

UN ALGORITMO HÍBRIDO PARA EL LRSPDTW

Un algoritmo híbrido para el problema de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea con ventanas de tiempo

María José Angulo Torralvo y Zuleyma Blanco Hernández

Trabajo de grado para optar el título de Ingeniero Industrial

Director:

Javier Eduardo Arias Osorio

Magister en Administración

Codirector

Karin Julieth Aguilar Imitola

M.Sc. en Ingeniería Industrial

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingeniería Físico-Mecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga

2020

Dedicatoria

A Dios nuestro creador todo poderoso por darnos las habilidades, el conocimiento, sabiduría y la perseverancia para poder llevar a cabo esta meta que es muy significativa en nuestras vidas.

A los profesores que estuvieron dispuestos a todo tipo de orientación y colaboración para el desarrollo y ejecución de este proyecto, así mismo, contribuyendo para nuestro crecimiento personal y profesional.

A nuestros compañeros de estudio que estuvieron durante todo este camino de formación, por el apoyo incondicional y recomendaciones para poder avanzar en cada uno de los obstáculos que se presentaron en el transcurso de la carrera.

A nuestros padres, hermanos y a todos nuestros familiares por estar siempre apoyándonos durante este camino, alentándonos a seguir adelante cada día, siempre queriendo que cumplamos cada una de nuestras metas propuestas.

A nuestros amigos por siempre apoyarme emocionalmente a través de sus mensajes, llamadas, platicas y creer en nosotras en cada momento.

A cada uno de los docentes, que hicieron parte durante nuestra formación y por su orientación y apoyo en el camino para poder optar por el título de Ingenieras Industriales.

A los miembros del grupo OPALO por su acompañamiento, apoyo y guía; por su asesoramiento y consejo durante la realización o ejecución del proyecto.

A todos nuestros amigos que hicieron parte de este proceso.

A nuestros compañeros por estar acompañándonos en el desarrollo y crecimiento como persona y en el ámbito profesional.

Agradecimientos

A Dios por llenarme de sabiduría, fortaleza y paciencia para alcanzar este gran logro en mi vida profesional.

A mis nonos Juan María e Isabel por su apoyo incondicional y todos sus consejos para seguir adelante por cumplir cada una de mis metas.

A mis padres Antonio y María por su amor, confianza y entrega total, por estar ahí dándome todo lo que he necesitado para la realización de mi carrera profesional.

A toda mi familia Hernández Velandia que siempre han creído y confiado incondicionalmente en mis capacidades para alcanzar todo lo que me propongo, les agradezco por cada palabra de aliento en los momentos más cruciales de mi vida.

A mi hermano Wilkin por ser esa persona incondicional durante mi estancia en Bucaramanga, que a pesar de las circunstancias nunca me ha dado la espalda, siempre me ha dado su apoyo, amor y protección haciendo que este proceso de formación fuese más ameno y tranquilo.

A la Universidad Industrial de Santander, por permitirme hacer parte de esta prestigiosa institución, por la culminación de esta meta y todos los momentos compartidos en el campus universitario.

A mi director de trabajo de grado por su valioso tiempo de acompañamiento, orientación en el desarrollo del proyecto y sus recomendaciones.

A mi codirectora de trabajo de grado por su gran apoyo incondicional desde el inicio del proyecto hasta la culminación de este proyecto, por todos sus consejos y recomendaciones.

Zuleyma Blanco Hernández.

Agradecimientos

A Dios padre por toda la sabiduría que me dio para alcanzar este gran logro en mi vida profesional.

A mi madre Sandra Judith Torralvo Babilonia por ser mi apoyo incondicional y mi motivación siempre, por sus esfuerzos impresionantes, amor incondicional y enseñanzas. Su tiempo y dedicación desde que me tuvo en sus brazos luchando para hacerme la mujer que soy hoy.

A Eduardo Páez por ser una de las piezas más importantes en mi desarrollo tanto personal como profesional, su amor y tiempo compartido sin exigir nada a cambio.

A mis tíos Carlos Torralvo y Jessica Rivera por acompañarme en diferentes etapas de la carrera, aconsejándome y cuidándome.

A Dennys Torres por ser mi compañía, amiga, familia durante mi estadía en la ciudad de Bucaramanga.

A los compañeros que siempre estuvieron dispuesto a orientarme en el desarrollo del presente proyecto.

A la profesora Karin Aguilar y Javier Arias por ser siempre fuente de conocimiento y apoyo.

A mi compañera Zuleyma Blanco por acompañarme en el proceso arduo del desarrollo del proyecto.

A la Universidad Industrial de Santander, por permitirme hacer parte de esta prestigiosa institución.

María José Angulo Torralvo

Tabla de contenido

Introducción	14
1. Planteamiento del problema.....	16
2. Justificación.....	20
3. Objetivos	22
3.1 Objetivo General	22
3.2 Objetivos Específicos.....	22
4. Metodología	23
4.1 Fase 1. Revisión bibliográfica.....	23
4.2 Fase 2. Definición del problema.	23
4.3 Fase 3. Formulación del modelo matemático.	24
4.4 Fase 4. Diseño del algoritmo híbrido genético al problema planteado.....	24
4.5 Fase 5. Validación del algoritmo híbrido genético.	24
4.6 Fase 6. Documentación y síntesis de resultados.	25
5. Revisión de literatura	25
5.1 Análisis preliminar de literatura del VRP	26
5.2 Análisis preliminar de literatura del VRSPD.....	26
5.3 Análisis preliminar de literatura del VRPTW	28
5.4 Análisis preliminar de literatura del VRSPDTW.....	29
5.5 Análisis preliminar de literatura del LRP.....	29
5.6 Análisis preliminar de literatura del LRPTW	30
5.7 Análisis preliminar de literatura del LRSPD	31

6. Marco de antecedentes	33
7. Marco teórico	36
7.1 Optimización matemática.....	36
7.2 Optimización combinatoria.....	37
7.3 Complejidad computacional.....	39
7.4 Problemas de localización.....	39
7.4.1 Instalación o facilidad.	40
7.4.2 Localización	40
7.4.3 Cliente.	40
7.5 Problema de enrutamiento de vehículos (VRP).....	41
7.6 Problema de enrutamiento de vehículos con recogida y entrega simultánea (VRPSPD) ..	43
7.7 Problema de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW)	43
7.8 Problema de localización-ruteo (LRP).....	44
7.9 Clasificación del LRP	44
7.10 Problema de localización-ruteo con ventanas de tiempo (LRPTW).....	46
7.11 Problema de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea (LRPSPD).....	47
7.12 Métodos de solución para el problema de localización-ruteo y problema de enrutamiento de vehículos	47
7.12.1 Métodos exactos.....	47
7.12.2 Heurísticas.....	48
7.12.3 Metaheurísticas.	48
7.12.4 Algoritmos híbridos.	48

7.12.5 Algoritmo genético.....	52
7.12.6 Búsqueda adaptativa de vecindario variable	54
8. Modelo de Optimización para el problema de localización- ruteo con recogida y entrega simultánea con ventanas de tiempo (LRSPDTW)	55
8.1 Descripción del problema	55
8.2 Formulación matemática	56
9. Diseño del algoritmo híbrido para la solución del LRSPDTW	64
9.1 Algoritmo AVNS	64
9.1.1 Fase de inicialización.	67
9.1.2 Procedimiento de sacudida.....	70
9.1.3 Fase búsqueda de vecindario.....	72
9.1.4 Fase de evaluación de la solución.	73
9.2 Algoritmo genético.....	73
9.2.1 Población inicial.....	75
9.2.2 Criterio de selección.....	76
9.2.3 Función de adaptación.....	76
9.2.4 Crossover.....	77
9.2.5 Mutación.	77
10. Validación del algoritmo híbrido propuesto	78
10.1 Instancias.....	78
10.2 Resultados de la validación del algoritmo híbrido propuesto	80
10.3 Ejemplo numérico.	82

11. Conclusiones	86
12. Recomendaciones.....	88
Referencias Bibliográficas	90

Lista de Tablas

Tabla 1 Cumplimiento de los objetivos del proyecto	15
Tabla 2 Clasificación del LRP dependiendo de su problemática.	45
Tabla 3 Tipos de LRP desde 2007 a 2013.	45
Tabla 4 Métodos de solución que se pueden utilizar a LRP y VRP con sus variantes.	51
Tabla 5 Instancias de referencia para la validación del LRSPDTW.....	79
Tabla 6 Resultados obtenidos del algoritmo híbrido propuesto.....	81
Tabla 7 Datos generales del ejemplo numérico	82
Tabla 8 Corridas de prueba para validar el algoritmo planteado	83

Lista de Figuras

Figura 1. Fases metodológicas de un estudio en investigación de operaciones.....	23
Figura 2. Variantes del LRP cuando son modelos determinísticos continuos.....	46
Figura 3. Diagrama de flujo algoritmo AVNS.....	67
Figura 4. Diagrama de flujo algoritmo de ahorro de Clark and Wright.	70
Figura 5. Símbolos para representación de estructuras vecinales.....	70
Figura 6. Ejemplo de aplicación de 2-opt.	71
Figura 7. Ejemplo de una solución para la estructura de intercambio de vecindario 1-0.	71
Figura 9. Diagrama de flujo del algoritmo genético.....	75
Figura 10. Ruta del ejemplo numérico.....	85

Lista de Apéndices

Apéndice A. Análisis bibliométrico.

Apéndice B. Código del algoritmo híbrido del presente trabajo de investigación.

Apéndice C. Datos del diseño de experimentos.

Apéndice D. Instancias utilizadas en la validación del algoritmo.

Apéndice E. Artículo científico de carácter publicable.

Resumen

Título: Un algoritmo híbrido para el problema de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea con ventanas de tiempo*

Autores: Angulo Torralvo, María José; Blanco Hernández, Zuleyma**

Palabras claves: Problema localización-ruteo, recogida y entrega simultánea, ventanas de tiempo, búsqueda local adaptativa (AVNS), algoritmos genéticos.

Descripción: El problema de localización-ruteo es uno de los temas más recientes en el campo de la investigación y de mayor importancia en los problemas de ubicación; en esta investigación se estudian dos variantes actuales del problema de localización y ruteo (LRP), con entrega y recogida simultánea con ventanas de tiempo (LRSPDTW), es decir, distribución de bienes y recolección de estos al final de su vida útil, cuya finalidad es que estas dos tareas se realicen simultáneamente, teniendo en cuenta las restricciones de tiempo establecidas por el cliente. En consecuencia, el objetivo principal abordado en el modelo de programación lineal entero para LRSPDTW, es la minimización de la suma de todos los costos del problema. Dado que este tipo de problema es NP-Hard, se propone utilizar un algoritmo híbrido entre la búsqueda de vecindario de variable adaptativo (AVNS) y el algoritmo genético, proporcionando una solución al problema mencionado. Con esta herramienta se busca mejorar las decisiones en cuanto a la ubicación de los depósitos y la asignación de rutas, haciéndolas factibles para el problema, y de esta manera, se valida el desempeño del algoritmo propuesto en términos de calidad de la solución y menor tiempo computacional.

*Trabajo de grado

**Facultad de Ingenierías Físico-Mecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: Javier Eduardo Arias Osorio, Magister en Administración. Codirectora: Karin Aguilar Imitola, MSc. en Ingeniería Industrial

Abstract

Title: A hybrid algorithm for the location-routing problem with simultaneous pickup and delivery with time windows*

Author: Angulo Torralvo, María José; Blanco Hernández, Zuleyma**

Keywords: Location-routing problem, simultaneous pickup and delivery, time windows, Adaptive Variable Neighborhood Search (AVNS), Genetic Algorithms.

Description: The location-routing problem is one of the most recent topics in the field of research and of greater importance in location problems; In this investigation, two current variants of the location and routing problems are studied, with simultaneous delivery and collection with time windows (LRSPDTW), which means, distribution of goods and collection of these at the end of their useful life, whose purpose is for these two tasks to be carried out simultaneously, taking into account the time restrictions established by the customer. Consequently, the main objective addressed in the integer linear programming model for LRSPDTW, is the minimization of the sum of all the costs of the problem. Since this type of problem is NP-Hard, it proposes to use a hybrid algorithm between adaptive variable neighborhood search (AVNS) and genetic algorithm, providing a solution for the mentioned problem. With this tool, it seeks improve decisions regarding the location of deposits and the assignment of routes, making them feasible for the problem, and in this way, the performance of the proposed algorithm is validated in terms of quality of the solution and less computational time.

*Bachelor's degree

**Faculty of Physical Mechanical Engineering. School of Industrial and Business Studies. Director: Javier Eduardo Arias Osorio, Magister in Administration. Co-director: Karin Aguilar Imitola, MSc in Industrial Engineering.

Introducción

La buena planificación de una red de distribución o recolección, es una de las mejores estrategias para cumplir con los objetivos corporativos, puesto que, buscan satisfacer las necesidades de transporte y conexión de bienes desde el lugar de producción o comercialización hasta el punto de entrega a los clientes, así, logrando metas como el ahorro de costos de localización de depósitos, de transporte, de optimización de los tiempos de servicio y aprovechamiento de la capacidad del vehículo, entre otros.

Recientemente, la logística ecológica ha recibido mucha atención de las empresas e industrias en general. Una de las acciones que han tomado las empresas manufactureras, es la recolección de productos al final de su vida útil para su reutilización o eliminación adecuada, llamándolo logística inversa, con la opción de diseñar un sistema de distribución - recolección combinado. Por ejemplo, las cadenas de supermercados pueden tener demandas tanto de entrega (alimentos) como de recolección (botellas vacías) y el proveedor puede realizar el servicio con una sola parada.

En este trabajo, se estudian dos variantes actuales del problema de localización y ruteo (LRP), con entrega y recogida simultánea con ventanas de tiempo (LRSPDTW), lo cual significa, distribución de bienes y la recolección de estos al terminar su vida útil, cuyo fin es que estas dos tareas, se realicen simultáneamente, teniendo en cuenta, las restricciones de tiempo establecidas por el cliente. Cabe mencionar que, en la actualidad, los estudios sobre LRSPDTW son escasos, ya que las restricciones de ventanas de tiempo y la recolección hacen que LRSPDTW sea más complejo, dado que, se añade el tiempo de interacción, tiempo de llegada, rutas de acceso, la cantidad de clientes y la demanda de estos, número de vehículos, tamaño de red, entre otros.

Los problemas relacionados con distribución y ruteo requieren un reto computacional para su solución. Entre las técnicas que se han estudiado y desarrollado recientemente para la solución de este tipo de problemas, se encuentran las metaheurísticas, que proporcionan buenas soluciones con referencia a las instancias seleccionadas en un tiempo de cómputo razonable. En este trabajo se propone utilizar un algoritmo híbrido entre genético y búsqueda de vecindario variable adaptativo (AVNS, por sus siglas en inglés) brindando una solución para el LRSPDTW. Con estas herramientas se busca mejorar las decisiones en cuanto a localización de depósitos y la asignación de rutas, obteniendo soluciones que sean factibles para el problema.

Posteriormente se realiza la evaluación del desempeño de dicho algoritmo con el uso de instancias encontradas en la literatura y el respectivo análisis de los resultados; el cumplimiento de los objetivos del presente trabajo de investigación se evidencia en la Tabla 1.

Tabla 1

Cumplimiento de los objetivos del proyecto

Objetivos específicos	Numerales relacionados
1. Realizar una revisión de literatura sobre el problema de LRSPD, la incorporación de ventanas de tiempo, y su solución mediante el uso de algoritmos híbridos.	Capítulo 5
2. Formular un modelo matemático para el problema de LRSPDTW.	Capítulo 7
3. Desarrollar en el lenguaje de programación Python un algoritmo híbrido genético para la solución del LRSPDTW planteado.	Capítulo 8 Apéndice D
4. Validar el algoritmo propuesto mediante instancias de la literatura ajustadas para el problema LRSPDSTW.	Capítulo 9
5. Elaborar un artículo científico de carácter publicable con base a la investigación realizada que contenga los resultados del proyecto de investigación.	Apéndice F

1. Planteamiento del problema

Una gran parte del presupuesto de una empresa se consume en los costos logísticos, estos costos se reducen de manera sustancial cuando se tiene un buen diseño de la cadena de suministro. Al final de esta importante cadena encontramos la red de distribución, en la cual se plantean problemas como la ubicación de depósitos y las rutas para poder abastecer a los clientes. La optimización de redes logísticas ayuda a la toma de decisiones para los procesos con repercusiones a corto, mediano y largo plazo, relacionados a variables como el costo, demandas, distancias, entre otras. En el entorno competitivo actual, las empresas deben tomar decisiones estratégicas en el diseño de redes de distribución, ya que ofrece un gran potencial para reducir costos y mejorar la calidad del servicio. El problema de localización-ruteo (LRP por sus siglas en inglés) supera este inconveniente al tratar simultáneamente con las decisiones de ubicación y enrutamiento. El LRP se ocupa de determinar la ubicación de las instalaciones y las rutas de los vehículos para atender a los clientes bajo ciertas limitaciones, como las capacidades de las instalaciones y vehículos, la longitud de la ruta, etc.

El LRP es definido como un caso especial del problema de ruteo de vehículos (VRP por sus siglas en inglés), en el que la ubicación de depósitos y las rutas de distribución se determinan conjuntamente.

El combinar la ubicación del depósito y la ruta del vehículo data de hace aproximadamente cincuenta años, en esos momentos se sabía que estos dos tipos de decisiones dependían una de la otra, pero no se contaban con computadoras desarrolladas y optimización suficiente

como para brindar un adecuado e integrado tratamiento (Maranzana, 1964; Von Boventer, 1961 y Webb, 1968). Watson-Gandy y Dohrn (1973) probablemente fueron los primeros autores en considerar las visitas de los clientes al ubicar los depósitos, a través de una función de beneficios no lineal que modela la disminución de las ventas con la distancia al depósito. Salhi y Rand (1989) cuantificaron por primera vez beneficios generados al incluir decisiones de enrutamiento de vehículos al ubicar depósitos. Con lo anterior, estos autores mostraron que el resolver un problema de ubicación y un problema de enrutamiento por separado en su mayoría conduce a soluciones subóptimas. (Prodhon y Prins, 2014, p.1)

En las últimas décadas ha surgido un creciente interés en el LRP. LRP tiene aplicaciones en diversidad de campos, incluyendo entrega de periódicos, facturas, distribución de bebidas, equipamiento militar, venta de minoristas, entre otras. Sin embargo, en la mayoría de las aplicaciones no se considera que el flujo en una red de la cadena de suministro puede ser bidireccional; es decir, los clientes pueden tener varios tipos de demandas: demanda de recolección, demanda de entrega y adicional pueden requerir las dos al mismo tiempo. Debido a esto, (Karaoglan et al, 2011) propusieron el problema de localización-ruteo con recogida y entrega simultáneas (LRPSPD), satisfaciendo necesidades especiales en donde se requiere no solo entrega de un bien si no también la recolección. El LRPSPD es una extensión entre el LRP y el problema de enrutamiento del vehículo con recogida y entrega simultáneas (VRPSPD). En el LRPSPD, las demandas de clientes se satisfacen por los vehículos enviados desde los depósitos, en lugar de un solo depósito como en el VRPSPD. El LRPSPD tiene muchas aplicaciones, por ejemplo, las industrias de la cadena de bebidas, dado que estas no solo distribuyen, sino que también recolectan

botellas vacías; también se puede evidenciar en las industrias que trabajan con estibas, estos distribuyen mercancías y recuperan las estibas vacías de los clientes al mismo tiempo.

El LRSPD se puede establecer de la siguiente manera: Un conjunto de clientes, con coordenadas conocidas, demanda de entrega y recolección, y un conjunto de ubicaciones potenciales de depósitos, cada una con coordenadas conocidas y capacidad fija (V.F. Yu y S.-W. Lin., 2014).

El objetivo principal es ubicar los depósitos en lugares determinados y las rutas de los vehículos para minimizar el costo total, que contiene, el costo fijo del vehículo, traslado de este y el de abrir los depósitos, al tiempo que satisface todas las demandas de recogida y entrega, cumpliendo con los tiempos para satisfacer a los clientes.

El diseño de redes de transporte es un problema importante para la gestión de la cadena de suministro, puesto que ofrece la reducción de costos y además contribuye mejorando la calidad del servicio, dado que se busca satisfacer al cliente cumpliendo con los tiempos para que los vehículos realicen sus entregas y recogidas. En pro de la reducción de tiempos de entrega, se introduce el concepto de ventana de tiempo (TW), considerándolo el período entre una hora de inicio y una hora de finalización en el que una ruta debería visitar una ubicación de red. Los clientes ubicados en determinada zona geográfica son servidos en un tiempo determinado por una flota de camiones con capacidad limitada, haciendo un recorrido específico, teniendo en cuenta que cada uno de los clientes impone una restricción temporal (TW), permitiendo el servicio de recogida y entrega.

