costo de amonestación.

4.4.3. Ruteo de vehículos eléctricos con cargar parciales (PR-EVRP). Debido a la reducida cantidad de estaciones de carga para vehículos eléctricos y la distribución de estas en las ciudades, existe la necesidad de tomar decisiones relacionadas con respecto al tiempo que el vehículo debe permanecer cargando. El proceso puede iniciar en cualquier nivel de carga, sin embargo, existe el riesgo latente de que si se carga totalmente la batería se podría perder tiempo valioso de recorrido, un elemento que es vital si se consideran ventanas de tiempo. Por tanto, en algunos casos, relajar la restricción de carga completa del vehículo puede mejorar los resultados del modelo, ya que permite la posibilidad de atender clientes que salen del rango de autonomía del vehículo con una sola carga, sin obligarlo a permanecer por un tiempo superior al que requiere para finalizar con el recorrido y visitar todos los nodos (Keskin & Çatay, 2016).

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

4.4.4. Ruteo de vehículos eléctricos capacitados (CEVRP). Cuando se trata rutas de recolección de productos, además de las restricciones que ya se han mencionado anteriormente, es necesario considerar también la capacidad de carga del vehículo y esto es precisamente a lo que hace referencia esta variación del problema de ruteo de vehículos eléctricos. Es una de las restricciones más estudiadas en los problemas de ruteo, junto con aquellos que consideran ventanas de tiempo, tanto en vehículos que emplean combustibles fósiles como alternativos (Braekers, Ramaekers, & Van Nieuwenhuysse, 2016).

Considerar la capacidad del vehículo puede conllevar a tener que evitar asignar cierto tipo de vehículos que no podrán almacenar todos los productos que se programaron para recoger a lo largo de la ruta o implicaría la necesidad de realizar paradas adicionales en almacenes para descargar los productos recolectados antes de continuar con el recorrido.

4.5. Heurísticas de Solución para Problemas de Ruteo

Los algoritmos heurísticos se pueden agrupar de la siguiente manera: Constructivos, de descomposición y división, de reducción y de búsqueda de vecindad (Gallego Rendón et al., 2006). A continuación, se presenta una revisión de los algoritmos heurísticos empleados con frecuencia.

4.5.1. Adaptive Large Neighborhood search (ALNS). Para comprender cómo funcionan los algoritmos de Búsqueda de Vecindario, y por ende el ALNS, es necesario entender a qué hace referencia el concepto de vecindario: Los problemas de optimización combinatoria, como ya se mencionó anteriormente, cuentan con gran cantidad de soluciones factibles, lo que hace imposible que se pueda analizar la población en su totalidad; para sobrepasar esta dificultad se plantean los algoritmos de búsqueda de vecindario (*Neighborhood Search* o NS). Se define un vecindario $N(s)$ para cada solución s , que contiene soluciones similares entre sí y s , el NS parte de una solución

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

inicial y analiza el vecindario de cada configuración con el objetivo de encontrar elementos que mejoren la función objetivo entre los vecinos cercanos (Lutz, 2014).

Para mejorar los resultados de solución se desarrolló una búsqueda de vecindario amplia (*Large Neighborhood Search* o LNS) que parte de una solución inicial s , que consta de ciertos elementos (nodos y arcos), el LNS, emplea una función (heurística) de destrucción para remover determinados elementos y los reemplaza por otros que hacen parte del vecindario de la solución s por medio de una función de reparación; de manera que se genera una nueva solución s' . Cada vez que el algoritmo encuentra una configuración superior s_{\min} , s debe ser reemplazada. Sin embargo, cuando se acepta una solución s' que no representa una mejora de la función objetivo, entonces s toma la nueva configuración s' y s_{\min} permanece igual (Lutz, 2014).

Para decidir si se acepta o no, una solución alternativa, se debe escoger un criterio de aceptación, algunos de ellos pueden ser: admitir todas las nuevas soluciones, hacerlo sólo en el caso de que implique una reducción en los costos, definir un límite de permisibilidad que sea adaptable con cada iteración y que restrinja o admita determinada solución s' , entre otros (Lutz, 2014).

Finalmente, surge una variante del LNS, cuya traducción aproximada sería Búsqueda Adaptable de Gran Vecindario (*Adaptive Large Neighborhood Search* o ALNS), que difiere del primero en la cantidad de heurísticas de destrucción y reparación que requiere. En el LNS se selecciona una función para cada etapa de ajuste de la solución, sin embargo, en el ALNS se tienen dos conjuntos de heurísticas para las fases de destrucción y reparación, escogidas por el usuario. La particularidad del ALNS consiste en que en cada iteración selecciona una heurística de cada conjunto y dependiendo de su desempeño, ajusta una función de peso que, a su vez, también

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

afectará las probabilidades de que esa heurística sea seleccionada nuevamente en las siguientes iteraciones (Lutz, 2014). En la Figura 7 se presenta la secuencia que sigue el algoritmo ALNS en su forma general.

```

Input: problem instance I
create initial solution  $s_{\min} = s \in S(I)$ 
while stopping criteria not met do
  for  $i = 1, \dots, p_u$  do
    select  $r \in R, d \in D$  according to probabilities  $p$ 
     $s' = r(d(s))$ 
    if  $\text{accept}(s, s')$  then
       $s = s'$ 
      if  $c(s) < c(s_{\min})$  then
         $s_{\min} = s$ 
    adjust the weights  $w$  and probabilities  $p$  of the heuristics
return  $s_{\min}$ 

```

Figura 7. Estructura general del algoritmo *Adaptive Large Neighborhood Search*. Tomado de (Lutz, 2014)

Una de las características a resaltar del algoritmo ALNS, es la posibilidad de incluir cuantas heurísticas de inserción y destrucción como el investigador considere necesarias (Lutz, 2014). En los anexos del presente documento se explican algunas de ellas, como las empleadas en “*Partial recharge strategies for the electric vehicle routing problem with time Windows*” (Keskin & Çatay, 2016) (→Apéndice A).

4.5.2. Algoritmo voraz (*Greedy Algorithm*). Hace parte del grupo de los algoritmos constructivos. El proceso llevado a cabo por esta heurística consiste en la construcción por partes de la solución. El algoritmo selecciona en cada iteración el elemento que ofrece mayor beneficio, es decir, prioriza los elementos hasta encontrar una configuración factible (Gallego Rendón et al., 2006). En caso de los problemas de ruteo, el algoritmo seleccionaría el nodo cliente más cercano a la ubicación del vehículo en determinado punto.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

4.5.3. Algoritmo genético (*Genetic Algorithm*). El Algoritmo Genético (GA) simula el proceso natural de evolución para resolver problemas de optimización complejos. Parte de una población inicial compuesta por individuos o configuraciones, de ella se deben seleccionar aquellas que tendrá derecho a generar una nueva población. Para llevar a cabo este proceso, se debe calcular el valor de la función de ajuste de cada una de las configuraciones y seleccionar la mejor; después de seleccionada, se realizan iteraciones sucesivas en las que se recombina cada individuo, ocasionando mutaciones en la población, de donde surgirá una nueva generación; el proceso continúa hasta cumplir con el criterio seleccionado para detener la recombinación (Gallego Rendón et al., 2006).

Una característica fundamental del proceso de selección en el GA es que no elimina del todo a los individuos que no se adaptan al entorno, es decir que tienen peores valores de la función objetivo, ya que en sus configuraciones podría existir un segmento que mejore los resultados de la solución; por lo que, se promueve la reproducción de los individuos con buen desempeño pero no se suprimen aquellos de mala calidad sino que, permanecen con una baja probabilidad de selección (Gallego Rendón et al., 2006).

4.5.4. Búsqueda tabú (*Tabu Search*). La Búsqueda Tabú (TS) es una metaheurística de búsqueda local no aleatoria, su proceso de selección de vecindarios está basado en sus dos tipos de memoria, una de corto plazo y otra de largo plazo; la primera almacena los atributos de las soluciones que pasaron por una modificación reciente y los clasifica como “tabú”, de esta manera evita que la búsqueda regrese a vecindarios que ya han sido visitados anteriormente; el segundo tipo de memoria tiene en cuenta tres aspectos fundamentales: la frecuencia, la intensificación y la diversificación, por medio de ellas, sabe cuál es la frecuencia con la que un atributo ha sido seleccionado, cuál será el criterio de selección de nuevas alternativas y qué zonas del campo de

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

soluciones no han sido exploradas para orientar la búsqueda hacia estos vecindarios (Gallego Rendón et al., 2006).

4.5.5. Algoritmo GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedures*). Esta técnica de búsqueda consta de tres fases y su resultado final será una solución subóptima del problema. La primera fase es el preprocesamiento, a partir de indicadores de sensibilidad se determina un conjunto de soluciones iniciales diversas y subespacios para explorar que sean prometedores, en el vecindario del conjunto de soluciones. La segunda fase será la de construcción, en ella se parte de una solución parcial que se va construyendo elemento por elemento gracias a una función voraz que selecciona los atributos candidatos para ser parte de la solución parcial, que se redefine en cada iteración, Finalmente viene la búsqueda local, la última etapa del algoritmo, que explora en el vecindario de la solución óptima local, hasta que, después de cierta cantidad de repeticiones, no encuentra una configuración mejor y detiene el proceso (Gallego Rendón et al., 2006).

5. Diseño del modelo

Considerando los hallazgos de la revisión de la literatura específica del área, se plantea un modelo matemático adaptado de aquel formulado en “*A heuristic approach for the Green vehicle routing problem with multiple technologies and partial recharges*” (Felipe, Ortuño, Righini, & Tirado, 2014). En este artículo, los autores buscan minimizar los costos de carga total de las rutas, con una función objetivo compuesta por costos fijos y variables: el primero de ellos corresponde al desgaste en la vida útil de la batería del vehículo por cada ciclo de carga y el segundo término a la sumatoria de los costos asociados a la carga del automotor en el depósito y las estaciones de carga. Los

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

autores consideran el uso de tecnologías múltiples en las estaciones de carga que permiten al vehículo recargar a un ritmo rápido, medio o lento, dependiendo de la tecnología y la disponibilidad de cada una en la estación en que se detiene el vehículo; esto implica la existencia de un costo unitario diferente por cargar usando cada una de ellas. Adicionalmente, se tiene en cuenta el gasto de la vida útil de la batería del vehículo por cada ciclo de recarga. En consecuencia, se efectuaron modificaciones las restricciones que describen el tiempo y en la definición de dicha variable de decisión del Problema de Ruteo de Vehículos Verdes (GRVP) de Felipe et al. (2014) para que se pueda formular como un EVRP, conservando las condiciones de múltiples tecnologías de recarga. Sin embargo, se suprimen las restricciones que corresponden al uso de nodos ficticios en la formulación matemática y posterior programación.

5.1. Descripción del Problema

La red del problema de ruteo de vehículos eléctricos (EVRP) se representa por medio de un grafo $G = (V = N \cup R, A)$ compuesto por nodos clientes $N = \{1, \dots, n\}$ con una demanda q_i (kilogramos) y un tiempo de servicio s_i (horas), $R = \{0, n + 1, \dots, m\}$ son los nodos de las estaciones de carga más el depósito (D), además de los arcos (i, j) contenidos en A que tienen una distancia d_{ij} (kilómetros) y un tiempo de viaje t_{ij} al desplazarse de i a j .

