

**Un modelo para la localización y ruteo de vehículos de dos escalones aplicado a la
logística hospitalaria (2E-LRP)**

Carlos David Arias Vega

Trabajo de Grado para Optar al Título de Ingeniero Industrial

Director

Javier Eduardo Arias Osorio

Magister en Administración

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Bucaramanga

2020

Agradecimientos

A mi familia, especialmente a mis padres, quienes siempre han confiado en mis capacidades y me han brindado su apoyo incondicional a lo largo de toda mi vida.

Al profesor Javier Eduardo Arias por su guía, apoyo, comprensión y paciencia en el desarrollo del presente proyecto.

A todos los profesores que hicieron parte de mi proceso de formación.

A mis amigos, por crecer junto a mí, en lo personal y profesional.

Contenidos

	Pág.
Introducción	14
1. Generalidades de la investigación.....	18
1.1. Planteamiento del problema.....	18
1.2. Metodología	22
1.2.1. Fase 1. Revisión de la literatura.....	22
1.2.2. Fase 2. Formulación del modelo matemático.	23
1.2.3. Fase 3. Diseño del algoritmo.	24
1.2.4. Fase 4. Validación del algoritmo.	24
1.2.5. Fase 5. Documentación.....	24
2. Objetivos	25
2.1. Objetivo general.....	25
2.2. Objetivos específicos	25
3. Revisión de la literatura	26
3.1. Análisis Bibliométrico	26
3.1.1. Problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones.	26
3.1.2. Problema de localización y ruteo de vehículos en el sector salud.	28
3.2. Análisis preliminar de la literatura.....	30
4. Marco de referencia	46
4.1. Marco de antecedentes	46
4.2. Marco teórico	48

4.2.1. Logística.....	48
4.2.2. Logística Hospitalaria.	49
4.2.3. Cadena de abastecimiento hospitalaria.	49
4.2.4. Industria Farmacéutica.....	50
4.2.5. Optimización matemática.	50
4.2.6. Modelos matemáticos.	51
4.2.6.1. Modelos de programación lineal.....	51
4.2.6.2. Modelos de programación no lineal.....	52
4.2.7. Optimización combinatoria.....	52
4.2.8. Complejidad computacional.	53
4.2.9. Problema del vendedor viajero (TSP).....	54
4.2.10. Problema de ruteo de vehículos (VRP).....	54
4.2.11. Problema de localización de instalaciones (FLP).	54
4.2.12. Problema de localización-ruteo (LRP).....	55
4.2.13. Problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones (2E-LRP).	55
4.2.14. Métodos de solución de un problema de optimización combinatoria.....	56
4.2.14.1. Métodos exactos.....	56
4.2.14.2. Métodos aproximados.....	57
4.2.14.3. Métodos heurísticos.	57
4.2.14.4. Metaheurísticas.	58
4.2.15. Metaheurísticas basadas en la trayectoria.	59
4.2.16. Metaheurísticas basadas en población.	61
5. Técnica metaheurística seleccionada	63

5.1. Algoritmo Genético	65
5.2. Codificación de problemas	66
5.3. Algoritmo Principal	68
5.4. Operadores Genéticos	69
5.4.1. Selección.....	69
5.4.2. Cruce.....	73
5.4.3. Mutación.....	78
5.4.4. Evaluación.....	80
6. Modelo para el 2E-LRP	81
6.1. Descripción del modelo	81
6.2. Suposiciones de estudio	81
6.3. Formulación matemática.....	83
6.3.1. Conjuntos	84
6.3.2. Índices.....	84
6.3.3. Parámetros.....	84
6.3.4. Variables de decisión	85
6.3.5. Función Objetivo	85
6.3.6. Restricciones.....	85
6.4. Representación del modelo matemático	89
7. Diseño del algoritmo genético	90
7.1. Caracterización del algoritmo	91
7.1.1. Etapa 1. Creación de la población inicial.....	91
7.1.2. Etapa 2. Aplicación de los operadores genéticos.....	91

7.1.3. Etapa 3. Presentación de la mejor solución.	91
7.2. Representación de la solución.....	92
7.2.1. Primer escalón.....	92
7.2.2. Segundo escalón.....	94
7.3. Decodificación	96
7.4. Función objetivo (Fitness)	97
7.5. Parámetros.....	97
7.6. Pasos lógicos del procedimiento algorítmico	98
7.6.1. Subproceso 1. Construcción de la población inicial.	100
7.6.2. Subproceso 2. Operador de selección.	107
7.6.3. Subproceso 3. Operador de cruce.	108
7.6.3.1. Infactibilidades en el subproceso de cruce.....	110
7.6.4. Subproceso 4. Operador de mutación.	111
7.6.5. Cálculo del fitness durante el proceso de cruce y mutación.	113
7.6.6. Pseudocódigo del algoritmo genético.	113
8. Experimentación	113
8.1. Resultados instancia 1	114
9. Análisis estadístico.....	121
9.1. Instancia pequeña.....	123
9.2. Instancia robusta	131
10. Conclusiones	140
11. Recomendaciones	142
Referencias bibliográficas.....	144

Lista de Tablas

	Pág.
Tabla 1. Cumplimiento de objetivos del proyecto	17
Tabla 2. Parámetros de inicialización del algoritmo.....	97
Tabla 3. Instancias de prueba para el 2E-LRP	114
Tabla 4. Subcadena Matriz de asignación de clientes a CD habilitados en cada periodo	114
Tabla 5. Subcadena para la asignación de los vehículos a cada CD habilitado.....	115
Tabla 6. Subcadena de rutas CD-Clientes en cada periodo (Segundo escalón).....	116
Tabla 7. Subcadena Matriz de asignación de CD a DP habilitados en cada periodo	117
Tabla 8. Subcadena para la asignación de los vehículos a cada DP habilitado	117
Tabla 9. Subcadena de rutas DP-CD en cada periodo (Primer escalón).....	117
Tabla 10. Resultados incremento de periodos vs incremento de clientes.....	120
Tabla 11. Factores y niveles del diseño factorial.....	122
Tabla 12. Estructura del diseño de experimentos (Pequeña instancia).....	123
Tabla 13. Resumen del modelo para la FO (Pequeña instancia)	126
Tabla 14. Análisis de varianza para pequeña instancia.....	126
Tabla 15. Estructura del diseño de experimentos (Instancia robusta)	132
Tabla 16. Resumen del modelo para la FO (Instancia robusta).....	134
Tabla 17. Análisis de varianza para la instancia robusta	134

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1. Fases metodológicas de un estudio en investigación de operaciones.....	22
Figura 2. Número de publicaciones realizadas por año.	27
Figura 3. Aduana con palabras clave.	28
Figura 4. Publicaciones realizadas por año.....	29
Figura 5. Individuo genético binario.....	67
Figura 6. Representación cruce de un punto en un cromosoma unidimensional.....	74
Figura 7. Representación cruce de 2 puntos en cromosoma unidimensional.	75
Figura 8. Representación cruce uniforme.	76
Figura 9. Representación cruce horizontal bidimensional.....	77
Figura 10. Representación cruce vertical bidimensional.	78
Figura 11. Representación mutación por intercambio de cadenas.....	80
Figura 12. Representación mutación por intercambio de dos puntos.	80
Figura 13. Representación del modelo matemático para el 2E-LRP	90
Figura 14. Matriz de asignación de CD a DP habilitados.....	93
Figura 15. Asignación de vehículos a los depósitos primarios habilitados	93
Figura 16. Rutas de depósitos primarios a centros de distribución (Primer escalón).....	94
Figura 17. Matriz de asignación de los clientes a los centros de distribución en cada periodo....	95
Figura 18. Asignación de vehículos a los centros de distribución habilitados	95
Figura 19. Rutas de los centros de distribución a los clientes (Segundo escalón).....	96
Figura 20. Procedimiento general del algoritmo genético propuesto.	99

Figura 21. Parámetros del modelo (Segundo escalón).....	101
Figura 22. Procedimiento lógico del método de ahorro.....	102
Figura 23. Matriz de asignación de clientes a centros de distribución (Método de ahorro).	102
Figura 24. Procedimiento lógico del método vecino más cercano.	104
Figura 25. Matriz de asignación de clientes a centros de distribución (Vecino más cercano). ..	104
Figura 26. Matriz de asignación de clientes a centros de distribución (Método aleatorio).	105
Figura 27. Asignación de los vehículos a los centros de distribución habilitados.....	106
Figura 28. Matriz de rutas de los CD a los clientes (Segundo escalón).....	106
Figura 29. Parámetros del modelo (Primer escalón).....	106
Figura 30. Matriz de asignación de CD a DP habilitados (Método Aleatorio).....	107
Figura 31. Asignación de los vehículos a los depósitos primarios habilitados.....	107
Figura 32. Matriz de rutas de los DP a los CD (Primer escalón).....	107
Figura 33. Proceso lógico del cruce de subcadena bidimensional.....	109
Figura 34. Impacto en el TCO periodos vs clientes.....	121
Figura 35. Gráfica de residuos para la FO (Pequeña instancia).....	125
Figura 36. Gráfica de efectos normales absolutos estandarizados FO (Pequeña instancia)..	127
Figura 37. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados FO (Pequeña instancia).	127
Figura 38. Gráfica de efectos principales para la FO (Pequeña instancia)..	128
Figura 39. Gráfica de interacción para la FO (Pequeña instancia).	129
Figura 40. Gráfica de efectos normales absolutos estandarizados TCO (Pequeña instancia). ...	130
Figura 41. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados TCO (Pequeña instancia)	130
Figura 42. Gráfica de efectos principales para la TCO (Pequeña instancia).	131
Figura 43. Gráfica de interacción para la TCO (Pequeña instancia)	131

Figura 44. Gráfica de residuos para la FO (Instancia robusta)	133
Figura 45. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados FO (Instancia robusta).....	135
Figura 46. Gráfica de efectos normales absolutos estandarizados FO (Instancia robusta).....	136
Figura 47. Gráfica de efectos principales para FO (Instancia robusta).....	136
Figura 48. Gráfica de interacción para la FO (Instancia robusta).....	137
Figura 49. Gráfica de efectos normales absolutos estandarizados FO (Instancia robusta).....	138
Figura 50. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados TCO (Instancia robusta).....	138
Figura 51. Gráfica de efectos principales para TCO (Instancia robusta).....	139

Lista de Apéndices

(Los apéndices están adjuntos en el CD y puede visualizarlos en la base de datos de la Biblioteca UIS)

Apéndice A. Construcción de la población inicial.

Apéndice B. Subproceso de selección por torneo determinístico y aleatorio.

Apéndice C. Subproceso de cruce de subcadena bidimensional.

Apéndice D. Subproceso de mutación por intercambio de cadenas.

Apéndice E. Pseudocódigo del algoritmo genético.

Apéndice F. Código del algoritmo genético en Matlab.

Apéndice G. Instancias de prueba.

Apéndice H. Resultados de instancias.

Apéndice I. Artículo de carácter publicable.

Resumen

Título: Un modelo para la localización y ruteo de vehículos de dos escalones aplicado a la logística hospitalaria (2E-LRP)*

Autor: Carlos David Arias Vega**

Palabras clave: Problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones, localización y ruteo multi-escalón, ruteo con localización multi-nivel, logística hospitalaria, cadena de suministro hospitalaria.

Descripción:

En la presente investigación se aborda el problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones (Two Echelon Location Routing Problem, 2E-LRP) bajo un enfoque de logística hospitalaria, el cual consiste en determinar simultáneamente la localización de las instalaciones (depósitos primarios y centros de distribución) junto con los planes de ruteo tanto del primer como del segundo nivel para cubrir exitosamente la demanda de los clientes en un horizonte de planeación dado, considerando limitaciones de capacidad en las instalaciones y los vehículos y alineado con el objetivo de minimizar el costo total de la red logística. Este problema corresponde a un problema de clase NP-Hard, por tal razón se vuelve crucial la implementación de métodos de aproximación (Metaheurísticas) que permitan obtener buenos resultados en tiempos computacionales razonables. Para dar solución a este problema se diseña un Algoritmo Genético que opera en dos dimensiones. La población inicial se genera mediante tres métodos distintos, se aplica el criterio de selección por torneo determinístico, posteriormente, se utiliza el operador de cruce de subcadena bidimensional y, por último, se implementa la mutación por intercambio de cadenas. La validación de la eficacia y eficiencia del modelo desarrollado, se realiza a través de experimentos numéricos, considerando tres instancias (pequeña, mediana y robusta) y haciendo uso de un diseño factorial 2^4 . Finalmente, el análisis estadístico permite determinar cómo influyen los factores en la función objetivo dando como resultado, que los parámetros: tamaño de población, número de generaciones y tasa de cruce tienen una influencia estadísticamente significativa en la función objetivo, la cual busca minimizar el costo total generado a raíz del diseño de la red logística.

* Proyecto de grado.

** Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: Javier Eduardo Arias Osorio, Magíster en Administración.

Abstract

Title: A model for the location and routing of two-echelon applied to the hospital logistics (2E-LRP)*

Author: Carlos David Arias Vega**

Keywords: Two-echelon location and routing problem, multi-stage location and routing, routing with multi-level location, hospital logistics, hospital supply chain.

Description:

The present investigation addresses the two-echelon location and routing problem (2E-LRP) under a hospital logistics approach, which consists of simultaneously determining the location of the facilities (primary warehouses and distribution centers) together with the routing plans of the first and second levels to successfully meet customer demand in a given planning horizon, considering capacity limitations in facilities and vehicles and aligned with the objective of minimizing the total cost of the logistics network. This problem corresponds to an NP-Hard class problem, for this reason the implementation of approximation methods (Metaheuristics) that allow obtaining good results in reasonable computational times becomes crucial. To solve this problem, a Genetic Algorithm is designed that operates in two dimensions. The initial population is generated by three different methods, the deterministic tournament selection criterion is applied, then the two-dimensional substring crossover operator is used and, finally, the two-dimensional string swapping mutation is implemented. The validation of the effectiveness and efficiency of the developed model is performed through numerical experiments, considering three instances (small, medium and robust) and making use of a factorial design 2^4 . Finally, the statistical analysis allows determining how the factors influence on the objective function resulting in that the parameters: population size, number of generations and crossing rate have a statistically significant influence in the objective function, which seeks to minimize the total cost generated as a result of the design of the logistics network.

* Degree project.

** Faculty of Physical-Mechanical Engineering. School of Industrial and Business Studies. Directed by: Javier Eduardo Arias Osorio, Master in Administration.

Introducción

El sector salud es un sector amplio, cuya importancia se magnifica al ser el foco de atención de una gran cantidad, tanto de tomadores de decisiones públicas como de medios de comunicación a nivel nacional e internacional. Sin embargo, a pesar de ser un sector que se encuentra clínicamente impulsado, con el fin de brindarle a los pacientes la atención oportuna, este sector se respalda en todo un conjunto de actividades asociadas con la gestión de la cadena de suministro de atención médica, o dentro de lo que se conoce como logística hospitalaria (Landry & Beaulieu, 2013). Dichas actividades abarcan el aprovisionamiento, la prestación de los servicios, gestión de inventario, distribución de medicamentos, equipos y suministros, y logística inversa, entre otras (Gómez et al., 2019; Kriegel et al., 2013). En lo que respecta a la logística, distintos autores reconocen en ella un factor crítico para construir ventajas competitivas (Bowersox & Closs, 1996; Bowersox & Daugherty, 1995; Christopher, 1993; Pan & Pokharel, 2007) llegando a convertirse en un facilitador en el camino al éxito corporativo (Pan & Pokharel, 2007; Simchi-Levi et al., 2003).

A raíz de la intensificación de la competencia global en los últimos años, en un entorno que se encuentra en constante cambio, se ha incrementado la necesidad de una respuesta apropiada por parte de las organizaciones haciendo énfasis en su flexibilidad ante un entorno externo incierto. Las empresas en el mercado nacional e internacional requieren de modelos adecuados, así como una excelente gestión de la cadena de suministro para lograr una ventaja competitiva y cumplir con las expectativas de los clientes alcanzando así una posición en el mercado y logrando su permanencia en este (Nakhjirkan & Mokhatab Rafiei, 2017). Las empresas son mucho más conscientes de la importancia de ofrecer sus productos en el lugar correcto, la cantidad adecuada,

el tiempo indicado y manteniendo un bajo precio. Buscan optimizar sus redes de distribución con la finalidad de reducir los costos logísticos y lograr una política rentable de su cadena de suministro (Ahmadizar et al., 2015).