El LRP es un problema NP-Hard, ya que contiene dos problemas NP-Hard: ubicación de instalaciones y ruteo de vehículos (Nagy y Salhi, 2007). Por lo tanto, es poco probable que se pueda obtener la solución óptima para una instancia de LRSPD a gran escala en un tiempo razonable. Las metaheurísticas parecen ser una forma viable de resolver instancias de LRSPD a gran escala. En este trabajo se propone utilizar un algoritmo híbrido entre Genético y búsqueda de vecindario variable adaptativo (AVNS por sus siglas en inglés) brindando una solución para el LRSPDTW. Con estas herramientas se busca mejorar las decisiones en cuanto a localización de depósitos y la asignación de rutas, obteniendo soluciones que sean factibles para el problema.

Debido a la importancia que lo anterior representa para las ciudades, empresas e industrias en general, se planea desarrollar un proyecto de investigación con el propósito de dar solución al LRSPDTW, realizando un análisis de la literatura sobre el asunto anterior, la incorporación de ventanas de tiempo y su consecuente solución mediante algoritmos híbridos, así mismo, se pretende formular un modelo matemático para abordar la problemática planteada; posteriormente, se procederá a desarrollar el algoritmo híbrido genético en el lenguaje de programación Python, después se validará lo propuesto con instancias de prueba encontradas en la literatura (V.F. Yu y S.-W. Lin., 2016). Logrando así que se puedan tomar las mejores decisiones relacionadas a menor costo y tiempo posible; así mismo enriqueciendo y aportando nuevos conocimientos.

Al tratarse de un proyecto de investigación, se aportará al proceso de generación de conocimiento contribuyendo al contenido de la visión de la Universidad Industrial de Santander que considera la investigación uno de los ejes articuladores de sus funciones misionales.

2. Justificación

A lo largo de los últimos años los avances tecnológicos y la innovación evidencian que está en auge la competitividad. Por ende, las empresas buscan soluciones más eficientes que ayuden a su desarrollo y crecimiento, permitiéndoles permanecer en el mercado y obteniendo ventajas respecto a sus competidores. El éxito de las empresas puede estar limitado por la acertada toma de decisiones logísticas.

De acuerdo con el Índice de Desempeño Logístico, obtenido de la evaluación correspondiente al año 2014 (Banco Mundial), Colombia se encontraba en el puesto 64 entre 160 países en relación con la percepción sobre situación logística. Adicional a ello, en el ranking establecido por el Índice Global de Competitividad 2014-2015 (Schwab, 2014), Colombia ocupaba el puesto 66, evidenciando que ha tenido mejoras en materia de tecnología.

Por su parte,

Gómez Villamizar (2007) ya había afirmado que Colombia debe desarrollar la logística como elemento clave para lograr la competitividad en las empresas, puesto que sin un buen sistema logístico se hace muy difícil conseguir que los productos que se mueven a través del país no se vuelvan más costosos y, por ende, menos competitivos. Este autor opinaba que, en general, Latinoamérica se encuentra rezagada si se le compara con Norteamérica, Europa y algunos mercados del pacífico. De igual manera, Gómez consideraba que el costo logístico en Latinoamérica era muy alto (18% a 25% de costo logístico sobre el valor Free On Board (FOB) de la mercancía que puede ser transportada por barco, ya sea marítimo o fluvial) (Ospina Díaz y Sanabria Rangel, 2017, p.255).

Según la Encuesta Nacional Logística (ENL) (Departamento Nacional de Planeación de Colombia, 2015), se puede afirmar que el costo logístico en el país es alto y que este se está incrementando (14,9%)(Ospina Díaz y Sanabria Rangel, 2017, p.255); esto se debe, muchas veces, al excesivo tiempo en los procesos de transporte y esperas; Otro hallazgo de la ENL es que solo el 92,2% de las entregas se hacen completas, solo el 80% llegan a tiempo y que el 77,3% de las entregas cumplen los dos criterios (Ospina Díaz y Sanabria Rangel, 2017, p.256).

En Colombia se han realizado importantes avances en desempeño logístico; por lo que se situó al país en 2018 en el puesto 58 de 160 países según el Índice de Desempeño Logístico (LPI) del Banco Mundial (Hernández, 2018). Podemos destacar que se encuentra en auge las investigaciones destinadas a apoyar la planeación de actividades logísticas que anteriormente solo se basaban en la experiencia de los involucrados.

Luego de la revisión de literatura científica se permite afirmar que para el diseño de una red de recolección debe tenerse en cuenta diferentes decisiones de interés a nivel estratégico (localización), táctico y operativo (ruteo). Ahora bien, teniendo claro lo anterior, se especifica la importancia que tiene la disminución de todos los costos asociados con la apertura, transporte, recogida y entrega a los clientes; debido a que, esto representa en la mayoría de los casos una gran participación en los costos que tienen las empresas, por ende, limitando el porcentaje de utilidades. De esa manera, esta situación se convierte en prioridad a resolver, buscando optimizar los costos y prestando mejor servicio al cliente.

Lo mencionado anteriormente se aborda a través de un problema de localización-ruteo, el cual se va a desarrollar con la localización de depósitos y asignación de rutas con entrega y recogida

simultánea teniendo en cuenta las ventanas de tiempo; es decir, los intervalos de tiempo en los que se presentan la imperativa necesidad de entrega o recogida a los clientes.

Para ello se presenta un algoritmo híbrido entre Genético y AVNS para resolver el LRSPDTW, con el objetivo de mejorar la toma de decisiones en cuanto a localización de depósitos, la asignación de rutas con su respectiva recogida y entrega a los clientes obteniendo soluciones eficientes; esto es importante, dado a la situación cotidiana que presentan las ciudades y cualquier tipo de industria; además, se busca atender la necesidad actual de disminuir los altos costos de transporte o los costos asociados en el transcurso del desarrollo de la red de recolección y entrega a cualquier cliente o empresa.

3. Objetivos

3.1 Objetivo General

Diseñar una solución para el problema de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea con ventanas de tiempo (LRSPDTW) aplicando un algoritmo híbrido genético.

3.2 Objetivos Específicos

- Realizar una revisión de literatura sobre el problema de LRSPD, la incorporación de ventanas de tiempo, y su solución mediante el uso de algoritmos híbridos.
- Formular un modelo matemático para el problema de LRSPDTW.
- Desarrollar en el lenguaje de programación Python un algoritmo híbrido genético para la solución del LRSPDTW planteado.
- Validar el algoritmo propuesto mediante instancias de la literatura ajustadas para el problema LRSPDTW.

- Elaborar un artículo científico de carácter publicable con base a la investigación realizada que contenga los resultados del proyecto de investigación.

4. Metodología

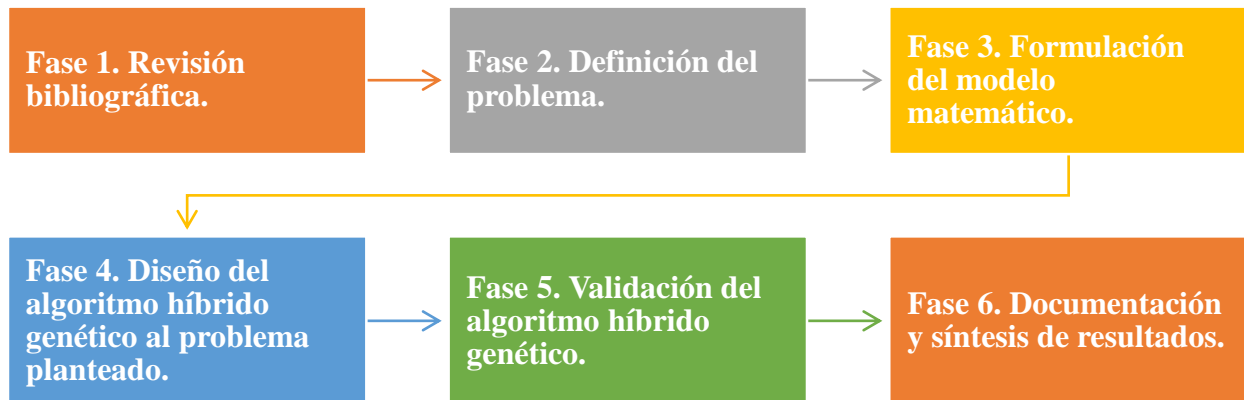


Figura 1. Fases metodológicas de un estudio en investigación de operaciones.

4.1 Fase 1. Revisión bibliográfica.

En esta etapa se lleva a cabo una revisión y análisis de artículos científicos, relacionados con el LRSPDTW, con el fin de conceptualizar el tema, estudiar los principales algoritmos de solución propuestos hasta el momento y además construir un marco referencial.

- Definir las palabras claves para la construcción de la ecuación de búsqueda en la base de datos *Web of Science*.
- Revisar la literatura disponible en bases de datos sobre la solución al LRSPDTW.
- Revisión de la literatura sobre las soluciones del LRSPDTW por medio de algoritmos híbridos en la base de datos *Web of Science*.

4.2 Fase 2. Definición del problema.

- Clasificar los aportes más afines y relevantes obtenidos de la revisión bibliográfica, con el fin de identificar las formas en que el problema ha sido abordado en la literatura.

- De acuerdo con las teorías existentes, plantear el problema a resolver.

4.3 Fase 3. Formulación del modelo matemático.

Esta etapa consiste en la formulación del problema para su respectivo análisis, construyendo un modelo matemático que represente la problemática. Para esto se realizan las siguientes actividades:

- Identificar de la literatura la función objetivo más acorde para el LRSPDTW, así como las variables de decisión y restricciones más comunes.
- Formular un modelo matemático que represente el LRSPDTW.

4.4 Fase 4. Diseño del algoritmo híbrido genético al problema planteado.

Una vez realizada la clasificación de información más relevante y formulado el modelo matemático, continua el desarrollo de un algoritmo de solución, para esta problemática consiste en un algoritmo híbrido genético. Para esta fase se realizarán las siguientes actividades:

- Estudiar el lenguaje de programación Python.
- Conocer las bases teóricas del algoritmo híbrido para su adaptación como método de solución al LRSPDTW.
- Diseñar un algoritmo híbrido que dé solución al problema, sujeto al modelo planteado.
- Construir el algoritmo en lenguaje de programación Python.
- Verificar que el algoritmo híbrido propuesto genere soluciones factibles al problema.

4.5 Fase 5. Validación del algoritmo híbrido genético.

En esta fase se comprueba el algoritmo, con el objetivo de determinar las mejoras y/o ajustes que se deban realizar.

- Identificar las instancias en la literatura.

- Adecuar las instancias en un formato idóneo para el algoritmo planteado.
- Validar el algoritmo mediante instancias de la literatura ajustadas para el problema.

4.6 Fase 6. Documentación y síntesis de resultados.

En esta última fase se recopilan los resultados obtenidos durante el proceso investigativo con el fin de:

- Realizar el informe final en donde se consolida y se exponen los resultados obtenidos en el desarrollo del trabajo de investigación.
- Elaborar un artículo de carácter publicable con la información destacada de la investigación y los resultados obtenidos.

5. Revisión de literatura

En esta sección, se habla sobre el LRSPDTW, para poder entender sus múltiples variables, se debe partir del concepto base, el problema de enrutamiento de vehículos y localización, al cual se le fueron incorporando variantes que llevaron al estudio del tema que se trata en esta investigación; para ello esta revisión se divide en 7 temas: problemas de enrutamiento de vehículos (VRP), problemas de enrutamiento de vehículos con recogida y entrega simultánea (VRSPD), problemas de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW), problema de enrutamiento de vehículo con recogida y entrega simultánea con ventanas de tiempo (VRSPDTW), problemas de localización-ruteo (LRP), problemas de localización-ruteo con ventanas de tiempo (LRPTW) y problemas de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea (LRSPD).

5.1 Análisis preliminar de literatura del VRP

El VRP es un problema de optimización combinatoria de operaciones logísticas que pertenece a la clase NP-*Hard*, dado que, no es posible resolverlo en tiempo polinomial. El VRP, busca la solución óptima en diferentes variantes dependiendo de algunas restricciones, como ventanas de tiempo, capacidad del vehículo, múltiples vehículos, retrocesos, entrega y recogida simultáneas, entre otras. Los primeros autores que aportaron en la literatura sobre el VRP fueron: Dantzig, Fulkerson & Jhonson (1954), realizaron un método de solución para un TSP (*Travelling Salesman Problem*) o problema del agente viajero. A gran escala, el TSP consiste en que un agente vendedor debe visitar cierto número de ciudades en un solo viaje, que inicie y termine su recorrido en la ciudad “origen”; por lo tanto, el agente debe delimitar cuál ruta debe tomar para visitar cada ciudad una sola vez y regresar, recorriendo la distancia total mínima. No obstante, de la anterior formulación nacen variaciones como el TSP generalizado por Dantzing y Ramser (1959), en el cual se modela la distribución de gasolina mediante una flota de camiones a diferentes estaciones de servicio.

5.2 Análisis preliminar de literatura del VRPSPD

El primer autor que habló sobre la variante VRPSPD fue Min (1989) para vehículos múltiples prestando el servicio de recogida y entrega simultánea al cliente, que buscaba minimizar la distancia total de viaje, dado un conjunto de ubicaciones conocidas de clientes. Estos problemas con frecuencia suelen observarse en el diseño de rutas óptimas para sistemas de transporte público, transporte escolar, líneas aéreas, distribuidores de operaciones logísticas, de productos comestibles, entre otros; la formulación presentada por este autor fue una extensión del TSP con restricciones de carga mixtas.

En el 2009, Zachariadis, Tarantilis y Kiranoudis, estudian un VRPSPD, proponen como enfoque de solución híbrida la incorporación de dos metaheurísticas: la búsqueda tabú (TS) y la búsqueda local guiada (GLS), tomando como instancias de referencia tres conjuntos de problemas conformado por 14 instancias de VRPSPD establecidas por Salhi y Nagy (1999), que involucran de 50 a 199 clientes, 40 instancias propuesta por Dethloff (2001) de 50 clientes, y el último conjunto compuesto por 18 instancias presentadas por Montané y Galvão (2006) que involucran de 100 a 400 clientes, en total se aplicaron 72 instancias de referencia VRPSPD proporcionadas de la literatura para un intervalo de 50 a 400 clientes, obteniéndose así, soluciones de alta calidad mediante el algoritmo metaheurístico híbrido. Siete años después, Avci y Topaloglu (2016) continúan con la investigación agregando una nueva variante, que consiste en incluir vehículos heterogéneos, es decir, considerando los diferentes tipos de vehículos disponibles para las operaciones de recogida y entrega simultánea, con el fin de que su aplicación se ajuste adecuadamente a las empresas en el mundo real, para ello se basa en modelos propuestos por Montané y Galvão (2006) y Ai y Kachitvichyanukul (2009) para el VRPSPD, de allí surge su formulación matemática para el problema de enrutamiento de vehículos heterogéneos con recogida y entrega simultánea (HVRPSPD); Avci y Topaloglu proponen un algoritmo de búsqueda local adaptativo simple (HLS), combinando un enfoque basado en Recocido Simulado (SA) sin parámetros con Búsqueda Tabu (TS), comparado con otros algoritmos, la diferencia en la calidad de la solución aumenta verazmente a medida que se incremente el tamaño del problema y el tiempo de cálculo es más corto por HLS.

Hof, J. y Schneider, M. (2019) desarrollan un método de solución heurística híbrida que combina un algoritmo adaptativo de búsqueda de vecindario grande con un enfoque de vinculación

de ruta, llamado ALNS-PR, para probar el algoritmo propuesto para el VRSPD, se toma como referencia las instancias de Salhi y Dethloff, luego, se compara cada grupo de instancias con el ALNS-PR, en el que arroja una solución competitiva de buena calidad y favorablemente el tiempo de ejecución mejora frente a los algoritmos comparados.

5.3 Análisis preliminar de literatura del VRPTW

El VRPTW son las siglas del problema de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo, en el cual el cliente establece un intervalo de tiempo para que le sea entregado y recogido el producto; el primer autor en hablar del tema fue Solomon (1983) quien lo desarrolló mediante heurísticas que son muy efectivas y eficientes para resolver problemas a gran escala.

Koch, Bortfeldt, y Wäscher (2018) proponen el problema de enrutamiento de vehículo con entrega y recogida simultánea con ventanas de tiempo y restricciones de carga tridimensionales (3L-VRSPDPTW) hasta donde se conoce anteriormente en la literatura no ha sido estudiado como se acaba de mencionar; sin embargo, pertenece al grupo de problemas de enrutamiento de vehículos con restricciones de carga tridimensionales (3LVRP) que fue publicado por Gendreau et al. (2006). Para resolverlo, los autores proponen una búsqueda adaptativa de vecindario grande (ALNS) para instancias de VRP unidimensionales; se utiliza un conjunto de 50 instancias de prueba para delimitar los valores de parámetros adecuados para el ALNS, y se usan 14 instancias de VRSPD, presentadas por Salhi y Nagy (1999). En cuanto a la configuración de parámetros para el ALNS, se escogen los casos de los siguientes autores de Solomon (1987) (VRPTW), Goetschalckx y Jacobs-Blecha (1989) y Toth y Vigo (1996) [VRP con backhails agrupados (VRPCB)], Gélinas et al. (1995) [VRPCB con ventanas de tiempo (VRPCBTW)], y Salhi y Nagy (1999) [VRP con backhails mixtos (VRPMB)]. Además, como no existen instancias de 3L-VRP

que incluyan aspectos de ventanas de tiempo, se generaron nuevas instancias; debido a que no hay resultados disponibles de referencia, se comparan los resultados de diferentes versiones del algoritmo híbrido, cada una combinando el ALNS con uno de los tres procedimientos de empaquetado: el DBLF, el DBLF en combinación con el enfoque LS (LS_DBLF), y el procedimiento LS de Zhang et al. (2015) (LS_OS) y aplicado a 300 instancias para 3L-VRSPDTW que son generadas, en conclusión, el ALNS propuesto permite utilizar heurística de embalaje simple.

5.4 Análisis preliminar de literatura del VRSPDTW

Existe diferentes variantes de VRSPD como el problema de enrutamiento de vehículos de entrega y recogida simultánea con cargas divididas y ventanas de tiempo (VRSPDSLW) (citado por Wang, Ma, Lao, Wang y Mao, 2013), en el cual se eliminan las restricciones de capacidad del vehículo, y así, permite que las entregas o recogidas para un cliente se dividan en varias visitas teniendo presente las ventanas de tiempo.

Para el VRSPDTW, los autores Wang, Mu, Zhao y Sutherland (2015) proponen un algoritmo de recocido simulado paralelo (SA), y mejoran los resultados generados por Wang y Chen (2012) en el que habían propuesto un algoritmo genético, se toma como referencia las instancias utilizadas en (Wang et. al, 2015) comparando el rendimiento del SA con el ALNS-PR, en total se gasta solo una fracción del tiempo requerido por una sola ejecución del algoritmo propuesto por Wang et. al. (2015), siendo más rápido en la solución y la reducción de la distancia recorrida.

5.5 Análisis preliminar de literatura del LRP

El LRP surge a partir de varias discusiones entre autores sobre que no es adecuado combinar la ubicación y el enrutamiento dentro del mismo marco de planificación por sus diferentes horizontes;

sin embargo, Nagy y Salhi, (1999) investigaron sobre este problema concluyendo que el uso de localización-ruteo puede disminuir los costos en un horizonte de planificación a largo plazo, en el cual las rutas pueden variar; es decir, abrir un subconjunto de depósitos, asignar clientes y determinar las rutas para los vehículos, con la finalidad de reducir costos totales desde los depósitos abiertos, vehículos utilizados, recorrido de las rutas. Existen muchas variantes del LRP abordadas en la literatura que se diferencian por el número y tipos de instalaciones, flotas homogéneas versus flotas heterogéneas, o bien, la naturaleza de la demanda, si es determinística o estocástica, ventanas de tiempo y demás, según el estudio por Nagy y Salhi (2007), la cantidad de artículos dedicados a este problema con sus diversas variantes ha crecido rápidamente en los últimos años.

5.6 Análisis preliminar de literatura del LRPTW

El LRP se puede presentar en redes de transporte multimodales con ventanas de tiempo, que consiste en determinar simultáneamente las ubicaciones para establecer depósitos, rutas multimodales para entregar productos a depósitos y recorridos para la entrega de productos a los clientes, de acuerdo a las ventanas de tiempo establecidas por el cliente, en el cual se puede solucionar dicho problema mediante el algoritmo genético de dos partes utilizando los conjuntos de datos VRPTW publicados por Solomon (1983) (como es citado por Fazayeli, Eydi y Kamalabadi, 2018); sin embargo, estas ventanas de tiempo y las demandas proporcionaron grado de dificultad a la ejecución del problema, debido a que aumenta el costo y tiempo, en el cual se evidenció en los resultados, que el algoritmo genético proporciona soluciones enteras factibles en mejor tiempo de solución comparado con GAMS; de esa manera se constata que para casos pequeños es recomendable trabajar con GAMS arrojando una solución óptima y para gran tamaño se puede optar por algoritmo genético.