Con respecto a las estaciones y el proceso de carga, es necesario mencionar que las visitas se llevan a cabo en cualquier momento, pueden ser simultaneas, se permiten las cargas parciales, sin embargo existe un tiempo fijo mínimo de recarga f_i y se asume que al salir del depósito para iniciar la ruta, cada vehículo realizó una carga completa de la batería durante la noche, por lo que se incurre en un costo de recarga C_o ($\text{€}/kWh$); adicionalmente, se establece una velocidad de carga constante ρ_t (kWh) que depende del tipo de tecnología de recarga disponible en cada estación $T_i \subseteq T$, donde T es el conjunto de tecnologías consideradas con un costo unitario asociado

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

C_t ($\text{€}/kWh$). Cada uno de los k vehículos de la flota tiene una capacidad Q (kg) para el transporte de carga y B (kWh) para la batería del vehículo, esta última se descarga a una razón r (kWh/km) proporcional a la distancia recorrida.

Como se menciona al iniciar este capítulo, una de las particularidades del artículo escrito por Felipe et al. (2014), es la consideración de costo de desgaste de la batería en cada ciclo de recarga, que se representa como ϑ ($\text{€}/ciclo$), calculado por los autores del artículo de referencia como la razón entre el costo de la batería y el número de ciclos de recarga estimados antes de que sea necesario cambiarla. A partir de estas condiciones, las rutas factibles serán aquellas que: inician y finalizan en el depósito, que no exceden el tiempo T (horas) del turno de los conductores ni los límites de las capacidades Q y B .

5.2. Modelo Matemático

Las variables de decisión del modelo serán:

- $x_{ij} \in \{0, 1\}$ es una variable binaria que toma el valor de 1 si el vehículo recorre el arco (i, j) y 0 si no lo hace.
- $\delta_{it} \in \{0, 1\}$ es una variable binaria que toma el valor de 1 si en la estación de recarga i se emplea la tecnología de recarga t y 0 si no lo hace.
- $y_j^A \geq 0$ cantidad de energía en la batería al llegar al nodo j (kWh).
- $y_j^L \geq 0$ cantidad de energía en la batería al salir al nodo j (kWh).
- $l_j \geq 0$ cantidad de carga restante en el vehículo después de visitar el nodo j (kg).
- $z_{it} \geq 0$ cantidad de energía recargada en el nodo i usando la tecnología t (kWh).
- $g_v \geq 0$ cantidad de energía recargada por el vehículo v en el depósito (kWh).
- $\tau_j \geq 0$ tiempo de llegada al nodo j .

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

$$\text{Min:} \quad \sum_{v \in D} C_o g_v + \sum_{i \in R} \sum_{t \in T_i} C_t z_{it} + \vartheta \sum_{i \in V, j \in R \cup D} x_{ij} \quad (1)$$

S.a.

$$\sum_{j \in V} x_{ij} = 1 \quad \forall i \in N \quad (2)$$

$$\sum_{j \in V} x_{ji} - \sum_{j \in V, j \neq i} x_{ij} = 0 \quad \forall i \in V \quad (3)$$

$$\sum_{j \in V} x_{vj} - \sum_{j \in V} x_{jv} \leq 1 \quad \forall v \in D \quad (4)$$

$$\tau_j \geq \tau_i + (t_{ij} + s_i)x_{ij} - M_1(1 - x_{ij}) \quad \forall i \in N, \forall j \in V, i \neq j \quad (5)$$

$$\tau_j \geq \tau_i + \left(t_{ij} + \sum_{t \in T_i} \frac{1}{\rho_t} z_{it} + f_i \right) x_{ij} - M_1(1 - x_{ij}) \quad \forall i \in R, \forall j \in V, i \neq j \quad (6)$$

$$\tau_j \geq t_{vj} - M_1(1 - x_{vj}) \quad \forall v \in D, \forall j \in V, v \neq j \quad (7)$$

$$0 \leq \tau_v \leq T \quad \forall v \in D \quad (8)$$

$$y_j^A \leq y_i^L - rd_{ij}x_{ij} + B(1 - x_{ij}) \quad \forall (i, j) \in A \quad (9)$$

$$y_j^L \leq B \quad \forall j \in R \quad (10)$$

$$y_v^L \leq g_v \quad \forall v \in D \quad (11)$$

$$y_j^L = y_j^A \quad \forall j \in N \quad (12)$$

$$y_j^L = y_j^A + \sum_{t \in T_j} z_{jt} \quad \forall j \in R \quad (13)$$

$$g_v \leq B \quad \forall v \in D \quad (14)$$

$$l_j \geq l_i + q_j x_{ij} - M_2(1 - x_{ij}) \quad \forall i \in V, \forall j \in N, i \neq j \quad (15)$$

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

$$l_j \geq l_i - M_2(1 - x_{ij}) \quad \forall i \in V, \forall j \in R, i \neq j \quad (16)$$

$$l_j \leq Q \quad \forall j \in V \quad (17)$$

$$z_{it} \leq B\delta_{it} \quad \forall i \in R, \forall t \in T_i \quad (18)$$

$$x_{ij}, \delta_{it} \in \{0,1\}; y_j^L, y_j^A, l_j, z_{it}, g_v, \tau_j \geq 0 \quad \forall i, j, v, t \quad (19)$$

La función objetivo (1) buscar minimizar los costos de recargar en el depósito, las estaciones de carga y el desgaste de las baterías en cada ciclo de recarga. La restricción (2) establece que todos los clientes deben ser visitados una vez, en (3) se asegura que el número de arcos entrante y saliente en cada nodo sea el mismo, la ecuación (4) establece que los vehículos deben ser usados hasta una vez y que las rutas deben iniciar y finalizar en el depósito.

Las ecuaciones (5) a la (7) definen los tiempos de llegada al nodo j teniendo en cuenta el tiempo de viaje entre (i, j) , el tiempo de servicio en el nodo i y el tiempo de recarga definido como el cociente entre la cantidad de energía recargada y el ritmo de carga de la estación; en (8) se limita el tiempo de las rutas para que no exceda el turno T del conductor.

En la restricción (9), la energía con la que el vehículo llega al nodo j debe ser menor que aquella con la que sale de i dado el consumo de energía al recorrer el arco, en (10) y (11) la energía almacenada al salir de las estaciones y del depósito, debe ser siempre inferior o igual a la capacidad B de la batería, en (12) se establece que cuando se visita un cliente no existe gasto de energía durante el servicio y la ecuación (13) asegura que el nivel de carga de la batería sea la suma de aquel con el que llega a la estación y la energía recargada. La restricción (14) limita la cantidad de energía disponible al salir del depósito para que no exceda la recargada durante la noche.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

Las restricciones (15) a la (17) hacen referencia a la capacidad de carga de bienes en los vehículos de manera que no supere el peso máximo Q y que se hagan entregas completas en cada visita a un nodo cliente. En (18) se restringe la cantidad de energía recargada usando una tecnología t para que no exceda la capacidad máxima de la batería y, la ecuación (19) define las variables y el dominio de cada una.

6. Algoritmo ALNS

El modelo matemático se resolverá usando una versión adaptada del algoritmo ALNS planteado en “*An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for the Pickup and Delivery Problem with Time Windows*” (Ropke & Pisinger, 2006). En dicho artículo los autores efectúan un aporte significativo a los métodos de solución de los problemas de ruteo de vehículos, creando una extensión del algoritmo *Large Neighborhood Search* (LNS). De los conjuntos de heurísticas empleadas en la investigación de Ropke y Pisinger, se seleccionan aquellas que aportan a la optimización de los costos de recarga de los vehículos, es decir, aquellas que consideran la distancia recorrida como un agravante del gasto en la batería del vehículo, además se incluyen algoritmos de selección aleatoria para mantener la diversificación en las soluciones alternativas. En este capítulo se describen las heurísticas a utilizar y el método de solución del ALNS aplicado al problema de ruteo de vehículos eléctricos con recargas parciales.

Para mejor comprensión de la metodología de solución, los pseudocódigos presentados en las siguientes secciones se encuentran traducidos en el Apéndice B, igualmente es posible encontrar un ejemplo del algoritmo ALNS en el Apéndice C.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

6.1. Algoritmo de construcción para la solución inicial.

Todos los algoritmos que trabaja el algoritmo ALNS parten de una solución inicial con el objetivo de mejorar su calidad; generalmente para obtener dicha solución, los investigadores emplean heurísticas de construcción voraz (Emeç, Çatay, & Bozkaya, 2016; Kancharla & Ramadurai, 2018; Keskin & Çatay, 2016; Wen et al., 2016). Sin embargo, Felipe et al. (2014) en el artículo empleado como referencia en la sección 5.2. del presente trabajo, recurren a un algoritmo de comportamiento voraz con un elemento de aleatoriedad que resulta fructífero para mejorar la calidad de la solución inicial, por lo tanto, se presenta la heurística *K-PseudoGreedy* (K-PG) como recurso para la construcción de la solución inicial de manera iterativa.

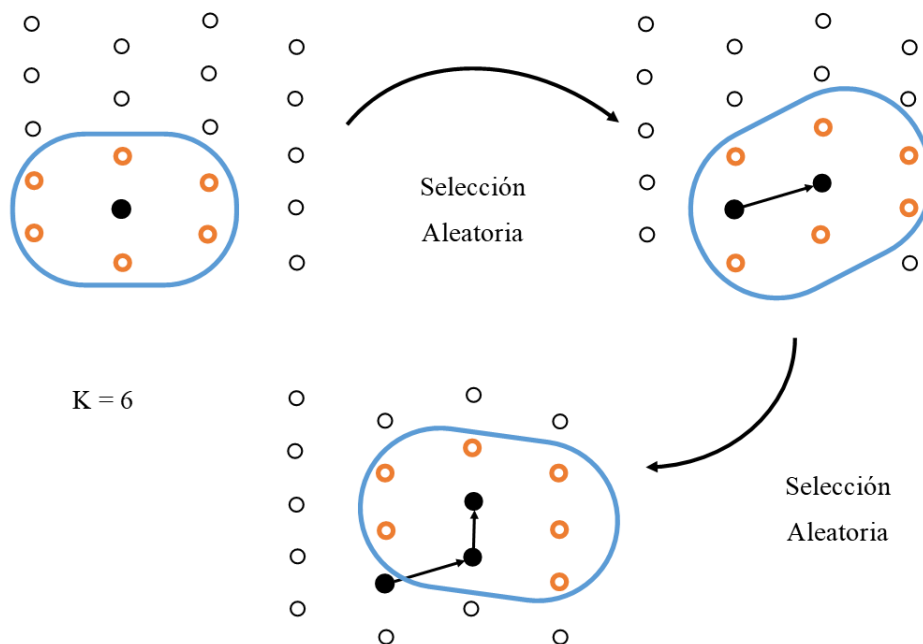


Figura 8. Ejemplo del algoritmo *K-PseudoGreedy* con $K = 6$

En la Tabla 2 se presenta el pseudocódigo usado por Felipe et al. (2014). El K-PG inicia con una solución vacía y en cada iteración agrega una ruta h a un vehículo partiendo del depósito hasta que todos los clientes han sido atendidos. Para efectuar la asignación de los clientes a cada ruta, se

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

debe hacer un listado de los k nodos más cercanos y seleccionar uno de ellos de manera aleatoria (Figura 8). Ya que los vehículos deben iniciar y finalizar las rutas en el depósito, representado por el nodo $i = 0$, el algoritmo se asegura que el vehículo tenga suficiente carga para regresar al punto inicial cada vez que se desplaza a algún cliente; si el automotor puede ir de i a j , entonces se asigna este cliente a la ruta, y se establece $i = j$ para simular que el vehículo ahora está ubicado en el nuevo nodo. Sin embargo, si la carga de la batería no es suficiente para el viaje de regreso, se evalúa si es posible efectuar el trayecto haciendo una visita a una estación de recarga intermedia r , entonces se deben agregar ambos nodos, j y r , a la ruta h haciendo una recarga completa de la batería.