Constituyendo una parte sustancial de cualquier cadena de suministro, las redes de distribución deben estar apropiadamente diseñadas para reducir los costos y mejorar su capacidad de respuesta. Es así como la optimización de los sistemas logísticos en los últimos años se ha convertido en un problema crítico en la gestión de la cadena de suministro. Las decisiones de localización y ruteo se deben considerar como dos elementos interdependientes de una red de distribución. Decidir la localización de una instalación sin tener en cuenta las decisiones de ruteo puede incrementar considerablemente los costos totales de la red (Ghatreh Samani & Hosseini-Motlagh, 2017), llevando a la obtención de resultados de planeación subóptimos, sobre todo, si las decisiones de localización se toman para un largo periodo.

Ahora bien, dentro del sector salud se encuentran las empresas pertenecientes a la industria farmacéutica, para las cuales es crucial crear y mantener una red de distribución eficiente. Para este tipo de empresas los costos de transporte son particularmente importantes, debido principalmente a la alta competencia que existe en el sector, haciendo que los márgenes de beneficio disminuyan, generando la necesidad de diseñar mejores redes de distribución con el fin de reducir los costos logísticos, mejorar la calidad del servicio al cliente y sobrevivir en un mercado tan competitivo y dinámico como es el actual (Zhu & Ursavas, 2018).

Por esta razón, al enfocarnos en el problema de distribución de medicamentos de la industria farmacéutica dentro de la logística hospitalaria, la apertura de centros de distribución se convierte en una opción estratégica sólida al permitir ampliar el rango de cobertura del servicio y minimizar

los costos de ruteo, considerando los altos costos fijos asociados con la apertura de los depósitos centrales comparados con los costos de apertura de un centro de distribución.

Así pues, el propósito del presente proyecto de investigación, es abordar el problema conocido en la literatura como el 2E-LRP (Two-Echelon Location Routing Problem) bajo un enfoque de logística hospitalaria, concretamente, en la industria farmacéutica, la cual conforma un componente crucial en la cadena de abastecimiento. El problema consiste en determinar simultáneamente la localización de las instalaciones (depósitos primarios y centros de distribución) junto con los planes de ruteo para cubrir exitosamente la demanda de los clientes en un horizonte de planeación dado, considerando las respectivas restricciones y alineado con el objetivo de minimizar los costos presentes en la red logística como son los costos de apertura de las instalaciones y los costos de ruteo de los vehículos, los cuales incluyen los costos derivados de la utilización de estos y los costos de los viajes realizados entre las distintas localizaciones.

La presente propuesta está organizada de la siguiente manera: En el capítulo 1 se dan a conocer las generalidades de la investigación, las cuales contienen el planteamiento del problema y la metodología empleada; en el capítulo 2 se presentan los objetivos planteados, mientras que la revisión de literatura se encuentra en el capítulo 3. En el capítulo 4 se presentan el marco de antecedentes y el marco teórico. En el capítulo 5 se describe formalmente la técnica metaheurística seleccionada para abordar el problema planteado, la cual corresponde al algoritmo genético. El capítulo 6 contiene la formulación del modelo matemático para el 2E-LRP. En el capítulo 7 se presenta el diseño del algoritmo genético propuesto; posteriormente, en el capítulo 8 se encuentra la validación del mismo, mientras que el capítulo 9 corresponde al análisis estadístico mediante el cual se pretende identificar el conjunto de factores clave que afectan la calidad del algoritmo.

Finalmente, en los capítulos 10 y 11 se muestran las conclusiones del presente proyecto y las recomendaciones para futuras investigaciones.

Tabla 1.

Cumplimiento de objetivos del Proyecto.

Objetivos específicos	Cumplimiento
Realizar una revisión de literatura en bases de datos científicas para el problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones (2E-LRP), teniendo en cuenta un enfoque de búsqueda multidisciplinaria.	Capítulo 3
Formular un modelo matemático de optimización para el problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones (2E-LRP) aplicado a la logística hospitalaria.	Capítulo 6
Seleccionar la técnica metaheurística a emplear en el modelo matemático formulado.	Capítulo 5
Desarrollar la técnica metaheurística seleccionada en el lenguaje de programación Matlab.	Capítulo 7 Apéndice F
Validar y evaluar el desempeño del modelo planteado a través de la técnica.	Capítulo 8 Capítulo 9
Elaborar un artículo académico de carácter publicable con base en los resultados obtenidos a partir de la investigación realizada.	Apéndice I

1. Generalidades de la investigación

1.1. Planteamiento del problema

Durante las últimas décadas, a raíz de la globalización de los mercados, la competencia en el mundo empresarial ha pasado de ser una competencia entre empresas para convertirse en una competencia entre cadenas de suministro (Dai et al., 2018). Este crecimiento de la competencia global, implica que los productos deban fabricarse y suministrarse en el lugar correcto, en el momento adecuado y a un bajo precio. Las empresas se ven obligadas a mantener altos niveles de servicio al cliente mientras que, simultáneamente, reducen sus costos y mantienen los márgenes de beneficio (Izadi & Kimiagari, 2014).

De acuerdo con la definición propuesta por el Consejo de Profesionales en Gestión de la Cadena de Suministro (CSCMP por sus siglas en inglés), la gestión logística es la parte de la gestión de la cadena de suministro que planifica, implementa y controla el flujo y almacenamiento eficiente y efectivo de los bienes, servicios e información relacionada entre el punto de origen y el punto de consumo final para cumplir con los requisitos de los clientes. En los últimos años, la importancia de la gestión logística ha ido creciendo tanto en el ámbito económico como social. En el sector industrial, por ejemplo, la logística ayuda a las empresas a optimizar su proceso de producción y distribución, lo que las lleva a ser más eficientes y competitivas (Rosario Cuda, 2014).

El Consejo de Profesionales en Gestión de la Cadena de Suministro define a su vez, la cadena de suministro como un proceso de fabricación integrado que empieza con materias primas sin procesar y culmina con el cliente final que utiliza los productos terminados. Por consiguiente, esta se puede dividir en dos procesos básicos: (1) la planeación de la producción y el control de inventario, y (2) la distribución y logística (Lim et al., 2006).

Ahora bien, dentro del proceso de distribución y logística, se encuentra uno de los problemas más importantes en una cadena de suministro, el cual corresponde al diseño de las redes logísticas. Los costos de transporte a menudo representan una parte considerable del costo total de la red y se pueden lograr ahorros sustanciales mejorando el sistema de transporte (Rahmani et al., 2014). Sin embargo, como mencionan Ghatreh Samani y Hosseini-Motlagh (2017), las decisiones de ruteo deben ejecutarse de manera conjunta con las decisiones de localización de las instalaciones, puesto que ambas son elementos interdependientes en una red de distribución y al optar por tomar una de las decisiones sin tener en consideración la otra, se puede presentar un incremento sustancial en los costos totales de la red. Cuando se busca reducir los costos logísticos y lograr una política rentable de la gestión de la cadena de suministro, es necesaria la optimización de las redes de distribución (Ahmadizar et al., 2015), teniendo en cuenta que el proceso de distribución constituye más del 30% del precio de los productos y mediante un sistema de distribución adecuado se logra una reducción de los mismos (Apte & Viswanathan, 2000).

La distribución eficiente de los productos a los clientes es una de las tareas más importantes de una empresa manufacturera. En el caso de la industria farmacéutica, su cadena de suministro representa el camino a través del cual los productos farmacéuticos esenciales se entregan a los usuarios finales con la calidad adecuada, el lugar indicado y el momento oportuno (Enyinda & Tolliver, 2009). En esta industria, la cual se encuentra intensamente regulada en muchos países debido a la naturaleza única de la oferta y la demanda de los medicamentos (Garattini et al., 2007), donde los gobiernos deben buscar el balance entre los intereses económicos y los clínicos (Xuan Yu et al., 2010); los costos de transporte son de vital importancia sin dejar de lado la calidad del servicio al cliente, puesto que, estamos ante una cadena de suministro altamente sensible, donde todo nivel de servicio inferior al 100% es inaceptable, considerando que influye directamente en

la salud y la seguridad de la población (Mehralian et al., 2015). La competencia ha llevado a una disminución significativa de los márgenes de ganancia de los proveedores y distribuidores de fármacos y medicamentos. El diseño de redes de distribución se ha vuelto valioso para los proveedores, puesto que les permite reducir tanto los costos logísticos como mejorar la calidad del servicio al cliente. Sin redes de distribución eficientes, las empresas farmacéuticas no podrían sobrevivir en un mercado tan competitivo como es el actual (Zhu & Ursavas, 2018).

Sin embargo, aunque la industria farmacéutica ha sido identificada en los Objetivos de Desarrollo del Milenio de las Naciones Unidas como un motor importante para el sector de la salud (Narayana et al., 2012), durante mucho tiempo las empresas farmacéuticas han quedado rezagadas en la gestión de la cadena de suministro y actualmente tienen dos opciones: deshacerse de las presiones que encuentren a corto plazo, o tener una perspectiva a largo plazo y reconocer la contribución real que pueden aportar las cadenas de suministro. En el pasado, las empresas farmacéuticas no consideraban conceptos de gestión de la cadena de suministro; no obstante, distintos factores están empujando a las compañías farmacéuticas a modificar la manera tradicional de hacer sus negocios. Uno de estos factores es el hecho de que las cadenas de suministro se hayan convertido en una fuente de ventaja competitiva (Mehralian et al., 2012).

En los últimos años, las cadenas de suministro farmacéuticas mundiales se han enfrentado a riesgos cada vez más grandes y desafiantes. La diversidad en los riesgos junto con la presión de los organismos reguladores, la legislación cambiante, los clientes y la competencia feroz están obligando a las organizaciones farmacéuticas con vistas al futuro a implementar mejoras en la gestión de su cadena de suministro obteniendo como resultado el logro de una ventaja competitiva sostenible, la toma de decisiones más eficiente y una posición competitiva en el mercado, entre otros beneficios.

Teniendo en cuenta lo expuesto anteriormente, es imperativo diseñar un modelo capaz de proporcionar la información necesaria al responsable de la red logística, para que este tenga la capacidad de tomar las mejores decisiones respecto a la ubicación de las instalaciones y distribución de los productos en la industria farmacéutica, garantizando la entrega de los mismos a los clientes, al menor costo y tiempo posible, permitiendo a estas empresas lograr distanciarse de su competencia. Por consiguiente, se plantea el diseño de un modelo de optimización para el ruteo de vehículos en dos escalones con localización de las instalaciones (depósitos primarios y centros de distribución), enfocado en la logística hospitalaria, en concreto, en la industria farmacéutica. Dicho problema se conoce en la literatura como el 2E-LRP, el cual aborda simultáneamente, decisiones de tipo estratégico como lo son la localización de las instalaciones y de tipo operativo en el caso de la selección del mejor conjunto de rutas para transportar los productos desde los depósitos primarios hasta los centros de distribución, y desde estos, hasta los clientes finales.

Sin embargo, debido a la alta complejidad NP-Hard del 2E-LRP, se vuelve crucial explorar alternativas de solución que permitan obtener buenos resultados en tiempos computacionales razonables. Por esta razón, en el presente proyecto se plantea el uso de un Algoritmo Genético con la particularidad de utilizar una codificación bidimensional para abordar el problema.

Finalmente, cabe resaltar que en Colombia hasta hace poco los investigadores comenzaron a interesarse por la cadena de suministro del sector salud (Balcázar Camacho et al., 2016), a pesar de haberse demostrado que la gestión adecuada de los medicamentos y productos farmacéuticos está directamente relacionada con la capacidad de un país para abordar los problemas de salud pública (Franco Franco & Alfonso Lizarazo, 2017). Con este proyecto se busca expandir las áreas de investigación en temáticas logísticas puntuales en el grupo de investigación OPALO, en

particular, en lo que respecta a la logística hospitalaria, para la cual, si bien ya se había realizado previamente un estado del arte de los modelos de optimización presentes en la misma, hasta la fecha no se ha abordado la cadena de suministro farmacéutica desde el punto de vista de la localización de las instalaciones y el ruteo de los vehículos considerando múltiples periodos.

1.2. Metodología

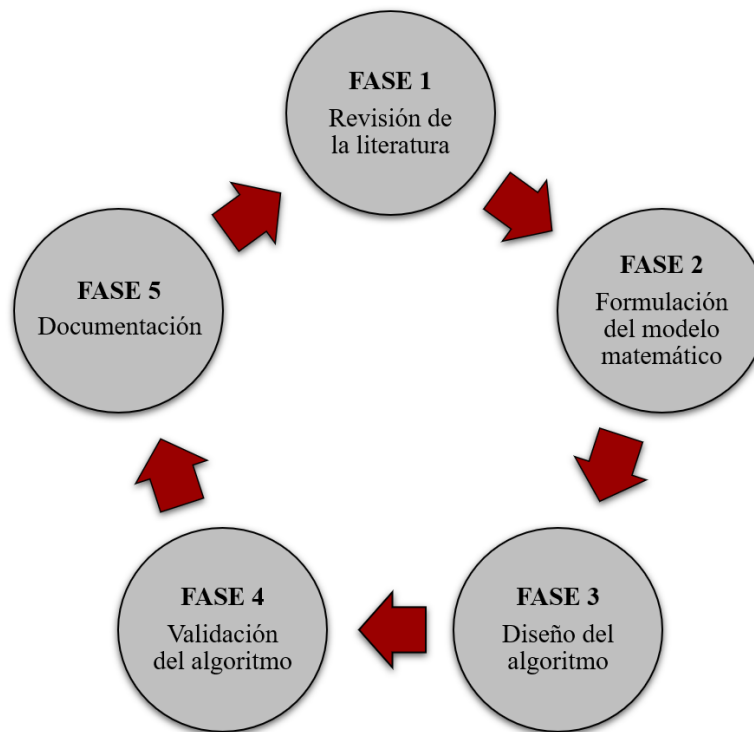


Figura 1. Fases metodológicas de un estudio en investigación de operaciones. Adaptado de Hillier y Lieberman (2010)

De acuerdo con los objetivos planteados para el presente trabajo de investigación, se definió una metodología compuesta por cinco fases, las cuales toman como referencia las fases usuales de un estudio de investigación de operaciones presentadas por Hillier y Lieberman (2010). Las fases a realizar se describen a continuación y se encuentran resumidas en la Figura 1.

1.2.1. Fase 1. Revisión de la literatura. Esta etapa consiste en la búsqueda y posterior análisis en las bases de datos disponibles en la Universidad Industrial de Santander, de la literatura relacionada

con el problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones teniendo en cuenta un enfoque de búsqueda multidisciplinaria y considerando su respectiva aplicación en la logística hospitalaria.

- 1.1. Definir las palabras clave relacionadas al problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones incluyendo palabras clave relacionadas con la logística hospitalaria.
- 1.2. Construir la ecuación de búsqueda preliminar a partir de las palabras clave definidas.
- 1.3. Ejecutar la ecuación de búsqueda en las bases de datos disponibles en la Universidad Industrial de Santander, principalmente en la base de datos Web of Science.
- 1.4. En caso de ser necesario, ajustar la ecuación de búsqueda a partir de los resultados obtenidos con la ejecución de la ecuación de búsqueda preliminar.
- 1.5. Analizar la información mediante un análisis bibliométrico.
- 1.6. Revisar la literatura obtenida sobre el problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones (2E-LRP) en cuanto a modelos matemáticos empleados, principales algoritmos de solución y aplicabilidad del 2E-LRP en el ámbito de la logística hospitalaria.
- 1.7. Plantear el problema a resolver de acuerdo a la aplicabilidad identificada del 2E-LRP en logística hospitalaria.

1.2.2. Fase 2. Formulación del modelo matemático. En esta fase se formula el problema adecuadamente para su análisis, para lo cual, la investigación de operaciones se respalda en la construcción de un modelo matemático que represente el problema a tratar.

- 2.1. Establecer el objetivo del modelo matemático, teniendo en cuenta el problema planteado en la fase anterior.
- 2.2. Determinar los supuestos, restricciones, parámetros y variables de decisión para el 2E-LRP.