5.7 Análisis preliminar de literatura del LRPSPD

En la 40a Conferencia Internacional sobre Computación e Ingeniería Industrial, Karaoglan y Altıparmak (2010) buscaron dar solución a los problemas de diseño de las redes de distribución y localización con el fin de minimizar los costos totales del sistema, de manera que las demandas de recogida y entrega a cada cliente sea realizada por un mismo vehículo, a través de un enfoque heurístico híbrido mediante de algoritmo genético (GA) y recocido simulado (SA) llamado algoritmo híbrido genético (HGA) para problemas de mediana y de gran tamaño, se compararon los resultados obtenidos de HGA que tardo alrededor de 28 segundos su tiempo de cálculo de solución mientras que la formulación MIP se demoró 5600 segundos basado en el flujo del conjunto de instancias de prueba a partir del conjunto de prueba propuesto por (Prodhon,2008), en el cual se analizó como referencia los límites superiores obtenidos por MIP con el rendimiento del HGA.

El artículo: “*Solving the location-routing problem with simultaneous pickup and delivery by simulated annealing*” por Yu y Lin (2016), es el único artículo que ha generado instancias referentes a este problema, éstas surgieron a partir de la unión de dos conjuntos de instancias de referencia CLRP creadas por (Prins, Prodhon y Wolfer, 2004; Barreto, 2004) para problemas de gran escala, las cuales son: YLBAM, YLBSN, YLPAM e YLPSN para más de 100 clientes; este artículo se solucionó mediante el algoritmo recocido simulado (SA), que se ha convertido en un algoritmo popular para resolver estos problemas y se ha aplicado a varios tipos de problemas de enrutamiento y programación, como TSP (Jeong y Kim, 1991), CLRP (Yu et al. 2010), problemas de asignación (Sofianopoulou 1992), talleres de flujo (Osman y Potts 2003) y rotación de trabajos de programación (Seçkiner y Kurt 2007) y entre otros. Además, el LRPSPD se emplea

frecuentemente en la industria de bebidas y servicios postventa, a su vez, es un tema de gran interés para los investigadores y profesionales en el problema.

Con los cambios que se presentan día a día en las actividades logísticas de distribución urbana que buscan satisfacer eficientemente el servicio al cliente, con reducciones de costo, existen problemas de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea dependiendo de los objetivos, si es único o múltiples objetivos, como es el caso de este artículo que presenta más de un objetivo: “*Multi-objective location-routing problem with simultaneous pickup and delivery for urban distribution*” por Wang, Yang y Lu, 2018) que busca minimizar costos de operación de distribución y maximizar el nivel del servicio mediante la construcción de una red logística más efectiva, en el que se plantea el problema utilizando dos tipos de modos de servicio de entrega y una función de satisfacción difusa para describir las características de la distribución urbana aplicados en el mundo real, se soluciona mediante un algoritmo heurístico híbrido que combina búsqueda tabú y procedimientos eficientes para las fases de inicialización, ubicación y enrutamiento, en el cual se compara entre la heurística multiobjetivo propuesta, a través de la búsqueda tabú (TS), en el que genera muchas más soluciones no dominadas en el conjunto de referencia que el algoritmo recocido simulado (SA-heurística), es una extensión del algoritmo en Tuzun et al. (1999) para el problema con el objetivo de costo único; por tanto, TS puede lograr una satisfacción relativamente alta y un costo bajo, el valor promedio de satisfacción es 91.8% para objetivos múltiples y el planteado por Tuzun de único objetivo es de 10.22%.

Por otra parte, existe un artículo muy reciente por (Zhao, Leng y Zhang, 2019) en el que busca optimizar el LRSPD para su solución mediante la búsqueda local iterativa basada en hiperheurística (ILS-HH), hasta donde se conoce en la literatura no se ha utilizado las

hiperheurísticas para abordar problemas de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea, se presenta como un nuevo marco distintivo de acuerdo al desempeño del módulo de heurísticas de bajo nivel, por sus siglas en inglés se conoce como (LLH), el cual se clasifica en: *hill climber* (HC) y *heuristic mutations* (MH) según la probabilidad activada de aplicar cada MH dependiendo del rendimiento de los HC, durante el estudio se desarrollan cinco estrategias de activación para examinar el rendimiento del marco propuesto y cuatro estrategias de selección teniendo en cuenta las características de cada grupo, y así, seleccionar los LLH más adecuados.

Finalmente, se evidencia que toda la revisión de literatura realizada permite analizar y encontrar que existen muy pocos artículos sobre el problema planteado en nuestro proyecto llamado “Problema de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea con ventanas de tiempo”, de forma abreviada así: LRSPDTW, por sus siglas en inglés, lo cual distingue esta investigación aportando a los avances científicos, contando como referencia varios artículos anteriores para el desarrollo del proyecto, en cuanto a la información necesaria para formular el modelo matemático, diseñar, programar en el algoritmo híbrido y por último, validar con las instancias de prueba encontradas en la literatura.

6. Marco de antecedentes

En la Universidad Industrial de Santander se han elaborado algunos trabajos en modalidad de proyecto de investigación a nivel de pregrado, los cuales buscan solucionar problemas de localización y ruteo con diversas variantes como las ventanas de tiempo, entrega y recogida simultánea, entre otras, los cuales pertenecen al tema tratado. En el presente estudio serán abordados conjuntamente. A continuación, se dan a conocer algunos de los proyectos más

relevantes y afines que se han llevado a cabo, los cuales aportan significativamente al desarrollo de la investigación.

El proyecto “Desarrollo de un algoritmo híbrido para la resolución del problema de ruteo de vehículos con entrega y recogida simultaneas (VRPSPD)”, de Cruz y González (2013) propone la aplicación del algoritmo constituido por el método de optimización de enjambre de partículas (PSO, por sus siglas en inglés), una heurística de construcción de rutas *cheapest insertion heuristic* y una heurística para mejoramiento de rutas de búsqueda local 2-opt. Un rasgo a destacar de gran relevancia para la investigación en desarrollo es la inclusión de una de las variantes del VRP en donde actualmente las empresas viven en la realidad el problema de ruteo de vehículos, teniendo en cuenta las entregas y recogidas simultaneas, dado que además de entregar bienes a los clientes, los vehículos deben recoger otros bienes de los clientes de manera simultánea; Adicional se validó con 18 instancias adaptadas por Tang y Galvao de las propuestas hechas por Solomon (1987).

Dentro de la búsqueda realizada, se consultó en el repositorio de la Pontificia Universidad Javeriana, trabajos relacionados con LRP, entre los que se destaca “Mathematical Programming Modeling and Resolution of the Location-Routing Problem in Urban Logistics” (Muñoz Villamizar, Montoya Torres y Herazo Padilla, 2014). En este trabajo desarrollan un modelo matemático basado en la programación lineal entera, buscando optimizar la ubicación de manera integral del centro de distribución en una ciudad y las rutas para visitar a sus clientes. Adicional es de gran utilidad ya que con el modelo buscan minimizar el costo de suministro de la demanda de cada cliente, la ubicación del depósito y tamaño, entre otros. Se logran resolver múltiples problemas de ubicación de depósitos, número de depósitos a través de datos o restricciones,

adicional se puede calcular el número óptimo de rutas por vehículo, capacidad de estos, entre otros factores.

Así mismo los teóricos Nier Obregón y Niño Hernández (2015) con el trabajo “Desarrollo de un algoritmo híbrido para resolver el problema de localización-ruteo (LRP)”. Ellos proponen un algoritmo híbrido empleando optimización por colonia de hormigas (ACO, por sus siglas en inglés), con el uso de tres colonias (selección de depósitos, asignación de clientes y VRP), para generar una solución inicial, que es mejorada con búsqueda local iterativa (ILS, por sus siglas en inglés) que se compone de cuatro estructuras de vecindad y una perturbación, brindando resultados computacionales sobresalientes; se hace evidente lo eficiente del algoritmo híbrido construido teniendo en cuenta el tiempo de ejecución para problemas conjuntos de localización de instalaciones y ruteo de vehículos.

Por otro lado, con el trabajo “Estudio del problema de LRP (Location Routing Problem) con enfoque en los métodos de localización y segmentación” (Hernández Laguado, 2017), se realiza un análisis de las técnicas de localización y segmentación importantes para la solución del problema, indicando que este tipo de problema de optimización se puede abordar de manera integral (tratar y optimizar tanto localización como ruteo) o por fases (incluso variando cuál subproblema se resuelve primero). Cada subproblema es un problema NP-Hard, en el que se presenta como necesario el uso de los métodos heurísticos y metaheurísticos. Adicional es de gran utilidad los conceptos que manejan en este trabajo, como los métodos de solución, abarcando métodos exactos, métodos aproximados, etc. La autora plantea un modelo matemático mostrando una realidad supuesta que se desea atender, resolviendo el problema de localización y ruteo en fases, aplicando análisis *clustering* y diferentes técnicas con diferentes escenarios de solución.

En un estudio que da mayor énfasis a las problemáticas tratadas por el anterior autor, se encuentra el trabajo “Solución del problema de localización-ruteo con ventanas de tiempo (LRPTW) en condiciones de incertidumbre” (Ruiz Vega, 2018). Este aborda el tema de localización y ruteo con ventanas de tiempo a través de un algoritmo genético (GA), implementando un criterio de selección por torneo, un cruce de un punto y una mutación que modifica la asignación de clientes a los depósitos, adicionalmente se usó la heurística *fuzzy c-means* (FCM, por sus siglas en inglés) y el método del barrido con el fin de generar la población inicial. Una de las variantes más importantes, que se estudia en este trabajo, son las ventanas de tiempo, buscando servir las demandas de los clientes, dentro de un intervalo de tiempo en el que se permiten los servicios. En consecuencia, este proyecto de grado sirve de guía porque describe el algoritmo genético, su comportamiento y su funcionalidad, asimismo es de gran importancia la comparación que presenta entre los resultados alcanzados con AG y las instancias encontradas en la literatura. Por otro lado, se manejan muchos conceptos en común como complejidad computacional, algoritmos híbridos, optimización combinatoria, etcétera; que serán útiles para dar forma a la investigación.

7. Marco teórico

A continuación, se presentan los conceptos más significativos y relevantes asociados al desarrollo y ejecución del trabajo de investigación.

7.1 Optimización matemática

También conocida como: programación matemática u optimización numérica, se puede definir como la ciencia para determinar las mejores soluciones a los problemas matemáticamente

definidos, tales como: modelos de manufactura, configuraciones mínimas de energía de estructuras generales, desde moléculas hasta puentes colgantes y sistemas de gestión, con el fin de tomar la decisión más acertada que asegure, el máximo beneficio o servicio o el mínimo costo o trayectoria recorrida.

Está conformado por la formulación y la solución de un problema de optimización restringida de la forma matemática general, así:

$$\text{minimize } f(x), x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in \mathbb{R}^n$$

subject to the constraints:

$$g_j(x) \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, m$$

$$h_j(x) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, r$$

donde $f(x)$, $g_j(x)$ y $h_j(x)$ son funciones escalares del vector de la columna real x . Los componentes continuos x_i de $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ son conocidas como variables, $f(x)$ es la función objetivo, $g_j(x)$ denota las respectivas funciones de restricción de desigualdad y $h_j(x)$ las funciones de restricción de igualdad. El vector óptimo x que resuelve el problema anterior, se denota por x^* con el valor correspondiente de la función óptima $f(x^*)$. Si no se declaran las restricciones, entonces, se llama un problema de minimización sin restricciones (Snyman, 2005, p. 1).

7.2 Optimización combinatoria

Es una clase de optimización que se compone de la intercesión de las matemáticas aplicadas, la ciencia de la computación y la investigación de operaciones, de la cual se estudian problemas que pueden presentar un conjunto de soluciones factibles con variables discretas. (Baños, 2006, Summary, párr. 2). Por lo tanto, consiste en encontrar una mejor configuración de un conjunto de variables discretas, buscando un objeto, que puede ser, un número entero, un subconjunto, una

permutación, o una estructura gráfica en un conjunto finito, con el objetivo de maximizar o minimizar determinada función objetivo, bajo a unas restricciones (Blum y Roli, 2003, p. 269). “A pesar de su nombre, la optimización no necesariamente significa encontrar la solución óptima a un problema, ya que puede ser inviable debido a las características del problema” (Baños, 2006, Summary, párr. 3).

Un problema de optimización combinatoria $P = (S, f)$ puede ser definido por los siguientes elementos, así:

Tabla 2.

Elementos de la optimización combinatoria.

ELEMENTO	EXPRESIÓN
Conjunto de variables.	$X = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$
Dominio de las variables.	D_1, D_2, \dots, D_i
Restricciones entre variables.	
Una o múltiples funciones objetivo, establecida para maximizar o minimizar.	Donde $f: D_1 \times D_2 \times \dots \times D_i \rightarrow \mathbb{R}^+$

Nota: Adaptado de Blum y Roli, 2003.

El conjunto de todas las posibles asignaciones factibles es: $S = \{s = \{(x_1, v_1), (x_2, v_2), \dots, (x_i, v_i)\} \mid v_i \in D_i, \text{ donde } s \text{ satisface todas las restricciones}\}$. S es llamada la solución, cada elemento del conjunto puede ser una opción de solución, tal que $s^* \in S$ con el valor mínimo de la función objetivo, para cualquiera de los casos, si se maximiza o si se minimiza (Blum y Roli, 2003, p. 269).

Por tal razón, los problemas de optimización combinatoria (*Combinatorial Optimization*, CO) son clasificados dependiendo de su complejidad computacional, y de allí ha surgido el desarrollo de muchos algoritmos para hallar la solución del modelo problemático, así mismo, permite verificar si una posible solución de un problema de optimización discreta es la óptima (Lange, 2010, Cap. 5, p. 103-122).

7.3 Complejidad computacional

Los problemas de optimización desde el punto de vista computacional formados por un conjunto de datos de entrada, de salida, una función que se asigna a cada dato del problema y una salida de este (Jiménez y Caparrini, 2003). Por ende, los problemas en computación y matemáticas pueden clasificarse por su grado de dificultad, existen tres tipos: P, NP y NP-Complete (o NP-Hard). Los problemas tipo P, son aquellos problemas de decisión que se resuelven mediante algoritmos determinísticos en tiempo polinomial, es decir, en un tiempo computacional razonable; en cambio, los problemas tipo NP y NP-Complete, no se pueden resolver en un tiempo polinomial, sólo por algoritmos no determinísticos, debido a la complejidad del problema, entonces, es menos probable encontrar una solución óptima a corto tiempo (Garey y Jhonson, 1979).

El LRP es la combinación de dos problemas NP-Hard, los cuales son el FLP y el VRP, por tal razón, el LRP también es un problema NP-Hard (Barreto, Ferreira, Paixao, y Santos, 2007, p. 968).

7.4 Problemas de localización

Se describe de aquellos conjuntos de clientes esparcidos en un área geográfica que demanda un servicio o producto, para esto, la demanda de los clientes debe ser atendida por una o varias instalaciones, y éstas se encuentran dentro del marco de competencia de acuerdo con las especificaciones del cliente para su servicio o producto solicitado. Por lo tanto, es importante establecer un proceso de decisión, de donde se deben ubicar las instalaciones en el territorio, teniendo en cuenta, los requerimientos de los clientes, de la empresa y las restricciones geográficas, entre otros (Scaparra y Scutellà, 2001. p. 2).

7.4.1 Instalación o facilidad.

Es aquella posición espacial que se relaciona con los objetos preexistentes del problema, las principales propiedades que caracterizan a las instalaciones son: la cantidad, el tipo y el costo, cuando sucede el caso, de que el número de instalaciones está fijado a priori, se pueden evidenciar entre: problemas de instalación simple y problemas multi-instalaciones, aunque, también se puede clasificar según su tipo, dependiendo de la capacidad, servicio, parámetros sobre su estructura. En general, se pueden observar diferentes instalaciones como son: almacenes, plantas productivas, escuelas, hospitales, call centers, centros comerciales y demás (Ibid, 2001).

7.4.2 Localización.

Es el lugar físico en donde se va a ubicar la instalación, el conjunto de ubicaciones se puede categorizar de acuerdo con sus condiciones, así: espacio discreto, se especifica en un conjunto finito de posibles lugares, se selecciona dependiendo de los factores geográficos y económicos; espacio continuo, los posibles lugares se originan según las coordenadas en el espacio euclidiano; representación en redes, el espacio de soluciones mediante una infraestructura de red (red de carretera, red vial, red de telecomunicaciones, entre otros), que a su vez, se puede clasificar en: continua y discreta (Ibid, 2001).

7.4.3 Cliente.

Conjunto que usuarios o personas que requieren unas necesidades y de lo cual, surgen los problemas de localización para ubicar determinados centros o instalaciones para satisfacer adecuadamente a la demanda conformada por los clientes, aunque, es necesario saber cómo se distribuyen, si uniformemente o en los vértices de una red, lo que demandan, no todas las veces se conoce la cantidad requerida por el cliente, y su comportamiento, debido a que, en el marco de

competencia puede encontrar innumerables opciones de instalaciones donde sea atendido o que prefiera la instalación más cercana a su domicilio u otros criterios para determinar a donde quiere ser atendido (Scaparra y Scutellà, 2001. p. 2).

7.5 Problema de enrutamiento de vehículos (VRP)

El primer problema abordado en la literatura fue para resolver un TSP (*Travelling Salesman Problem*) por Dantzig, Fulkerson y Jhonson, (1954), para llevar a cabo la investigación y plantear por primera vez el problema de enrutamiento de vehículos (VRP, por sus siglas en inglés), en 1959, por Dantzing y Ramser, surge de la anterior formulación, pero, se modela la distribución de gasolina mediante estaciones de servicio diferentes con una flota de camiones, desde una terminal (Dantzig y Ramser, 1959). El VRP es uno de los problemas más comunes en operaciones logísticas, hace parte de los problemas de optimización combinatoria y es un *NP-Hard*, es decir, su tiempo y esfuerzo computacional aumenta exponencialmente respecto al tamaño del problema para dar soluciones aproximadas a través de los algoritmos heurísticos (Lüer, Benavente, Bustos y Venegas, 2009).

El VRP clásico se define de la siguiente forma: Sea $G = (V, A)$ un gráfico donde $V = \{v_0, v_1, \dots, v_n\}$, es un conjunto de vértices, donde v_0 representa un depósito y los otros vértices son los clientes, y $A = \{(v_i, v_j): v_i, v_j \in V, i \neq j\}$, es un conjunto de arcos que se relaciona a una matriz de costos (C_{ij}) y a una matriz de tiempo de viaje (t_{ij}) , si se presenta que estas dos matrices son simétricas, como suele suceder, entonces, se procede a definir el VRP en un gráfico no dirigido, planteado así: $G = (V, E)$, donde $E = \{(v_i, v_j): v_i, v_j \in V, i < j\}$, es un conjunto de bordes, por consiguiente, cada cliente tiene una demanda no negativa q_i y un tiempo de servicio t_i , una flota m de vehículos iguales de capacidad Q , el número de vehículos es la variable de decisión que se

pretende solucionar, bajo un conjunto de rutas de entrega o recogida como máximo m , de tal modo, que cada ruta inicie y finalice en el depósito, cada cliente sea visitado solo una vez y exclusivamente por un vehículo, la demanda total de cada ruta no debe exceder a Q , la duración total de cada ruta incluyendo los tiempos de viaje y de servicio no exceda el límite preestablecido D , y el costo total de la ruta sea minimizado (Cordeau, Gendreau, Laporte, Potvin, y Semet, 2002, p. 512).

A lo largo de muchas investigaciones, han surgido diferentes variantes del VRP con restricciones especiales, tales como: el problema de enrutamiento de vehículos con flota heterogénea (HFVRP), ósea, con varios tipos de vehículos, cada uno de ellos definido por una capacidad (Prins 2009), el problema de enrutamiento de vehículos abierto (OVRP), en particular del VRP, se diferencia porque cada ruta empieza en el depósito y termina en el cliente, por tanto, no regresa al depósito (Fleszar, Osman, e Hindi, 2009), el problema de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW), en el cual cada cliente es atendido dentro de un intervalo de tiempo (Cordone y Calvo, 2001), hay múltiples depósitos para abastecer a los clientes es lo que caracteriza al (*Multiple Depot VRP*- MDVRP), existe un problema para el cual los clientes tienen la oportunidad de devolver algunos bienes al depósito por algún motivo, llamado (*VRP with Pick-Up and Delivering* – VRPPD), el (*Split Delivery VRP* – SDVRP), se define porque sus clientes pueden ser atendidos por distintos vehículos, también están los problemas de enrutamiento de vehículos de acuerdo con la demanda, como el (*Stochastic VRP*- SVRP), determinado por una demanda estocástica dependiendo del número de clientes, tiempo de servicio o de viaje y los periódicos, que son fijos los días para ser abastecidos (*Periodic VRP* – PVRP), todos éstos problemas se plantean para un solo objetivo junto con otras variantes (Lüer, Benavente, Bustos y

Venegas, 2009), aunque existen problemas para optimizar dos o más objetivos para minimizar la distancia total recorrida o costos totales en operaciones logísticas o maximizar el nivel del servicio al cliente o minimizar el número de vehículos, entre otros (Jozefowicz, Semet y Talbi, 2008).