En algunas ocasiones, visitar una estación de recarga no es suficiente para llegar al depósito, en cuyo caso se adicionan los nodos de carga r que sean necesarios para recorrer el trayecto final asegurando que la carga al llegar a $i = 0$ sea cero, es decir, se abre la posibilidad de realizar cargas parciales al vehículo debido al incremento de costos que representa efectuar visitas a múltiples estaciones. El criterio para determinar el número de clientes que se visitan por ruta está representado por el tiempo total del recorrido, considerado como un recurso limitado por la duración del turno del conductor, por lo tanto, ninguna ruta puede prolongarse más allá de este tiempo.

Tabla 2

Pseudocódigo del algoritmo K-PseudoGreedy. (Felipe et al., 2014)

Algoritmo K-PseudoGreedy

1: Initialize solution by setting $h := 1$ and $i := 0$.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

- 2: **Repeat**
 - 3: Find up to k unvisited customers that are closest to i and are reachable according to capacity, autonomy and time availability, and select one of them, say j , at random.
 - 4: **If** (it is possible to reach the depot directly from j) **then**
 - 5: Add j to route h and set $i := j$.
 - 6: **Else**
 - 7: **If** (it is possible to reach the depot from j by visiting a recharge node r in between) **then**
 - 8: Add j and r to route h , performing a full recharge with the fastest technology available, and set $i := r$.
 - 9: **Else**
 - 10: Add the depot to route h , adjusting recharges so that the battery level is null when arriving at the depot, and set $h: h + 1, i := 0$.
 - 11: **End if**
 - 12: **End if**
 - 13: **Until** all customers are served
-

Después de generar la solución inicial por medio del K-PG, el algoritmo ALNS selecciona una heurística para remover y otra para insertar nodos de manera que se cree una solución alternativa. El algoritmo ALNS permite que se incluyan tantas heurísticas como el investigador considere necesarias en cada set. En las secciones 6.2. y 6.3. se describen los algoritmos seleccionados para formar parte del presente trabajo a partir de la investigación efectuada por Ropke y Pisinger (2006).

6.2. Algoritmos de destrucción.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

El método general de remoción consiste en retirar γ clientes de la solución actual, este número entero es seleccionado de manera aleatoria a partir del número total de clientes con probabilidad uniforme (Keskin & Çatay, 2016). Las reglas bajo las que se rige la selección de dichos clientes varían dependiendo de la heurística.

- *Random Removal*.
- *Worst Removal*.

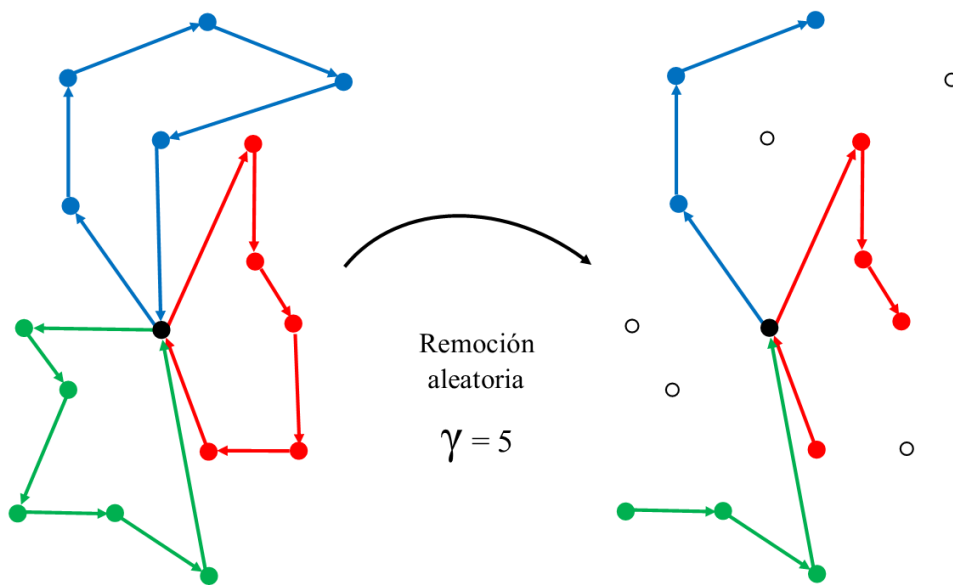


Figura 9. Ejemplo del algoritmo *Random Removal* para cinco clientes seleccionados de manera aleatoria en una solución de tres rutas

En *Random Removal* se efectúa una remoción aleatoria de γ clientes de la solución resultando en rutas parciales como se muestra en la Figura 9. En la Tabla 3 se presenta el pseudocódigo del algoritmo *Worst Removal*, la metodología consiste en organizar los clientes de manera descendiente en una lista L usando como criterio el costo de cada cliente almacenado en la función $cost(i, s)$, dichos costos se establecen calculando la diferencia entre el valor de la solución con y sin el cliente $[f(s) - f_{-i}(s)]$, la idea central del algoritmo es eliminar en cada iteración el cliente

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

número $\lceil \lambda^\kappa \rceil$ con costos mayores (Ropke & Pisinger, 2006). La manera de hacerlo es seleccionar uno por uno los γ clientes generando un número aleatorio $\lambda \in [0, 1]$ y un factor $\kappa \geq 1$ que determina la diversificación del algoritmo, cuando $\kappa = 1$ los clientes se extraen de la solución de manera totalmente aleatoria. Se ha demostrado que este criterio, empleado en otros algoritmos como *Shaw Removal*, tiene buen desempeño para valores entre $3 < \kappa < 5$ del factor de diversificación (Shaw, 1997).

Tabla 3

Pseudocódigo del algoritmo Worst Removal (Ropke & Pisinger, 2006)

Algoritmo Worst Removal

- 1: **Function** *WorstRemoval* ($s \in \{\text{solution}\}$, $\gamma \in \mathbb{N}$, $\kappa \in \mathbb{R}_+$)
 - 2: **While** $\gamma > 0$ **do**
 - 3: Array: $L =$ All planned requests i , sorted by descending $\text{cost}(i, s)$;
 - 4: Choose a random number λ in the interval $\{0, 1\}$;
 - 5: Request: $r = L[\lceil \lambda^\kappa |L| \rceil]$;
 - 6: Remove r from solution s ;
 - 7: $\gamma = \gamma - 1$;
 - 8: **End while**
-

Por ejemplo, se puede considerar una ruta con diez clientes organizados en L de acuerdo con sus costos como se presenta en la Figura 10, generando un número aleatorio $\lambda = 0,478$ con un factor $\kappa = 2$ entonces el cliente a remover estaría ubicado en la posición $r = 2$ del vector L , calculado cómo se presenta a continuación:

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

$$r = \lfloor \lambda^k |L| \rfloor = \lfloor (0,478^2) * (10) \rfloor \cong 2$$

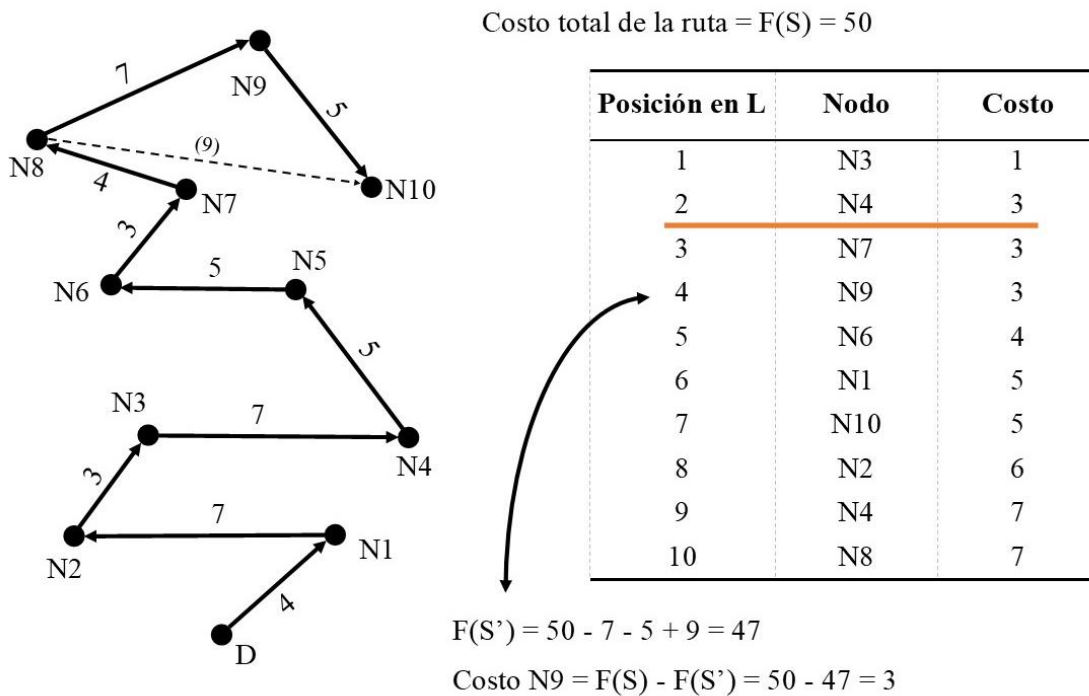


Figura 10. Ejemplo del algoritmo *Worst Removal* para una ruta con diez clientes cuyos costos de recorrido se presentan en los arcos que comunican cada par de nodos

6.3. Algoritmos de inserción.

El comportamiento básico de las heurísticas de inserción o reparación se presenta en la Tabla 4. Consiste en el cálculo de los costos de inserción de los clientes en las rutas, dichos valores se organizan de manera ascendente y dependiendo del criterio de selección de cada heurística, se efectúa la inserción del cliente en la posición indicada para ser atendido. Los clientes que se removieron empleando las heurísticas de la sección 6.2. se han almacenado previamente en una lista \mathcal{L} y a medida que se van insertando, se eliminan de la lista, de manera que se facilita el proceso de reconstrucción de las rutas, teniendo en cuenta que todos los clientes deben ser atendidos en las soluciones planteadas.

Tabla 4

Pseudocódigo de las heurísticas de reparación o inserción (Lutz, 2014)

Heurísticas de reparación

Input Current solution s , set of unassigned requests \mathcal{L}

Calculate insertion costs of request r into the tour of vehicle $v, \forall r \in \mathcal{L}, v \in V$

While further insertions are possible **do**

 Rank request-vehicle pairs (r, v) according to insertion costs

 Determine top-ranked request-vehicle pair (r, v)

 Insert r into the tour of v in s

$\mathcal{L} = \mathcal{L} \setminus \{r\}$

 Update insertion costs of $(r', v) \forall r' \in \mathcal{L}$

End while

Return s

- *Greedy Insertion.*
- *Regret-K Insertion (Regret-3).*

Como se menciona en la sección 4.5.2. los algoritmos de tipo voraz (*Greedy*) seleccionan los nodos que generan un beneficio mayor, en este caso, aquellos clientes con un costo de inserción menor. Por lo tanto, se priorizan de acuerdo con los gastos que implica la inserción del cliente i en cada una de las rutas factibles, reconstruyendo la solución de manera iterativa. En la Figura 11 es posible observar la metodología descrita en la Tabla 4, que toma una solución parcial y una lista \mathcal{L} que

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

contiene los clientes que fueron removidos de las rutas; calculando para cada elemento i que pertenece a \mathcal{L} , el costo de inserción entre dos nodos factibles j y k .