2.3. Adaptar y formular el modelo matemático del 2E-LRP.

2.4. Verificar la consistencia del modelo, en otros términos, que la función objetivo, las variables de decisión y las restricciones del modelo se encuentren correctamente relacionadas.

1.2.3. Fase 3. Diseño del algoritmo. Una vez formulado el modelo matemático, se da paso al desarrollo de un algoritmo de solución. Dicho algoritmo es escogido a partir de la revisión de literatura llevada a cabo en la primera fase.

3.1. Comprender el lenguaje de programación de Matlab.

3.2. Determinar la técnica metaheurística a emplear en el modelo matemático formulado.

3.3. Construir el algoritmo determinado durante la actividad anterior en el lenguaje de programación de Matlab.

1.2.4. Fase 4. Validación del algoritmo. Se ejecuta el algoritmo con el objetivo de determinar las mejoras y/o ajustes que deban ser efectuados.

4.1. Ejecutar el algoritmo diseñado y determinar si genera resultados coherentes con la función objetivo y demás características del modelo.

4.2. Ajustar el algoritmo en caso de ser necesario.

4.3. Desarrollar instancias de prueba para el 2E-LRP aplicado a la logística hospitalaria.

4.4. Validar el modelo programado a través de las instancias de prueba desarrolladas.

1.2.5. Fase 5. Documentación. En esta última fase se reúne la información y los resultados obtenidos a raíz del proceso investigado, con la finalidad de:

5.1. Elaborar el libro de proyecto de grado.

5.2. Elaborar un artículo académico de carácter publicable.

2. Objetivos

2.1. Objetivo general

Desarrollar un modelo matemático para dar solución al problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones aplicado a la logística hospitalaria y resolverlo mediante una técnica metaheurística seleccionada a partir de la revisión de literatura.

2.2. Objetivos específicos

- Realizar una revisión de literatura en bases de datos científicas para el problema de localización y ruteo de vehículos dos escalones (2E-LRP), teniendo en cuenta un enfoque de búsqueda multidisciplinaria.
- Formular un modelo matemático de optimización para el problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones (2E-LRP) aplicado a la logística hospitalaria.
- Seleccionar la técnica metaheurística a emplear en el modelo matemático formulado.
- Desarrollar la técnica metaheurística seleccionada en el lenguaje de programación Matlab.
- Validar y evaluar el desempeño del modelo planteado a través de la técnica.
- Elaborar un artículo académico de carácter publicable con base en los resultados obtenidos a partir de la investigación realizada.

3. Revisión de la literatura

3.1. Análisis Bibliométrico

Para el presente proyecto de investigación se realizó una búsqueda en la literatura disponible en la base de datos Web of Science (WOS) suministrada por la Universidad Industrial de Santander. La búsqueda se dividió en dos partes. La primera parte estuvo enfocada en el 2E-LRP sin considerar palabras clave relacionadas con el sector de la salud, mientras que en la segunda parte se construyó una segunda ecuación en la cual se tuviera en cuenta el 2E-LRP y palabras clave relacionadas con la distribución de medicamentos, la cadena de suministro en la industria farmacéutica y los servicios de atención médica, entre otras.

3.1.1. Problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones. En la primera parte, el análisis se realizó partiendo de la siguiente ecuación de búsqueda

TOPIC: ("Two-echelon location rout* problem" OR "multi* location rout*" OR "multi echelon location rout* problem*" OR "location rout*" OR "location and rout* problem*" OR "problem* of rout* and location") NOT (multiobject* OR "multi-object*") obteniendo un total de 349 resultados, los cuales fueron analizados posteriormente con las herramientas bibliométricas de WOS y el software VOSviewer.

En la Figura 2 se observa que el tema ha presentado una tendencia al alza desde el año 2010 hasta el año 2019. Por otra parte, es importante destacar que a partir del año 2016 hasta el año 2019 se han realizado el 47,3% de las publicaciones relacionadas con el tema, lo cual muestra un interés por parte de los investigadores a realizar proyectos que aborden el problema de localización y ruteo de vehículos de uno o más escalones.

Se encontró que el autor con más publicaciones referentes al tema es Prodhon con 13 documentos, seguido de Prins, Schneider y Escobar con 8, 7 y 6 publicaciones respectivamente. Karimi ha publicado 6 documentos y lo siguen 7 autores con 5 publicaciones cada uno. Entre estos 12 autores abarcan el 21,4% de los documentos publicados. A su vez, es relevante mencionar que el Investigador Senior John W. Escobar, el cual se encuentra dentro de los primeros 4 autores en cantidad de publicaciones, es de nacionalidad colombiana.

En la clasificación de artículos por país o región, se encontró que los países que lideran en cantidad de publicaciones son Estados Unidos con 58 publicaciones, seguido de cerca por Irán y China con 53 documentos cada uno. Colombia ocupa la décima posición con 16 artículos detrás de Francia, Canadá, Turquía, Alemania, Inglaterra e Italia, quienes conforman los diez primeros puestos. Entre los primeros diez países comprenden el 98,5% de los artículos referentes al tema del presente proyecto.

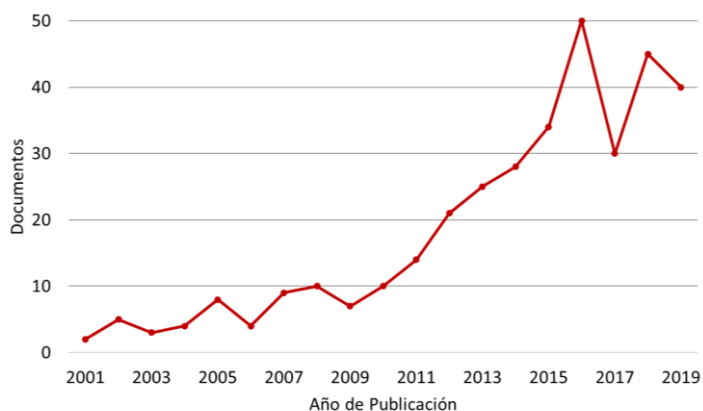


Figura 2. Número de publicaciones realizadas por año. Nota. Adaptado de Web of Science (2019)

En la Figura 3 se presenta la correlación entre las palabras clave más empleadas en los documentos relacionados con el tema, dentro de las que sobresalen los nombres de distintos algoritmos que buscan dar solución al problema, tales como greedy clustering method, granular

tabu search, evolutionary algorithm, variable neighborhood search y genetic algorithm, siendo esta última una de las técnicas metaheurísticas más empleadas.

Dentro de las áreas de investigación más representativas en el campo de estudio se observa que el área de Investigación de Operaciones presenta mayor interés en la solución al problema de localización y ruteo de vehículos abarcando el 50,7%, le siguen el área de Ingeniería con un 42,1% de las publicaciones, Ciencias de la Computación con un 26,6% y el área de Transporte con un 15,7% puesto que el problema trata el ruteo de vehículos.

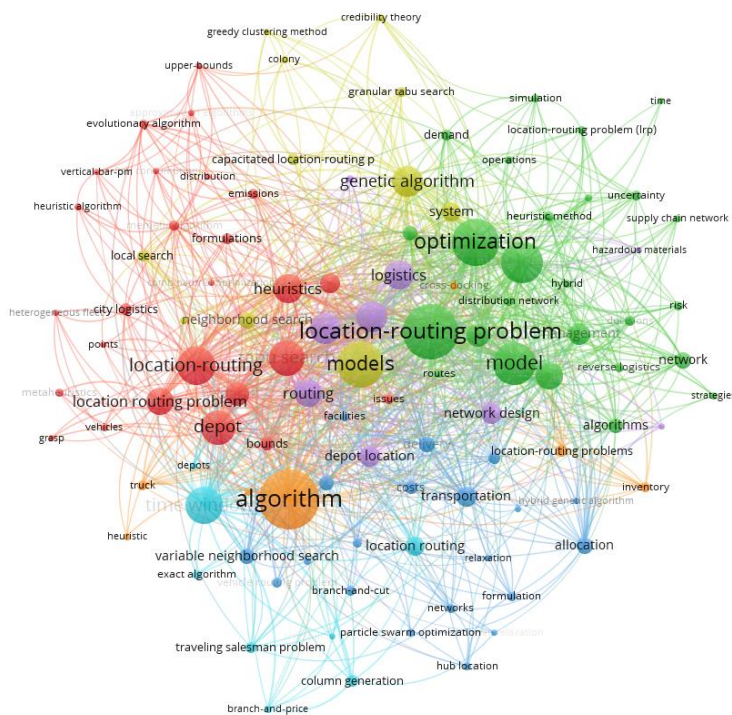


Figura 3. Aduana con palabras clave. Nota. Adaptado de VOSviewer (2019)

3.1.2. Problema de localización y ruteo de vehículos en el sector salud. La segunda búsqueda se realizó con la finalidad de explorar acerca del tema central del presente proyecto de investigación, para lo cual se planteó la siguiente ecuación,

TOPIC: ("location rout*" OR "location and rout* problem*" OR "problem* of rout* and location") AND ("medic* deliver*" OR "home care" OR "drug* distribution\$" OR "pharmac*" OR

"drug* deliver*" OR "Health service\$" OR distribut* OR "cross-docking") NOT (multiobjective OR "multi-objective"). En la ecuación de búsqueda se incluyeron los términos “distribut*” y “cross-docking” al observar que, al aplicar la primera ecuación en la base de datos, varios artículos afines al tema de investigación incluían estos términos dentro de sus palabras clave.

En la Figura 4 se observa que a partir del año 2014 se ha mantenido casi constante la cantidad de publicaciones al año con un promedio de 11, a excepción del año 2016 donde se alcanzaron las 24 publicaciones referentes al tema de investigación.

En cuanto a las principales áreas de investigación, las relaciones observadas al utilizar la primera ecuación de búsqueda se mantienen, donde la Investigación de Operaciones abarca un 54% de los documentos, seguido de Ingeniería con un 40,3%. Los principales autores siguen siendo Prodhon y Prins con 7 y 5 artículos respectivamente.

En la clasificación por países, Irán y China sobrepasan a Estados Unidos con 24 y 22 documentos respectivamente; sin embargo, estos tres países siguen representando una gran cantidad de las investigaciones publicadas con un poco más del 50% de estas. Dentro de los países de habla hispana sobresalen España y Colombia con 4 y 3 publicaciones cada uno.

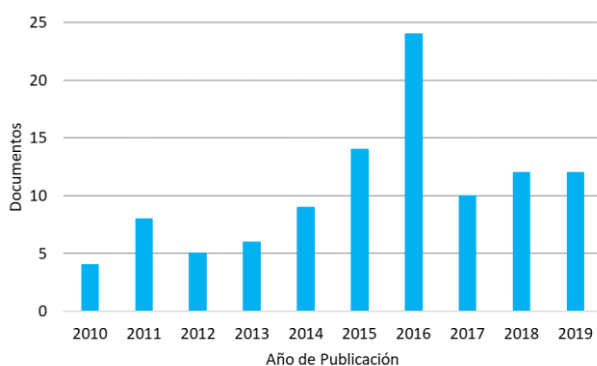


Figura 4. Publicaciones realizadas por año. Nota. Adaptado de Web of Science (2019)

En relación a las palabras clave, siguen sobresaliendo algunos algoritmos como genetic algorithm, neighborhood search y tabu search.

3.2. Análisis preliminar de la literatura

Las primeras investigaciones acerca del 2E-LRP se remontan a los trabajos realizados por Jacobsen y Madsen (1980). Para ello, parten de un caso real que corresponde al proceso de distribución de periódicos, en el que los puntos de transferencia se convierten en depósitos. Ellos consideran que, al diseñar un sistema de distribución de esta clase, sobresalen tres tipos de decisiones: número y ubicaciones de los puntos de transferencia, diseño de los recorridos que se originan en la imprenta con el fin de servir a los puntos de transferencia y una tercera decisión enfocada al diseño de recorridos que salen desde los puntos de transferencia hacia los minoristas. Jacobsen y Madsen buscaban diseñar una heurística adecuada para resolver el problema, por esta razón comparan tres procedimientos diferentes. El primer procedimiento corresponde a un método de construcción del recorrido con la ubicación implícita del punto de transferencia, el segundo es un procedimiento alternativo de ubicación y asignación para los distintos puntos de transferencia y un tercer procedimiento, que corresponde a un procedimiento de ahorro para el enrutamiento seguido de un descarte para la ubicación. El número de minoristas que consideran es de 4.500 aproximadamente, por lo que descartan la obtención de una solución óptima exacta. Unos años más tarde, Madsen (1983) realiza un estudio en el que analiza algunos métodos para resolver los problemas de ruteo y localización simultánea. En su documento desarrolla, implementa y compara tres nuevos métodos heurísticos. Dichos métodos los aplica en el proceso de entrega de periódicos, considerando nuevamente 4.500 minoristas o clientes. Los resultados que obtiene le permiten afirmar que el procedimiento alternativo de ubicación, asignación por ahorro y un procedimiento de ahorro en el ruteo es prometedor.

A continuación, se recopilan algunos de los trabajos sobresalientes relacionados con los problemas de localización y ruteo multinivel, los cuales fueron tomados como referencia para la presente investigación.

Ambrosino y Grazia Scutellà (2005) estudian algunos problemas complejos de diseño de una red de distribución, que implican decisiones de instalaciones, almacenamiento, transporte e inventario. Se investigan algunos escenarios realistas y se discuten versiones dinámicas, donde la red de distribución se analiza en un cierto horizonte de tiempo en lugar de un periodo fijo. Proponen una formulación matemática para un conjunto de escenarios dinámicos basados en el problema de ruteo-localización de N escalones (NE-LRP). Las pruebas que se ejecutan se limitan a la ubicación de las instalaciones, puntos de transbordo y la asignación de grandes clientes y zonas, a los centros de distribución. Las formulaciones propuestas conforman el primer paso hacia el estudio de los problemas de diseño de la red de distribución que son más complejos con respecto a los estudiados en la literatura hasta la fecha. Las formulaciones pueden ser utilizadas tanto para evaluar la “dificultad” práctica de algunas instancias de referencia, así como una base matemática para diseñar métodos de solución eficientes.

Años más tarde, Marinakis y Marinaki (2008) proponen una formulación basada en programación binivel para resolver el problema de localización y ruteo de vehículos capacitado (CLRP). Dicha formulación separa el problema en dos partes, el problema de localización de instalaciones capacitadas y el problema de ruteo de vehículos. Proponen un algoritmo genético binivel GRASP-ENS. En el primer nivel del algoritmo propuesto, se utiliza un algoritmo genético para localizar las instalaciones y calcular la población de las asignaciones más prometedoras de clientes a las instalaciones. En el segundo nivel del algoritmo propuesto, resuelven un VRP mediante la expansión del vecindario de búsqueda. Posteriormente, abordan un caso de estudio de

una gran empresa griega que distribuye productos de madera en varias ciudades de Grecia y países balcánicos. El caso consistía en decidir si la empresa debía abrir otra instalación o simplemente mantener sus instalaciones actuales para reducir su costo. El algoritmo produjo buenos resultados en un tiempo computacional corto para el problema planteado. Finalmente, probaron la eficiencia computacional del algoritmo propuesto en un conjunto de 19 instancias de referencia, encontrando una nueva mejor solución en 6 de las 19 y soluciones de igual calidad a la solución más conocida en las instancias restantes.

Lin y Lei (2009) consideran un sistema de distribución de tres escalones conformado por centros de distribución, grandes clientes y pequeños minoristas. Las decisiones clave de diseño consideradas son: el número y la ubicación de los centros de distribución; que los clientes con mayor demanda se incluyan en el ruteo entre las plantas y los centros de distribución; el ruteo en el primer escalón entre plantas, centros de distribución y grandes clientes y el ruteo en el segundo escalón entre los centros de distribución y los clientes restantes que no fueron incluidos en el ruteo de primer nivel. Proponen un modelo matemático y un algoritmo genético híbrido integrado con una heurística de ruteo para encontrar soluciones casi óptimas en términos de ubicación y número de centros de distribución y ruteo en cada escalón. Compararon sus resultados con soluciones exactas de pequeñas instancias de problemas que se resolvieron de manera óptima a través del software LINGO 9.0. Finalmente, aplicaron su modelo en el diseño de un sistema de distribución de productos terminados para un fabricante de etiquetas de Taiwán. A través del caso de estudio, concluyeron que la inclusión de los clientes de mayor demanda en el ruteo de primer nivel en el análisis, conduce a un mejor diseño de red en términos de costos logísticos totales.