7.6 Problema de enrutamiento de vehículos con recogida y entrega simultánea (VRPSPD)

El primer autor que estudió la variante de problema de enrutamiento de vehículos con recogida y entrega simultánea (VRPSPD, por sus siglas en inglés) fue Min en 1989, prestando el servicio de recogida y entrega simultánea al cliente con vehículos múltiples, surgió de la necesidad de optimizar el sistema de distribución de bibliotecas públicas en Ohio, dio como resultado que logra minimizar el tiempo en el servicio y la distancia recorrida en cada ruta. Para la aproximación a la solución de dicho problema, planteó lo siguiente: en primer lugar, agrupar en nodos de clientes cada conjunto de grupos, de tal forma, que el tamaño total de entrega o recogida no exceda el límite de capacidad de cada camión de su correspondiente grupo, en segundo lugar, la asignación de vehículos a los grupos de clientes, y por último, establecer la secuencia del servicio de recogida y entrega simultánea en cada grupo y que no exceda de la capacidad de cada vehículo, es resuelto como un problema del agente viajero (TSP) (Min, 1989, p. 380).

7.7 Problema de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW)

El problema de enrutamiento de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW, por sus siglas en inglés) fue abordado por Solomon en 1983, mediante heurísticas, debido a la distribución de bienes o servicios en las industrias desde los sistemas de producción, que todo esto, afecta al cliente dependiendo de la ubicación, la asignación de rutas para atender a cada cliente y de acuerdo con la franja de tiempo establecida, que es fijado por el cliente, y en caso de no cumplirse, se asume un valor por penalización, por tal razón, dando flexibilidad a las organizaciones comerciales de

los sectores públicos como privados, a la cual se le hace entrega y recogida a la vez del producto, cuyo fin es minimizar costos totales, número de vehículos, distancia total recorrida (Solomon, 1983).

7.8 Problema de localización-ruteo (LRP)

Min, Jayaraman y Srivastava (1998) investigaron sobre el problema de localización-ruteo (LRP), que es la combinación del VRP y el problema de localización de instalaciones, cuyo fin es aumentar la eficiencia de la distribución, por eso mismo, estableció la relación interdependiente entre la ubicación de las instalaciones, la asignación de los clientes y proveedores, el diseño de rutas de vehículos para minimizar los costos totales de ubicación y enrutamiento y sus derivados al prestar el servicio.

Yu, Lin, Lee y Ting (2010) presenta este problema como un conjunto de clientes con demanda conocida, con un conjunto de posibles sitios de depósito, en el cual se busca minimizar la suma de todos los costos relacionados con la localización de los depósitos, el diseño de las rutas de los vehículos hasta que el producto llega al cliente, aunque existe un costo fijo asociado a la apertura de un depósito en cada sitio estratégico, sujeto a las siguientes restricciones: cada cliente es asignado a un depósito, la ruta del vehículo inicia y termina en el mismo depósito y otras más dependiendo de las especificaciones del cliente.

7.9 Clasificación del LRP

En la literatura se han abordado diferentes clases del LRP, para comprender su amplia extensión, a continuación, en la tabla 2, se muestra una clasificación del problema de localización y ruteo de vehículos (LRP) dependiendo de su problemática, en la tabla 3, se presenta los tipos de LRP 2007

a 2013 y en la figura 2, se muestra las Variantes del LRP cuando son modelos determinísticos continuos, así:

Tabla 3

Clasificación del LRP dependiendo de su problemática.

Problemática	
Nivel jerárquico	Un solo escenario, dos escenarios
Naturaleza de la demanda	Determinística, estocástica
Número de depósitos	Único depósito, múltiples depósitos
Tamaño de las flotas vehiculares	Único vehículo, múltiples vehículos
Capacidad del vehículo	Ilimitada, limitada
Capacidad del depósito	Ilimitada, limitada
Nivel de depósito	Primario, secundario
Horizonte de planificación	Único período, múltiples períodos
Ventanas de tiempo	Tiempo no especificado Ventanas suaves con límites de plazos Ventanas difíciles con plazos estrictos
Función objetivo	Único objetivo, múltiples objetivos
Tipo de modelo de datos	Hipotético, mundo real

Nota: Adaptado de Min, Jayaraman y Srivastava (1998).

Tabla 4

Tipos de LRP desde 2007 a 2013.

LRP con vehículos no capacitados
LRP con depósitos no capacitados
LRP capacitado
LRP con dos niveles
Problema de enrutamiento de camiones y remolques (TTRP)
LRP con objetivos especiales o múltiples
Atributos adicionales en nodos y vehículos
LRP con múltiples períodos
LRP con inventario
LRP con datos inciertos

Nota: Adaptado de Prodhon y Prins (2014).

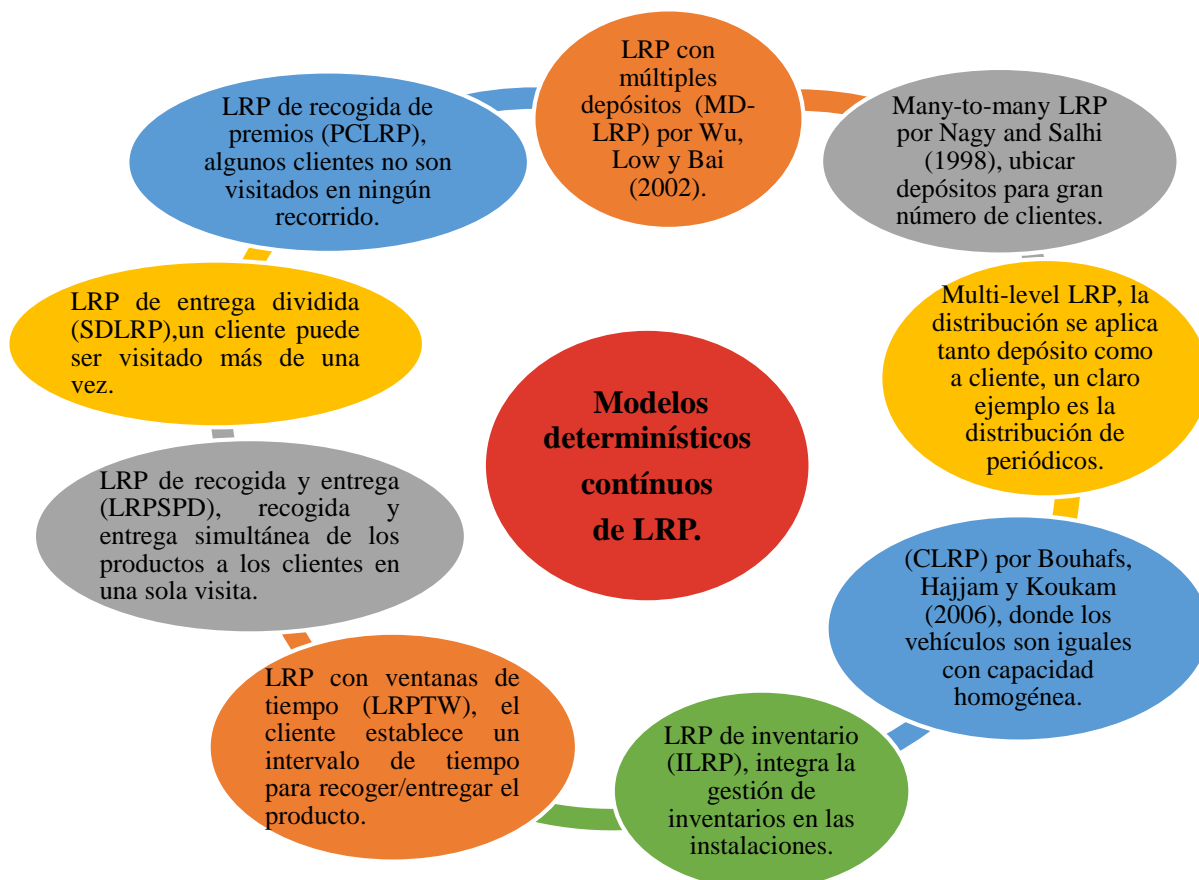


Figura 2. Variantes del LRP cuando son modelos determinísticos continuos.
 Nota: Adaptado de Lopes, Ferreira, Santos y Barreto (2013); Drexl, Schneider (2014).

7.10 Problema de localización-ruteo con ventanas de tiempo (LRPTW)

El problema de enrutamiento de ubicación con ventanas de tiempo (LRPTW), es una de las variantes que hoy en día los autores se han dedicado a investigar a profundidad al respecto, debido a que se han venido presentando inconvenientes con los clientes por la falta de cumplimiento de las recogidas o entregas, entonces la solución para este problema, Gündüz plantea las siguientes restricciones para que sea un LRPTW: cada ruta del vehículo inicia y termina en el mismo depósito, la carga del vehículo no debe exceder la capacidad del vehículo, el uso por cada vehículo solo se permite una vez como máximo, cada cliente es asignado exclusivamente a un depósito y es atendido por un vehículo durante el período de tiempo establecido por el cliente, la demanda

total de los clientes asignados a un depósito no debe exceder la capacidad del depósito, estas son las principales restricciones, pero de acuerdo con el cliente, pueden surgir otras (Gündüz, 2011, p. 45).

7.11 Problema de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea (LRPSPD)

Esta variante del LRP, hace unos años atrás ha sido muy estudiada por Karaoglan y Altiparmak, quienes en el 2010 indagaron sobre la forma de dar solución a los problemas de diseño de las redes de distribución y localización, ya que si se trabajan cada una de manera independiente, genera mayores costos, y es uno de los problemas que las organizaciones buscan mejorar productividad y reducir costos, para tal efecto, estos autores lo propusieron de esa manera, de que las demandas de recogida y entrega a cada cliente sea realizada en una única visita por un solo vehículo, mediante un algoritmo híbrido conformado por algoritmo genético y recorrido simulado, sin embargo, un año después estos mismos autores junto con Kara y Dengiz plantearon un algoritmo llamado “*a branch and cut*” para el LRPSPD (Prodhon y Prins, 2014).

7.12 Métodos de solución para el problema de localización-ruteo y problema de enrutamiento de vehículos

Cada vez surgen nuevos problemas de VRP y LRP que son muy distintos entre ellos por sus múltiples variantes, restricciones, para ello es necesario establecer que algoritmos son más efectivos para resolver las diferentes instancias de dichos problemas, como el enfoque de optimización a utilizar, si es local o global y de acuerdo con la programación matemática empleada en su formulación.

7.12.1 Métodos exactos.

Son aquellos que en su formulación parten de modelos de programación lineal entera o semejantes, dando como resultado una solución factible con ayuda de algoritmos de acotamiento del conjunto de soluciones factibles (Lüer, Benavente, Bustos y Venegas, 2009).

7.12.2 Heurísticas.

Es un algoritmo que facilita obtener soluciones en menores tiempos de ejecución, pero no garantiza la optimalidad de la solución, dependiendo para su utilización, se dividen en: constructivas, en la cual no se inicia de una solución factible, sino que se elabora a medida que va progresando, una de las más conocidas es la heurística de ahorros, en cambio, en las de mejora, se trabajan sobre una solución factible como las heurísticas de Lin-Kernighan, 2-opt, 3-opt, tipo intra-ruta y otras, por otra parte, están las técnicas de relajación, que son métodos asociados a la programación lineal entera que descomponen las restricciones más complejas de las más fáciles, la más conocida de ellas, es la Relajación Lagrangeana (Ibid. 2009).

7.12.3 Metaheurísticas.

Actualmente, son las más aplicadas en la investigación de operaciones para problemas de optimización combinatoria, debido a que sirve para la solución de diferentes problemas para los cuales no existe un algoritmo confiable de solución, ya sea por la complejidad del problema, o en su defecto, por falta de estudios de guía sobre dicha solución; dando como resultado soluciones muy cercanas al valor óptimo, además, logran un rendimiento estable y efectivo en los tipos de problemas que se resuelven, las más utilizadas son los algoritmos genéticos, búsqueda en vecindarios variables (VNS), recocido simulado, búsqueda tabú, colonias de hormigas, enjambre de partículas (Lüer et.al. 2009).

7.12.4 Algoritmos híbridos.

Es el resultado de la combinación de varias heurísticas, metaheurísticas o de métodos exactos para obtener una mejor versión para solucionar problemas, ya sea para subproblemas tipo NP-Hard, un ejemplo puede ser, la combinación de un algoritmo genético con procedimientos de búsqueda local (Ibid. 2009).

Las metaheurísticas son estrategias de alto nivel que planifican de manera estructurada la aplicación de varias operaciones para explorar espacios de búsqueda de elevada dimensión y complejidad intrínseca. La meta de esta familia de algoritmos es dar soluciones aproximadas a problemas generales de tipo NP sin necesidad de recorrer todo el espacio de búsqueda. (Mercado, V. Pandolfi, D. Villagra, A.)

Podríamos decir que los algoritmos metaheurísticos buscan una posible solución y luego la optimizan, dando así una buena solución como resumen. En [Blum y Roli 2003] se encuentran varias definiciones de metaheurísticas dadas por diferentes autores. La combinación de métodos de resolución aproximados generales llamadas metaheurísticas híbridas permiten la generación de métodos más exactos (Mercado, V. Pandolfi, D. Villagra, A)

En los últimos años, el interés por las metaheurísticas híbridas ha aumentado considerablemente en el campo de la optimización. Los mejores resultados encontrados para muchos problemas de optimización clásicos o de la vida real se obtienen mediante algoritmos híbridos. Talbi (2002).

Las metaheurísticas híbridas consisten en combinar dos o más algoritmos, diferentes metaheurísticas y de métodos de otros campos de la metaheurísticas. Para obtener sistemas que aprovechen más las ventajas de las estrategias individuales para conseguir un mayor beneficio, que por separado (sinergia). La combinación de estrategias que permitan la

reducción de la complejidad del problema, y el mejoramiento de las soluciones son los enfoques más usados por los autores para hacer sus métodos competitivos. [Talbi 2009]

Talbi, 2009 presenta una taxonomía de metaheurísticas híbridas y propone dos clasificaciones para este tipo de métodos: jerarquizadas y plana. Las diferentes hibridaciones de metaheurísticas pueden clasificarse de un modo jerárquico en:

- **Combinación de bajo nivel:** los procedimientos heurísticos están embebidos unos en otros, de tal forma que para dos procedimientos dados una función del procedimiento continente se sustituye por el procedimiento embebido. Esta combinación se divide en:
 - Serie (*LRH- Low level Relay Hybrid*) un método se introduce dentro de otro como una función.
 - Paralelo (*LTH- Low level Teamwork Hybrid*) se tiene una población de soluciones de tal forma que sobre cada solución actúa un método que caracteriza por contener a otro método.
- **Combinación de alto nivel:** los métodos heurísticos se combinan están autocontenidos, de forma que no existe interacción entre ellos. Se dividen en:
 - Serie (*HRH-High Level Relay Hybrid*): se tiene una única solución de tal forma que un método se aplica después del otro.
 - Paralelo (*HTH- High Level Teamwork Hybrid*) se tiene una población de soluciones de forma que cada método se aplica independientemente a cada solución.

Además, las metaheurísticas híbridas pueden organizarse en una clasificación plana de la siguiente manera:

- Homogéneas o Heterogéneas.
 - Homogéneas: todos los algoritmos combinados utilizan la misma metaheurística.

- Heterogéneas: los algoritmos combinados utilizan diferentes metaheurísticas.
- Globales o parciales.
 - Globales: en las hibridaciones globales, todos los algoritmos buscan en todo el espacio de búsqueda. El objetivo es entonces explorar el espacio más minuciosamente.
 - Parciales: en las hibridaciones parciales el problema se descompone en subproblemas, cada uno definido en su propio espacio de búsqueda. Cada uno de los algoritmos se dedica a explorar uno de esos sub-espacios. Los subproblemas están relacionados entre sí a través de restricciones entre las soluciones encontradas en cada uno. Por lo tanto, los algoritmos se comunican entre ellos para respetar estas restricciones y construir una solución global factible.
- Especializados o generales.
 - Especializados: se combinan algoritmos resuelven diferentes problemas de optimización.
 - Generales: todos los algoritmos resuelven el mismo problema de optimización

En la tabla 4, se muestra la clasificación de algunos métodos de solución categorizado por métodos exactos y los otros métodos, que se pueden aplicar para LRP y VRP con sus variantes, seguido de quienes la desarrollaron o la implementaron con su respectivo año.

Tabla 5

Métodos de solución que se pueden utilizar a LRP y VRP con sus variantes.

Métodos exactos	Otros métodos
Branch and bound, diseñado por Laporte y Nobert (1987)	Heurísticas -Ahorro / inserción: Algoritmo extendido aleatorio de Clarke y Wright (RECWA) por Clarke y Wright (1964). -Intercambio: Recocido simulado (SA) por Yu, Lin, Lee, y Ting (2010). -Búsqueda tabú (TS) desarrollado por Albareda, Díaz y Fernández (2005).

	<p>-Búsqueda local iterativa (ILS) por Derbel, Jarboui, Hanafi, y Chabchoub (2010).</p> <p>-Algoritmo genético (GA) + Búsqueda local iterativa (ILS) por Derbel, Jarboui, Hanafi, y Chabchoub (2012).</p>
<p>Branch and cut, desarrollado por Belenguer, Benavent, Prins, Prodhon, y Wolfler- Calvo (2011)</p>	<p>Metaheurísticas</p> <p>-Búsqueda de vecindario variable (VNS) definida por Mladenović y Hansen (1997)</p> <p>-Procedimiento codicioso de búsqueda adaptativa aleatoria (GRASP) analizada por Prins, Prodhon y Calvo (2006)</p> <p>-Procedimiento codicioso de búsqueda adaptativa aleatoria (GRASP) + búsqueda local evolutiva (ELS) por Duhamel, Lacomme, Prins y Prodhon (2010)</p> <p>-Descenso de vecindario variable (VND) por Jabal-Ameli, Aryanezhad y Ghaffari-Nasab (2011)</p> <p>-Búsqueda adaptativa de vecindario grande (ALNS) presentado por Ropke y Pisinger (2006)</p> <p>-Optimización parcial metaheurística en condiciones especiales de intensificación (POPMUSIC) por Alvim y Taillard (2013)</p> <p>Metaheurísticas de múltiples agentes</p> <p>-Algoritmo memético con gestión de población (MA PM) por Prins et al. (2006)</p> <p>-Algoritmo de optimización múltiple de colonias de hormigas (MACO) desarrollado por Ting y Chen (2013)</p>
<p>Branch and cut and Price, publicado por (Contardo, Cordeau, y Gendron, 2013a)</p>	<p>Algoritmos híbridos: enfoque heurístico con métodos exactos para subproblemas NP-Hard</p> <p>-Búsqueda tabú granular de relajación lagrangeana (LRGTS) de Prins, Prodhon, Ruiz, Soriano y Wolfler-Calvo (2007).</p> <p>-Búsqueda de vecindarios a grande escala (VLNS) resuelto por Pirkwieser y Raidl (2010).</p> <p>-Heurística de búsqueda tabú granular de dos fases (2-Phase HGTS) por Escobar, Linfati y Toth (2013).</p> <p>-Procedimiento codicioso de búsqueda adaptativa aleatoria (GRASP) + programa lineal entero (ILP) de tres fases planteado por Contardo, Cordeau y Gendron (2013)</p>

Nota: Adaptado de Prodhon y Prins (2014)

7.12.5 Algoritmo genético.

El algoritmo genético (por sus siglas en inglés es GA) es una metaheurística de las más utilizadas en problemas de optimización combinatoria y de búsqueda, se basa de la evolución

biológica de los procesos genéticos de los seres vivos, postulada por Darwin en 1859, donde a menudo, la población de individuos se desarrolla a medida que se extienden sus generaciones dependiendo de los principios de la selección natural y la supervivencia de los más fuertes.

Es una técnica de búsqueda y optimización derivada de la mecánica de Evolución darwiniana (Ventrella, 1995), corresponde a una clase de algoritmos evolutivos, que combina operadores genéticos, selección y cruce con una búsqueda local eficiente que reemplaza al operador de mutación aleatorio clásico (Laporte, Ropke y Vidal, 2014, p.92), que cuenta con gran capacidad para desarrollar bastantes problemas de diferentes áreas, pero no asegura encontrar la solución óptima del problema, sino que arroja soluciones factibles en un menor tiempo comparado con los otros algoritmos de optimización combinatoria (Pérez, 2015), en el cual cada solución se codifica en un cromosoma que especifica solo los depósitos abiertos y los grupos de clientes que serán atendidos, también se tienen en cuenta otros aspectos, que a continuación se describirán (Prodhon y Prins, 2014, p. 7).

7.12.5.1 Elementos de un algoritmo genético: es importante señalar los elementos que conforman los algoritmos genéticos, así mismo, lo que hace que sean diferentes de los demás algoritmos, ellos son:

-Cromosoma: son los códigos de una posible solución al problema, que generalmente, se representa como una cadena de números y cada elemento de ellos se llama gen, ya cuando se forma la estructura completa de un cromosoma se denomina genotipo (Cox, 2005).