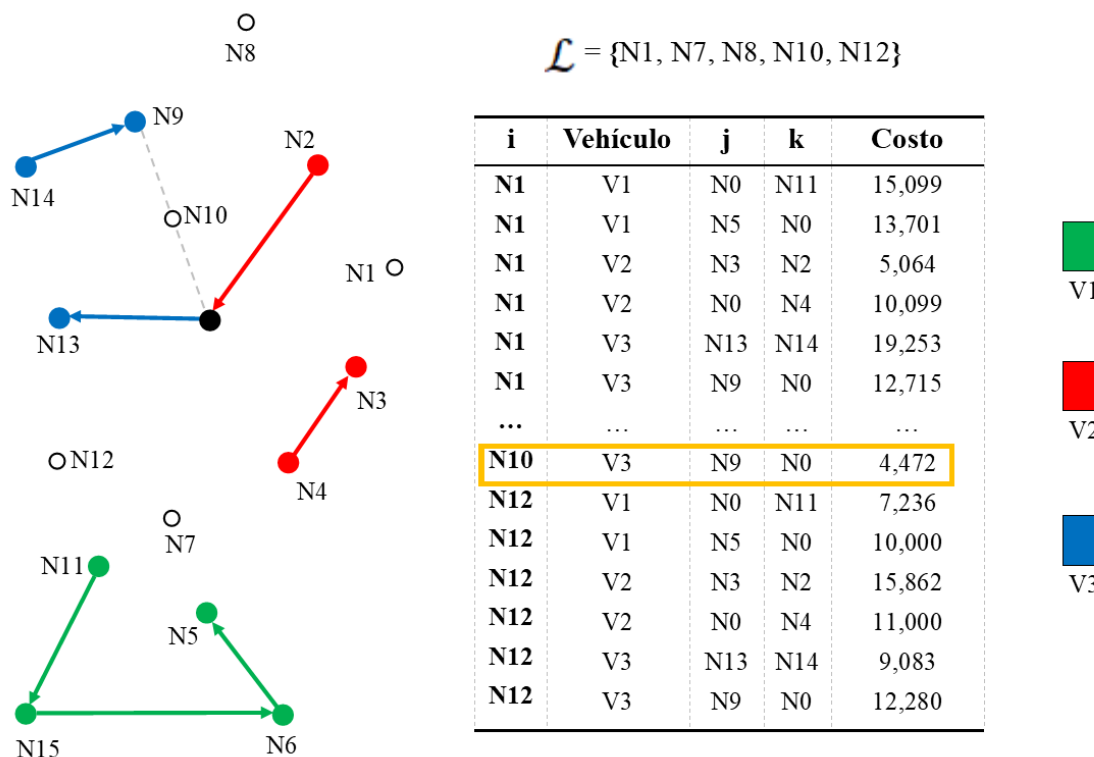


Figura 11. Ejemplo del proceso de selección del primer cliente a insertar con el algoritmo *Greedy Insertion*

En el ejemplo existen tres vehículos, cada uno atendiendo una ruta diferente que, después de las heurísticas de remoción deja un par de nodos factibles para reconstruir la ruta, de manera que, sólo existe cierta cantidad de conexiones posibles sin reorganizar el sentido de la ruta, ya sea los nodos que no fueron removidos anteriormente, o combinar una ruta con un vehículo que no le corresponde, es decir, no es posible calcular el costo de conectar N9-N8 y N8-N2, ya que los nodos precedente-procedente pertenecen a rutas diferentes, generando una conexión no-factible. El costo de inserción menor pertenece al cliente número diez, entre el nodo nueve y el depósito, creando los arcos $(j, i) = (N9, N10)$ y $(i, k) = (N10, N0)$.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

Una de las desventajas de los algoritmos voraces es que, al seleccionar primero los clientes con ahorros mayores, en las iteraciones finales siempre quedan nodos difíciles de insertar que generan rutas no-factibles. Uno de los algoritmos que permite tener en cuenta la insuficiencia de los recursos en la reconstrucción de las rutas es el algoritmo *Regret-K* (Demir, Bektaş, & Laporte, 2012), que tiene en cuenta las k primeras posiciones de inserción para cada cliente i , calculando la diferencia entre dichas ubicaciones por medio de la ecuación:

$$\arg \max_{r \in \mathcal{L}} \left\{ \sum_{i=2}^k [c(s_i(r)) - c(s_1(r))] \right\}$$

Esta heurística calcula, para cada cliente i la diferencia de valor entre la k -ésima y su mejor posición, de manera que identifica en las primeras iteraciones aquellos clientes críticos y antepone la inserción de dichos nodos. La asignación del valor de k influye en el tiempo de computación y la capacidad predictiva del algoritmo; por lo tanto, en el presente trabajo se empleará la heurística *Regret-3*, que tomaría en cuenta las primeras tres posiciones para cada nodo removido previamente. Como se presenta en la Figura 12, usando los costos de inserción del nodo uno en el ejemplo anterior, se toman sus tres posiciones con valores inferiores, que corresponden a las ubicaciones entre los nodos N3-N2, N0-N4, de la ruta 2 y N9-N0, de la ruta 3, se calcula la diferencia entre ellas; este procedimiento se repite para todos los elementos en \mathcal{L} y finalmente el algoritmo *Regret-k*, cuyo propósito es maximizar la diferencia, selecciona el cliente con la sumatoria de mayor valor y lo inserta en su mejor posición.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

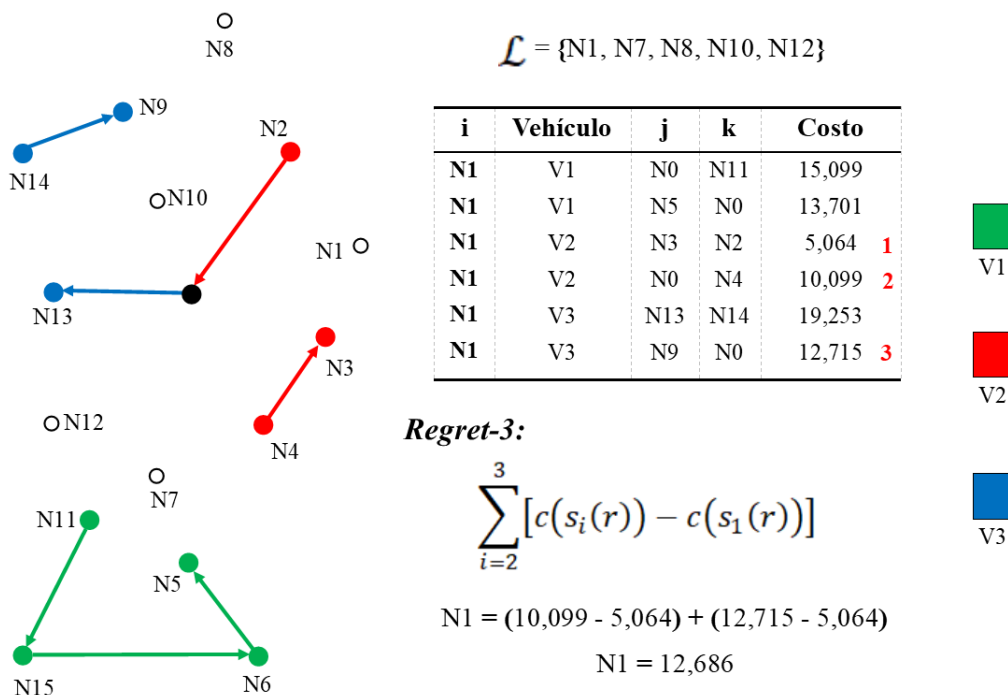


Figura 12. Cálculo del valor de *Regret-3* para el nodo número uno, del ejemplo de la sección de inserción de clientes

6.4. Remoción e inserción de estaciones de carga

En investigaciones como la efectuada por Keskin y Çatay (2016), se hace una distinción entre los nodos cliente y las estaciones de recarga, creando cuatro sets de heurísticas de remoción e inserción en lugar de dos como en el presente caso. La diferencia entre clientes y estaciones radica en que, al remover los primeros, existe la necesidad de volver a incluirlos todos para poder cumplir con los requisitos del problema; sin embargo, no existe este tipo de exigencias cuando se trata de una estación, si una de ellas es eliminada de una ruta, dado el caso que el vehículo que atiende dicho recorrido, necesite de una recarga, se podría reemplazar por otra estación que esté localizada en una ubicación más conveniente para los costos de operación.

Durante el ajuste de los nodos cliente por medio de las heurísticas de las secciones 6.2. y 6.3. se pueden generar cambios en las rutas de manera que se pueden dar las siguientes situaciones:

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

primero, el nodo inmediatamente precedente a la estación de la ruta, ya no es el más cercano a dicho punto de recarga, segundo, la distancia recorrida por la ruta ha disminuido al punto que el vehículo ya no precisa visitar una estación o por el contrario como tercer caso, se ha dado un aumento en la distancia en una ruta que anteriormente no llegaba a un punto de recarga.

Teniendo en cuenta estas consideraciones, y para suplir los sets de heurísticas dirigidos exclusivamente a los nodos tipo estación, se emplearon dos algoritmos que se aplican después de finalizado el proceso de construcción de la solución alternativa. El primero de ellos, remueve todas las estaciones de las rutas y el segundo, un algoritmo tipo voraz, determina en cuál ruta se requiere una recarga y designa la visita a la estación más cercana al nodo dado. A diferencia del algoritmo para la construcción de la solución inicial, que efectúa una recarga parcial, únicamente cuando no es posible llevar a cabo una completa, este algoritmo le da prioridad al gasto económico y de tiempo que implica cargar la batería completamente durante el recorrido, de manera que, calcula la recarga parcial necesaria para continuar con las visitas a los clientes planeados.

6.5. Planteamiento del algoritmo ALNS

El algoritmo *Adaptive Large Neighborhood Search* (ALNS) une las heurísticas que se describieron en las secciones 6.2., 6.3 y 6.4., para construir la heurística de búsqueda de vecindario que se empleará en el presente trabajo de investigación. El pseudocódigo que describe el funcionamiento del algoritmo se presenta en la Tabla 5, se busca mejorar de manera iterativa la solución inicial S_0 , generando varias soluciones alternativas S' , por medio de la remoción e inserción de algunas

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

estaciones de carga y clientes seleccionados por los dos sets de heurísticas: remoción de nodos (RH) e inserción de nodos (IH) (Ropke & Pisinger, 2006).

Tabla 5

Pseudocódigo del algoritmo Adaptive Large Neighborhood Search

Algoritmo ALNS

Input: Sets RH; IH. Problem instance I , T_I ; T_F .