Durante el mismo año, Gonzales-Feliu (2009) propone una unificación de la notación y el modelado de redes de transporte multinivel para optimizar el costo general del sistema. Analiza

un modelo de programación lineal para el problema de localización y ruteo con N escalones (NE-LRP) y define sus límites de búsqueda de soluciones óptimas. Presenta una revisión detallada sobre las principales variantes del problema, los métodos de resolución propuestos y otros enfoques. Los principales trabajos tratan casos realistas de sistemas de dos niveles, y los enfoques de ruteo de vehículos y localización-ruteo son dominantes. Su trabajo se ocupa de la distribución multinivel con cross-docking, y lo desarrolla a través de seis casos reales, extraídos de su tesis de doctorado en Investigación Operativa (Gonzalez-Feliu, 2008): los sistemas de distribución postal y de paquetería, los cuales se basan en una distribución multinivel con varias plataformas intermedias de cross-docking donde el transporte de mercancías se transfiere; el sector de distribución de prensa y periódico, el cual generalmente cuenta con una red de transporte donde los productos se distribuyen a las tiendas a través de un sistema de plataformas consolidadas en el que se vuelven a empaquetar para ser enviados al minorista correspondiente; los sistemas logísticos para la distribución de mercancías urbanas, los cuales cuentan con Centros de Consolidación Urbana (UCC por sus siglas en inglés) ubicados en la periferia de las ciudades y donde se recibe la mercancía que ingresa a estas para transbordarla a vehículos de baja contaminación que tienen acceso al centro de la ciudades; el transporte multimodal, específicamente la distribución en contenedores donde las mercancías se conservan sin alteraciones desde su salida hasta la llegada a su destino final; la distribución de productos de supermercados e hipermercados, donde las grandes empresas utilizan los hipermercados como puntos de almacenamiento intermedio para atender a tiendas más pequeñas y supermercados de la misma marca en áreas urbanas; y los servicios de entrega a domicilio y las tendencias de e-commerce, los cuales parecen estar cerca de dichos sistemas operacionales multinivel para mejorar la calidad del servicio y disminuir los costos operativos, específicamente con el desarrollo de puntos intermedios de recepción.

Un año más tarde, Nguyen, Prins y Prodhon (2010) presentan una metaheurística híbrida entre un procedimiento de búsqueda codiciosa aleatorizada y adaptativa (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure, GRASP) y una búsqueda local evolutiva/iterada (Evolutionary/Iterated Local Search, ELS/ILS) utilizando una lista Tabú para resolver el 2E-LRP. El GRASP utiliza, alternativamente, tres heurísticas constructivas seguidas de búsqueda local para generar las soluciones iniciales. A partir de una solución de GRASP, se lleva a cabo una estrategia de intensificación mediante una alternancia dinámica entre ELS e ILS. En esta fase, cada hijo se obtiene por mutación y se evalúa mediante un procedimiento de división del recorrido grande seguido de una búsqueda local. La lista tabú, definida por dos características de solución (costo total y número de viajes), se utiliza para evitar buscar en un espacio ya explorado. Los resultados obtenidos muestran que la metaheurística supera a todos los métodos publicados previamente en instancias de referencia para el 2E-LRP y compite con el mejor metaheurístico publicado para el problema de localización y ruteo de vehículos (LRP) de un escalón.

Nikbakhsh y Zegordi (2010) consideran las restricciones de la ventana de tiempo flexibles o suaves en el problema de localización-ruteo de dos escalones (Two-echelon Location Routing Problem with Time Windows, 2E-LRPTW). Presentan un modelo matemático de 4 índices y una heurística compuesta por una fase de construcción seguida de una fase de mejora. En la fase de construcción, se crea una solución inicial por medio de un algoritmo de localización-primero, asignación de las rutas-segundo. Luego, en la fase de mejora, la solución final se calcula explorando seis vecindarios de la solución inicial y utilizando una heurística Or-opt para lograr una posible mejora en las rutas. Para validar la heurística, los autores generan 21 instancias aleatorias. Los resultados computacionales muestran que cuanto mayor es el tamaño de la instancia, mayor es la brecha entre el límite inferior y la solución heurística encontrada.

Boccia, Crainic, Sforza y Sterle (2010) resuelven el 2E-LRP mediante un algoritmo de búsqueda tabú (Tabu Search, TS). Su objetivo es definir la estructura de un sistema optimizando la ubicación y el número de dos tipos diferentes de instalaciones, el tamaño de dos flotas de vehículos diferentes y las rutas relacionadas en cada escalón. Con el fin de lograr la correcta aplicación del método propuesto, dividen el problema de estudio en cuatro subproblemas, un problema de localización de instalaciones capacitadas (Capacitated Facility Location Problem, CFLP) y un problema de ruteo de vehículos con múltiples depósitos (Multi-Depot Vehicle Routing Problem, MDVRP) para cada escalón. Los cuatro subproblemas se resuelven de forma secuencial e iterativa y sus soluciones se combinan oportunamente para determinar una buena solución global. La heurística de búsqueda tabú la prueban en tres conjuntos de instancias pequeñas, medianas y grandes, y los resultados obtenidos se comparan con límites derivados de modelos exactos, demostrando que el algoritmo de búsqueda tabú propuesto es efectivo en términos de calidad de soluciones y tiempos de cálculo en la mayoría de los casos resueltos. Terminan su estudio concluyendo que el algoritmo propuesto podría integrarse fácilmente con restricciones adicionales.

Jin, Zhu, Shen y Ku (2010) estudian el 2E-LRP y afirman que a pesar de que la mayoría de los métodos heurísticos empleados para abordar el LRP dividen el problema en localización y ruteo con un método de dos fases, dicha metodología a menudo no conduce a un resultado satisfactorio porque la información no se puede comprimir de una fase a otra de manera eficiente. En su estudio, utilizan un algoritmo genético híbrido para resolver el problema, considerando su solución en su conjunto, y así obtener fácilmente la solución óptima. El algoritmo genético emplea un método de codificación de cromosomas de tres niveles compuesto por código binario y código entero. A su vez, desarrollan un operador de cruce mejorado y la mutación con el algoritmo de búsqueda tabú

para aumentar la eficiencia de búsqueda. Los resultados numéricos indican que el método es factible para aplicaciones prácticas.

Un año más tarde, Crainic, Sforza y Sterle (2011) abordan el problema de decisión del diseño de un sistema de distribución de mercancía de dos niveles modelándolo como un 2E-LRP. Proponen tres formulaciones de programación de enteros mixtos para el 2E-LRP básico diferenciado por el nivel de detalle del ruteo que aparece explícitamente en la definición del modelo. Luego comparan las formulaciones en su flexibilidad y las dimensiones de problemas resultantes, y las comparan computacionalmente en un gran conjunto de instancias problemáticas por medio de un solucionador comercial. Finalizan su estudio, asegurando que los resultados obtenidos son muy alentadores en términos de calidad de la solución y tiempo de cálculo.

En el transcurso del mismo año, Perboli, Tadei y Vigo (2011) en primera instancia, presentan la familia de problemas de ruteo de vehículos de dos escalones (2E-VRP), donde la entrega desde uno o más depósitos a los clientes se gestiona mediante el ruteo y la consolidación de las mercancías a través de depósitos intermedios, y en segundo lugar, consideran en detalle la versión básica de los 2E-VRP, el VRP capacitado de dos escalones, que es una extensión del VRP clásico donde la entrega se lleva a cabo sin excepción a través de depósitos intermedios, denominados satélites. Se presenta un modelo matemático para el VRP capacitado de dos escalones, algunas desigualdades válidas y dos heurísticas matemáticas basadas en el modelo. Concluyen su investigación asegurando la efectividad de los métodos desarrollados desde el punto de vista computacional, así como la calidad de la solución en instancias de hasta cincuenta clientes y cuatro satélites.

Hua-Li, Xun-Qing y Yao-Feng (2011) presentan un modelo de programación de dos niveles para un problema de localización y ruteo de vehículos de múltiples depósitos bi-objetivo en un

sistema de emergencia urbano. El primer objetivo es maximizar la satisfacción del tiempo total servido y el segundo está en minimizar el costo total, incluyendo el costo fijo y variable de las instalaciones y el costo variable de cada entrega. Para resolver el problema utilizan un algoritmo genético, obteniendo resultados dentro de un tiempo computacional razonable que validan su modelo propuesto.

Karaoglan y Altiparmak (2011) consideran un problema de localización y ruteo con entrega y recogida simultanea (LRPSPD por sus siglas en inglés) el cual es una generalización del problema de localización y ruteo. El problema consiste en encontrar ubicaciones de los depósitos y diseñar las rutas de los vehículos de tal manera que las demandas de recolección y entrega de cada cliente deben cubrirse con el mismo vehículo, minimizando los costos involucrados. Proponen un enfoque heurístico híbrido basado en los algoritmos genéticos y recocido simulado para resolver el problema. Realizan un estudio experimental comparando sus resultados con resultados obtenidos de la literatura, indicando que el enfoque propuesto es capaz de encontrar soluciones óptimas o de muy buena calidad en un tiempo de cálculo razonable.

Nguyen, Prins y Prodhon (2012) abordan el 2E-LRP presentando cuatro heurísticas constructivas y una metaheurística híbrida: un procedimiento de búsqueda codiciosa aleatorizada y adaptativa (GRASP) junto con un proceso de aprendizaje (Learning Process, LP) y un reencaminamiento de ruta (Path Relinking, PR). El GRASP y el LP implican tres heurísticas aleatorias codiciosas para generar soluciones de prueba y dos procedimientos de vecindad variable descendente (Variable Neighbourhood Descent, VND) para mejorarlos. El reencaminamiento de ruta opcional agrega un mecanismo de memoria al combinar la estrategia de intensificación y la optimización posterior. Los métodos se prueban en el 2E-LRP y en el CLRP, utilizando instancias con hasta 200 clientes y 10 satélites. Estas pruebas muestran que el reencaminamiento de ruta trae

una mejora significativa en términos de desviación hacia las mejores soluciones. El GRASP con LP y PR supera a la heurística simple y pruebas adicionales en el CLRP indican que el mejor GRASP compite con las mejores metaheurísticas publicadas hasta la fecha. Terminan proponiendo para futuras direcciones de investigación la inclusión de más restricciones de la vida real, como las operaciones cross-docking en los satélites.

Schwengerer, Pirkwieser y Raidl (2012) presentan un algoritmo de búsqueda de vecindad variable (Variable Neighborhood Search, VNS) basado en un VNS previo exitoso para el LRP, adaptado y extendido en consecuencia. El algoritmo propuesto proporciona soluciones de alta calidad en poco tiempo, haciendo uso de siete estructuras diferentes de vecindario básicas parametrizadas con diferentes tamaños de perturbación que conducen a un total de 21 estructuras de vecindario específicas. Para la intensificación, se aplican dos métodos de búsqueda local consecutivos, optimizando los costos de transporte de manera eficiente al considerar solo las partes de la solución recientemente modificadas. Los resultados obtenidos les permiten afirmar que el método utilizado es al menos competitivo en tiempo de ejecución y calidad de la solución respecto a otros enfoques líderes.

Contardo, Hemmelmayr y Crainic (2012) presentan dos algoritmos para abordar el problema de ruteo-localización capacitado de dos escalones (2E-CLRP). Un algoritmo de ramificación y corte (Branch-and-cut) basado en la solución de una nueva formulación de flujo de vehículos de dos índices, que se fortalece con varias familias de desigualdades válidas. A su vez, proponen una metaheurística adaptativa de búsqueda de vecindario grande (Adaptive Large Neighborhood Search, ALNS) con el objetivo de encontrar soluciones de buena calidad rápidamente. Los resultados computacionales en un gran conjunto de instancias de literatura muestran que el ALNS supera a las heurísticas existentes hasta la fecha. Además, el método de branch-and-cut es capaz

de resolver de manera óptima las instancias de tamaño pequeño y mediano que contienen hasta 50 clientes, y proporciona límites inferiores ajustados para las instancias que no se pueden resolver.

Derbel, Jarboui, Hanafi y Chabchoub (2012) estudian un problema de localización y ruteo con varios depósitos capacitados y un vehículo no capacitado por depósito. Describen un algoritmo genético combinado con una búsqueda local iterativa (ILS), con el objetivo de intensificar el espacio de búsqueda. El algoritmo propuesto es probado en cinco conjuntos de problemas existentes en la literatura. Los resultados computacionales muestran que su enfoque permite obtener mejoras significativas sobre los resultados existentes.

Al siguiente año, Kergosien, Lenté, Billaut y Perrin (2013) abordan un problema logístico de la vida real que ocurre en el complejo hospitalario de Tours en Francia. Proponen un algoritmo genético y búsqueda tabú, para resolver el 2E-VRP. La primera etapa del trabajo consiste en determinar la ruta óptima para la distribución de medicamentos, ropa limpia, comidas y suministros en general, entre hospitales, mientras que la segunda etapa depende de las fechas de entrega resultantes de la etapa anterior para establecer las rutas de los empleados en la distribución de los recursos entre los edificios del hospital. En tercera instancia, calculan el mínimo número de empleados necesarios para la ejecución del sistema establecido. Finalizan su investigación comparando los métodos de solución por medio de experimentos computacionales basados en datos reales y demostrando que el algoritmo genético proporciona los mejores resultados.

Dalfard, Kaveh y Nosratián (2013) diseñan dos heurísticas para resolver una variante del 2E-LRP donde se considera un número máximo de vehículos asignables a una instalación y restricciones de longitud máxima de ruta. Las heurísticas corresponden a un algoritmo genético híbrido (Hybrid Genetic Algorithm, HGA) y de recocido simulado (Simulated Annealing, SA). En su investigación, el objetivo del problema es determinar la ubicación y el número de dos tipos de

instalaciones capacitadas, el tamaño de dos flotas de vehículos diferentes y las rutas relacionadas en cada escalón. Para evaluar el rendimiento de las dos heurísticas, generan aleatoriamente 20 instancias, donde los resultados computacionales muestran que ambos algoritmos superan los resultados obtenidos mediante el software LINGO. De hecho, en lo que respecta a las instancias a pequeña escala, ambas heurísticas encuentran soluciones ligeramente subóptimas en tiempos de cómputo bastante cortos. Por otro lado, cuando se toman en cuenta las instancias a gran escala, LINGO no puede encontrar ninguna solución factible al pasar las 20 horas de cálculo, mientras que ambas heurísticas encuentran soluciones factibles en tiempos de computación razonables dado el tamaño de las instancias resueltas.

Un año después, Rahmani, Ramdane y Oulamara (2014) consideran una extensión del 2E-LRP, donde las rutas del segundo escalón incluyen tres restricciones que no se habían considerado simultáneamente en la literatura previa: demanda de múltiples productos, recolección y entrega en la misma ruta y el uso de uno o más centros de procesamiento como instalaciones intermedias en las rutas del segundo escalón. Proponen un modelo de localización-ruteo multiproducto de dos escalones con recogida y entrega (Two-Echelon Multi-Products Location-Routing Problem with Pickup and Delivery, LRP-MPPD-2E) usando un modelo de programación lineal entera mixta y un solucionador de Cplex para resolver instancias a pequeña escala. El primer escalón se ocupa de la selección de los centros de procesamiento de un conjunto de sitios potenciales junto con la construcción de las rutas correspondientes, de modo que cada ruta comience desde el depósito principal, visite los centros de procesamiento seleccionados y regrese al depósito principal. El segundo escalón tiene como objetivo asignar clientes a los centros de procesamiento seleccionados y definir las rutas. Cada una de estas rutas, comienza en un centro de procesamiento, visita a un conjunto de clientes, a través de uno o varios centros de procesamiento, y luego regresa al punto

de partida. Finalmente, utilizan la heurística del vecino más cercano (Nearest Neighbor Heuristic, NNH) y el algoritmo de agrupamiento híbrido (Hybrid Clustering Algorithm, HCA), obteniendo buenos resultados computacionales en los dos métodos de solución para instancias menores a 200 clientes y 10 depósitos.