-Tamaño de la población: conformado por un conjunto de cromosomas, luego de una iteración, corresponde a una generación, se aplica diferentes operadores genéticos, para generar nuevos individuos, que son agregados a la población, en un proceso repetitivo (Lüer, Benavente,

Bustos y Venegas, 2009). Cuando el tamaño de la población es pequeño, tiende a no cubrir totalmente el espacio de la búsqueda, aunque para poblaciones grandes, el problema incide por el alto costo computacional (Moujahid, Inza, y Larrañaga, 2008). Sin embargo, existen estudios que constata que hay un límite a partir del cual es ineficiente elevar el tamaño de la población, debido a que no se logra una mayor velocidad en la solución del problema (Arranz y Parra, 2005).

-Operadores genéticos: permite generar nuevos individuos que son agregados a la población en un proceso repetitivo, aplicando los diferentes operadores, tales como: de cruce, que consiste en crear un nuevo cromosoma a través de la unión de dos o más cromosomas de alto rendimiento, intercambiándose material genético entre ellos para producir más descendientes, puede ser cruce de un punto, de dos puntos y uniforme, por lo contrario, en mutación, se crea nuevos individuos alterando la combinación genética de forma aleatoria modificando uno de sus genes, se aplica una pequeña probabilidad de mutación para no alterar significativamente la descendencia, y por último, el proceso de selección, se basa en la forma en que los cromosomas individuales se eligen para el cruce y la mutación para elegir el segmento de alto rendimiento, y así, determinar cuáles cromosomas son de bajo rendimiento para incluirlos en la siguiente generación, garantizando una excelente mezcla de material genético, este proceso se puede realizar mediante selección por ruleta o selección por torneo o selección al azar (Cox, 2005).

7.12.6 Búsqueda adaptativa de vecindario variable.

La búsqueda adaptativa de vecindario variable (conocida como AVNS, por sus siglas en inglés) es una nueva extensión de la heurística de búsqueda de vecindario variable, por sus siglas en inglés, así, (VNS), pero incorpora un mecanismo adaptativo para determinar las rutas y selección del cliente dentro de la fase de agitación con un ajuste de peso adaptativo, para ello, evitando sesgar

el proceso de agitación aleatorio de VNS, esta nueva técnica de solución para problemas NP-Hard mejora de manera significativa en el rendimiento de la solución tanto a la calidad como a la velocidad de convergencia.

El procedimiento para hallar la solución, empieza con la fase de inicialización, en la que se asigna clientes a depósitos y se construye rutas por algoritmo de ahorro, realiza la búsqueda local codiciosa para mejorar la solución inicial, seguido de la fase de solución, donde se repite el proceso hasta cierto valor establecido de criterio de detención, luego, sucede la sacudida adaptativa, es decir, la selección de ruta, donde se define el conjunto de rutas potenciales para la sacudida, se usa el procedimiento de la ruleta para determinar el método de selección de ruta de forma aleatoria bajo el criterio de cercanía, luego, se realiza una sacudida adaptativa, ósea, para seleccionar los clientes por medio del procedimiento de la ruleta y a la vez, seleccionar los clientes a eliminarse del proceso, así, generar una solución a través del intercambio de ciclos con las rutas y los clientes seleccionados, después, con la búsqueda local para determinar el óptimo, bajo una decisión de aceptación, en la que se evalúa, si se sigue mejorando la solución o es aceptada, finaliza hasta que las iteraciones no presenten mejoras (Stenger, Vigo, Enz, y Schwind, 2013, p. 5).

8. Modelo de Optimización para el problema de localización- ruteo con recogida y entrega simultánea con ventanas de tiempo (LRPSPDTW)

8.1 Descripción del problema

El objetivo del problema es minimizar la suma de los costos de transporte y de servicio, es decir, se busca reducir la distancia total recorrida, teniendo en cuenta, la ubicación estratégica de los depósitos, la asignación de los clientes a los depósitos abiertos, las rutas de los vehículos para

cumplir con las demandas de recogida y entrega simultánea de los clientes; a su vez, evitar las sanciones, en las cuales se incurre por las llegadas tempranas o tardías cuando se incumplan los límites establecidos de las ventanas de tiempo del cliente.

En relación con lo anterior, se tiene en cuenta, las siguientes restricciones:

- Las demandas de los clientes son deterministas (es decir, ya están establecidas para cada cliente) y se componen de la recogida y entrega simultáneamente.
- Todos los vehículos son homogéneos.
- Cada cliente es atendido por solo un vehículo y asignado a un solo depósito.
- Cada ruta comienza y termina en el mismo depósito.
- La carga total del vehículo en cualquier punto de la ruta no excede la capacidad del vehículo.
- La carga total de recogida y entrega total de los clientes asignados a un depósito no excede la capacidad del depósito.

8.2 Formulación matemática

Para la presente investigación se toma como referencia las formulaciones planteadas por Karaoglan y Altiparmak (2010), Mamaghani y Setak (2017) para el modelo matemático propuesto.

El problema mencionado se define en un gráfico de red completa dirigida $R = (N, A)$, donde $N = C \cup D$ es un conjunto de nodos en los que C y D representan los clientes y nodos de depósitos potenciales, respectivamente, y $A = \{ (i, j) : i, j \in N \}$, es el conjunto de arcos, cada arco (i, j) está

asociada con el costo de no negatividad (distancia), es decir, $C_{ij} = C_{ji}$ para cada $i, j \in N$, La desigualdad triangular se mantiene así: $C_{ij} + C_{jk} \geq C_{ik}$

Índices

i Nodo de partida, 1, 2, 3..., n

j Nodo de llegada, 1, 2, 3..., n

Posibles casos:

1. Iguales i y j , en (i) inicia la ruta y en (j) se finaliza la ruta durante un recorrido, luego se repite para cada recorrido de entrega y recogida simultánea de cada uno de los clientes.
En cualquier momento de la restricción i y j pueden ser clientes.
2. Diferentes i y j , cuando está restringido dentro de cada ecuación a qué conjunto pertenece i y j y como va a funcionar dentro de ella.

Conjuntos

A $\{(i, j): i, j \in N\}$ conjunto de arcos.

N Conjunto de nodos formado por C que representa los clientes y D representa los nodos de depósitos potenciales, es decir, $N = C \cup D$.

C Conjunto de clientes {1, 2, 3, ..., c}

D Conjunto de depósitos {1, 2, 3, ..., d}

Parámetros determinísticos

C_{ij} Costo de viaje entre i y j . [\$]

d_i Entrega del cliente i . [Kg]

p_i Recogida del cliente i [Kg]

Q_k Capacidad de cada uno de los depósitos. [Kg]

H	Capacidad de los vehículos.	[Kg]
F_k	Costo fijo de abrir un depósito	[\$]
V	Costo fijo de emplear un vehículo.	[\$]
W_i	Límite inferior de la ventana de tiempo para el cliente i-ésimo.	[Hr.]
U_i	Límite superior de la ventana de tiempo para el cliente i-ésimo.	[Hr.]
α_i	Sanción por llegar antes del límite inferior de la ventana de tiempo	[\$/hr]
β_i	Sanción por llegar después del límite superior de la ventana de tiempo	[\$/hr]
t_i	Tiempo de llegada al nodo i-ésimo	[Hr.]
s_i	Tiempo de servicio por cliente	[Hr.]
LD_{ij}	Demanda a entregar a los clientes transportados en el nodo i y arco (i, j)	[Kg]
LP_{ij}	Demanda de recogida de los clientes transportados en el nodo i y arco (i, j)	[Kg]

Parámetros variables

E_i	Violación de la ventana de tiempo para el límite superior.	[Hr.]
I_i	Violación de la ventana de tiempo para el límite inferior.	[Hr.]

Variables de decisión

$$X_{ij}: \left\{ \begin{array}{l} 1, \text{ si el vehículo viaja directamente de } i \text{ a } j. \\ 0, \text{ de lo contrario} \end{array} \right\} (\forall i, j \in N)$$

$$Z_k: \left\{ \begin{array}{l} 1, \text{ si el depósito } k \text{ se abre.} \\ 0, \text{ de lo contrario} \end{array} \right\} (\forall k \in D)$$

$$Y_{ik}: \left\{ \begin{array}{l} 1, \text{ si el cliente } i \text{ se asigna al depósito } k. \\ 0, \text{ de lo contrario} \end{array} \right\} (\forall i \in C, \forall k \in D)$$

La función objetivo de este problema es minimizar los costos totales. En la primera parte de la ecuación (1) se describe el costo de viaje si el vehículo viaja de i a j , la segunda parte hace referencia al costo de apertura del depósito, la tercera parte hace alusión al costo fijo por visitar al cliente en el que se utiliza el vehículo, la cuarta y quinta parte indican el costo de penalización por infringir las ventanas de tiempo (del límite superior e inferior).

$$\min \sum_{i \in N} \sum_{j \in N} C_{ij} x_{ij} + \sum_{k \in D} F_k z_k + \sum_{k \in D} \sum_{i \in C} V x_{ki} + \sum_{i \in C} E_i \beta_i + \sum_{i \in C} I_i \alpha_i \quad (1)$$

Sujeto a:

Restricción (2). Cada cliente es visitado sólo una vez, viaja directamente de i a j .

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

Restricción (3). Se puede realizar recorridos en cualquier dirección, por lo que el número de arcos entrantes y salientes en cada nodo son iguales; establece que las rutas deben iniciar y finalizar en el mismo depósito, y que cada una debe realizarse por medio de un único vehículo.

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

Restricción (4). Se le asigna a cada cliente un solo depósito antes de distribuir, debe haber una asignación para que exista la ruta.

$$\sum_{k \in D} y_{ik} = 1, \quad \forall i \in C \quad (4)$$

Restricción (5). Ruta prohibida o no autorizada entre el cliente y el depósito.

$$x_{ik} \leq y_{ik}, \quad \forall i \in C, \forall k \in D \quad (5)$$

Restricción (6). Ruta prohibida o no autorizada entre el depósito y el cliente.

$$x_{ki} \leq y_{ik}, \quad \forall i \in C, \forall k \in D \quad (6)$$

Restricción (7). Cuando exista un arco entre dos clientes, ambos clientes se asignan al mismo depósito, por lo tanto, no se puede asignar a otro depósito.

$$x_{ij} + y_{ik} + \sum_{m \in D, m \neq k} y_{jm} \leq 2, \quad \forall i, j \in C, i \neq j, \forall k \in D \quad (7)$$

Restricción (8). La entrega total en cada depósito no debe exceder la capacidad del depósito.

$$\sum_{i \in C} d_i y_{ik} \leq Q_k z_k, \quad \forall k \in D \quad (8)$$

Restricción (9). La recogida total en cada depósito no debe exceder la capacidad del depósito.

$$\sum_{i \in C} p_i y_{ik} \leq Q_k z_k, \quad \forall k \in D \quad (9)$$

Restricción (10). Conservación de flujo para la demanda de entrega y eliminación de subtour, es decir, evita que el vehículo cree ciclos y garantiza que la demanda de entrega se cumpla para cada cliente.

$$\sum_{j \in N} LD_{ji} - \sum_{j \in N} LD_{ij} = d_i, \quad \forall i \in C \quad (10)$$

Restricción (11). Conservación de flujo para la demanda de recogida y elimina subtour, o sea, evita que el vehículo cree ciclos y garantiza que la demanda de recogida se cumpla para cada cliente.

$$\sum_{j \in N} LP_{ij} - \sum_{j \in N} LP_{ji} = p_i, \quad \forall i \in C \quad (11)$$

Restricción (12). La carga total en cualquier arco (tanto de entrega como de recogida simultáneamente) no debe exceder la capacidad del vehículo.

$$LD_{ij} + LP_{ij} \leq Hx_{ij}, \quad \forall i, j \in N, i \neq j \quad (12)$$

Restricción (13). La carga de entrega total despachada desde los depósitos debe ser igual a la carga de entrega total de los clientes asignados al depósito correspondiente.

$$\sum_{j \in C} LD_{kj} = \sum_{j \in C} y_{jk} d_j, \quad \forall k \in D \quad (13)$$

Restricción (14). La cantidad total de carga de entrega que regresa a los depósitos debe ser igual a cero.

$$\sum_{j \in C} LD_{jk} = 0, \quad \forall k \in D \quad (14)$$

Restricción (15). La carga de recogida total que ingresa a los depósitos sea igual a la carga de recogida total de los clientes asignados al depósito correspondiente.

$$\sum_{j \in C} LP_{jk} = \sum_{j \in C} y_{jk} p_j, \quad \forall k \in D \quad (15)$$

Restricción (16). La cantidad total de carga recogida que se envía desde los depósitos debe ser igual a cero, porque desde los depósitos se inicia la ruta, a medida que se va haciendo el recorrido, se recoge lo solicitado por el cliente.

$$\sum_{j \in C} LP_{kj} = 0, \quad \forall k \in D \quad (16)$$

Las 4 restricciones siguientes son limitaciones para variables adicionales.

$$LD_{ij} \leq (H - d_i)x_{ij}, \quad \forall i \in C, \forall j \in N \quad (17)$$

$$LP_{ij} \leq (H - p_i)x_{ij}, \quad \forall i \in N, \forall j \in C \quad (18)$$

$$LD_{ij} \geq d_j x_{ij}, \quad \forall i \in N, \forall j \in C \quad (19)$$

$$LP_{ij} \geq p_i x_{ij}, \quad \forall i \in C, \forall j \in N \quad (20)$$

Las siguientes restricciones son de integralidad que definen la naturaleza de las variables de decisión.

$$x_{ij} \in \{0,1\}, \quad \forall i, j \in N \quad (21)$$

$$y_{ik} \in \{0,1\}, \quad \forall i \in C, \forall k \in D \quad (22)$$

$$z_k \in \{0,1\}, \quad \forall k \in D \quad (23)$$

Donde $x_{ij} = 0$ siempre que $\max\{d_i + d_j; d_j + p_i; p_i + p_j\} > H$ para todo i, j que pertenece al conjunto de clientes C , siendo i diferente de j ($i \neq j$). Esta restricción garantiza que cualquier par

de clientes incompatible cuyas demandas totales son mayores que la capacidad del vehículo no aparece en la misma ruta.

$$t_i + s_i + t_{ij} - T(1 - x_{ij}) \leq t_j \quad (\forall i \in N, j \in C, i \neq j) \quad (25)$$

La restricción (25) emplea T , constante suficientemente grande; asegura que se cumpla la continuidad del tiempo y actúa como restricción de eliminación de subtours al agregar variables reales (t_i). Es una restricción especial para la ventana de tiempo ya que explica la relación entre el tiempo de recepción de cada nodo y el tiempo anterior del mismo.

Las ecuaciones (26) y (27) son restricciones de ventana de tiempo, las cuales indican si existe sanción o no, de acuerdo con el resultado de la desigualdad.

$$E_i \geq t_i - U_i, \quad \forall i \in C \quad (26)$$

$$I_i \geq w_i - t_i, \quad \forall i \in C \quad (27)$$

Restricciones (28) y (29). Estas restricciones deben ser mayor o igual a cero para que sea válido.

$$I_i \geq 0, \quad \forall i \in C \quad (28)$$

$$E_i \geq 0, \quad \forall i \in C \quad (29)$$

9. Diseño del algoritmo híbrido para la solución del LRPSPDTW

El objetivo del presente trabajo es proponer un algoritmo metaheurístico híbrido entre búsqueda de vecindad variable adaptativa (AVNS) y algoritmo genético (GA) aplicado a resolver el problema de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea con ventanas de tiempo.

Talbi, 2009 presenta una taxonomía de metaheurísticas híbridas y propone dos clasificaciones para este tipo de métodos: jerarquizadas y plana. Para más información dirigirse al capítulo 07. Marco teórico.

En el presente trabajo se propone un algoritmo híbrido que atendiendo a la taxonomía propuesta por Talbi, podríamos decir que esta hibridación se acerca a una hibridación de alto nivel- serie (*HRH- High level Relay Hybrid*) desde el punto de vista jerárquico, donde inicialmente aplicaremos AVNS y por consiguiente GA, de los cuales se puede obtener soluciones para problemas de pequeña, mediana y grande escala.

En los algoritmos híbridos de alto nivel, las diferentes metaheurísticas son autónomas. No existe una relación directa con el funcionamiento interno de una metaheurística. En *relay* se aplica un conjunto de metaheurísticas una tras otra, cada una de las cuales usa la salida de la anterior como entrada, actuando en forma de tubería. (Mercado, Viviana & Pandolfi, Daniel & Villagra, Norma. 2014).

9.1 Algoritmo AVNS

A continuación, se describe a detalle el algoritmo AVNS utilizado para dar solución al problema.

La búsqueda de vecindad variable (VNS) es una metaheurística utilizada para resolver problemas de optimización basada en un cambio sistemático de las estructuras de vecindad dentro de la búsqueda para evitar óptimos locales y dirigirse a un óptimo global, (Petric̃a C. Pop, Levente Fuksz, y Andrei Horvat Marc. 2014). VNS fue introducido originalmente por Mladenović y Hansen (1995), esta metaheurística no sigue una trayectoria, sino que explora vecindarios cada vez más distantes de la solución actual y salta desde allí a una nueva si y solo si se realizó una mejora. Hansen y Mladenović (2003) y Hansen *et al.* (2010) proporcionaron estudios exhaustivos del desarrollo de vanguardia de VNS y sus variaciones.

AVNS mejora el paradigma VNS mediante un paso de agitación guiado, que se basa en métodos de selección de problemas específicos para las rutas y vértices involucrados en la agitación. (J, Hof, M, Schneider, D, Goeke, 2017).

La probabilidad de elegir un método de selección se va adaptando de acuerdo a su rendimiento en iteraciones pasadas.

M, Schneider. A, Stenger. J, Hof, 2014. AVNS sigue el paradigma de diversificación de VNS de buscar en vecindarios cada vez más grandes.

El elegir el AVNS como parte de esta hibridación se refiere a varios factores. Primero, LRSPDTW es un problema de alta complejidad por lo que se hace necesario utilizar metaheurísticas con posibilidades de diversificación. Los estudios previos de literatura indican que los algoritmos clásicos frecuentemente se atascan en óptimos locales de los que no se puede salir. La gran ventaja del AVNS en el paso de sacudida es que modifica rutas y mueve secuencias de nodos en las iteraciones, lo que es de vital importancia para encontrar buenas soluciones. Por otra

parte, buscando garantizar aceptables tiempos de ejecución en instancias de problemas grandes, se requiere una alta eficiencia de búsqueda. El mecanismo adaptativo tiene en cuenta las características del problema y se adapta en función del rendimiento de búsqueda reciente; por lo que orienta la búsqueda para mejorar las soluciones.

De acuerdo a lo anterior, se podría decir que, para este tipo de problema, la combinación de la diversificación del VNS con el mecanismo adaptativo genera una heurística bastante eficiente, con resultados de alta calidad y tiempos de cómputo cortos.

La heurística propuesta se presenta en el diagrama de flujo de AVNS, ver figura 3. En general, los algoritmos AVNS comienzan con una solución inicial y , dada por el algoritmo de ahorro Clarke y Wright (CWA, por sus siglas en inglés). $Maxiter$ y $kmax$ son parámetros de la búsqueda, $maxiter$ es el número máximo de iteraciones, y $kmax$ es el número máximo de vecindarios a explorar. Dada la solución actual, se aplica un procedimiento aleatorio de sacudida con tamaño k , obteniendo una nueva solución y' en el k -ésimo vecindario de y , luego se realiza un proceso de búsqueda, obteniendo una solución mejorada y'' . Si la nueva solución mejora al titular, entonces y'' reemplaza a y como la mejor solución encontrada, y k , la estructura de vecindad, se reestablece a 1, es decir, una nueva solución vecina se genera aleatoriamente a partir de y'' , en cualquier otro caso, k se incrementa. Este proceso se repite hasta que se alcance $kmax$, teniendo en cuenta el número máximo de iteraciones permitidas.