Output: S

1: Generate an initial solution using the K-PseudoGreedy algorithm

2: Make initial solution as best solution $S^* \leftarrow S' \leftarrow S \leftarrow S_o$

3: Let j be the outmost iteration counter initialized as $j \leftarrow 1$ and $T := T_I$ as the temperature of the acceptance criteria, Simulated Annealing

4: **Repeat**

5: Select A_R algorithm $\in RH$ with probability P_R^S

6: Let S'^{-} be the solution obtained by applying A_R to S'

7: Select A_I algorithm $\in IH$ with probability P_I^S

8: Let S' be the solution obtained by applying A_I to S'^{-}

9: Let S' be the solution obtained by applying A_{SR} and A_{SI} to S'

10: **If** S' is not feasible **then**

11: Discard S'

12: **Else If** S' is feasible and $c(S') < c(S)$ **then**

13: $S \leftarrow S'$

14: **Else If** $d_T(S') < d_T(S)$ **then**

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

```

15:       $S \leftarrow S'$ 
16:      Else If  $d_T(S') > d_T(S)$  then
17:          Generate a random number  $u \in (0,1)$ 
18:          If  $\left(\exp\left(\frac{c(S)-c(S')}{T}\right) \geq u\right)$  then
19:               $S \leftarrow S'$ 
20:               $T = T * \omega$ 
21:          End If
22:      End if
23:  End If
24: End If
25: If  $c(S) < c(S^*)$  then
26:      $S^* \leftarrow S$ 
27: End if
28:  $j \leftarrow j + 1$ 
29: If  $(\text{mod}(j, N_s) \equiv 0)$  then
30:     Update adaptive weights of RA and IA algorithms
31: End if
32: Until Stop-criterion met

```

El proceso de solución se divide por segmentos (s) con N_s iteraciones, en cada repetición se selecciona una heurística (a) de acuerdo con una probabilidad P_a^S representada por la fórmula que

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

se presenta a continuación, donde w representa el peso adaptativo asignado a cada algoritmo y que varía respondiendo a la calidad de la solución alternativa generada (Keskin & Çatay, 2016).

$$P_a^s = \frac{w_a^s}{\sum_{l=1}^m w_l^s} \quad w_a^{s+1} = w_a^s(1 - \rho) + \rho \frac{\pi_a}{\theta_a}$$

El peso depende de un factor de reacción $0 \leq \rho \leq 1$ que controla la influencia que el éxito de una heurística tendrá en w , además del número de veces que ha sido usado (θ_a) y el puntaje acumulado (π_a) durante s . Este último elemento aumenta en σ respondiendo a la calidad de la solución alternativa generada según las situaciones bajo las que se acepta S' , de la siguiente manera: σ_1 si se produjo una mejor solución global, σ_2 cuando la distancia de la solución es menor que la actual y σ_3 si la distancia es mayor pero la solución es aceptada igualmente (Ropke & Pisinger, 2006). Adicionalmente se incluye σ_4 que corresponde al puntaje que se le asigna a una pareja de algoritmos que han encontrado una solución alternativa que supera las restricciones de tiempo, se decide otorgar este valor adicional, ya que, si se desecha la solución no factible sin recompensar a estos dos algoritmos, su puntaje de desempeño acumulado durante el segmento será considerablemente menor que el de la otra heurística que le acompaña en el set correspondiente, ocasionando que al calcular la probabilidad de selección para el siguiente segmento, se parcialice casi definitivamente por una de las heurísticas, reduciendo la probabilidad de la otra a cero. Los pesos adaptativos se actualizan al finalizar un segmento, en lugar de hacerlo iterativamente, por el esfuerzo computacional que requeriría calcular los parámetros cada vez que se produce una modificación (Lutz, 2014).

El algoritmo aceptará una solución peor que la actual en términos de distancia bajo el criterio de la heurística Recocido Simulado, que calcula la diferencia entre el costo de las dos soluciones a razón de una temperatura, que disminuye en un factor ω iterativamente; comparándola con un

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

número aleatorio generado, permitiendo que la búsqueda salga de los mínimos locales a explorar vecindarios en zonas diferentes del espacio de soluciones. Sin embargo, el descenso en la temperatura del algoritmo de Recocido Simulado conlleva a que la tendencia en la aceptación de soluciones alternativas sea admitir aquellas que se acercan más a la actual, es decir, en las primeras iteraciones se dará con mayor frecuencia la admisión de soluciones con peor calidad. El algoritmo finaliza cuando se ha cumplido el número de iteraciones globales asignadas al inicio del proceso de solución (Keskin & Çatay, 2016).

7. Validación del algoritmo

7.1. Instancias

El algoritmo ALNS planteado en el presente trabajo de investigación se evaluó usando las instancias planteadas por Felipe et al. (2014) en el artículo tomado como referencia para el diseño del modelo matemático. Dichas instancias consideran dos tipos de configuraciones: en la primera de ellas el depósito se encuentra ubicado en una posición central con respecto a las ocho estaciones de recarga (Figura 13 (a)), por otra parte, la segunda configuración considera únicamente cuatro puntos de servicio, con el depósito en una de las esquinas de la zona geográfica considerada (Figura 13 (b)).

Adicionalmente, cada estación de servicio cuenta con cierto tipo de tecnologías de recarga, clasificadas de acuerdo a su la velocidad: Rápida (F), media (M) y lenta (S); como se observa en la Figura 13, no todas están disponibles en cada punto de recarga y el depósito es el único que

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

tiene tecnologías de recarga lenta, cuyo atractivo radica en el bajo costo de uso y es empleada para llevar a cabo las recargas de todos los vehículos durante la noche (Felipe et al., 2014).

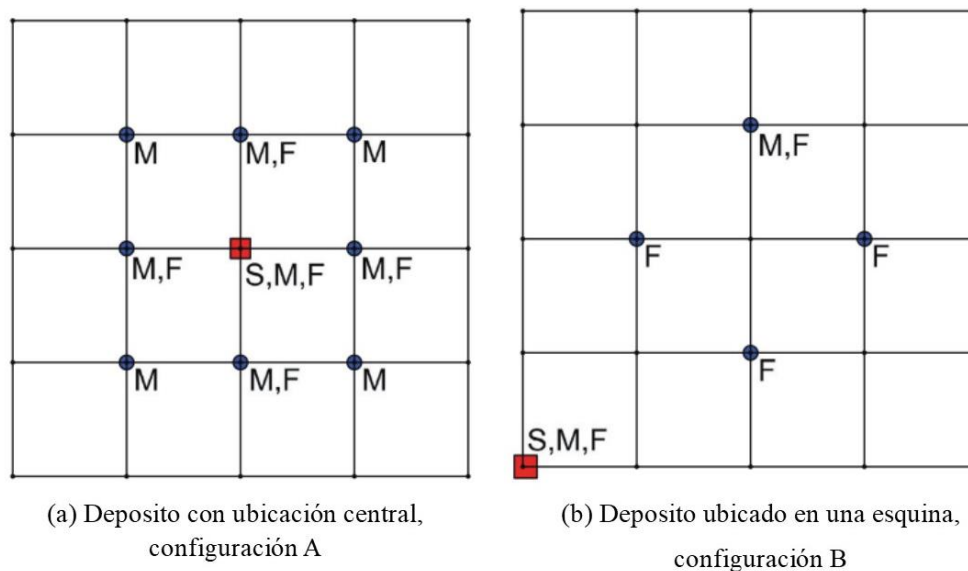


Figura 13. Configuraciones de las instancias usadas en la validación. Adaptado de (Felipe et al., 2014)

Las instancias planteadas por los autores se clasifican en tres tamaños de 100, 200 y 400 clientes, cada uno de estos sets tienen diez instancias de cada configuración, constituyendo 60 archivos para efectuar la validación del algoritmo. Sin embargo, al realizar algunas corridas preliminares del algoritmo, se determinó que el tiempo computacional de las instancias de 200 y 400 era muy extenso debido a que, al aumentar su tamaño, también lo hace el esfuerzo computacional. Por lo tanto, se emplean las instancias de 100 clientes en sus dos configuraciones y las instancias de Schneider et al. (2014) que, a pesar de aplicarse a un EVRP con ventanas de tiempo, sin recargas parciales, ni tecnologías múltiples (Felipe et al., 2014), también fueron empleadas por Felipe et al. (2014) en el artículo que se ha tomado como referencia para el presente documento.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

7.2. Diseño Experimental

La calibración de los valores de los parámetros del algoritmo ALNS y sus heurísticas componentes se llevó a cabo en dos partes, en la primera de ellas, se usaron los resultados de las investigaciones efectuadas por Keskin y Çatay (2016) y Felipe et al. (2014), cuyos valores se presentan en la Tabla 6.

Tabla 6

Notación y descripción y valor de los parámetros usados

Símbolo	Parámetro	Valor
σ_1	Puntaje de la mejor solución	25
σ_2	Puntaje de mejorar la solución actual	20
σ_3	Puntaje de aceptar una solución peor	21
σ_4	Puntaje por crear una solución no factible	10
T_o	Temperatura inicial del algoritmo Recocido Simulado	42
T_f	Temperatura final del algoritmo Recocido Simulado	0,05
ω	Tasa de enfriamiento del algoritmo Recocido Simulado	0,99
κ	Factor de diversificación del algoritmo <i>Worst Removal</i>	4
N_s	Número de iteraciones para actualizar pesos y probabilidades	10

Las primeras tres filas de la Tabla 6 corresponden a los puntajes que se otorgan como recompensa a cada par de heurísticas de remoción e inserción que logre obtener una solución alternativa que mejore la solución actual o una peor que sea aceptada por el algoritmo de Recocido Simulado; nótese que el algoritmo tiende a beneficiar ligeramente a aquellos algoritmos que tienen

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

como resultado una solución aceptada peor que la actual ($\sigma_1 > \sigma_3 > \sigma_2$) debido a que en múltiples investigaciones se ha determinado que esta desigualdad contribuye a diversificación de las soluciones (Demir et al., 2012; Keskin & Çatay, 2016; Pisinger & Ropke, 2007). El cuarto puntaje (σ_4), se asigna en esta versión del algoritmo ALNS, en el caso que un par de heurísticas generen una solución alternativa que no sea factible en términos de tiempo o capacidad del vehículo.

Ropke y Pisinger (2007) establecieron 25.000 iteraciones globales para cada corrida del algoritmo, Lutz (2014) lleva a cabo 10.000; sin embargo, al efectuar las corridas preliminares se determinó que el tiempo computacional con dicha cantidad de repeticiones, aún para las instancias de 100 clientes, superaba las 12 horas. De manera que, para determinar la cantidad de iteraciones que permitieran mejorar la solución inicial en un tiempo computacional razonable, se seleccionó este y el factor de reacción (ρ) para la segunda parte de la calibración en la que se planteó un diseño de experimentos como se describirá más adelante. Otros parámetros, como la cantidad de clientes a remover por los algoritmos de remoción, se han considerado por el tamaño de cada instancia; según el trabajo de Ropke y Pisinger (2007), para instancias pequeñas, los límites se establecen entre el 10% y el 40% de los clientes, y en instancias grandes se deben remover entre 30 y 60 clientes. En el presente trabajo de investigación, las instancias con menor cantidad de clientes cuentan con 100 de ellos, por lo tanto, se fija el 10% como la cantidad seleccionada para remover.

Para la segunda parte de la calibración se efectuó un diseño experimental 2^2 , cuyos factores a considerar son: el número de iteraciones globales que se llevan a cabo y el factor de reacción ρ del algoritmo ALNS que, como se menciona en la sección 6.5, influye directamente en el ajuste de las probabilidades de selección de cada heurística. Como corresponde a un diseño factorial 2^2 , se establece un nivel alto y bajo para cada parámetro, sus valores se presentan en la Tabla 7. De las

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

20 instancias disponibles de 100 clientes, se seleccionaron aleatoriamente 2, una por cada configuración y se realizaron 3 repeticiones para cada una.