Cuda, Guastaroba y Speranza (2015) consideran tres clases de problemas: el 2E-LRP, el 2E-VRP y el problema de ruteo de camiones y remolques (Truck and Trailer Routing Problem, TTRP). Para cada clase proporcionan una introducción y parte de la literatura más relevante. Concluyen destacando las aplicaciones sobresalientes de estos problemas en la vida real y cómo es un área que se encuentra relativamente inexplorada, por lo que mencionan brevemente algunas posibles variantes para futuras investigaciones, como es el problema de ruteo de vehículos de dos escalones con restricciones de sincronización de los satélites.

Kechmane, Nsiri y Baalal (2016) proponen un algoritmo genético híbrido para resolver un CLRP. El objetivo es minimizar el costo total de la distribución en una red compuesta por depósitos y clientes, tanto los depósitos como los vehículos tienen capacidades limitadas, cada depósito tiene una flota de vehículos homogénea y las demandas de los clientes son conocidas. Para evaluar el rendimiento del algoritmo propuesto, sus resultados se comparan con los obtenidos por un GRASP, comprobando la buena calidad de las soluciones alcanzadas.

Lopes, Ferreira y Santos (2016) proponen un algoritmo genético híbrido para resolver el problema de localización y ruteo capacitado. El algoritmo propuesto sigue el marco estándar del algoritmo genético utilizando procedimientos de búsqueda local en la fase de mutación. Prueba dos variantes del algoritmo en tres conjuntos de instancias de la literatura. También se realiza un análisis comparativo con otros enfoques publicados y los resultados sugieren que el método, aunque relativamente simple, es competitivo. El algoritmo proporciona los mejores resultados y

tiempos de CPU en una de las instancias y se encuentra entre los métodos de mejor rendimiento en los otros dos conjuntos de pruebas.

Hiassat, Diabat y Rahwan (2017) abordan el problema de localización, inventario y ruteo para productos perecederos. Determinan el número y la localización de los almacenes necesarios, el nivel de inventario en cada minorista y las rutas recorridas por cada vehículo. El modelo propuesto agrega decisiones de localización a un problema de ruteo e inventario publicado recientemente para hacerlo más práctico, respaldando así la afirmación prevalente de que la integración de decisiones a nivel estratégico, táctico y operativo produce mejores resultados para las cadenas de suministro. Dado que el modelo desarrollado es de tipo NP-Hard, sin ningún algoritmo capaz de encontrar su solución en tiempo polinomial, desarrollan un enfoque de Algoritmo Genético para resolver el problema de manera eficiente. Este enfoque logra soluciones casi óptimas de alta calidad en un tiempo razonable. Además, la estructura única del problema requiere el desarrollo de una nueva representación cromosómica, así como heurísticas de búsqueda local. Finalmente, se realiza un análisis para verificar la efectividad del algoritmo, el cual, resuelve eficientemente instancias medianas y grandes y se encuentra dentro de un pequeño margen de error en comparación con la solución óptima para instancias de pequeño tamaño.

Ghatreh Samani y Hosseini-Motlagh (2017) proponen un algoritmo híbrido para un 2E-LRP con recogida y entrega simultáneas, considerando que la demanda de los clientes es un parámetro difuso. Dicho algoritmo está compuesto por un recocido simulado y un algoritmo genético. Los resultados obtenidos al resolver el problema en diferentes tamaños, permiten afirmar que el algoritmo híbrido propuesto supera a otros algoritmos en tiempo computacional. Finalizan proponiendo consideraciones para futuras investigaciones como son el uso de métodos de agrupamiento que disminuyan el tiempo de cálculo y la complejidad del tema de estudio o los

métodos de reducción de escenarios con el fin de disminuir el tamaño del problema cuando se trabajan dimensiones robustas.

Dai, Aqlan, Gao y Zhou (2018) estudian el problema de localización y ruteo de vehículos a partir de un escalón hasta los cuatro escalones, considerando siempre la minimización del costo total compuesto por el costo de transporte, el costo fijo de los vehículos y el costo fijo de las instalaciones. Para solucionar estos cuatro problemas, desarrollan un método de dos fases basado en el algoritmo mejorado de ahorro de Clarke y Wright. El método se compara con otros métodos desarrollados para el LRP y 2E-LRP con un centro de distribución o depósito principal. A partir de los resultados concluyen que, aunque la calidad de las soluciones obtenidas por el método propuesto no es alta, la velocidad de cálculo es superior que por otros métodos discutidos en la literatura. Por otra parte, el tiempo computacional aumenta lentamente a medida que se consideran más escalones del problema, sin embargo, el método propuesto puede usarse para resolver LRP de tres y cuatro escalones, a diferencia de las limitaciones que tienen los métodos anteriores. Finalizan, sugiriendo su posible utilización para resolver LRP de cinco y seis escalones.

Zhu y Ursavas (2018) abordan el 2E-LRP aplicado a las empresas distribuidoras de la industria farmacéutica. Diseñan un modelo matemático y una técnica que itera entre límites inferiores y superiores. Los límites superiores los calculan desarrollando una heurística basada en el enfoque de nodos, técnicas codiciosas, técnicas de enrutamiento mejorado de Clarke y Wright y formaciones de subred, mientras que para el límite inferior utilizan un enfoque mezclado de relajación Lagrangiana y ramificación y corte. Finalizan realizando experimentos computacionales en instancias de la vida real de la red de distribución farmacéutica holandesa y demuestran que el método de solución propuesto es capaz de encontrar soluciones a instancias de la vida real dentro

de un plazo razonable y, además, constituye una herramienta eficiente para apoyar a los tomadores de decisiones en los problemas de planificación de los proveedores de medicamentos.

Un año después, Gómez, Salazar y Rincón (2019) formulan y solucionan un problema de ruteo para la recogida de medicamentos sobrantes y suministros en hospitales en el mínimo tiempo posible. Para ello aplican dos metaheurísticos: recocido simulado (RS) y optimización de enjambre de partículas (Particle Swarm Optimization, PSO). En la elaboración del modelo matemático tienen en cuenta el tamaño de lista de recolección de suministros, el tamaño de la flota de vehículos de recolección, así como la cantidad de habitaciones en el hospital. Los metaheurísticos les permiten solucionar el problema para hospitales con más de 150 habitaciones los cuales pueden considerarse de tamaño mediano. A partir de los resultados obtenidos encuentran que, para una lista de recolección de 250 productos, el metaheurístico PSO genera menores tiempos, sin embargo, al aumentar dicha cantidad a 400 medicamentos o suministros, el metaheurístico RS produce el menor tiempo promedio de ruteo. Del análisis estadístico, se identificó que las interacciones entre tamaño de lista de recolección y tamaño de flota de vehículos recolectores tienen un efecto significativo sobre el tiempo promedio del conjunto de rutas de recogida de los medicamentos sobrantes y suministros. Finalizan su investigación proponiendo la inclusión de factores como ubicación del almacén central y nivel de competencia de los operadores de recolección para trabajos futuros.

Xue Yu, Zhou y Liu (2019) abordan el problema de localización y ruteo capacitado con restricciones de capacidad tanto en los depósitos como en los vehículos. Desarrollan un algoritmo genético híbrido para buscar no solo en el espacio de solución factible sino también en el espacio de solución inviable. El algoritmo propuesto combina la amplia capacidad de exploración del algoritmo genético y la rápida capacidad de explotación de la búsqueda de vecindario. Para

desarrollar el algoritmo, las soluciones están representadas por conjunto y secuencias, y, en consecuencia, se diseña un cruce basado en múltiples secuencias para la generación de descendientes. Los experimentos se llevan a cabo en dos conjuntos de referencias y los resultados muestran que el algoritmo propuesto es bastante competitivo con los algoritmos existentes en las instancias clásicas. Además, el algoritmo es capaz de obtener un buen número de nuevas mejores soluciones en instancias reales con restricciones más estrictas.

Finalmente, Thumronglaohapun y Suwandechochai (2019) consideran un caso real de un sistema de distribución de dos escalones en Tailandia con el objetivo de minimizar la distancia total de viaje sin tener en cuenta los costos incurridos en las decisiones. El sistema consta de 7 instalaciones, 77 centros de distribución y 928 minoristas. Las decisiones a considerar en el problema son la ubicación de los centros de distribución, la asignación de estos centros a cada instalación y los minoristas a cada centro, y la asignación de las rutas de entrega para los centros de distribución. Proponen un método heurístico para dar solución al problema, donde el algoritmo se compone de dos fases: inicialización y mejora. En la fase de inicialización se obtiene una solución factible para las ubicaciones de los centros de distribución utilizando un algoritmo propuesto por Dantrakul y Likasiri, en la literatura previa. Posteriormente, las rutas se construyen mediante el algoritmo del vecino más cercano (Nearest Neighbor Algorithm, NNA) y luego se lleva a cabo la fase de mejora de las soluciones. Finalmente, determinan el rendimiento del método propuesto al compararlo con las soluciones obtenidas con el Algoritmo Genético, y afirman que su método proporciona una distancia de viaje más corta para la mayoría de los casos con tiempos de cálculo menores.

4. Marco de referencia

4.1. Marco de antecedentes

Se realiza una revisión de los proyectos de grado a partir del catálogo bibliográfico de la Universidad Industrial de Santander y se encuentran algunos trabajos de investigación que buscan dar solución a problemas de localización-ruteo y ruteo de dos escalones, los cuales se relacionan con el tema tratado en la presente investigación. Por otra parte, como punto de partida para el desarrollo del presente proyecto se toma como referencia principal un trabajo de investigación a nivel de pregrado desarrollado en la universidad, que aborda el 2E-LRP aplicado a la logística humanitaria. A continuación, se mencionan brevemente algunos de los proyectos más relevantes que se han llevado a cabo en la universidad y que aportan de manera significativa al desarrollo de la investigación.

Bautista (2015) realiza una exhaustiva revisión de literatura de documentos relacionados con metodologías cuantitativas orientadas a mejorar los procedimientos de la logística en centros hospitalarios, abarcando distintos problemas desde el abastecimiento en la cadena de suministro, la localización de los centros de atención y programación de salas de cirugía, hasta la programación de turnos de enfermería entre otros.

Nier y Niño (2015) abordan el problema conjunto de localización de instalaciones y ruteo de vehículos, con múltiples depósitos capacitados y un vehículo por depósito. El objetivo está en minimizar el costo total dado por la ubicación y distribución, donde cada cliente es visitado una única vez y asignado a un único depósito, sin exceder la capacidad de este. Para ello, proponen un algoritmo híbrido que emplea optimización por colonia de hormigas (Ant Colony Optimization, ACO), con el uso de tres colonias para generar una solución inicial que posteriormente se mejora

utilizando el método de búsqueda local iterativa (ILS). Los resultados computacionales del algoritmo propuesto se comparan con los del ACO tradicional mostrando mejoras significativas frente a este en lo que respecta a la disminución del costo total del sistema.

Por otro lado, Niño (2017) aborda el Problema de Ruteo de Vehículos Capacitado de dos escalones (2E-CVRP) el cual es una extensión del VRP clásico. Para dar solución al problema, implementa un híbrido metaheurístico que empieza utilizando la técnica GRASP, la cual se enfoca en la formulación de una solución inicial del problema mediante un procedimiento de división, para posteriormente aplicar un Recocido Simulado, en el que por medio de operadores de construcción de vecindades 2-opt, Or-opt y Exchange, se busca intensificar la inquisición de mejora de la solución inicial. La manera en que trabaja el método híbrido, permite proponer una extensión encontrando soluciones favorables respecto del método inicial, al probarse en las instancias disponibles en la literatura para el 2E-CVRP.

Niño y Vargas (2018) se centran en el LRPTW con el fin de realizar la recolección de residuos sólidos de algunos clientes de la empresa de aseo de Bucaramanga – EMAB localizados en el centro de la ciudad y que necesitan de este servicio debido a la ventana de tiempo determinada por el mismo cliente. Mediante el LRPTW buscan localizar las estaciones de transferencia en los parques del centro de la ciudad destinados al almacenamiento temporal de residuos sólidos y la generación de rutas óptimas que logren satisfacer las ventanas de tiempo de los clientes. Con el fin de cumplir dicho objetivo, elaboran un algoritmo memético que combina operadores genéticos con operadores de búsqueda local para explorar y aprovechar el conocimiento del problema para minimizar el costo. Para la ejecución del algoritmo emplean el lenguaje de programación Python y lo validan a través de las instancias de la literatura de Prodhon y Barreto para el CLRP, puesto que no se cuenta con instancias específicas para el LRPTW. Los resultados obtenidos muestran

que el algoritmo se acerca a las mejores soluciones encontradas de las instancias de baja complejidad. Finalmente, evalúan el caso de estudio de la EMAB para determinar la localización de las estaciones de transferencia con sus respectivas rutas para cada grupo de clientes de la empresa, teniendo en cuenta la capacidad de los vehículos y las ventanas de tiempo de los usuarios.

Finalmente, Angarita (2018) aborda el 2E-LRP aplicado a la distribución de recursos humanitarios durante las fases de pre y pos-desastre, como un modelo de programación lineal entera mixta, con el objetivo de minimizar el costo total y considerando limitaciones de capacidad en los depósitos centrales a ubicar y en los vehículos utilizados para el ruteo tanto del primer como del segundo escalón. Por otra parte, asume un comportamiento determinístico en la demanda de los clientes y una flota heterogénea en el escalón. Angarita propone un algoritmo genético y una nueva codificación para la solución. Con el fin de validar la funcionalidad y consistencia del método propuesto, emplea experimentos numéricos, donde considera tres tipos de instancias: pequeña, mediana y robusta, y utiliza un diseño factorial 2^k . Los resultados demuestran que el algoritmo propuesto obtiene buenas soluciones en menos de 30 minutos, lo cual es un tiempo computacional razonable teniendo en cuenta la complejidad del problema.

Como se mencionó previamente, el trabajo de investigación de Angarita (2018) sirve como punto de partida para el desarrollo de la presente investigación puesto que se enfoca directamente en el 2E-LRP, el cual corresponde al tema tratado en el presente estudio. Cabe resaltar que el proyecto de referencia aborda el problema para la logística humanitaria por lo tanto fue necesario ajustar el enfoque hacia la logística hospitalaria.

4.2. Marco teórico

4.2.1. Logística. Ballou (2004) cita la definición de logística promulgada por el Consejo de Dirección Logística como la parte del proceso de la cadena de suministros que planea, lleva a cabo

y ejerce control sobre el flujo y el almacenamiento eficiente y efectivo de bienes y servicios, así como la información relacionada, desde el punto de origen hasta el punto de consumo, con el fin de satisfacer los requerimientos de los clientes.

Para Franklin (2009) la logística consiste en un modelo de optimización que trata como un solo sistema a toda la empresa, sirviendo a todas las funciones en términos de objetivos de negocio. A su vez, la define como el movimiento de los bienes correctos en la cantidad adecuada hacia el lugar preciso en el momento apropiado. La logística tradicional abarca actividades de embalaje, transporte, carga y descarga y almacenaje, entre otras (Pinheiro De Lima et al., 2017).

4.2.2. Logística Hospitalaria. Según Aguirre, Amaya y Velasco (2007) la logística hospitalaria puede definirse como el desarrollo de actividades hospitalarias de transformación así como de flujo de recursos y pacientes en la institución prestadora de servicios médicos abarcando al mismo tiempo la toma de decisiones relacionadas con la forma en que se asignará cada recurso y en que se manejará cada necesidad.

La logística hospitalaria puede considerarse como un sistema abierto compuesto por varios subsistemas, los cuales son adquisición de bienes y servicios, recepción de mercancías, almacenaje, salida de envíos y sistemas de aprovisionamiento y transporte interno (Ozores M., 2007).

4.2.3. Cadena de abastecimiento hospitalaria. La cadena de abastecimiento hospitalaria, al igual que otras cadenas de suministro, tiene su origen en un fabricante y su final en un cliente. Los eslabones que la conforman generalmente se pueden agrupar en el fabricante, el distribuidor, el almacén hospitalario, la unidad hospitalaria y el paciente (Ruiz M., 2005).

Rivard-Royer, Landry y Beaulieu (2002) concuerdan con Pan y Pokharel (2007) en que la cadena de suministro en el sector salud tiene como característica principal, la presencia simultánea de dos cadenas: una externa y otra interna.