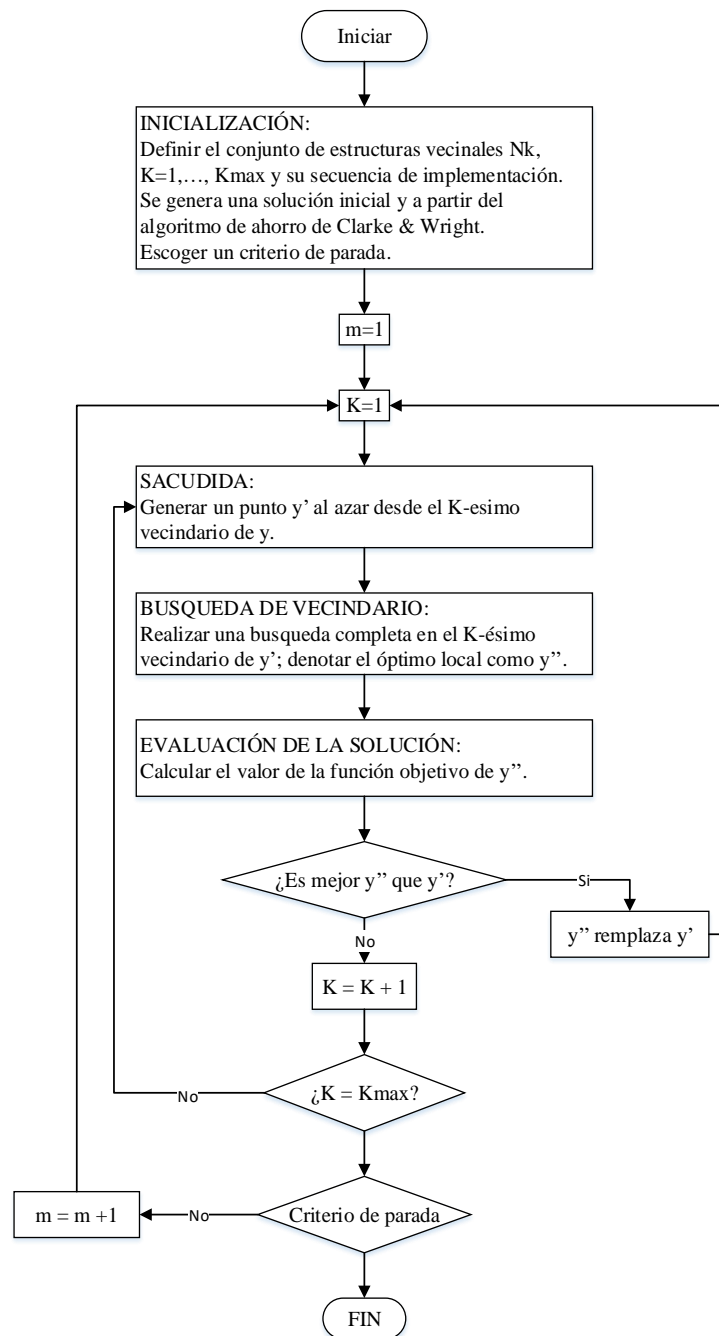


Figura 3. Diagrama de flujo algoritmo AVNS. Adaptado de Variable neighbourhood search for redundancy allocation problems (Liang, Y., Lo, M. y Chen, Y., 2007).

9.1.1 Fase de inicialización.

Se adopta el método de ahorro Clarke y Wright para construir la solución inicial. La aplicación de este algoritmo busca minimizar el costo de tal modo que se satisfaga la demanda de cada cliente (Barajas, 2010).

Para dos rutas cualesquiera, se intentan todas las combinaciones posibles. A cada cliente se le asigna una ruta que se adapta a la demanda de este y sea la más económica.

Luego, se realiza la fusión que da como resultado el mayor ahorro. Los ahorros se calculan de la siguiente forma: los costos totales de dos rutas originales, menos el costo total de la nueva ruta. Por lo tanto, se aceptan las fusiones si y solo si la ruta resultante es factible en términos de las restricciones.

Por lo anterior, la solución siempre es factible de cargar. Clarke y Wright, 1964 lo describe así:

Si en una solución dos rutas diferentes $(0, \dots, i, 0)$ y $(0, j, \dots, 0)$ pueden ser combinadas formando una nueva ruta $(0, \dots, i, j, \dots, 0)$, el ahorro (en distancia o costo) obtenido por dicha unión es:

$$s_{ij} = c_{i0} + c_{0j} - c_{ij}$$

El procedimiento de esta heurística es simple, dado que, por medio de una exploración limitada del espacio de búsqueda, se encuentra una solución que es más o menos aceptada con un tiempo de cálculo moderado (Sardo Va, 2007).

La heurística propuesta se presenta en el diagrama de flujo de CWA, ver figura 4.

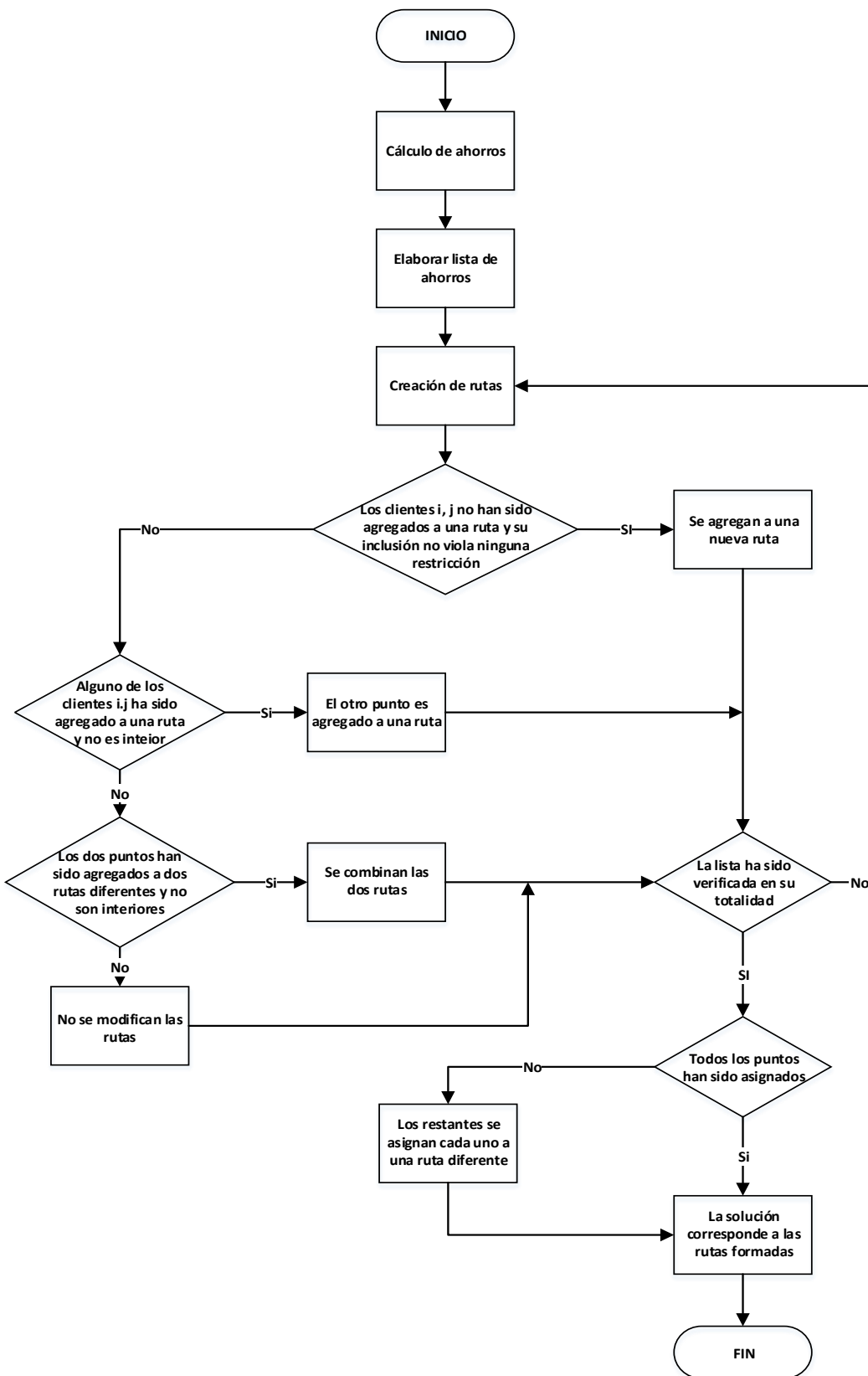


Figura 4. Diagrama de flujo algoritmo de ahorro de Clark and Wright. Adaptado de *An improved Clarke and Wright savings algorithm for the capacitated vehicle routing problem* (Pichibul, T. y Kawtummachai, R., 2012)

9.1.2 Procedimiento de sacudida.

El procedimiento de sacudida permite una mejor exploración del espacio de búsqueda, dado que genera puntos de partida para el procedimiento de búsqueda local.

Se toman como referencia las estructuras vecinales trabajadas por Pop, Fuksz y Marc (2014), en su artículo “*A Variable Neighborhood Search Approach for Solving the Generalized Vehicle Routing Problem*”, en donde se aplican distintos tipos de vecindarios.

A continuación, se presentan los símbolos con los cuales se representarán los ejemplos de las diferentes estructuras vecinales y algunos de los tipos de vecindarios aplicados por Pop, p., et al., 2014.

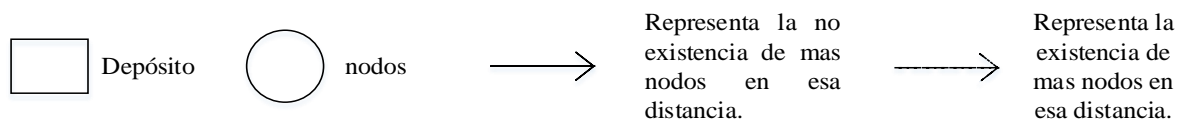


Figura 5. Símbolos para representación de estructuras vecinales.

9.1.2.1. 2-Opt: El 2-Opt fue propuesto inicialmente por Lin (1965), donde se eliminan dos bordes no adyacentes y se reemplazan con dos nuevos bordes en la misma ruta, para mejorar el costo total de la ruta. Luego, utilizando el procedimiento local-global, se encuentra la mejor solución factible correspondiente y se verifica si el costo de la ruta mejoró. (Pop, Fuksz y Marc, 2014). El tamaño del vecindario 2-Opt es cuadrático (el número de grupos) y solo hay un tipo de movimiento adecuado. Las siguientes figuras ilustran este proceso.

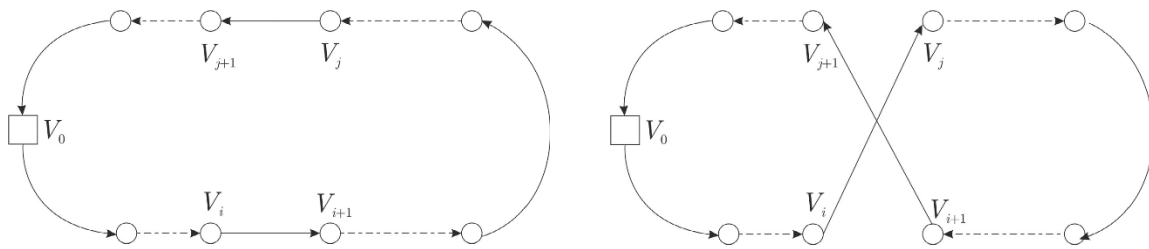


Figura 6. Ejemplo de aplicación de 2-opt. Adaptado de A Variable Neighborhood Search Approach for Solving the Generalized Vehicle Routing Problem (Pop, P., et al., 2014).

9.1.2.2. Intercambio de vecindario 1-0: Dado un par de rutas globales que corresponden a una solución inicial del problema, en este intercambio se mueve un nodo de una ruta global a la otra (Pop, Fuksz y Marc, 2014), reemplazando 3 arcos globales. Luego, utilizando el procedimiento local-global, se determina la mejor solución.

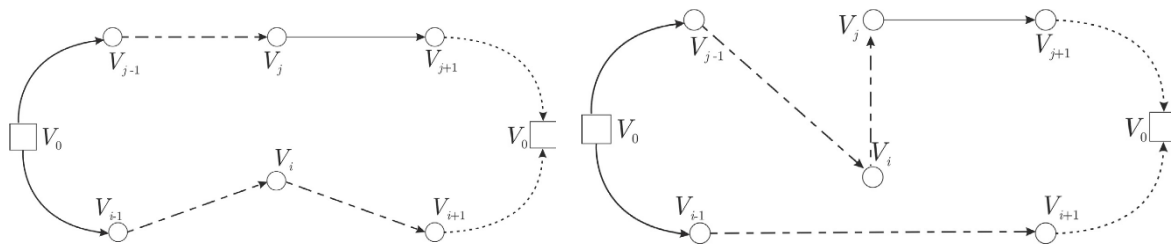


Figura 7. Ejemplo de una solución para la estructura de intercambio de vecindario 1-0. Adaptado de A Variable Neighborhood Search Approach for Solving the Generalized Vehicle Routing Problem (Pop, P., et al., 2014).

Todos los barrios considerados se definen a nivel del grafico global. El vecindario 2-Opt se obtiene moviendo uno o más grupos de una posición en la ruta global a otra posición en la misma ruta y se denomina vecindario dentro de la ruta.

Estos movimientos definidos dentro de los vecindarios y dentro de la ruta se utilizan para reducir distancias. En la figura 6 donde se aplica 2-Opt, se observa una solución inicial la cual describe el recorrido del vehículo a través de los diferentes nodos que pertenecen a la ruta, iniciando y terminando en el depósito V_0 . Luego, se muestra la aplicación de la estructura vecinal 2-Opt. 2 arcos son reemplazados por otros dos arcos dando como resultado el cambio de la trayectoria del vehículo en la ruta.

Intercambio 1-0, denominado vecindario entre rutas, funciona con dos rutas globales. Se utilizan para reducir la distancia total y, en algunos casos, también pueden reducir el número de vehículos. Como se observa en la figura 7 se ilustra una solución inicial en la cual se describe el recorrido de dos vehículos a través de las rutas, las cuales cuentan con un depósito en donde los vehículos inician y terminan su recorrido. Luego, se muestra la aplicación de la estructura vecinal intercambio 1-0 a la solución inicial, en donde un nodo de una ruta es cambiado a la otra ruta, reemplazando tres arcos.

9.1.3 Fase búsqueda de vecindario.

En esta fase el algoritmo realiza una búsqueda completa en el k -ésimo vecindario de y' a través de una búsqueda local hasta encontrar el óptimo de ese vecindario, el cual se denotará como y'' .

9.1.3.1 Búsqueda local: La búsqueda local tiene como objetivo mejorar la solución generada por el procedimiento de sacudida. Para Rahmani, Cherif-Khettaf, y Oulamara, (2015) La búsqueda local es un proceso iterativo que empieza en una solución y la mejora realizando modificaciones locales. En resumen, se podría decir que se inicia con una solución y busca en su vecindario una

mejor, si la encuentra, se reemplazará la solución actual por la nueva y se continúa con el proceso, hasta que no se pueda mejorar la solución actual.

Por medio de las anteriores estructuras de vecindario se busca mejorar el enrutamiento, las cuales se aplicaron en orden aleatorio.

Las implementaciones estándar de AVNS generalmente modelan la búsqueda local como un simple paso de descenso, es decir, y'' solo se acepta si mejora en y' .

9.1.4 Fase de evaluación de la solución.

La solución y'' obtenida por el procedimiento de búsqueda local se compara con la mejor solución actual. Si se acepta y'' , se reemplaza y como solución inicial y k se restablece a 1. y'' se acepta si y solo si está mejorando la solución inicial y . Si no mejora la solución se restablece a la mejor solución encontrada hasta el momento.

9.2 Algoritmo genético

El algoritmo genético, actualiza y mejora los resultados y tiende a socavar distintos escenarios dentro del volumen de respuestas factibles.

El algoritmo genético usa una analogía directa con el comportamiento natural, es decir, que en una población de individuos cada uno de ellos representa una solución a un problema dado.

Diagrama de flujo del algoritmo genético

La estructura del algoritmo genético propuesto se describe de la siguiente manera:

1. Población inicial: es generada mediante la combinación del método heurístico propuesto por el mejor individuo del AVNS más 14 individuos generados aleatoriamente.

2. Selección: De acuerdo con la evaluación de cada individuo en la función de objetivo, se opta por el individuo que representa menor costo.

3. Función de adaptación/aptitud: permite valorar el comportamiento de los individuos en cada generación para escoger el individuo que mayor compatibilidad presenta con el padre, generando así una nueva población.

4. Cruce: Después de la función de adaptación, se realiza la operación de cruce de un punto, el cual se busca intercambiar partes de los dos padres para generar nuevos descendientes.

5. Mutación: Se lleva a cabo de forma aleatoria para cambiar la posición de ruta con un 10% de la población a mutar y así, establecer en el mejor individuo para la siguiente generación.

6. Criterio de parada: Numero de generaciones: 30

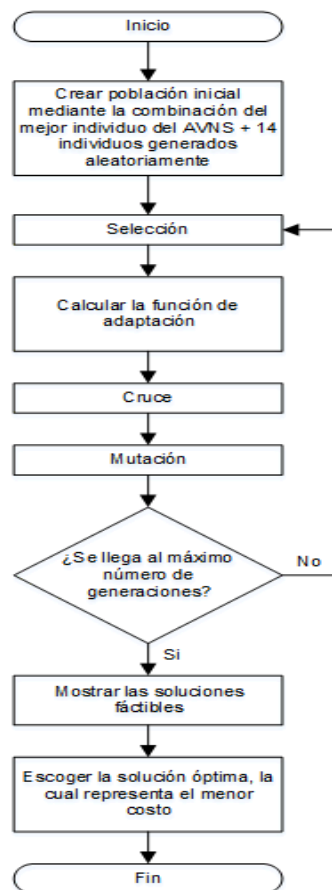


Figura 9. Diagrama de flujo del algoritmo genético.

9.2.1 Población inicial.

Antes de crear la población inicial de soluciones para el problema, se define la codificación adecuada para los individuos. Normalmente, se fija el tamaño de población y se generan aleatoriamente los individuos para conseguir una población inicial amplia y representativa del espacio de búsqueda. Aunque, desde el año 2003 se ha ido incluyendo métodos heurísticos en la creación de la población inicial, con el propósito de producir individuos con un buen valor de la función de adaptación (Vega, 2003).

Para dar solución al LRSPDTW, se propone un método heurístico para generar buenas soluciones que hagan parte de la población inicial, el cual se empieza con el mejor individuo que proviene del AVNS y los 14 individuos generados aleatoriamente, en total son 15 individuos.

9.2.2 Criterio de selección.

Para seleccionar los mejores individuos de la población se utiliza el criterio de selección por clasificatoria de menor costo. Para ello, se evalúa por separado los 15 individuos en la función objetivo para determinar cual representa el menor costo, los cuales se organizan de forma descendente, entonces, el primer individuo de la lista es comparado con el padre de la generación anterior. Con el objetivo de escoger el individuo de menor costo que representa el padre para la función de adaptación.

9.2.3 Función de adaptación.

La función de adaptación se determina a criterio propio del problema LRSPDTW de acuerdo con los algoritmos a emplear, cuyo fin es evaluar la matriz del padre de la primera generación con respecto a la matriz de cada uno de los 14 individuos, buscando minimizar costos; esto se lleva a cabo para encontrar con quien tiene más compatibilidad para hallar la madre. Para realizar este proceso se compara de a dos matrices, en las cuales se tiene unas restricciones para determinar la puntuación pertinente:

- 1) Si el cliente se encuentra en el mismo depósito y posición de ruta es igual a 1.
- 2) Si el cliente se encuentra en la misma posición de ruta, pero en diferente depósito es igual a 0,5.
- 3) Si el cliente se encuentra en diferente depósito y posición de ruta es igual a 0.

Finalmente, es la sumatoria de la relación entre el depósito y la posición de ruta para cada cliente de las matrices en estudio. Este procedimiento se realiza de manera manual para encontrar el individuo más compatible con el padre, el cual se denomina como madre y de esa manera, se forma la nueva población para continuar en el operador de cruce.

9.2.4 Cruce.

El segundo operador genético es el de cruce, el cual consiste en generar nuevos individuos o descendientes, a partir de las características que comparten de los padres. Se selecciona el padre para que se propague parte de su material genético y de acuerdo con el valor de la función de adaptación de cada individuo, se escoge la madre, creando así una nueva población. Este proceso se repite en sucesivas generaciones teniendo en cuenta, las mejores características de la población, las cuales se reemplaza por la anterior población (Moujahid, Inza y Larrañaga, 2008).

Existen varios tipos de cruce como cruce de un punto, cruce de dos puntos, cruce uniforme. Para mayor adaptación al problema se determina por cruce de un punto, el cual en la literatura se le conoce a este método con el nombre de SPX (Single Point Crossover) (Pose, 2000).

En el desarrollo del algoritmo, se utiliza el cruce de un punto, se seleccionan dos individuos, se cortan sus cromosomas por un punto elegido aleatoriamente para generar dos segmentos diferenciados: la cabeza y la cola. Después, se intercambian las colas entre los dos individuos para generar los nuevos descendientes de los padres.

9.2.5 Mutación.

El último operador genético es el de mutación, el cual consiste en alterar la posición de un individuo de manera aleatoria, generalmente con una probabilidad pequeña (Moujahid et al., 2008).

En esta fase se define el 10% de población a mutar, de acuerdo con la cantidad de iteraciones. Consiste que un solo individuo va a cambiar aleatoriamente de posición en una ruta, teniendo en cuenta, el listado de padres se escoge el individuo que tiene mejor información genética.

De igual modo, para la generación de la segunda población, se tiene en cuenta el mejor individuo determinado en la operación de mutación, iniciando nuevamente todo el proceso desde el criterio de selección hasta culminar con todas las generaciones. Por lo tanto, con los resultados de las 30 iteraciones, se decide por el individuo que menor costo representa, siendo la solución óptima para el problema.

10. Validación del algoritmo híbrido propuesto

10.1 Instancias

Las instancias son grupos de datos que se usan para evaluar la bondad de los resultados obtenidos de los métodos de optimización; frecuentemente son usadas para comparar los resultados desarrollados con los encontrados en la literatura; estas deben estar asociadas a las características propias de la investigación para realizar una comparación real.