Tabla 7

Niveles de los factores para el diseño de experimentos 2^2

Factor	Nivel Alto	Nivel Bajo
Iteraciones globales (I_{max})	500 iteraciones	100 iteraciones
Factor de reacción (ρ)	0.65	0.35

Las cuatro pruebas realizadas a la configuración A se presentan en la Tabla 8 con sus respectivos resultados, y en la Tabla 9 para la configuración B.

Tabla 8

Diseño factorial 2^2 y resultados para la configuración A de las instancias

Prueba	(I_{max})	ρ	i_1	i_2	i_3
1	100 (-)	0,35 (-)	87,2597	84,6437	81,3739
2	500 (+)	0,35 (-)	95,2687	82,7865	88,8465
3	100 (-)	0,65 (+)	80,8916	67,1261	81,4765
4	500 (+)	0,65 (+)	80,5249	87,4539	83,8538

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

Tabla 9

Diseño factorial 2² y resultados para la configuración B de las instancias

Prueba	(I_{max})	ρ	i_1	i_2	i_3
1	100 (-)	0,35 (-)	67,0500	60,2400	61,7900
2	500 (+)	0,35 (-)	64,0600	70,4316	71,0205
3	100 (-)	0,65 (+)	73,0300	75,1347	67,4611
4	500 (+)	0,65 (+)	58,8851	70,0400	67,7700

Los resultados se ingresan en el software estadístico Minitab 19. Para las instancias de configuración A, la gráfica de efectos principales (Figura 14) parece indicar que la combinación de 100 iteraciones globales y 0,65 en el factor de reacción, tienden a minimizar los costos de la función objetivo; sin embargo, el diagrama de Pareto (Figura 15) establece que no existe un efecto estadísticamente significativo de estos factores sobre los resultados y la Figura 16, que no existe interacción entre los factores.

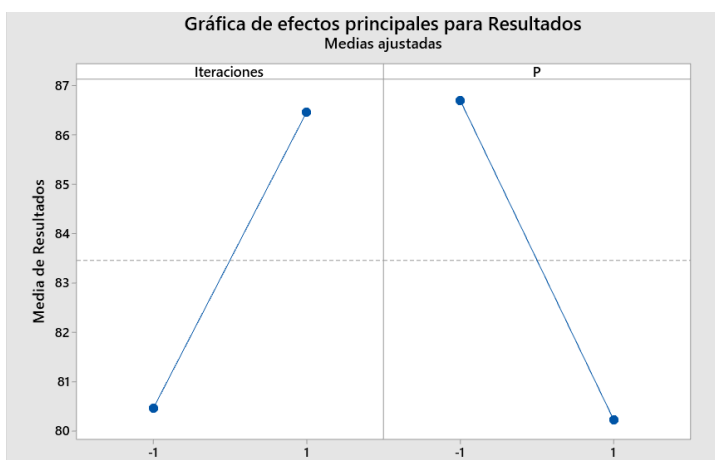


Figura 14. Gráfica de efectos principales para la instancia de 100 clientes con configuración A. Tomado de Minitab.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

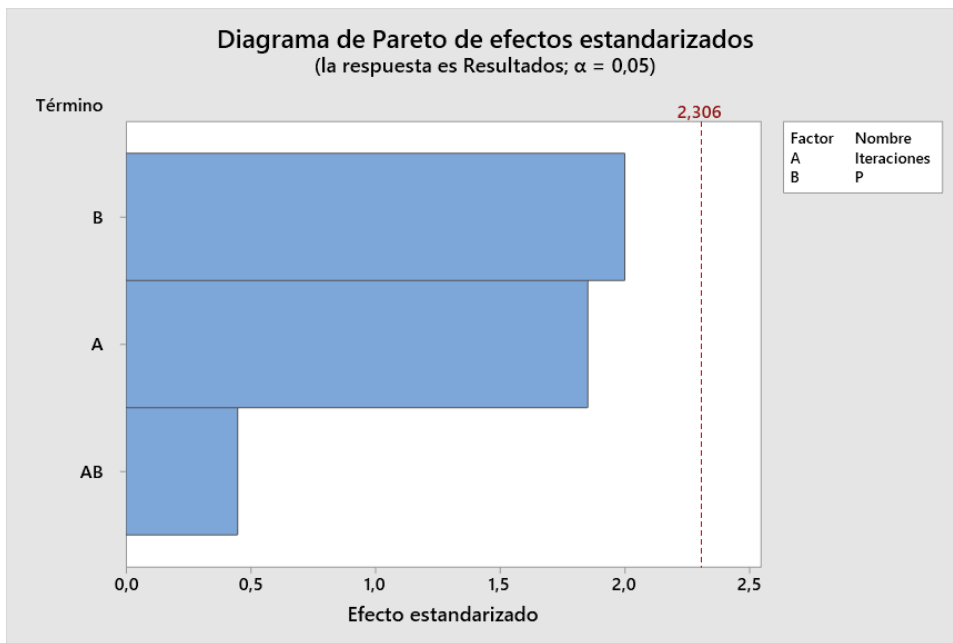


Figura 15. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados para la instancia de 100 clientes con configuración A.

Tomado de Minitab

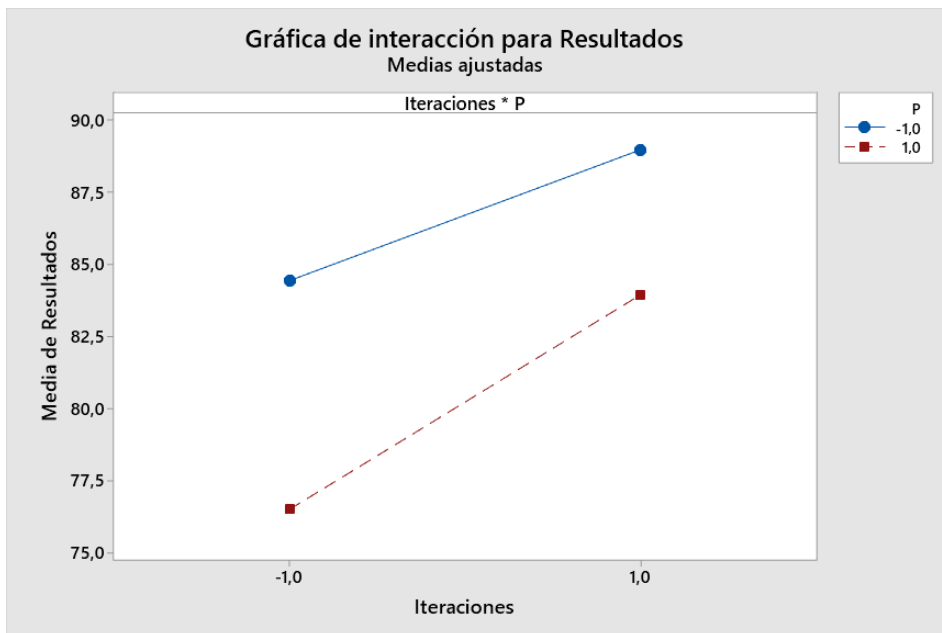


Figura 16. Gráfica de interacción de los factores para la instancia de 100 clientes con configuración A. Tomado de Minitab

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

Por otra parte, en la configuración B, existe un efecto inverso con respecto al de la configuración A. A mayor cantidad de iteraciones y un factor de reacción menor, el costo de la solución y mejora los resultados (Figura 17). Según el diagrama de Pareto (Figura 18), la unión de estos dos factores tiene un efecto estadísticamente significativo sobre la solución y como se puede observar en la Figura 19 sí existe un efecto de interacción entre las iteraciones globales y el factor de reacción.

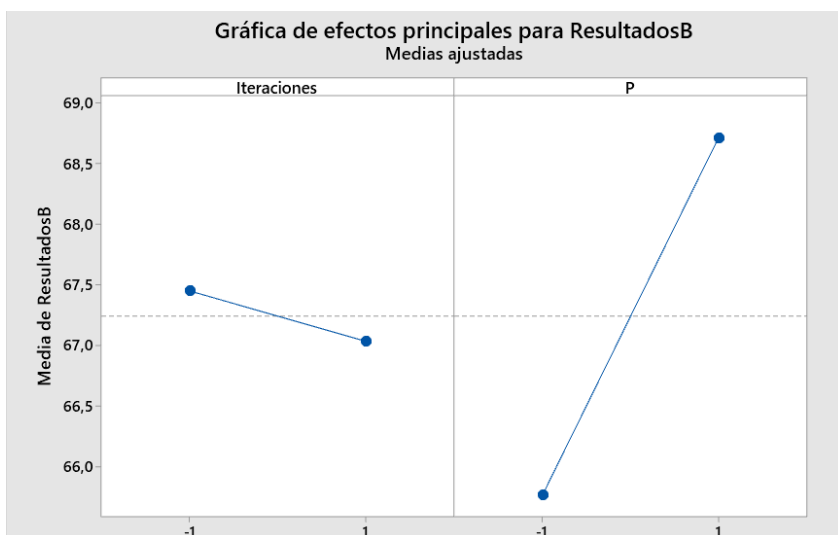


Figura 17. Gráfica de efectos principales para la instancia de 100 clientes con configuración B. Tomado de Minitab

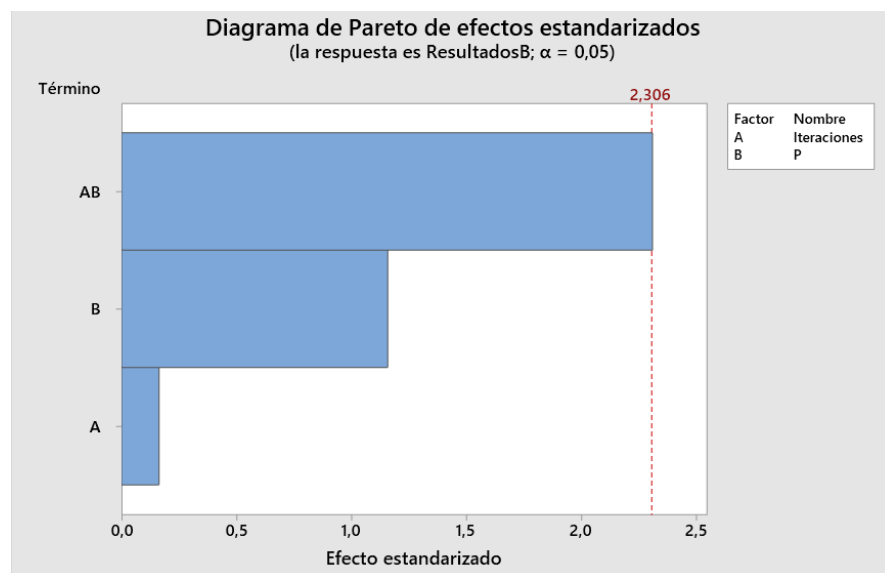


Figura 18. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados para la instancia de 100 clientes con configuración B.

Tomado de Minitab.