Ozores (2007) esquematiza la cadena de suministro de un centro hospitalario como un macrosistema en el que se definen varios sistemas y subsistemas. El macrosistema de la cadena de suministro lo divide en cuatro sistemas: sistemas de adquisición de fabricantes, sistema de adquisición de proveedores, sistema de adquisición del hospital y sistema logístico del hospital. El sistema logístico del hospital hace parte de la cadena de suministro interna y los demás sistemas conforman la cadena de suministro externa.

4.2.4. Industria Farmacéutica. La industria farmacéutica es un importante elemento de los sistemas de asistencia sanitaria de todo el mundo; compuesto por organizaciones públicas y privadas que se dedican al descubrimiento, desarrollo, fabricación y comercialización de medicamentos para la salud humana y animal (Gennaro, 1990). Se entiende por industria farmacéutica aquel sector que se dedica a la fabricación, preparación y comercialización de productos químicos medicinales destinados al tratamiento o prevención de enfermedades (Priede B. et al., 2009).

4.2.5. Optimización matemática. En matemáticas, la optimización pretende dar respuesta a un determinado problema donde se desea elegir la mejor solución entre un conjunto de elementos. En su forma más simple, el problema consiste en resolver una ecuación del tipo:

$$\max \text{ ó } \min f(x) \quad x \in \Omega \subseteq \mathbb{R}^n$$

Donde, $x = (x_1, \dots, x_n)$ es el vector que representa las variables de decisión; $f(x)$ es la función objetivo, la cual permite medir la calidad de las soluciones y Ω representa el conjunto de

restricciones del problema o decisiones factibles, las cuales pueden expresarse como solución de un sistema de igualdades o desigualdades.

$$g(x_1, \dots, x_m) \leq 0$$

$$h(x_1, \dots, x_p) = 0$$

$$l(x_1, \dots, x_q) \geq 0$$

4.2.6. Modelos matemáticos. Bender (1978) define los modelos matemáticos como una construcción matemática abstracta y simplificada que se relaciona directamente con una parte de la realidad y que fue creada con un propósito particular. En otras palabras, los modelos matemáticos describen nuestras creencias acerca de cómo funciona el mundo (Marion & Lawson, 2008).

Los modelos matemáticos se pueden clasificar dependiendo de varios aspectos tales como la naturaleza de las ecuaciones, los valores que pueden tomar las variables de decisión o sus cambios a lo largo del tiempo, en modelos lineales, no lineales, determinísticos, probabilísticos, estáticos o dinámicos, entre otros.

4.2.6.1. Modelos de programación lineal. En este tipo de modelos matemáticos, la función objetivo y las restricciones se comportan de manera lineal (Hillier & Lieberman, 2010). En particular, este modelo consiste en elegir valores de x_1, \dots, x_n para

$$\max \text{ ó } \min z = f(x) = \sum_{i=1}^n c_i * x_i$$

Sujeta a

$$\sum_{i=1}^n a_{ji} * x_i \leq b_j, \quad j = 1, 2, \dots, m$$

$$\sum_{i=1}^n a_{ki} * x_i = w_k, \quad k = 1, 2, \dots, l$$

$$\sum_{i=1}^n a_{pi} * x_i \geq r_p, \quad p = 1, 2, \dots, s$$

$$x_i \geq 0 \quad i = 1, 2, \dots, n$$

4.2.6.2. Modelos de programación no lineal. Enmarca aquellos modelos matemáticos en los cuales las variables de decisión se expresan como funciones no lineales (Hillier & Lieberman, 2010). De manera general, el problema de programación no lineal consiste en encontrar $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ para

$$\max \text{ ó } \min z = f(x)$$

Sujeto a

$$g_i(x) \leq b_i \quad i = 1, 2, \dots, m$$

$$x \geq 0$$

donde $f(x)$ y $g_i(x)$ son funciones dadas de n variables de decisión.

4.2.7. Optimización combinatoria. Es una rama de la optimización en matemáticas aplicadas y ciencias de la computación, relacionada a la investigación de operaciones, teoría de algoritmos y teoría de la complejidad computacional, así como áreas como la inteligencia artificial y la ingeniería de software. En los problemas de optimización combinatoria se busca un objeto de un conjunto finito o infinitamente contable. Dicho objeto suele ser un número entero, un subconjunto, una permutación o una estructura de grafo (Blum & Roli, 2003; Papadimitriou & Steiglitz, 1982).

Un problema de optimización combinatoria $P = (S, f)$ puede definirse por:

- Un conjunto de variables $x = \{x_1, \dots, x_n\}$;
- Un dominio de las variables D_1, \dots, D_n ;
- Restricciones entre variables;
- Una función objetivo f para ser minimizada o maximizada, donde $f: D_1, \dots, D_n \rightarrow \mathbb{R}^+$;

El conjunto de todas las posibles asignaciones factibles es

$$S = \{s = \{(x_1, v_1), \dots, (x_n, v_n)\} \mid v_i \in D_i, s \text{ satisface todas las restricciones}\}$$

Usualmente se llama espacio de búsqueda o solución a S , puesto que cada elemento del conjunto puede verse como una solución candidata.

Para resolver el problema de optimización combinatoria, se debe encontrar una solución $s^* \in S$ que proporcione un valor mínimo o máximo de función objetivo según sea el caso. s^* se conoce como una solución óptima global de (S, f) y el conjunto $S^* \subseteq S$ es llamado el conjunto de soluciones globalmente óptimas (Blum & Roli, 2003).

Algunos ejemplos de problemas de optimización combinatoria son el problema del agente viajero (Travelling Salesman problema, TSP) y el problema de asignación cuadrática (Quadratic Assignment problema, QAP).

4.2.8. Complejidad computacional. La teoría de la complejidad computacional clasifica los problemas de optimización de acuerdo a la dificultad para ser resueltos, donde la dificultad se entiende como la cantidad de recursos necesarios para efectuar un cálculo (Cruz, Moreno, & Peralta, 2014). Existen varios tipos de complejidad computacional, los cuales son:

Clase P: Los problemas de este tipo es posible solucionarlos mediante un algoritmo determinista con complejidad polinomial en tiempos razonables. Para este tipo de problemas existe una máquina de Turing determinista que los puede resolver en tiempo polinómico.

Clase NP: Son problemas de decisión que se pueden resolver por algoritmos no deterministas en un tiempo polinómico. Los problemas de clase P conforman una subclase de NP.

Clase NP-Complete: Este tipo de problemas son los más difíciles dentro de la clase NP y no se conoce su solución óptima. Se diferencian de los problemas NP porque no existe forma para encontrar su solución exacta aun cuando se trabajan instancias pequeñas debido a la gran cantidad de variables, pero si es posible determinar si un valor es solución al problema mediante un algoritmo polinómico (Brassard & Bartley, 1996).

Clase NP-Hard: Para este tipo de problemas no existe un algoritmo polinómico que permita verificar su solución. Son problemas que por lo menos son tan difíciles como los NP y que pueden ser más difíciles que un problema clasificado como NP-Complete. Este tipo de problemas requieren en su mayoría un tiempo exponencial para ser solucionados.

El 2E-LRP abordado en el presente proyecto corresponde a un problema de clase NP-Hard puesto que incluye problemas NP-Hard como son el problema de ruteo de vehículos (VRP) y el problema de localización de instalaciones (FLP) (Schwengerer et al., 2012).

4.2.9. Problema del vendedor viajero (TSP). El TSP puede plantearse como un problema en el cual un vendedor desea visitar exactamente una vez cada una de las m ciudades que forman parte de una lista, donde viajar de una ciudad i a una ciudad j tiene un costo c_{ij} asociado y al finalizar la ruta debe regresar a su ciudad de origen. El objetivo del problema es determinar la ruta menos costosa que debería tomar el vendedor viajero (Hoffman et al., 2013).

4.2.10. Problema de ruteo de vehículos (VRP). El problema de ruteo de vehículos surge como una generalización del TSP y es uno de los problemas clásicos de la investigación de operaciones. Este problema de optimización combinatoria consiste en el diseño de rutas óptimas para atender la demanda individual de un conjunto de clientes, los cuales se encuentran geográficamente dispersos por lo que se cuenta con una flota de vehículos con una capacidad determinada y que parten de un depósito central y deben volver a él. La solución del problema debe especificar los clientes que serán atendidos por cada vehículo y el orden en que la ruta se llevará a cabo con el fin de minimizar los costos totales de transporte (Barán & Herмосilla, 2001).

4.2.11. Problema de localización de instalaciones (FLP). Este problema consiste en determinar la ubicación adecuada de un conjunto de instalaciones, tales como: centros de distribución,

instalaciones de asistencia médica o instalaciones industriales, entre otros, en función de la distribución de los puntos de demanda o usuarios que se asignarán a las instalaciones. Estos problemas se refieren a decisiones que implican elevadas inversiones (Barbati, 2013).

4.2.12. Problema de localización-ruteo (LRP). De acuerdo con Bruns (1998), este problema se puede definir como la planificación de la ubicación teniendo en cuenta aspectos de recorrido, razón por la cual, el LRP es un problema jerarquizado, donde se debe resolver el problema principal de localización considerando el subproblema de ruteo, puesto que, si se tratan por separado, es posible encontrar soluciones sub-óptimas. El LRP puede considerarse como un conjunto de problemas dentro de la teoría de localización o como un enfoque para modelar y resolver problemas de localización (Nagy & Salhi, 2007). Este problema surge como una combinación del problema de localización de instalaciones (FLP) y el problema de ruteo de vehículos (VRP) (Barreto et al., 2007).

4.2.13. Problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones (2E-LRP). El 2E-LRP constituye un nivel más complejo que el LRP al considerar un nivel adicional de la cadena de abastecimiento. Involucra decisiones de planificación tanto estratégicas como tácticas, al igual que las rutas presentes en ambos escalones (R. Cuda et al., 2015). Boccia et al. (2011) proponen una notación para el 2E-LRP, la cual es una modificación de la notación propuesta inicialmente por Laporte (1988) basada en el número de niveles de interacción y el tipo de rutas que las conectan. Considerando dicha notación, el problema abordado en el presente proyecto tiene la forma $3/\bar{T}/\bar{T}$, donde el número “3” representa el número de capas, “T” significa que un vehículo parte de un vértice de origen, visita dos o más vértices de destino y vuelve a su punto de partida y la línea sobre las letras señala que en el nivel deben tomarse decisiones de localización.

En el problema abordado en la presente investigación, la primera capa corresponde a los depósitos primarios, la segunda hace referencia a los centros de distribución y la tercera está relacionada con los clientes, bien sea hospitales o farmacias; a su vez, las líneas sobre las letras indican que se tomarán decisiones de localización en los dos escalones.

4.2.14. Métodos de solución de un problema de optimización combinatoria. Debido a la existencia de modelos de optimización combinatoria con una complejidad NP o superior, surgen múltiples métodos de solución entre los cuales se encuentran los métodos exactos y los métodos aproximados.

4.2.14.1. Métodos exactos. Garantizan encontrar el óptimo global de cualquier problema, pero presentan una desventaja al utilizarlos en problemas de tipo NP-Hard dado que su tiempo de ejecución crece de forma exponencial con el tamaño del problema (Chicano G., 2007).

- **Método simplex:** Desarrollado en 1947 por George Dantzig, es un procedimiento bastante utilizado en la actualidad para dar solución a problemas de programación lineal (Hillier & Lieberman, 2010). Es un método iterativo que permite mejorar la solución de la función objetivo en cada iteración. El procedimiento parte del valor de la función objetivo en un punto cualquiera y se desplaza por las aristas del poliedro que constituye la región determinada por las restricciones a las que se encuentra sujeto el problema, es decir, la región factible, desde el vértice actual hasta un vértice vecino que mejore el valor de la función objetivo. Siempre que exista una región factible, se obtendrá una solución puesto que, el número de vértices que presenta el poliedro solución es finito.
- **Branch and Bound:** Este método realiza una búsqueda completa de la solución óptima dentro del espacio de búsqueda, pero dicho espacio se reduce a medida que encuentra puntos

de infactibilidad y puntos para los cuales se determina una buena solución de la función objetivo. Se basa en dos estrategias: dividir y explorar. La primera disminuye el espacio de búsqueda en espacios de menor tamaño para que sea más fácil encontrar la solución. Esta estrategia se aplica hasta que la solución de cada subespacio es entera. La estrategia de exploración consiste en determinar soluciones parciales en cada uno de los subespacios generados en la fase anterior y a partir de cada una de estas soluciones, el algoritmo va descartando cada uno de estos espacios. El óptimo global lo determina como la mejor solución de las encontradas en cada uno de los subespacios (Tapias, Galeano, & Hincapié, 2011).

4.2.14.2. Métodos aproximados. Surgen debido a los grandes tiempos computacionales de los métodos exactos cuando se usan para resolver problemas del tipo NP-Hard. Estos métodos sacrifican la garantía de obtener el óptimo global con el fin de encontrar una “buena” solución en un tiempo razonable (Chicano G., 2007). Dentro de los métodos aproximados, se encuentran dos tipos: los heurísticos y metaheurísticos.

4.2.14.3. Métodos heurísticos. De acuerdo con Hillier y Lieberman (2010), los métodos heurísticos son procedimientos que tratan de encontrar una solución factible muy buena, pero no necesariamente una solución óptima, para el problema específico. Los métodos heurísticos pueden dividirse principalmente en dos tipos: constructivos y de búsqueda local.

- **Heurísticas constructivas.** Laporte y Semet (2002) definen las heurísticas constructivas como heurísticas que construyen gradualmente una solución factible mientras vigilan el costo de la solución, pero no contienen una fase de mejora. El algoritmo de ahorro de Clarke y Wright es un ejemplo de este tipo de heurísticas. Muchas heurísticas de construcción para

los VRP se pueden agrupar en alguna de las tres clases: heurística de inserción, heurística de ahorro y heurística de agrupamiento (Røpke, 2005).

- **Heurísticas de búsqueda local.** Son heurísticas que parten de una solución inicial, examinan su vecindario y se quedan con su mejor vecino, repitiendo el proceso hasta obtener un óptimo local. En muchos casos, la exploración completa del vecindario es imposible de llevar a cabo, razón por la cual se emplean diversas estrategias. Según el operador específico de modificación empleado, el vecindario cambia al igual que la manera en que se explora el espacio de búsqueda (Chicano G., 2007).

4.2.14.4. Metaheurísticas. Osman y Laporte (1996) definieron las metaheurísticas como un proceso de generación iterativo que guía a una heurística subordinada mediante la combinación de forma inteligente de distintos conceptos con el fin de explorar y explotar el espacio de búsqueda. En su tesis de doctorado, Chicano (2007) lista algunas propiedades fundamentales que caracterizan a las metaheurísticas:

- Son estrategias o plantillas generales que “guían” el proceso de búsqueda.
- Tienen como objetivo explorar eficientemente el espacio de búsqueda para encontrar soluciones casi óptimas.
- Son algoritmos no exactos y generalmente, no deterministas.
- Pueden incorporar mecanismos para evitar regiones no prometedoras del espacio de búsqueda.
- El esquema básico de cualquier metaheurística tiene una estructura predefinida.
- Emplean el conocimiento del problema que se trata de resolver en forma de heurísticos específicos que son controlados por una estrategia de nivel superior.

Las técnicas metaheurísticas se pueden clasificar de distintas maneras, dependiendo del punto de vista específico considerado. Una de las clasificaciones es de acuerdo a si están o no inspiradas en la naturaleza, también, si están basadas en población o trayectoria, si la función objetivo es dinámica o estática, con memoria o sin esta, entre otras (Blum & Roli, 2003).

4.2.15. Metaheurísticas basadas en la trayectoria. Este tipo de metaheurísticas parten de un estado inicial o solución inicial y van actualizando la solución mediante la exploración del vecindario, formando una trayectoria en el espacio de búsqueda. Los criterios de parada que generalmente se emplean son un límite de tiempo máximo de procesamiento, una cantidad definida de iteraciones, encontrar una solución con determinada calidad o detectar que no se encontraron mejoras en las últimas iteraciones.