Durante el desarrollo del LRSPDTW no se encontraron instancias establecidas para la validación del mismo. De acuerdo a lo anterior, para validar el desempeño del algoritmo híbrido propuesto,

se utilizaron datos planteados por distintos autores y se adaptaron para el problema en estudio del presente trabajo.

La información numérica se obtuvo por medio de un pseudocódigo desarrollado en el lenguaje de programación Python®, y ejecutado en un computador con un disco de 107,77 Gb y 12,12 Gb de memoria RAM mediante Google Colaboratory.

Las instancias que se implementaron para la validación del algoritmo híbrido formado por el AVNS y el algoritmo genético, fueron enunciadas por Karaoglan, Altiparmak, Kara y Dengiz (2011), Yu* y Lin. (2015) para problemas de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea (LRPSPTW) del trabajo “*solving the location-routing problem with simultaneous pickup and delivery by simulated annealing*”. Esto debido a que al momento de realizar la investigación no se conocían en la literatura instancias para el problema específico.

En la tabla 6 se encuentra información detallada de lo mencionado anteriormente.

Tabla 6
Instancias de referencia para la validación del LRPSPTW

Tamaño	Autor	Nombre de instancia	Depósitos	Clientes
Pequeña y mediana escala	Karaoglan et al. (2011)	KBAM	2 a 10	8-100
		KBSN	2 a 10	8-100
		KPAM	5 ó 10	20, 50, ó 100
		KPSN	5 ó 10	20, 50, ó 100
Gran escala	Vincent F. Yu, Shin-Yu Lin. (2015)	YLBAM	4 a 18	117-318
		YLBSN	4 a 18	117-318
		YLPAM	5 ó 10	50 ó 200
		YLPSN	5 ó 10	50 ó 200

Nota: Adaptado de Karaoglan et. al. (2011) y Yu et. Al (2015).

De acuerdo con la batería de datos desarrollados por los autores anteriormente mencionados, se ajusta la información obtenida a la presente investigación. Por lo tanto, se decide trabajar con las instancias YLBAM (2 problemas), KBSN (3 problemas), KBAM (4 problemas). En total son 9 instancias, considerando las más representativas, buscando validar el algoritmo con instancias de pequeña, mediana y gran escala, sin afectar el tiempo computacional.

10.2 Resultados de la validación del algoritmo híbrido propuesto

Para el desarrollo del algoritmo se ejecutó la modificación de los parámetros fijos de entrada, con base al modelo abordado en la sección 8.2 Formulación matemática. Después, se completaron las matrices de tiempos, costos y distancias, para ejecutar el programa.

La evaluación del algoritmo se origina a partir de 30 iteraciones para cada prueba y 15 combinaciones en relación a los vecindarios y población de individuos, ya que con estas condiciones el tiempo de compilación no se extendería a duraciones prolongadas. Cabe aclarar que, para cada instancia, inicialmente se ajustan los parámetros generales de entrada de los vehículos y depósitos. Por otro lado, se realizaron 5 pruebas por cada instancia para verificar el comportamiento y la variación de los algoritmos en función de los mismos datos.

En la tabla 6 se evidencian los resultados obtenidos del algoritmo híbrido propuesto, en esta se presenta la mejor solución conocida para cada instancia, el tiempo computacional, el costo total, la capacidad del vehículo, el número de depósitos, el número de clientes y el avance en el proceso de mejora de un algoritmo a otro, ya que como se dijo en el anterior capítulo, la solución resultante del AVNS pasa a ser la semilla del GA.

Se tomaron diferentes tipos de datos de las instancias para abarcar tanto pequeña, mediana y gran escala. Adicional, se tuvieron en cuenta en algunos casos la misma cantidad de clientes y depósitos, pero variando las demandas de recogida y entrega y capacidades para efectos de análisis de sensibilidad.

Para mayor ampliación de los resultados obtenidos, en el Apéndice C se encuentra la información detallada de las cinco (5) corridas realizadas para cada una de las instancias seleccionadas con todos los datos incluidos y sus respectivas graficas de rutas.

Tabla 7
Resultados obtenidos del algoritmo híbrido propuesto

Instancia	Algoritmo	Clientes	Depósitos	Capacidad del Vehículo	Costo total	Tiempo computacional [Seg]
1	AVNS	8	2	200	4505	0,148
	GA				3000	0,486
2	AVNS	55	15	120	9892	0,809
	GA				8318	21,049
3	AVNS	100	10	200	23903	1,624
	GA				23903	33,471
4	AVNS	8	2	200	4823	0,147
	GA				2242	0,463
5	AVNS	55	15	120	9142	0,775
	GA				7310	12,0942
6	AVNS	100	10	200	23904	1,594
	GA				23904	32,588
7	AVNS	75	10	140	17262	1,225
	GA				17262	15,918
8	AVNS	134	8	850	4104	2,383
	GA				4101	101,559
9	AVNS	21	5	6000	4223	0,289
	GA				3590	1,494

Nota: Adaptado de los resultados arrojados por el lenguaje de programación Python.

Con un costo fijo por utilización de vehículo de \$20 y un costo fijo por unidad de distancia de \$4, se obtuvieron estos resultados después de que se ejecutara cada instancia en la validación del algoritmo.

El AVNS toma el mejor vecindario descrito por el Clarke and Wright y genera aleatoriamente 14 individuos adicionales para completar su población inicial. Seguidamente, el mejor individuo del AVNS se tiene en cuenta para la creación de la población inicial del algoritmo genético con 14 individuos generados aleatoriamente. Se busca con esta forma de presentación de resultados, mostrar como la solución va mejorando a través de la validación de cada algoritmo.

Así mismo, con la validación se corrobora la eficiencia de la hibridación, dado que se está en constante incremento la calidad de los resultados, aproximadamente en un promedio de mejora del 10% de un algoritmo a otro, como se presenta en los casos de menos o igual a 55 clientes, donde se alcanza a percibir dicha variación. Paralelo a lo anterior, el tiempo computacional no excede en promedio más de 10 minutos la compilación de hasta 55 clientes con 15 depósitos.

Sin embargo, cuando se manejan mayor cantidad de clientes (mayor a 70) y depósitos, (10 en adelante), ambos algoritmos tienden a alinearse y correlacionarse en materia de presentación de soluciones. Adicional a esto, el programa excede su tiempo computacional a una (1) hora como mínimo para generar su respuesta final. Este fenómeno se presenta gracias a la complejidad del desarrollo del algoritmo Clarke y Wright, donde se comparan todas las combinaciones entre los clientes y en función del ahorro de costos. Este valor está lógicamente ligado al tamaño de los datos, por lo que presenta fluctuaciones entre cada corrida para diferente cantidad de datos.

10.3 Ejemplo numérico.

Tabla 8

Datos generales del ejemplo numérico.

Información general de la instancia	
Número de clientes	8
Número de depósitos	2
Capacidad del vehículo	200
Costo fijo por utilización de vehículo	\$20
Costo fijo por unidad de distancia	\$4

Con los datos anteriores incluyendo las demandas de recogida y entrega de los clientes, se realiza el análisis de sensibilidad con 5 corridas de prueba, de las cuales en la última corrida arroja la mejor solución.

En la tabla 8 se presentan las cinco (5) corridas de prueba de la hibridación propuesta, con sus respectivos costos detallados y el tiempo computacional para cada algoritmo, identificando así, la mejora en el transcurso de la validación de un algoritmo a otro.

Tabla 9
Corridas de prueba para validar el algoritmo planteado.

Hibridación	1	2	3	4	5
AVNS					
Costo por rutas	4277	4277	4906	4576	4276
Costo por depósitos	69	69	69	69	69
Costo por Vehículos	100	100	80	80	80
Costo por ventanas de tiempo	59	59	81	96	96
Costo total	4505	4505	5136	4823	4823
Tiempo Computacional	0,157	0,158	0,145	0,14	0,15
GA					
Costo por rutas	2738	3466	3182	2167	2039
Costo por depósitos	69	69	69	69	69
Costo por Vehículos	120	100	80	80	80
Costo por ventanas de tiempo	73	44	105	69	54
Tiempo computacional	0,517	0,476	0,467	0,455	0,46

Costo de la solución	3000	3679	3436	2386	2242
-----------------------------	-------------	-------------	-------------	-------------	-------------

En la figura 10, se observa los depósitos señalados en color morado y los clientes en rojo, las rutas identificadas para la mejor solución son:

1. Desde el depósito 0 empieza la ruta para llegar los clientes 1 y 6, así mismo, para la ruta que visita a los clientes 4 y 8, como se ilustra en la parte superior de la figura 20.

([1, 6]) 0)

([4, 8]) 0)

2. Mientras que para el depósito 1, la ruta inicia desde el depósito dirigiéndose al cliente 5, luego al cliente 2 y por último al cliente 3. Finalmente, se hace un recorrido para un solo cliente debido a que su demanda es muy alta de acuerdo a la capacidad del vehículo, por tal motivo el cliente 7 es atendido desde el depósito 1. Como se visualiza en la parte inferior de la figura 20.

([5, 2, 3]) 1)

([7]) 1)

Finalmente, el tiempo computacional para el diseño de esta ruta fue aproximadamente de 6.221 segundos.

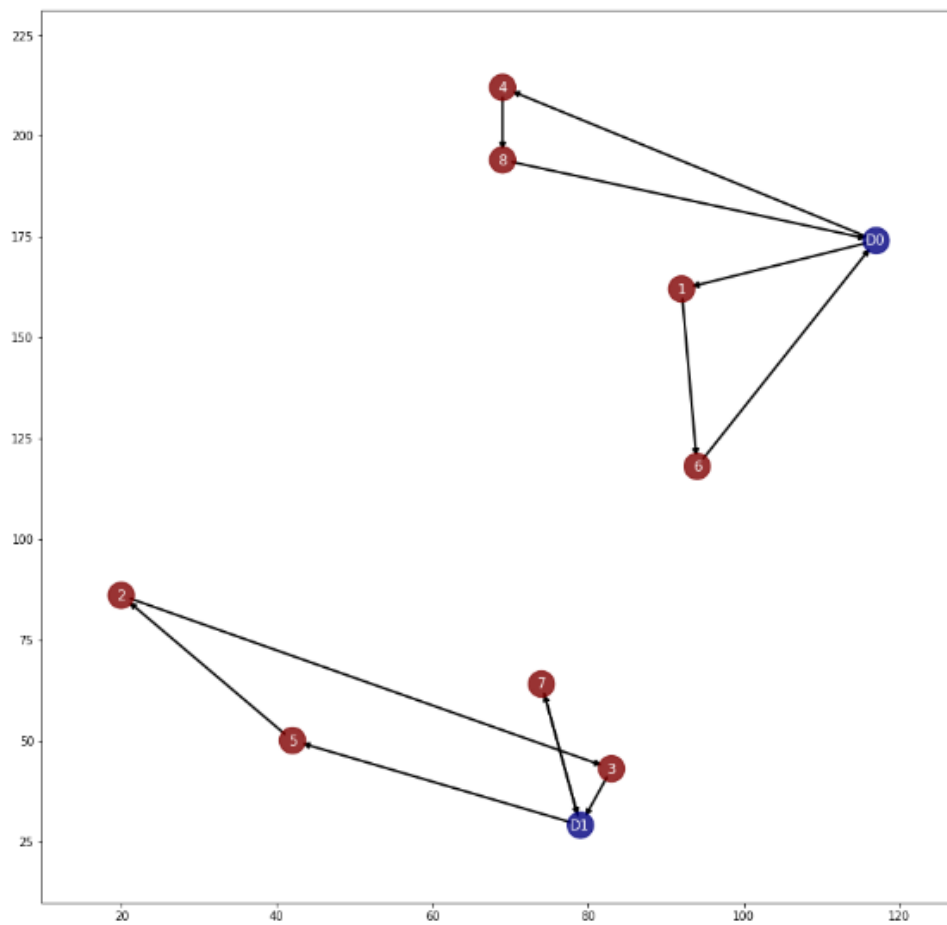


Figura 10. Ruta del ejemplo numérico

El artículo científico de carácter publicable con los resultados del presente trabajo de investigación se adjunta en el Apéndice E.

11. Conclusiones

La localización-ruteo con recogida y entrega simultánea con ventanas de tiempo es una tipificación de los usuales problemas de ruteo orientado a empresas que tienen socios estratégicos en la distribución, para el desarrollo de su cadena productiva. Dada la envergadura de este tipo de problemas, se estudiaron las distintas herramientas que mejor la solucionan.

El desarrollo de este proyecto de grado en la modalidad de investigación representó un gran reto debido a que involucró conocimiento de diferentes áreas necesarias para una competente formación profesional en la ingeniería industrial.

Según la revisión de literatura, son pocos los trabajos de investigación que han abordado el problema de localización-ruteo con recogida y entrega simultánea con ventanas de tiempo, por lo cual este proyecto puede considerarse como punto de referencia para futuras investigaciones.

El problema planteado se abordó a través de procedimientos metaheurísticos que cumplen con la rigurosidad de abarcar grandes baterías de datos en materia logística. Restringido por la precedencia y flujo continuo de recorridos en jornadas completas de entrega y recogida de productos. Teniendo en cuenta lo anterior, se propuso un programa en Python cuya estructura está cimentada sobre los algoritmos AVNS y GA para dar solución al LRSPDTW.

El modelo matemático planteado permitió que las rutas nunca violaran la capacidad del vehículo, pues se eliminó automáticamente como una ruta posible; teniendo en cuenta que cada cliente es visitado por solo un vehículo y asignado a un solo depósito y que de esta forma se centrara solamente en opciones probables de ruta para continuar el proceso de validación.

En relación a los objetivos definidos en el capítulo 3 se cumplieron en su totalidad. El programa diseñado arroja resultados óptimos que dan solución al problema, estando siempre condicionado a la mejora en cada iteración dados los parámetros y restricciones del modelo.

De acuerdo con los resultados de las instancias probadas para la validación del algoritmo híbrido propuesto, al emplear la combinación entre el AVNS y el algoritmo genético permitió la generación de buenas soluciones al problema estudiado.

Para ello, se tuvo en cuenta el método de ahorro de Clarke and Wright para arrojar el valor semilla, que ingresa a ejecutarse en el AVNS, a través de la fase de sacudida, método 2 or, intercambio 1-0, búsqueda local, con base a eso, permite una mejor solución para ser reevaluada con el algoritmo genético, por medio del operador de selección, la función de afinidad para generar la nueva población que presente menor costo, así mismo, con el operador de cruce y de mutación para alterar la posición de ruta resultando la mejor solución durante el proceso, el cual se itera 30 veces con 5 corridas de pruebas, con el propósito de validar los resultados, que sean los más óptimos y cumplan todas las restricciones planteadas.

Los resultados y el ejemplo numérico presentado en este trabajo permiten afirmar que el método de solución propuesto es eficiente para resolver el LRPSPTW en poco tiempo computacional y logrando minimizar los costos totales.

Es probable que los datos presentados en esta investigación puedan generar mejores resultados a un precio computacional muy alto, pero no es lo aconsejable para presentar soluciones rápidas y efectivas.

12. Recomendaciones

Para futuras investigaciones, hay muchas oportunidades de extender este trabajo con otras variantes. Considerando utilizar vehículos con capacidad heterogénea, demanda variable, entre otros.

Existe la posibilidad de utilizar otras heurísticas o metaheurísticas para resolver el LRSPDTW tales como: recosido simulado, búsqueda tabú, optimización de colonias de hormigas, entre otros y así poder aprovechar los beneficios que cada una de estas ofrece.

Considerar crear instancias para el LRSPDTW que permitan evaluar el desempeño de futuros algoritmos desarrollados para este problema.

Incentivar en estudiantes la realización de proyectos de grado que aborden investigaciones relacionadas con este proyecto de grado usando otros métodos de solución.

Se recomienda aumentar el número de iteraciones y combinaciones posibles para así poder detallar todo el universo de soluciones óptimas para los problemas relacionados y de interés, obteniendo los mejores resultados, pero teniendo presente el aumento en el tiempo computacional.

Adicionalmente, se aconseja ahondar en el estudio del algoritmo y modelo para elevar la calidad del programa, en aras de obtener menores tiempos de procesamiento.

Además, se recomienda para posteriores investigaciones, incluir los tiempos de alistamiento en los depósitos, al igual que otros costos usualmente erogados en la logística de este problema de ruteo, tales como mano de obra, costos variables por unidad, entre otros, y así, tener una visión más cercana a la realidad del problema. También, se propone considerar tiempos variables por tramos

de las rutas. No obstante, se sugiere articular este simulador a las empresas productivas y logísticas que están integradas a la universidad. Logrando mejorar el desempeño de las redes de distribución dentro de las PYME, con un trabajo más riguroso y colaborativo entre la academia y la empresa privada.

Referencias Bibliográficas

- Ai, TJ y Kachitvichyanukul, V. (2009). A particle swarm optimization for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Computers & Operations Research*, 36 (5), 1693-1702. DOI: 10.1016 / j.cor.2008.04.003
- Albareda-Sambola, M., Díaz, JA y Fernández, E. (2005). Un modelo compacto y límites estrechos para un problema combinado de ubicación y enrutamiento. *Computers & Operations Research*, 32 (3), 407–428. DOI: 10.1016 / s0305-0548 (03) 00245-4
- Alvim, ACF y Taillard, É. D. (2013). POPMUSIC for the world location-routing problem. *EURO Journal on Transportation and Logistics*, 2 (3), 231–254. DOI: 10.1007 / s13676-013-0024-2
- Arranz, J. y Parra, A. (2005). Algoritmos genéticos. Recuperado de <http://www.it.uc3m.es/jvillena/irc/practicas/06-07/05.pdf>
- Avci, M., y Topaloglu, S. (2016). A hybrid metaheuristic algorithm for heterogeneous vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Expert Systems with Applications*. DOI: 10.1016/j.eswa.2016.01.038
- Banco Mundial. (2014). Índice de desempeño logístico. Recuperado de <http://datos.bancomundial.org/indicador/LP.LPI.OVRL.XQ>
- Baños, R. (2006). Metaheurísticas Híbridas para Optimización Mono-objetivo y Multi-objetivo. Paralelización y Aplicaciones (Tesis doctoral). Universidad de Almería, Almería, España

- Barreto, S. S. 2004. “Análise e Modelização de Problemas de localização-distribuição [Analysis and Modelling of Location-routing Problems].” Unpublished Ph.D. Thesis, University of Aveiro.
- Barreto, S., Ferreira, C., Paixao, J., y Santos, B.S. (2007). Using clustering analysis in a capacitated location-routing problem. *European Journal of Operational Research*, 179(3), 968-977. DOI: 10.1016 / j.ejor.2005.06.074
- Belenguer, J.-M., Benavent, E., Prins, C., Prodhon, C. y Wolfler Calvo, R. (2011). A Branch-and-Cut method for the Capacitated Location-Routing Problem. *Computers & Operations Research*, 38 (6), 931–941. doi: 10.1016 / j.cor.2010.09.019
- Blum, C., Roli, A. (2003). Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 35 (3), p. 268-308
- Boventer, E. (1961). The relationship between transportation costs and location rent in transportation problems. *Journal of Regional Science*, 3(2), 27–40. DOI: 10.1111/j.1467-9787.1961.tb01276.x
- Clarke G, Wright JW (1964) Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Oper Res*, 12(4):568–581. Recuperado de <http://www.jstor.org/stable/167703>
- Contardo, C., Cordeau, J.-F. y Gendron, B. (2013). A GRASP + ILP-based metaheuristic for the capacitated location-routing problem. *Journal of Heuristics*, 20 (1), 1-38. DOI: 10.1007 / s10732-013-9230-1

- Cordeau, JF., Gendreau, M., Laporte, G., Potvin, JY., y Semet, F. (2002). A guide to vehicle routing heuristics. *Journal of the Operational Research Society*, 53, 512-522. Recuperado de <https://pdfs.semanticscholar.org/c248/ce623d6c899bfaa2ed4b2ad12dfb901df96.pdf>
- Cordone, R., y Calvo, RW. (2001). A Heuristic for the Vehicle Routing Problem with Time Windows. *Journal of Heuristics*, 7(2), 107-129. DOI: 10.1023 / a: 1011301019184
- Cox, E. (2005). Chapter 9 Fundamental Concepts of Genetic Algorithms. DOI: 10.1016 / B978-012194275-5 / 50011-6
- Cruz, C., & González, L. (2013). *Desarrollo de un algoritmo híbrido para la resolución del problema de ruteo de vehículos con entrega y recogida simultáneas (VRPSPD)*. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga.
- Dantzig, G., Fulkerson, R., y Johnson, S. (1954). Solution of a Large-Scale Traveling-Salesman Problem. *Journal of the Operations Research Society of America*, 2(4), 393-410. DOI: 10.2307 / 166695
- Dantzig, G. B., y Ramser, J. H. (1959). The Truck Dispatching Problem. Source: *Management Science*, 6(1), 80–91. DOI: 10.1287/mnsc.6.1.80
- Darwin, C. (1859). *On the origins of species by means of natural selection*. Londres: Murray
- Departamento Nacional de Planeación de Colombia. (2015). *Colombia es Logística. Encuesta Nacional de Logística - Resultados nacionales 2015*. Bogotá: Departamento Nacional de Planeación (Colombia).