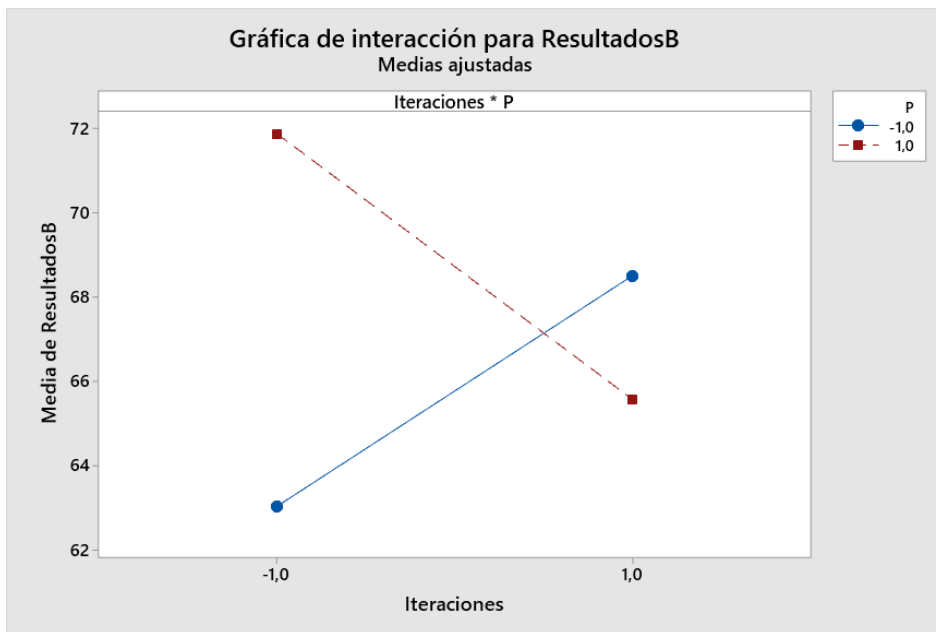


Figura 19. Gráfica de interacción de los factores para la instancia de 100 clientes con configuración B. Tomado de Minitab

8. Resultados y Análisis

Las primeras instancias utilizadas fueron las de Felipe et al. (2014), cuyos resultados para la configuración A y B se presentan en la Tabla 10 y la Tabla 11, respectivamente. Los resultados de la Tabla 10 se obtienen usando la combinación $I_{max} = 100$ y $\rho = 0,35$, en ocho de las diez instancias el costo promedio y la mejor solución por el ALNS fueron mayores que los de Felipe et al. (2014), las columnas de Mejora Porcentual, corresponden a la disminución porcentual del costo de la solución con respecto a su valor inicial y el mejor encontrado.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

Tabla 10

Resultados de la aplicación del ALNS a las 10 instancias de la configuración A

N=100	Configuración A		
	Costo	Mejor Costo	Mejora Porcentual
Instancia 10	76,50	67,13	12,23%
Instancia 11	81,72	76,92	9,67%
Instancia 12	75,22	71,78	9,22%
Instancia 13	89,11	77,07	8,49%
Instancia 14	96,61	92,44	4,98%
Instancia 15	79,81	71,40	9,61%
Instancia 16	78,93	73,21	8,69%
Instancia 17	72,84	66,19	8,68%
Instancia 18	87,71	81,10	12,11%
Instancia 19	84,87	77,30	13,59%

Para la segunda configuración, se aplicó la combinación $I_{max} = 500$ y $\rho = 0,65$ que, según el diseño experimental, generaba un efecto adverso en la respuesta de la solución, corroborando que un factor de reacción alto resulta perjudicial para el cálculo de las probabilidades y por ende la calidad de la solución (Lutz, 2014), al no encontrar un costo cercano a los resultados de Felipe et al. (2014). A pesar de esto, el promedio de mejora con respecto a la solución inicial del algoritmo

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

K-Pseudo Greedy (Tercera columna de las tablas) es mayor en la configuración B que en la A, con valores de 11,76% y 9,73%, respectivamente.

Tabla 11

Resultados de la aplicación del ALNS a las 10 instancias de la configuración B

N=100	Configuración B		
	Costo	Mejor Costo	Mejora Porcentual
Instancia 20	67,55	64,78	9,28%
Instancia 21	74,56	67,05	7,52%
Instancia 22	80,04	72,31	16,62%
Instancia 23	74,39	66,58	12,33%
Instancia 24	90,25	90,25	16,67%
Instancia 25	73,45	69,32	10,30%
Instancia 26	80,35	80,35	18,29%
Instancia 27	69,32	69,32	8,96%
Instancia 28	79,01	79,01	3,54%
Instancia 29	94,79	94,79	14,05%

Con respecto al desempeño de los algoritmos, se determinó que, para ambas instancias, las heurísticas de remoción tuvieron un desempeño similar. Sin embargo, entre las de inserción, el algoritmo *Greedy Insertion*, fue seleccionado con mayor frecuencia (60%).

Las siguientes instancias consideradas fueron aquellas propuestas por Schneider et al. (2014), clasificadas según su distribución geográfica en aleatoria (*random* o r), por agrupaciones (*cluster* o c) y una combinación de ambas (*random-cluster* o rc) (Schneider et al., 2014), se seleccionan

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

aleatoriamente dos instancias de cada tipo de distribución para un total de seis archivos. El tamaño de cada uno de ellos es variable, entre aquellos que fueron seleccionados, se encuentran dos de cien clientes (c101_21 y rc205_21), una de quince (r209C15), dos de diez (rc108C10 y c202C10) y una de cinco (r104C5). El tratamiento que se dio a cada tamaño fue: en las instancias de cien clientes, se efectuaron tres iteraciones para cada instancia para la combinación $I_{max} = 100 - \rho = 0,35$ y tres usando $I_{max} = 500 - \rho = 0,65$; en las instancias de menor tamaño, se efectúan cinco iteraciones con un factor de reacción de $\rho = 0,35$, que fue el valor con mejores resultados de la investigación realizada por Keskin y Çatay (2016), y asignando cinco valores diferentes a las iteraciones globales 100, 500, 1.000, 5.000 y 10.000.

Adicionalmente, ya que la función objetivo del modelo matemático del presente trabajo de investigación, busca minizar los costos de recarga, se efectuaron adaptaciones tanto a las instancias de Schneider et al. (2014), como al modelo de la sección 5,2 de manera que, los resultados de la validación del algoritmo fuesen directamente comparables. Se desecharon las ventanas de tiempo planteadas por los autores, las tecnologías múltiples consideradas por Felipe et al. (2014) y se calculó la distancia como la respuesta del algoritmo en lugar de los costos; sin embargo, se mantuvo la posibilidad de efectuar recargas parciales.

Tabla 12

Resultados de la aplicación del ALNS en dos instancias de 100 clientes de Schneider et al.

(2014)

100 - 0,35			500 - 0,65		
Distancia	Mejor	Mejora	Distancia	Mejor	Mejora
Promedio	Distancia	Porcentual	Promedio	Distancia	Porcentual

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

rc205_21	1940,07	1523,60	21,47%	1960,17	1862,80	4,97%
c101_21	1998,00	1600,30	19,90%	2066,13	1443,60	30,13%

Los resultados de las instancias más grandes se consignan en la Tabla 12, como se puede observar en la columna de mejora porcentual, el ALNS planteado, fue capaz de disminuir la distancia total con porcentajes de mejoras mayores para la instancia cuya distribución geográfica es la aglomeración de clientes (c101_21). En el caso de las instancias de menor tamaño, como se observa en la Tabla 13, a medida que disminuye el tamaño de la instancia, también lo hace la mejora promedio de las soluciones, ya que se limitan los cambios que se pueden efectuar con las heurísticas disponibles.

Tabla 13

Resultados de la aplicación del ALNS en cuatro instancias pequeñas de Schneider et al. (2014)

	100	500	1000	5000	10000	Distancia	Mejora
						Promedio	Promedio
r209c15	351,4509	367,4447	314,6424	270,7905	286,9317	318,25204	39,31%
c202c10	289,9661	266,7328	350,048	264,9232	288,7889	292,0918	14,39%
rc108c10	334,3117	334,3117	334,3117	334,3117	334,3117	334,3117	5,47%
r104c5	137,5115	139,7097	139,7097	194,563	191,0654	160,51186	5,35%

Las probabilidades de selección para cada algoritmo para las instancias de diez y cinco clientes se mantuvieron en sus valores iniciales durante todas las corridas, lo que indica que iteración tras iteración el algoritmo estaba generando soluciones alternativas mejores que la última aceptada,

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

únicamente en la de quince clientes, hubo un cambio en las probabilidades. Para la tercera fila de la Tabla 13, cuyos valores no cambian ni después de 10.000 repeticiones del ALNS, no se debe asumir que esta solución es la mejor posible, sino que, es la mejor de acuerdo con la cantidad de clientes que se removieron; al remover un porcentaje mayor de clientes, se hubiese podido ampliar el vecindario de búsqueda del ALNS y mejorar su solución.

El artículo científico de carácter publicable con los resultados de la presente investigación se adjunta en el Apéndice D.

9. Conclusiones

El algoritmo ALNS, es un algoritmo de selección que puede ser mejor empleado en instancias de tamaño medio o grande, no porque no pueda generar soluciones razonables en tamaños menores, sino porque sus porcentajes de mejoramiento pueden ser empleados con mayor eficacia en casos en los que sus posibilidades de evaluación de vecindarios sean variadas. Sin embargo, el esfuerzo computacional que conlleva el análisis de un amplio vecindario de solución se incrementa considerablemente; por ejemplo, al aumentar el número de clientes a remover a 20 o 30 en las instancias de menor tamaño de Felipe et al. (2014), los algoritmos *GI* y *Regret-3* debían considerar más de 200.000 posibilidades de inserción en cada iteración, agregar la que mejor se ajustaba a sus criterios de selección y calcular las posibilidades nuevamente teniendo en cuenta el cambio efectuado, de manera que, estos algoritmos tomaban más tiempo computacional tratando de mejorar la solución actual que el algoritmo *K-PseudoGreedy* en calcular una totalmente nueva.

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

Adicionalmente, la heurística de construcción de la solución inicial, que fue seleccionada pensando en la diversificación de su respuesta por medio de elementos aleatorios generó en algunos casos, rutas con clientes distanciados unos de otros y que, por ende, tomaban más del tiempo necesario. Esto se debe a que en sus primeras iteraciones se consideraban los clientes cercanos al depósito, y cuando ya se había atendido la mayoría de los que se localizaban en las proximidades, sólo quedaban por insertar aquellos que se ubicaban a largas distancias, creando rutas que sólo podían visitar uno o dos nodos; ocasionando a su vez la necesidad de visitar una o varias estaciones de recarga durante el recorrido. Sin embargo, el algoritmo *Worst Removal* podía identificar estos puntos críticos de la solución y retirarlos para que fuesen ingresados en un punto más favorable de las rutas.

Los algoritmos de remoción, *Random Removal* y *Worst Removal*, tuvieron un desempeño similar, al terminar las pruebas computacionales, en 50% de las repeticiones RR tuvo una probabilidad final de selección mayor y en el otro 50%, fue WR; sin embargo, no es posible concluir que este desempeño se deba a que sus métodos de selección fueron igual de efectivos en generar mejores soluciones, sino que, la metodología de las heurísticas de inserción, les permitía encontrar soluciones que mejoraban significativamente el costo o la distancia, sin importar el criterio de remoción de los clientes.