- **Recocido Simulado (SA):** Es una de las técnicas metaheurísticas más antiguas y de las primeras en contar con una estrategia explícita para evitar los óptimos locales. El algoritmo fue propuesto por Kirkpatrick, Gelatt y Vecchi en 1983 y se basa en el proceso de templado del metal. En cada iteración se elige una solución s' del vecindario $N(s)$, a partir de la solución actual s . Si s' es mejor que s , entonces s' sustituye a s como solución actual. En caso contrario, a s' se le asigna una determinada probabilidad de ser aceptada con la finalidad de escapar de un óptimo local en la búsqueda del óptimo global. Este algoritmo se ha empleado a una gran variedad de problemas de optimización combinatoria, tales como el problema del vendedor viajero, problemas de asignación de tareas, entre otros.
- **Búsqueda Tabú (TS):** Usa un historial de búsqueda en una memoria a corto plazo (lista tabú) para escapar de los óptimos locales y evitar los ciclos. Los movimientos que podrían conducir a la trayectoria de búsqueda a soluciones visitadas recientemente son denominados

movimientos tabú y no se permiten, a menos que cumplan con un criterio de aspiración. El criterio que más se emplea es el de permitir soluciones cuyo fitness o valor de aptitud sea mejor que el de la mejor solución encontrada hasta el momento (Chicano G., 2007). Generalmente, la lista tabú almacena solo una cantidad limitada y fija de información.

- **Procedimiento de búsqueda voraz adaptativa aleatorizada (GRASP):** Es un procedimiento iterativo, en el que en cada iteración incluye una fase de construcción de una solución y otra de fase de mejora en la cual se optimiza la solución generada en la primera fase. La fase de construcción genera una solución factible s_p , añadiendo paso a paso diferentes componentes c a la solución parcial s_p , inicialmente vacía. Los componentes c que se añaden en cada paso son seleccionados aleatoriamente de una lista restringida de candidatos (RCL), la cual está compuesta por los elementos candidatos con un valor de función *greedy* al menos tan bueno como un umbral especificado. La inclusión de un componente c en la solución, altera la función *greedy* y el conjunto de elementos candidatos para determinar la próxima RCL. El proceso de construcción culmina cuando el conjunto de componentes candidatos está vacío. Luego, se realiza un proceso de búsqueda local a partir de la solución construida hasta hallar un óptimo local. El resultado final es la mejor solución encontrada sobre todas las búsquedas (Salto, 2009).
- **Búsqueda con vecindario variable (VNS):** Esta metaheurística se basa en la exploración sistemática de diferentes estructuras de vecindario, dentro de una rutina de búsqueda local. Estas estructuras se definen en el comienzo del proceso algorítmico. Cada vez que la búsqueda local se detiene al alcanzar un óptimo local, hay un cambio de vecindario a un vecindario vecino. La finalidad del cambio de vecindario se basa en el hecho de que un

óptimo local con respecto a una estructura de vecindad no lo es necesariamente con respecto a otra (Macedo et al., 2015).

- **Búsqueda local iterativa (ILS):** En esta metaheurística, la solución actual es perturbada en cada iteración y a la nueva solución se le aplica un método de búsqueda local para mejorarla. El nuevo óptimo local obtenido del proceso de mejora es aceptado como la nueva solución actual si pasa un criterio de aceptación, el cual filtra las nuevas soluciones dependiendo de la historia de búsqueda y de las características del nuevo óptimo local. Es importante que el método de perturbación empleado genere una nueva solución que sirva como inicio a la búsqueda local, pero que no esté muy lejos de la actual para que la nueva solución no sea una solución aleatoria (Chicano G., 2007).

4.2.16. Metaheurísticas basadas en población. Estas metaheurísticas trabajan en cada iteración con un conjunto de soluciones, generalmente denominado población, a diferencia de las metaheurísticas basadas en trayectoria, las cuales manipulan una única solución del espacio de búsqueda por iteración.

- **Algoritmos evolutivos (EA):** Esta clase de algoritmos se fundamentan en la teoría de la evolución natural. Siguen un proceso iterativo y estocástico que opera sobre una población de soluciones, denominadas individuos. El esquema general de un algoritmo evolutivo está compuesto por tres fases: selección, reproducción y reemplazo. Inicialmente, la población se genera de forma aleatoria. A cada individuo de la población se le asigna un valor de su bondad respecto al problema considerado, por medio de una función de actitud o *fitness*. En la fase de selección se eligen generalmente los individuos más aptos de la población actual para posteriormente ser recombinados en la fase de reproducción. Los individuos resultantes de la recombinación se alteran utilizando un operador de mutación. Finalmente, a partir de

la población actual y/o los mejores individuos generados se forma la nueva población, dando lugar a la siguiente generación del algoritmo. El proceso completo se repite hasta que se cumpla con un criterio de terminación, generalmente en términos de un número dado de iteraciones. Los algoritmos evolutivos se pueden clasificar en tres categorías: Programación Evolutiva, Estrategias Evolutivas y Algoritmos Genéticos.

- **Optimización basada en colonia de hormigas (ACO):** Estos algoritmos se inspiran en el comportamiento de las hormigas reales cuando buscan comida. Dicho comportamiento comienza con las hormigas explorando aleatoriamente el área cercana a su nido. Cuando una hormiga encuentra comida, la lleva al nido mientras que va depositando una feromona (sustancia química) en el camino con el fin de que las hormigas restantes logren encontrar la comida. La comunicación indirecta entre las hormigas por medio del rastro de la feromona, les permite encontrar el camino más corto entre el nido y la comida. La técnica que emplean estos algoritmos se compone de dos pasos principales: la construcción de una solución basada en el comportamiento de una hormiga y la actualización de los rastros de feromona artificiales. Estas fases pueden realizarse de manera simultánea (Chicano G., 2007; Dorigo, 1992; Dorigo & Stützle, 2003).
- **Optimización por enjambre de partículas (PSO):** Esta clase de algoritmos se basan en el comportamiento social del vuelo de las bandadas de aves o el movimiento de los bancos de peces. Mantienen un conjunto de soluciones, llamadas partículas. Cada partícula posee una posición y velocidad que cambia conforme avanza la búsqueda. En el movimiento de una partícula influye su velocidad y las ubicaciones donde la propia partícula y las partículas de su vecindario encontraron buenas soluciones, donde el vecindario de una partícula se define como un conjunto de partículas del enjambre. Este vecindario puede ser global, si se

consideran todas las partículas del enjambre o local si solo se consideran las más cercanas (Chicano G., 2007; Kennedy, 1999).

5. Técnica metaheurística seleccionada

Con el avance de las tecnologías, cada vez surgen nuevos y más complejos problemas de optimización en distintos campos como son la ingeniería, la bioinformática y la investigación de operaciones, entre otros. A raíz de dicha complejidad, donde una gran cantidad de los problemas de optimización se clasifican como problemas de tipo NP-Hard, solo las pequeñas instancias pueden manejarse utilizando métodos exactos, lo cual ha llevado a los investigadores hacia la búsqueda de soluciones alternativas (métodos aproximados) que puedan encontrar una solución lo suficientemente buena en un tiempo razonable. Estos métodos se pueden clasificar en heurísticas y metaheurísticas, y su diferencia radica en que las primeras dependen más del problema que se está trabajando, es decir, se pueden aplicar de manera eficiente a un problema específico volviéndose insuficientes para otros problemas, a diferencia de las metaheurísticas cuya aplicación abarca casi todos los problemas de optimización (Abdel-Basset et al., 2018).

Fred Glover (1986) introdujo el término metaheurística para referirse al método heurístico sin características específicas del problema. La razón detrás del robusto mecanismo de búsqueda de las metaheurísticas es la armonía entre dos esquemas de búsqueda: exploración (diversificación) y explotación (intensificación) (Blum & Roli, 2003), donde la exploración se encarga de buscar en las áreas que rodean la mejor solución, mientras que la explotación tiende a invadir nuevas áreas de búsqueda.

En cuanto a los problemas de localización y ruteo de vehículos, las técnicas empleadas en su resolución son muy variadas, incluyendo la optimización por enjambre de partículas, búsqueda

tabú, recocido simulado, optimización por colonia de hormigas, algoritmo genético, entre otras. En lo que respecta a los algoritmos genéticos, ofrecen ventajas significativas sobre métodos convencionales al utilizar simultáneamente principios de búsqueda y heurísticas, trabajar con la codificación del conjunto de parámetros y no con los parámetros en sí, basarse en la población y no en un solo punto, utilizar reglas de transición probabilísticas y no deterministas (Goldberg, 1989), mantener un equilibrio continuo entre convergencia y diversidad y el poder implementarse de distintas formas para resolver cualquier problema (Gen & Cheng, 1997).

Los algoritmos genéticos se han aplicado exitosamente a distintos problemas de optimización que incluyen decisiones de localización, ruteo e inventario (Kechmane et al., 2018). Recopilando algunos de los trabajos extraídos de la revisión de literatura relacionados con los problemas de localización y ruteo, en los cuales los investigadores utilizan algoritmos genéticos y/o combinaciones de estos con otras heurísticas, logrando buenos resultados en tiempos computacionales razonables, sobresalen los siguientes: Jin et al. (2010) utilizan un algoritmo genético híbrido para resolver el 2E-LRP; Hua-Li et al. (2011) desarrollan un algoritmo genético para un problema de localización y ruteo de vehículos con múltiples depósitos bi-objetivo en un sistema de emergencia urbano; Karaoglan y Altıparmak (2011) abordan un LRPSPD utilizando un algoritmo genético y de recocido simulado para resolver el problema; Derbel et al. (2012) estudian una variante del LRP utilizando un algoritmo genético combinado con una búsqueda local iterativa obteniendo mejoras significativas respecto a los resultados existentes en la literatura; Kechmane et al. (2016) por su parte, proponen un algoritmo genético híbrido para resolver el CLRP, al igual que Lopes et al. (2016) logrando buenos resultados en las instancias trabajadas; Hiassat et al. (2017) estudian el problema de localización, inventario y ruteo para productos perecederos mediante un algoritmo genético resolviendo eficientemente el problema; finalmente, Xue Yu et al.

(2019) estudian el CLRP desarrollando un algoritmo genético híbrido bastante competitivo comparado con los algoritmos existentes en las instancias clásicas.

Es así como en el presente proyecto se opta por emplear un algoritmo genético con la particularidad de utilizar una codificación en dos dimensiones. El algoritmo se basa en el propuesto por Tsai, Hong y Lin (2015) en su investigación titulada '*A Two-Dimensional Genetic Algorithm and Its Application to Aircraft Scheduling Problem*'. En esta, diseñan un operador de cruce, el cual puede adoptar una combinación horizontal o vertical para generar los cromosomas descendientes junto con un algoritmo de reparación para corregir las infactibilidades generadas durante el cruce. En cuanto al operador de mutación, presentan varios operadores de mutación bidimensionales, incluido el intercambio de dos puntos y el intercambio de cadenas.

5.1. Algoritmo Genético

Los algoritmos genéticos son métodos adaptativos utilizados en la resolución de problemas de búsqueda y optimización, basados en los principios de la selección natural y la supervivencia del más apto, postulados por Darwin (1859). Estos algoritmos simulan el proceso genético de los seres vivos, generando soluciones para problemas del mundo real.

De acuerdo con la definición propuesta por Goldberg (1989) "*Los Algoritmos Genéticos son algoritmos de búsqueda basados en la mecánica de la selección natural y la genética natural. Combinan la supervivencia del más apto entre estructuras de secuencias con un intercambio de información estructurado pero aleatorio, para construir así un algoritmo de búsqueda que tenga algo de las generalidades de la búsqueda humana*".

Los inicios de los algoritmos genéticos se remontan a principios de los años 50, cuando varios biólogos utilizaron computadoras para simulaciones de sistemas biológicos (Goldberg, 1989). Sin embargo, fue hasta finales de la década de 1960 y principios de los 70 cuando en la Universidad

de Michigan bajo la dirección del investigador John Holland se desarrolló una técnica que imitaba el funcionamiento de la selección natural. Dicha técnica recibió el nombre de “planes reproductivos”, la cual pasaría a conocerse como Algoritmos Genéticos a raíz de la publicación de su libro “Adaptation in Natural and Artificial Systems” (1975). Años más tarde, a partir de la publicación del libro escrito por Goldberg (1989), se empezaría a popularizar los algoritmos genéticos como una herramienta para la búsqueda y la optimización.

Estos algoritmos, emplean una versión abstracta de los procesos evolutivos para desarrollar soluciones a problemas determinados. Cada algoritmo genético opera sobre una población de cromosomas artificiales. Dichos cromosomas son cadenas en un alfabeto finito (generalmente binario). Cada cromosoma representa una solución a un problema y se le asigna un valor o puntuación que representa una medida de cuán buena es la solución al problema en particular (McCall, 2005).

A partir de una población de cromosomas generada aleatoriamente, un algoritmo genético lleva a cabo un proceso de selección y recombinación basados en la aptitud para producir una población sucesora, la siguiente generación. Durante la recombinación, se seleccionan los cromosomas parentales y su material genético se recombina para producir cromosomas secundarios. Dichos cromosomas pasan a la población sucesora. A medida que se repite este proceso, evoluciona una secuencia de generaciones sucesivas y la aptitud media de los cromosomas tiende a aumentar hasta que se alcanza algún criterio de parada. Es así, como un algoritmo genético “evoluciona” la mejor solución para un problema dado.

5.2. Codificación de problemas

Cuando se trabaja con algoritmos genéticos, los individuos, es decir, las posibles soluciones del problema, pueden representarse como un conjunto de parámetros, denominados genes, los cuales

agrupados conforman una cadena de valores denominada cromosoma. Un cromosoma es una abstracción de un cromosoma de ADN biológico, que se puede considerar como una cadena de letras del alfabeto {A, C, G, T}.

El lenguaje empleado en biología es asumido por la metodología matemática, de tal forma que al conjunto de parámetros representado por un cromosoma particular se denomina genotipo. Este contiene la información necesaria para construir un organismo, el cual se refiere como fenotipo. Si bien la codificación no debe estar constituida por el $\{0,1\}$, una gran parte de la teoría en la que se fundamentan los algoritmos genéticos utiliza dicho alfabeto; incluso desde los primeros trabajos de John Holland la codificación suele hacerse empleando valores binarios. Se asigna un determinado número de bits a cada parámetro y se procede a realizar una discretización de la variable representada por cada gen. El número de bits asignados dependerá del grado de ajuste que se busque. No es necesario que todos los parámetros estén codificados con el mismo número de bits. Cada uno de los bits pertenecientes a un gen suele denominarse alelo. En la Figura 5 se representa la terminología empleada en los algoritmos genéticos.

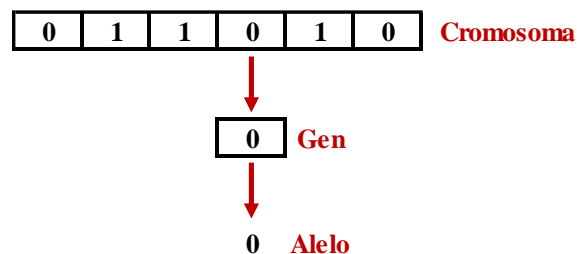


Figura 5. Individuo genético binario. Adaptado de Gestal, Dorado, Rivero, Rabuñal y Pazos (2010).

Cabe aclarar, que existen otras codificaciones en las cuales se representa cada parámetro mediante un valor entero, real o punto flotante. Sin embargo, a pesar de que dichas representaciones degradan el paralelismo implícito de la codificación binaria, son comúnmente

utilizadas para el desarrollo de operadores genéticos más específicos al campo de aplicación del algoritmo genético.

5.3. Algoritmo Principal

Los algoritmos genéticos operan sobre una población de individuos, donde a cada uno de estos le corresponde una puntuación de acuerdo a la bondad con respecto al problema que se está trabajando; lo que en la naturaleza corresponde al grado de efectividad de un organismo para competir por los recursos disponibles. La probabilidad de que un individuo sea seleccionado para reproducirse es directamente proporcional a la adaptación de este al problema, cruzando así, su material genético con otro individuo seleccionado de igual forma. A partir del cruce de los dos individuos, se produce una nueva población de posibles soluciones, los cuales comparten algunas de las características de sus padres. Esta nueva población contiene una mayor proporción de buenas características comparada con la población anterior, a la cual reemplaza durante el proceso.

Una generación se obtiene a partir de la anterior por medio de los operadores de reproducción, los cuales pueden ser cruce y/o copia. En el caso del cruce, la reproducción es de tipo sexual, donde la descendencia se genera a partir del mismo número de individuos de la generación anterior. Por otro lado, en la copia, la reproducción es de tipo asexual y en esta, un número determinado de individuos pasa directamente a la siguiente generación sin sufrir ninguna variación.