- Dethloff, J. (2001). Vehicle routing and reverse logistics: the vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up. *OR Spektrum*, 23 (1), 79–96. DOI: 10.1007 / pl00013346
- Derbel, H., Jarboui, B., Hanafi, S. y Chabchoub, H. (2010). Una búsqueda local iterada para resolver un problema de enrutamiento de ubicación. *Notas electrónicas en matemáticas discretas*, 36, 875–882. DOI: 10.1016 / j.endm.2010.05.111
- Derbel, H., Jarboui, B., Hanafi, S. y Chabchoub, H. (2012). Algoritmo genético con búsqueda local iterada para resolver un problema de enrutamiento de ubicación. *Expert Systems with Applications*, 39 (3), 2865–2871. DOI: 10.1016 / j.eswa.2011.08.146
- Duhamel, C., Lacomme, P., Prins, C. y Prodhon, C. (2010). A GRASP×ELS approach for the capacitated location-routing problem. *Computers & Operations Research*, 37 (11), 1912-1923. DOI: 10.1016 / j.cor.2009.07.004
- Drexl, M., Schneider, M. (2014). A survey of variants and extensions of the location – routing problema. *European Journal of Operational Research*, 241 (2), 283-308. DOI: 10.1016/j.ejor.2014.08.030
- Escobar, JW, Linfati, R. y Toth, P. (2013). A two-phase hybrid heuristic algorithm for the capacitated location-routing problem. *Computers & Operations Research*, 40 (1), 70–79. DOI: 10.1016 / j.cor.2012.05.008

- Fazayeli, S., Eydi, A., y Kamalabadi, IN. (2018). Location-routing problem in multimodal transportation network with time windows and fuzzy demands: Presenting a two-part genetic algorithm. *Computers & Industrial Engineering*, 119, 233-246. Recuperado de <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.03.041>
- Fleszar, K., Osman, IH., e Hindi, KS. (2009). A Variable Neighbourhood Search Algorithm for the Open Vehicle Routing Problem. *European Journal of Operational Research*, 195, 803-809. Recuperado de <https://scholarworks.aub.edu.lb/bitstream/handle/10938/12321/2009-EJOR-OVRP.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Garey, M., y Jhonson, D. (1979). A guide to the theory of NP-Completeness. *Freeman and Company*. New york: W. H.
- Gélinas S, Desrochers M, Desrosiers J, Solomon MM (1995) A new branching strategy for time constrained routing problems with application to backhauling. *Ann Oper Res* 61(1):91–109. DOI:10. 1007/BF02098283
- Gendreau M., Iori M., Laporte G., y Martello S. (2006). A tabu search algorithm for a routing and container loading problem. *Transp Sci*, 40(3):342–350. DOI:10.1287/trsc.1050.0145
- Goetschalckx M, Jacobs-Blecha C (1989) The vehicle routing problem with backhauls. *European Journal of Operational Research*, 42(1):39–51. DOI:10.1016/0377-2217(89)90057-X
- Gómez Villamizar, F. J. (2007, Agosto 27 de 2007). Logística, el dolor de cabeza para la competitividad. *Revista Dinero*.

- Gündüz, HI. (2011). The Single-Stage Location-Routing Problem with Time Windows. *International Conference on Computational Logistics- Springer*, 44-58. Recuperado de https://www.researchgate.net/profile/Hao_Hu40/publication/221477677_Application_of_an_RFID-Based_System_for_Construction_Waste_Transport_A_Case_in_Shanghai/links/573db7e108aea45ee842d284.pdf#page=55
- Hernández, C (2018, 3 de agosto). ¿Cómo se encuentra Colombia en el LPI? Instituto Nacional de Contadores Públicos. Recuperado de <https://www.incp.org.co/se-encuentra-colombia-lpi/>
- Holf J. y Schneider, M. (2009). An adaptive large neighborhood search with path relinking for a class of vehicle-routing problems with simultaneous pickup and delivery. *Networks*, 74, 3. DOI: 10.1002/net.21879
- Jabal-ameli, M., Aryanezhad, M. y Ghaffari-nasab, N. (2011). A variable neighborhood descent based heuristic to solve the capacitated location-routing problem. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 2 (2011) 141–154. Recuperado de <https://scihub.do/10.5267/j.ijiec.2010.06.003>
- Jeong, C.-S., y Kim, M. 1991. “Fast Parallel Simulated Annealing for Traveling Salesman Problem on SIMD Machines with Linear Interconnections.” *Parallel Computing* 17 (2–3): 221–228.
- Jiménez, MJP y Caparrini, FS. (2003). Máquinas moleculares basadas en ADN. *Colección de Divulgación Científica*, 2(1866), 255. Recuperado de <http://www.cs.us.es/cursos/cc-2011/temas/transp-6.pdf>

- Jozefowicz, N., Semet, F. y Talbi, EG. (2008). Multiobjective vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, 189(2), 293-309. DOI: 10.1016 / j.ejor.2007.05.055
- Karaoglan, I. & Altiparmak, F. (2010). A hybrid genetic algorithm for the location-routing problem with simultaneous pickup and delivery. *The 40th International Conference on Computers & Industrial Engineering*. DOI: 10.1109/iccie.2010.5668347
- Karaoglan, I., Altiparmak, F., Kara, I., y Dengiz, B. (2011). A branch and cut algorithm for the location–routing problema with simultaneous pickup and delivery. *European Journal of Operational Research*, 211, 318–332. DOI: 10.1016/j.ejor.2011.01.003
- Koch, H., Bortfeldt, A., y Wäscher, G. (2018). A hybrid algorithm for the vehicle routing problema with backhauls, time windows and three-dimensional loading constraints. *OR Spectrum*. DOI: 10.1007/s00291-018-0506-6
- Lange, K. (2010). Applied Probability: Combinatorial Optimization. *Springer Science Business Media*. Cap. 5, p.103-122.
- Laporte, G., Nobert, Y. y Taillefer, S. (1987). Un algoritmo de bifurcación y límite para el problema de generación de rutas de vehículos asimétricas con restricciones de distancia. *Modelado matemático*, 9 (12), 857–868. DOI: 10.1016 / 0270-0255 (87) 90004-2
- Laporte, G., Ropke, S., y Vidal, T. (2014). Chapter 4: Heuristics for the Vehicle Routing Problem. *ResearchGate*, 87-116. Recuperado de https://www.researchgate.net/profile/Thibaut_Vidal/publication/285833854_Chapter_4_

Heuristics_for_the_Vehicle_Routing_Problem/links/5d7a22c792851cacdb32991f/Chapter-4-Heuristics-for-the-Vehicle-Routing-Problem.pdf

Liang, Y. -C., Lo, M.-H., y Chen, Y.-C. (2007). Variable neighborhood search for redundancy allocation problems. *IMA Journal of Management Mathematics*, 18(2), 135-155. DOI: 10.1093/imaman/dpm010

Lin, S. (1965). Computer solutions to the traveling-salesman problema. *Bell Syst Techn J*, DOI: 44(10):2245-2269.

Lopes, RB., Ferreira, C., Santos, BS., y Barreto, S. (2013). A taxonomical analysis, current methods, and objectives on location-routing problems. *International Transactions in Operational Research*, 20(6). DOI: 10.1111/itor.12032

Lüer, A., Benavente, M., Bustos, J., y Venegas, B. (2009). El problema de rutas de vehículos: Extensiones y métodos de resolución, estado del arte. *Workshop Internacional EIG*. Recuperado de https://www.researchgate.net/profile/Barbara_Venegas/publication/221419373_El_Problema_de_Rutas_de_Vehiculos_Extensiones_y_Metodos_de_Resolucion_estado_del_Arte/links/54062db00cf2c48563b24957.pdf

Mladenovic'N, y Hansen P. (1997). Variable neighborhood search. *Comput Oper Res*; 24:1097-100.m

- Maranzana, F. (1964). On the location of supply points to minimize transport costs. *Operational Research Quarterly*, 15, 261–270. DOI: 10.2307 / 3007214
- Mercado, Viviana & Pandolfi, Daniel & Villagra, Norma. (2014). Hibridación de metaheurísticas aplicadas al problema de ruteo de vehículos. *Informes Científicos - Técnicos UNPA*. 5. 1. 10.22305/ict-unpa.v5i3.79.
- Michael Schneider · Andreas Stenger · Julian Hof (2014). An adaptive VNS algorithm for vehicle routing problems with intermediate stops. Published online: Springer-Verlag Berlin Heidelberg. *OR Spectrum* (2015) 37:353–387 DOI 10.1007/s00291-014-0376-5
- Min, h. (1989). the multiple vehicle routing problem with simultaneous delivery and pick-up points. *transportation research part: a*, 23(5), 377-386. doi: 10.1016/0191-2607(89)90085-x
- Min, H., Jayaraman, V. y Srivastava R. (1998). Combined location-routing problems: A synthesis and future research directions. *European Journal of Operational Research*, 108 (1), 1-15. DOI: 10.1016/S0377-2217(97)00172-0
- Montané, F. y Galvão, RD (2006). A tabu search algorithm for the vehicle routing problem with simultaneous pick-up and delivery service. *Computers & Operations Research*, 33 (3), 595–619. DOI: 10.1016 / j.cor.2004.07.009
- Moujahid, A., Inza, I., y Larrañaga, P. (2008). Tema 2. Algoritmos Genéticos. *Departamento de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial Universidad del País Vasco*. Recuperado de www.sc.ehu.es/ccwbayes/docencia/mmcc/docs/t2geneticos.pdf

- Muñoz-Villamizar, A., Montoya-Torres, J., & Herazo-Padilla, N. (2014). Mathematical Programming Modeling and Resolution of the Location-Routing Problem in Urban Logistics. *Ingeniería Y Universidad*, 18(2), 271 - 290. <https://doi.org/10.11144/Javeriana.IYU18-2.mpmr>
- Nagy, G. y Salhi, S. (2007). Location-routing: Issues, models and methods. *European Journal of Operational Research*, 177 (2), 649–672. DOI: 10.1016/j.ejor.2006.04.004
- Osman, I., and C. Potts. 2003. “Simulated Annealing for the Permutation Flowshop Problem.” *Omega*, 17 (6): 551–557.
- Ospina Díaz, M. R. y Sanabria Rangel, P. E. (2017, enero-junio). Marco general de análisis de la formación logística en Colombia. *Rev. Cient. Gen. José María Córdova* 15(19), 237-267. DOI: <http://dx.doi.org/10.21830/19006586.80>
- Pérez, L. (2015). Método para la agregación de rankings a partir de dos grupos con intereses contrapuestos (Tesis doctoral) Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas, Santa Clara, Cuba. Recuperado de http://dspace.uclv.edu.cu/bitstream/handle/123456789/7315/LazaroJ_Perez.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Pichpibul T., Kawtummachai R., (2012). An improved Clarke and Wright savings algorithm for the capacitated vehicle routing problem. *ScienceAsia* 38(2012): 307-318. DOI: 10.2306/scienceasia1513-1874.2012.38.307

- Pirkwieser, S. y Raidl, G. R. (2010). “Variable neighborhood search coupled with ilp-based very large neighborhood searches for the (periodic) location-routing problem,” Hybrid metaheuristics. *Lecture notes in computer science*, 6373, 174–189. DOI: 10.1007 / 978-3-642-16054-7_13
- Pop PC, Fuksz L., Marc AH (2014) Un enfoque de búsqueda de vecindario variable para resolver el problema generalizado de generación de rutas para vehículos. *Science*, vol 8480. Springer, DOI: 10.1007/978-3-319-07617-1_2
- Pose, M. G. (2000). Introducción a los algoritmos genéticos. Departamento de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones Universidad de Coruña. Recuperado de https://www.researchgate.net/profile/Marcos_Gestal/publication/237812449_Introduccion_a_los_Algoritmos_Geneticos/links/02e7e520a93bdade8f000000.pdf
- Prins, C., Prodhon, C. y Calvo, RM. (2004). “Nouveaux algorithmes pour le problème de localisation et routage sous contraintes de capacité [New algorithms for the location and routing problem under capacity constraints].” In MOSIM’04, edited by A. Dolgui and S. Dauzère-Pérès, 1115–1122. Nantes:Lavoisier, Ecole des Mines de Nantes
- Prins, C., Prodhon, C. y Calvo, RW (2006). Solving the capacitated location-routing problem by a GRASP complemented by a learning process and a path relinking. *4OR*, 4 (3), 221–238. DOI: 10.1007 / s10288-006-0001-9
- Prins, C., Prodhon, C., Ruiz, A., Soriano, P y Wolfer-Calvo, R. (2007). Solving the Capacitated Location-Routing Problem by a Cooperative Lagrangean Relaxation-Granular Tabu Search Heuristic. *Transportation Science*, 41(4). DOI: 10.2307/25769371

- Prins, C., Prodhon, C. y Woler Calvo, R. (2006). A memetic algorithm with population management (MA|PM) for the capacitated location-routing problem. *EvoCOP*, 3906, 183-194. Recuperado de <https://doi.org/10.1016/j.cor.2004.09.011>
- Prins, C. (2009). Two memetic algorithms for heterogeneous fleet vehicle routing problems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 22(6), 916–928. DOI: 10.1016/j.engappai.2008.10.006
- Prodhon, C. (2008). Recuperado de [/http://prodhonc.free.fr/homepageS](http://prodhonc.free.fr/homepageS)
- Prodhon y Prins. (2014). A survey of recent research on location-routing problems. *European Journal of Operational Research*. 238, Issue 1, 1-17. doi.org/10.1016/j.ejor.2014.01.005.
- Rocha, L., González, C., y Orjuela, J. (2011). Una revisión al estado del arte del problema de ruteo de vehículos: Evolución histórica y métodos de solución. En: Ingeniería, Vol. 16, No. 2, pág. 35 – 55.
- Ropke, S. y Pisinger, D. (2006). An Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic for the Pickup and Delivery Problem with Time Windows. *Transportation Science*, 40 (4), 455–472. DOI: 10.1287 / trsc.1050.0135
- Ruiz, J. (2018). Diseño de un modelo multiobjetivo de VRP pick-up and *delivery* simultáneo (VRPSPD) para el aprovisionamiento de la leche en la cadena de suministro de lácteos (Tesis de Magister). Universidad Tecnológica de Bolívar. Recuperado de <https://biblioteca.utb.edu.co/notas/tesis/0072975.pdf>

- Ruiz, N. (2018). *Solución del problema de localización-ruteo con ventanas de tiempo (LRPTW) en condiciones de incertidumbre*. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga.
- Salhi, S., y Rand, GK. (1989). The effect of ignoring routes when locating depot. *European Journal of Operational Research*, 39, 150–156.
- Salhi, S. y Nagy, G. (1999). A cluster insertion heuristic for single and multiple depot vehicle routing problems with backhauling. *Journal of the Operational Research Society*, 50 (10), 1034-1042. DOI: 10.1057 / palgrave.jors.2600808
- Scaparra, MP., y Scutellà, MG. (2001). Facilities, Locations, Customers: Building Blocks of Location Models. A Survey. *Technical Report del Dipartimento di Informatica*. Università di Pisa, Pisa, IT.
- Schwab, K. (2014). The global competitiveness report 2014- 2015. Geneva (Switzerland): World Economic Forum.
- Seçkiner, S. U., y Kurt., M. (2007). “A Simulated Annealing Approach to the Solution of Job Rotation Scheduling Problems.” *Applied Mathematics and Computation*, 188 (1): 31–45. DOI: 10.1016 / j.amc.2006.09.082
- Snyman, JA. (2005). PRACTICAL MATHEMATICAL OPTIMIZATION: An Introduction to Basic Optimization Theory and Classical and New Gradient-Based Algorithms. *Springer Science+Business Media, Inc.* Recuperado de <https://pdfs.semanticscholar.org/b9e1/690a901b36cf1637e30680c6ec3572a62ae9.pdf>

- Sofianopoulou, S. 1992. "Simulated Annealing Applied to the Process Allocation Problem." *European Journal of Operational Research*, 60 (3): 327–334. DOI: 10.1016 / 0377-2217 (92) 90084-m
- Solomon, MM. (1983). Vehicle routing and scheduling with time Windows constraints: models and algorithms. Department of Decision Sciences, The Wharton School, University of Pennsylvania. Recuperado de <https://repository.upenn.edu/dissertations/AAI8417364>
- Stenger, A., Vigo, D., Enz, S., y Schwind, M. (2013). An Adaptive Variable Neighborhood Search Algorithm for a Vehicle Routing Problem Arising in Small Package Shipping. *Transportation Science*, Articles in Advance, 47(1), 1-17. doi:10.1287/trsc.1110.0396
- Talbi, E. G. 2009. Metaheuristics from design to implementation. University of Lille- CNRS - INRIA: 593.
- Talbi E.-G. 2002 A taxonomy of hybrid metaheuristics. *Journal of Heuristics*, 8:541–564.
- Ting, C.-J. y Chen, C.-H. (2013). A multiple ant colony optimization algorithm for the capacitated location routing problem. *Revista Internacional de Economía de la Producción*, 141 (1), 34–44. DOI: 10.1016 / j.ijpe.2012.06.011
- Toth P, Vigo D (1996) A heuristic algorithm for the vehicle routing problem with backhauls. In: Bianco L, Toth P (eds) Advanced methods in transportation analysis. *Springer, Berlin*, 585–608. DOI: 10.1007/978-3-642-85256-5_26

- Tuzun, D., y Burke, L. I. (1999). “A Two-phase Tabu Search Approach to the Location Routing Problem.” *European Journal of Operational Research*, 116: 87–99.
- Vega, F. D. (2003). Algoritmos Evolutivos para la Resolución de Sistemas de “Word Equations”. Universidad de Oviedo, España. Recuperado de <http://www.aic.uniovi.es/Tc/papers/Trabajo.pdf>
- Ventrella, J. (1995). Disney meets Darwin-the evolution of funny animated figures. *Proceedings Computer Animation*, 35-43
- Von boventer, e. (1961), the relationship between transportation costs and location rent in transportation problems. *journal of regional science*, 3: 27-40. DOI:10.1111/j.1467-9787.1961.tb01276.x
- Wang HF, Chen YY. (2012). A genetic algorithm for the simultaneous delivery and pickup problems with time window. *Comput Ind Eng* 62(1):84–95. DOI:10.1016/j.cie.2011.08.018
- Wang C., Mu D., Zhao F., y Sutherland JW. (2015). A parallel simulated annealing method for the vehicle routing problem with simultaneous pickup-delivery and time windows. *Comput Ind Eng*, 83:111–122. DOI: 10.1016/j.cie.2015.02.005
- Wang, X., Yang, F., y Lu, D. (2018). Multi-objective location-routing problem with simultaneous pickup and delivery for urban distribution. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 35(4), 3987-4000. DOI: 10.3233/JIFS-169721

- Wang, Y., Ma, XL., Lao, YT., Wang, YH., y Mao, HJ. (2013). Vehicle routing problema simultaneous deliveries and pickups with Split loads and time windows. *Transportation Research Record*. DOI: 10.3141/2378-13
- Watson-Gandy y PJ Dohrn (1973). Depot location with van salesmen – a practical approach. *Omega*. DOI: 10.1016/0305-0483(73)90108-4.
- Webb, M. (1968). Cost Functions in the Location of Depots for Multiple-Delivery Journeys. *J Oper Res Soc*, 19(S3), 311-320.
- Y. Rahmani, W. Ramdane Cherif-Khettaf, A. Oulamara, 2015, A Local Search approach for the Two–Echelon Multi-products Location–Routing problem with Pickup and Delivery, IFAC-PapersOnLine, Volume 48, Issue 3, 193-199, DOI: 10.1016/j.ifacol.2015.06.080.
- Yu, V.F., y Lin, S.Y. (2016). Solving the location-routing problem with simultaneous pickup and delivery by simulated annealing. *International Journal of Production Research*, Vol. 54, No. 2, 526–549. DOI: 10.1080/00207543.2015.1085655
- Yu, VF., Lin, SW., Lee, W. y Ting, CJ. (2010). A simulated annealing heuristic for the capacitated location routing problem. *Computer & Industrial Engineering*, 58, 288-299
- Yu, VF., y Lin, SW. (2014). Multi-smart simulated annealing heuristic for the location routing problema with simultaneous pickup and delivery. *Applied Soft Computing*, 24, 284-290. DOI: 10.1016/j.asoc.2014.06.024

- Zachariadis, E., Tarantilis, CD., Kiranoudis, CT. (2009). A hybrid metaheuristic algorithm for the vehicle routing problema with simultaneous delivery and pick-up service. *Expert Systems with Applications*, 36, 2-P1. DOI: 10.1016/j.eswa.2007.11.005
- Zhang Z, Wei L, Lim A (2015) An evolutionary local search for the capacitated vehicle routing problem minimizing fuel consumption under three-dimensional loading constraints. *Transp Res Part B Methodol*, 82:20–35.DOI:10.1016/j.trb.2015.10.001
- Zhao, Y., Leng, L., Zhang, C. (2019). A novel framework of hyper-heuristic approach and its application in location-routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Operational Research*. DOI: 10.1007/s12351-019-00480-6