Usualmente los últimos artículos que han empleado el algoritmo ALNS, incluyen heurísticas específicas para cada tipo de nodo, ya sea un cliente o una estación, cuyos criterios de selección tanto para destruir como para reparar una solución identifican cuáles son las partes que al cambiarse, generan mejoras significativas; sin embargo, en el presente documento, los sets de heurísticas seleccionadas trabajaron únicamente con los nodos clientes; el tratamiento que recibieron los nodos estaciones se hizo por medio de la remoción completa de ellos y su reinsertación

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

sólo en los puntos necesarios de las rutas, por medio de un algoritmo tipo voraz. Esto favoreció los costos de la solución, pero no se tomaron como parte del criterio de selección del ALNS, sino que su aplicación fue obligatoria, de manera que, parte del éxito de una u otra solución se dio por el aporte de este procedimiento.

Con respecto al criterio de selección y recompensa del ALNS, en el presente trabajo se asignó un nuevo valor de gratificación (σ_4) que, al mejor conocimiento de su autora, no ha sido empleado en otras versiones del ALNS. La finalidad de este valor fue evitar la total parcialidad de las probabilidades cuando la pareja de algoritmos generaba una solución no factible en cuestiones del recurso tiempo o capacidad de carga del vehículo, esto se debe a que desechar la nueva solución y evitar asignar un valor de desempeño a los algoritmos, ocasionaba que, en el siguiente segmento de cálculo, las probabilidades de la pareja responsable de dicho resultado negativo fueran casi cero. Esto podría evitarse al no permitir que un algoritmo de inserción generase una solución que violase alguna restricción, tanto de tiempo como de capacidad; sin embargo, se estaba considerando también que, si se había superado el límite en alguna de estas restricciones, era porque el algoritmo de inserción había efectuado una desmejora a una ruta que antes era factible.

Finalmente, el factor de reacción que generó mejoras a las soluciones y cuyo efecto fue estadísticamente significativo corresponde a $\rho = 0,35$, confirmando los resultados de investigaciones previas (Keskin & Çatay, 2016; Lutz, 2014); sin embargo, este efecto debe darse en conjunto con un número de iteraciones globales de por lo menos 500; con una cantidad menor, aunque disminuye el costo o la distancia, no genera porcentajes de mejora superiores al 5%. El uso de un factor de reacción de $\rho = 0,65$, aún para un número superior de iteraciones, resulta perjudicial porque tiende a beneficiar a la heurística que pueda disminuir la distancia rápidamente en las primeras iteraciones (*Greedy Insertion*). Esto resulta problemático, ya que, en las últimas

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

iteraciones, cuando se puedan dar pocas mejores a la distancia recorrida, su probabilidad de selección será mayor a la del algoritmo *Regret-3* cuya capacidad de anticipar nodos de difícil inserción, resultaría beneficiosa. Estos hallazgos concuerdan con aquellos efectuados por Lutz (2014).

10. Recomendaciones

Una de las limitaciones más relevantes del presente trabajo fue la capacidad computacional con la que se contaba para efectuar las pruebas de las instancias. Se evidenció que, al ser un algoritmo robusto, los tiempos computacionales limitaron su ejecución en problemas de un tamaño mayor, gracias a que, como ya se mencionaba anteriormente, su complejidad aumentaba significativamente a medida que se le otorgaban más posibilidades de evaluación mediante la remoción de un mayor número de clientes o la cantidad de nodos por atender. Por lo tanto, si se desea emplear este algoritmo en campos que requieran respuesta inmediata, se debe considerar primero si se cuenta con la tecnología necesaria para reducir el tiempo de ejecución a uno razonable para la tarea asignada.

Sin embargo, el potencial que tiene para solucionar y mejorar problemas de gran magnitud ha sido probado en investigaciones anteriores y su ventaja principal es la adaptabilidad, ya que se puede incluir un número indefinido de heurísticas a consideración del autor, dependiendo del recurso que se quiera optimizar e incluso de la distribución geográfica que se está trabajando. Considerando esto y a partir de la selección de heurísticas que se hizo en la presente investigación, se recomendaría recurrir a algoritmos con menor aleatorización para encontrar la solución inicial, ya que, el ALNS la tomará como base de trabajo y si esta no es suficientemente buena, puede que

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

le tomé una mayor cantidad de tiempo e iteraciones encontrar un vecindario de búsqueda con soluciones significativamente mejores que la inicial.

Para futuras investigaciones se podría hacer un diseño de experimentos para evaluar el efecto que tiene agregar un cuarto valor de bonificación a las heurísticas por encontrar soluciones no factibles y, en el caso de ser estadísticamente significativo, en qué rango de valores contribuiría positivamente el proceso de búsqueda de una solución. De igual manera, se puede analizar la influencia que tiene el criterio de aceptación seleccionado, en la calidad de las mejoras alcanzadas durante el proceso.

Referencias Bibliográficas

- Barco Jiménez, J. E., Quijano Silva, N., Jiménez Vargas, J. F., & Muñoz Camargo, L. E. (2013). *Routing and scheduling of recharge for electric vehicles TT* -. Retrieved from <http://repositorio.uniandes.edu.co/xmlui/handle/1992/7483>
- Bayram, I. S., Michailidis, G., Devetsikiotis, M., & Granelli, F. (2013). Electric power allocation in a network of fast charging stations. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, 31(7), 1235–1246. <https://doi.org/10.1109/JSAC.2013.130707>
- Braekers, K., Ramaekers, K., & Van Nieuwenhuysse, I. (2016). The vehicle routing problem: State of the art classification and review. *Computers and Industrial Engineering*, 99, 300–313. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2015.12.007>
- Dantzig, G. B., & Ramser, J. H. (1959). The Truck Dispatching Problem. *Management Science*, 6(1), 80–91. <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80>
- Demir, E., Bektaş, T., & Laporte, G. (2012). An adaptive large neighborhood search heuristic for the Pollution-Routing Problem. *European Journal of Operational Research*, 223(2), 346–359. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.06.044>
- Emeç, U., Çatay, B., & Bozkaya, B. (2016). An Adaptive Large Neighborhood Search for an E-grocery Delivery Routing Problem. *Computers and Operations Research*, 69, 109–125. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2015.11.008>
- Erdoğan, S., & Miller-Hooks, E. (2012). A Green Vehicle Routing Problem. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 48(1), 100–114. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2011.08.001>

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

- Felipe, Á., Ortuño, M. T., Righini, G., & Tirado, G. (2014). A heuristic approach for the green vehicle routing problem with multiple technologies and partial recharges. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, *71*, 111–128.
<https://doi.org/10.1016/j.tre.2014.09.003>
- Gallego Rendón, R. A., Escobar Zuluaga, A., & Romero Lazaro, R. A. (2006). *Técnicas de optimización combinatorial*. Retrieved from <http://www.worldcat.org/title/tecnicas-de-optimizacion-combinatorial/oclc/427470420>
- García Arbeláez, C., Barrera, X., Gómez, R., & Suárez Castaño, R. (2015). El ABC de los compromisos de Colombia para la Cop 21. In *Flora*. <https://doi.org/978-958-8915-22-7>
- Gatica, G., Ahumada, G., Escobar, J. W., & Linfati, R. (2018). Efficient heuristic algorithms for location of charging stations in electric vehicle routing problems. *Studies in Informatics and Control*, *27*(1), 73–82. <https://doi.org/10.24846/v27i1y201808>
- Goeke, D., & Schneider, M. (2015). Routing a mixed fleet of electric and conventional vehicles. *European Journal of Operational Research*, *245*(1), 81–99.
<https://doi.org/10.1016/j.ejor.2015.01.049>
- Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (2013). Introducción a la Investigación de operaciones. In *Journal of Chemical Information and Modeling*.
<https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Kancharla, S. R., & Ramadurai, G. (2018). An Adaptive Large Neighborhood Search Approach for Electric Vehicle Routing with Load-Dependent Energy Consumption. *Transportation in Developing Economies*, *4*(2), 10. <https://doi.org/10.1007/s40890-018-0063-3>

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

- Keskin, M., & Çatay, B. (2016). Partial recharge strategies for the electric vehicle routing problem with time windows. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 65, 111–127. <https://doi.org/10.1016/j.trc.2016.01.013>
- Lin, J., Zhou, W., & Wolfson, O. (2016). Electric Vehicle Routing Problem. *Transportation Research Procedia*, 12, 508–521. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2016.02.007>
- Lozada, A., & Cadena, R. (2012). Solución del problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW) mediante métodos heurísticos. Retrieved from <http://tangara.uis.edu.co/biblioweb/tesis/2012/144179.pdf>
- Lutz, R. (2014). *Adaptive Large Neighborhood Search*.
- MinComercio. (2017). *Decreto Número 1116 de 2017*. 2026–2028. Retrieved from [http://es.presidencia.gov.co/normativa/normativa/DECRETO 1116 DEL 29 DE JUNIO DE 2017.pdf](http://es.presidencia.gov.co/normativa/normativa/DECRETO%201116%20DEL%2029%20DE%20JUNIO%20DE%202017.pdf)
- MinTransporte. (2014). Plan de Acción Sectorial de Mitigación (PAS). Sector Transporte. *Ministerio de Transporte, Republica de Colombia*, 1–20.
- Montoya, A., Guéret, C., Mendoza, J. E., & Villegas, J. G. (2017). The electric vehicle routing problem with nonlinear charging function. *Transportation Research Part B: Methodological*, 103, 87–110. <https://doi.org/10.1016/j.trb.2017.02.004>
- Pillac, V., Gendreau, M., Guéret, C., & Medaglia, A. L. (2013, February 16). A review of dynamic vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, Vol. 225, pp. 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.08.015>
- Pisinger, D., & Ropke, S. (2007). A general heuristic for vehicle routing problems. *Computers*

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

- and Operations Research*, 34(8), 2403–2435. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2005.09.012>
- Quintana, B. M. (2014). Modelo de masificación de vehículos eléctricos en Bogotá D.C.
- Ropke, S., & Pisinger, D. (2006). An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for the Pickup and Delivery Problem with Time Windows. *Transportation Science*, 40(4), 455–472. <https://doi.org/10.1287/trsc.1050.0135>
- Schiffer, M., & Walther, G. (2017). An Adaptive Large Neighborhood Search for the Location-routing Problem with Intra-route Facilities. *Transportation Science*, 52(2), trsc.2017.0746. <https://doi.org/10.1287/trsc.2017.0746>
- Schneider, M., Stenger, A., & Goeke, D. (2014). The Electric Vehicle-Routing Problem with Time Windows and Recharging Stations. *Transportation Science*, 48(4), 500–520. <https://doi.org/10.1287/trsc.2013.0490>
- Shaw, P. (1997). *A new local search algorithm providing high quality solutions to vehicle routing problems*. Retrieved from <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.51.1273&rep=rep1&type=pdf>
- UNFCCC. (2015). Paris Agreement. In *Conference of the Parties on its twenty-first session*. <https://doi.org/FCCC/CP/2015/L.9/Rev.1>
- Wen, M., Linde, E., Ropke, S., Mirchandani, P., & Larsen, A. (2016). An adaptive large neighborhood search heuristic for the Electric Vehicle Scheduling Problem. *Computers and Operations Research*, 76, 73–83. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.06.013>
- Yang, H., Yang, S., Xu, Y., Cao, E., Lai, M., & Dong, Z. (2015). Electric vehicle route optimization considering time-of-use electricity price by learnable partheno-genetic

ALGORITMO ALNS PARA EL PR-EVRP CON FC LINEAL

algorithm. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(2), 657–666.

<https://doi.org/10.1109/TSG.2014.2382684>