Cuando se opta por una estrategia elitista, los mejores individuos de cada generación se copian siempre en la población temporal, con el objetivo de evitar su pérdida. Posteriormente, se comienza a generar la nueva población utilizando los operadores de cruce y/o copia. Una vez obtenidos los nuevos individuos se realiza la mutación con una probabilidad P_m , la cual suele estar generalmente entre 0.5% y 2% (Gestal et al., 2010). Una vez que se alcanzan los criterios de parada previamente definidos, se detiene el proceso. Dentro de los criterios de parada más utilizados, están:

- Los mejores individuos de la población actual, representan soluciones lo suficientemente buenas para el problema que se intenta resolver.
- La convergencia de la población, la cual se relaciona con la progresión hacia la uniformidad. Cuando se utilizan codificaciones binarias, se dice que un gen ha logrado la convergencia cuando el 95% de la población tiene el mismo valor para él; mientras que, al utilizar otro tipo de codificaciones, se habla de valores dentro de un rango específico.
- Se ha alcanzado el máximo de generaciones definido.

5.4. Operadores Genéticos

Para el paso de una generación a la siguiente, se emplean los operadores genéticos. Dentro de los operadores genéticos, los más empleados corresponden a los operadores de selección, cruce, copia y mutación. En los casos en los cuales no se trabaja con una población temporal intermedia sobresalen los operadores de reemplazo. A continuación, se detallarán algunos de estos operadores. Asimismo, se incluirán los operadores propuestos por Tsai et al. (2015) para la codificación bidimensional del algoritmo genético.

5.4.1. Selección. Una parte fundamental del funcionamiento de un algoritmo genético es el proceso de selección de los candidatos a generar los nuevos miembros de la población. Teniendo en cuenta que cuando se trabaja con un algoritmo genético lo que se busca es imitar el comportamiento en la naturaleza, se debe garantizar que los mejores miembros tengan una mayor probabilidad de ser padres (reproducirse) respecto a los individuos menos aptos (Cervantes Posada, 2010); esto se logra asignándole a cada individuo una probabilidad de ser seleccionado que sea proporcional a su función de ajuste (Goldberg, 1989). Sin embargo, los individuos menos adaptados también deben tener probabilidades de reproducirse, teniendo en cuenta que su material

genético podría ser útil para encontrar buenas soluciones (Cervantes Posada, 2010), y si se eliminase por completo sus opciones de reproducción, en pocas generaciones la población se volvería homogénea (Gestal et al., 2010).

En cuanto a los operadores de selección, estos se pueden clasificar en *probabilísticos* y *determinísticos*. Sin embargo, aunque ambos grupos basan su funcionamiento en el principio anterior, permitiendo escoger una mayor cantidad de veces a los individuos más aptos, el primer grupo de operadores otorga estas posibilidades con un importante componente basado en el azar.

En el grupo de los operadores probabilísticos, sobresalen dos algoritmos bastante utilizados como son los algoritmos de selección por ruleta y por torneo. En cuanto a los operadores determinísticos, son algoritmos que, partiendo del ajuste conocido de cada individuo, se le asigna a cada uno el número de veces que será escogido para reproducirse. Esto permite evitar problemas de predominancia de ciertos individuos y cada uno de estos algoritmos presentan variaciones respecto al número de veces que se tomarán los mejores y peores y, de esta forma, se impone una presión en la búsqueda en el espacio de estados en la zona donde se encuentra el mejor individuo, en caso de que se seleccionen más veces los mejores; o por el contrario, si es el caso de repartir más la selección, se tiende a repartir la búsqueda por el espacio de estados sin dejar de tender a buscar en la mejor zona (Gestal et al., 2010).

- **Selección por ruleta:** Propuesto por De Jong (1975), es uno de los métodos más utilizados desde los orígenes de los algoritmos genéticos (Blickle & Thiele, 1995). En él, a cada uno de los individuos de la población se le asigna una parte de la ruleta, la cual es directamente proporcional a su ajuste, de esta forma, los individuos más aptos recibirán una porción mayor a comparación de los peores. Normalmente, la población se ordena de acuerdo al ajuste. El proceso para seleccionar un individuo consiste en generar un número aleatorio del

intervalo $[0,1]$ y devolver el individuo situado en dicha posición en la ruleta. Esta posición se suele obtener recorriendo los individuos de la población y acumulando sus proporciones de ruleta hasta que la suma exceda el valor obtenido. Es importante mencionar que a medida que aumenta el tamaño de la población, se incrementa la ineficiencia del método (Gestal et al., 2010). La selección por ruleta junto con el muestreo estocástico universal y otras técnicas que se basan en una selección proporcional presentan ciertos inconvenientes como son el trabajar directamente con los valores de aptitud, haciendo que los individuos más aptos dominen fácilmente en las primeras generaciones y posteriormente, en las siguientes generaciones donde los valores de aptitud de los individuos se acercan el uno al otro, las probabilidades acumuladas no son tan sensibles para elegir los mejores individuos, lo que conduce a una baja tasa de crecimiento. Dentro de las desventajas relacionadas con la presión selectiva se encuentran el estancamiento debido a que la búsqueda carece de presión selectiva; la convergencia prematura porque la presión selectiva hace que la búsqueda se estreche y la dificultad de mantener una presión adecuada cuando la población tiende a ser homogénea (Özgonenç, 2006).

- **Selección basada en ranking o jerarquía:** Este método fue propuesto con el objetivo de prevenir la convergencia prematura que puede surgir cuando existen grandes diferencias entre los fitness de los individuos de la población. Por ejemplo, si un cromosoma ocupa el 90% de la ruleta, los cromosomas restantes tienen muy pocas probabilidades de ser escogidos. La selección basada en jerarquía o ranking da solución a este problema ordenando los individuos de acuerdo a su ranking de fitness. De esta forma, si se tienen n cromosomas, al miembro menos adaptado se le asignará un 1 y el que tenga el mejor fitness se le asignará la n (Cervantes Posada, 2010). A pesar de que este método garantiza un buen

equilibrio entre la exploración y la explotación, trae como desventaja el requerimiento de altos tiempos de cómputo debido a la necesidad de un algoritmo de ordenamiento, y a medida que la población aumente se incrementa la complejidad del algoritmo.

- **Selección por torneo:** El funcionamiento de este método radica en la selección de los individuos a partir de comparaciones directas entre sus genotipos. De manera análoga a la división de los operadores de selección entre probabilísticos y determinísticos, la selección por torneo puede ser de los tipos. En el caso del torneo determinístico, se selecciona al azar un número p de individuos (generalmente, $p = 2$) y posteriormente se escoge el de mejor fitness (más adaptado) para que pase a la siguiente generación. Cuando el número p de individuos es elevado aumenta la presión selectiva y los individuos menos adaptados tienen probabilidades muy bajas de reproducirse, lo cual afecta al proceso de búsqueda. Si esta presión selectiva es muy fuerte, los organismos de mayor adaptación que son subóptimos pueden dominar la población, causando una disminución en la diversidad necesaria para progresar. Por el contrario, si es muy débil afecta la velocidad de la evolución y la convergencia. Cuando p es muy bajo, la precisión disminuye y los individuos menos aptos tienen mayor probabilidad de ser seleccionados. La selección se considera dura cuando $p \geq 10$, y blanda si $2 \leq p \leq 5$ (Cervantes Posada, 2010). Por otro lado, en la versión probabilística, en lugar de escoger siempre el mejor individuo, se genera un número aleatorio en el intervalo $[0,1]$; si este es mayor que un parámetro R_m , generalmente con valores entre 0.5 y 1, el cual se fija previamente para todo el proceso evolutivo, se escoge el mejor individuo y en caso contrario, el menos apto (Gestal et al., 2010). Este método de selección provee un buen balance entre el esfuerzo y la dificultad computacional y previene

en cierto grado la convergencia prematura, además de ser computacionalmente práctico al utilizar un orden de preferencia en un conjunto pequeño (Özgönenç, 2006).

Teniendo en cuenta las ventajas y desventajas de los distintos métodos de selección explicados anteriormente, en el presente proyecto se opta por emplear el método de selección por torneo determinístico con $p = 2$ junto con un componente estocástico al emplear una selección aleatoria para el segundo de los padres.

5.4.2. Cruce. El impacto del operador de cruce en el algoritmo es bastante alto al ser quien permite el intercambio de información entre las secuencias de la población actual, con tasas de cruce que rondan el 90%. Representa la mezcla de material genético de dos cromosomas parentales seleccionados para producir uno o dos cromosomas secundarios (McCall, 2005). Por esta razón, los operadores de cruce han sido uno de los operadores genéticos que mayor atención han recibido por parte de los investigadores (Cervantes Posada, 2010).

Los diferentes métodos de cruce pueden operar de acuerdo a dos estrategias. La primera consiste en optar por una estrategia destructiva, en la cual, los descendientes se insertarán en la población temporal aun cuando sus padres tengan mejor ajuste. Cuando se trabaja con una única población, la comparación se realizará con los individuos a reemplazar. Por otro parte, el segundo método corresponde a una estrategia no destructiva, donde la descendencia pasará a la siguiente generación únicamente en el caso que supere la bondad de ajuste de los padres o individuos a reemplazar.

La idea principal del cruce parte de que, si se tienen dos individuos correctamente adaptados al medio y se obtiene una descendencia que comparta genes de ambos, existe la posibilidad de que los genes heredados sean justamente los causantes de la bondad de ajuste de los padres. Al compartir las características buenas de dos individuos, la descendencia, o por lo menos una parte

de esta, debería tener una bondad mayor que cada uno de los padres por separado. En caso contrario, si el cruce no agrupa las mejores características en uno de los hijos y la descendencia obtiene un peor ajuste que los padres, no significa necesariamente que se esté dando un paso atrás. Cuando se opta por una estrategia no destructiva, se asegura que los mejores individuos pasen a la siguiente generación. Sin embargo, si aun con un peor ajuste, se opta por insertar a la descendencia, teniendo en cuenta que los genes de los padres continuarán en la población, aunque dispersos y posiblemente modificados a raíz de la mutación, en posteriores cruces se podrán volver a obtener estos padres, recuperando por consiguiente la bondad previamente perdida (Gestal et al., 2010). Existen múltiples algoritmos de cruce, sin embargo, los más utilizados son los siguientes:

- **Cruce de un punto:** Esta técnica fue propuesta por Davis (1985). Una vez seleccionados dos individuos, se cortan sus cadenas de cromosomas en una posición escogida al azar, para producir dos subcadenas iniciales y dos subcadenas finales. Posteriormente, se intercambian las subcadenas finales entre los dos individuos, generando así, dos nuevas cromosomas completos. Ambos descendientes heredan información genética de los padres. En la Figura 6 se ejemplifica el cruce de un punto.

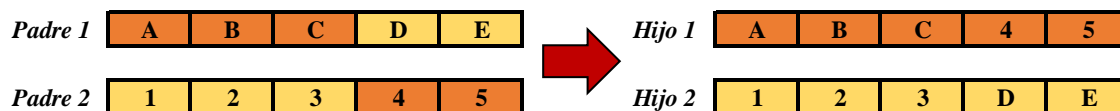


Figura 6. Representación cruce de un punto en un cromosoma unidimensional.

- **Cruce de dos puntos:** Esta técnica fue propuesta por Goldberg y Lingle (1985) y puede verse como una generalización del cruce de un punto. La diferencia radica en que en lugar de cortar por un único punto los cromosomas de los padres, se realizan dos cortes. Cabe resaltar que es importante que ninguno de estos cortes coincida con el extremo de los

cromosomas para garantizar que se originen tres segmentos. Con el fin de generar la descendencia, se escoge el segmento central de uno de los padres y los segmentos laterales del otro padre. De manera análoga, se pueden generar más puntos de cruce dando lugar a algoritmos de cruce multipunto, sin embargo, a partir del trabajo realizado por De Jong (1975) se concluyó que mientras el cruce basado en dos puntos sí representaba una mejora, utilizar más de dos puntos no beneficiaba el comportamiento del algoritmo. La ventaja al tener más de un punto radica en que el espacio de búsqueda puede ser explorado más fácilmente, mientras que, como contraparte se aumenta la probabilidad de ruptura de buenos esquemas. En la Figura 7 se aprecia un ejemplo de un cruce de dos puntos en un cromosoma con representación lineal o unidimensional.

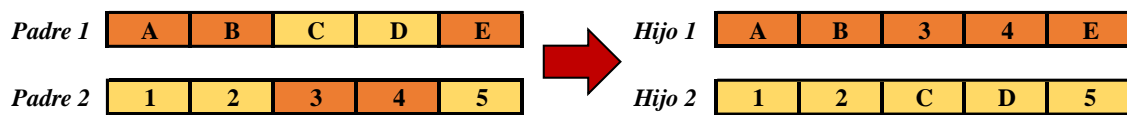


Figura 7. Representación cruce de 2 puntos en cromosoma unidimensional.

- **Cruce uniforme:** En esta técnica, cada gen de la descendencia se crea copiando el correspondiente gen de uno de los padres, escogido a partir de una máscara de cruce generada aleatoriamente. La descendencia tiene las mismas probabilidades de pertenecer a uno u otro padre. Esta máscara de cruce utiliza valores binarios. Cuando existe un 1 en la máscara, el gen ubicado en dicha posición en uno de los descendientes se copia del primer padre. En caso contrario, si hay un 0 el gen se copia del segundo padre. Para generar el segundo descendiente se intercambian los papeles de los padres, o se intercambia la interpretación de los unos y los ceros de la máscara de cruce. En la Figura 8 se muestra un ejemplo de un cruce uniforme con una representación bidimensional.

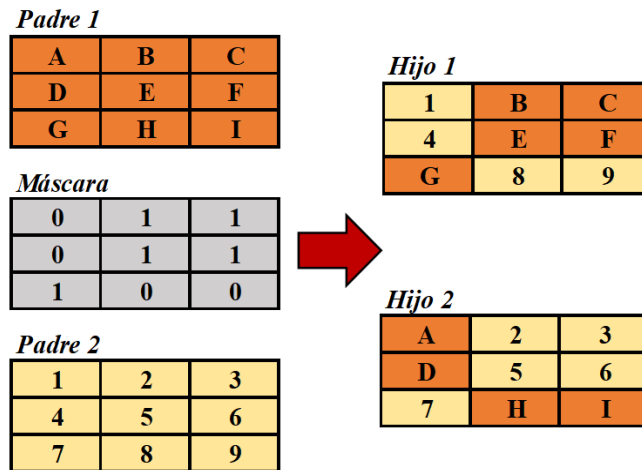


Figura 8. Representación cruce uniforme.

- **Cruce de subcadena bidimensional:** Este método cambia arbitrariamente subcadenas entre dos individuos. Las longitudes y posiciones de estas subcadenas son elegidas aleatoriamente, pero son la misma para ambos individuos. De acuerdo con el operador de cruce propuesto por Tsai et al. (2015), una vez seleccionados los dos individuos, se genera dos números enteros aleatorios R_f y R_c , los cuales representan el punto del cruce de dos dimensiones. Posteriormente se genera un número real R entre 0 y 1. Si $R > 0.5$, se lleva a cabo un cruce de subcadena bidimensional horizontal, en caso contrario, se ejecuta un cruce vertical. El cruce horizontal genera los dos cromosomas descendientes teniendo en cuenta lo siguiente:

- Si $\text{fila}_i < R_f$, entonces, para $1 \leq \text{col}_j \leq W$ (donde W representa el número de columnas), se copia cada gen del primer individuo al primer descendiente y cada gen del segundo individuo al segundo descendiente.
- Si $\text{fila}_i = R_f$, entonces, para $1 \leq \text{col}_j \leq R_c$, se copia cada gen del primer padre al primer descendiente y cada gen del segundo padre al segundo descendiente.

Adicionalmente, para $R_c < \text{col}_j \leq W$, se copia cada gen del primer padre al segundo descendiente y cada gen del segundo padre al primer descendiente.

- Si $\text{fila}_i > R_f$, entonces, para $1 \leq \text{col}_j \leq W$, se copia cada gen del primer individuo al segundo descendiente y cada gen del segundo individuo al primer descendiente.

En la Figura 9 se ejemplifica el cruce de subcadena bidimensional horizontal, asumiendo un punto de cruce con $R_f = 2$ y $R_c = 2$.

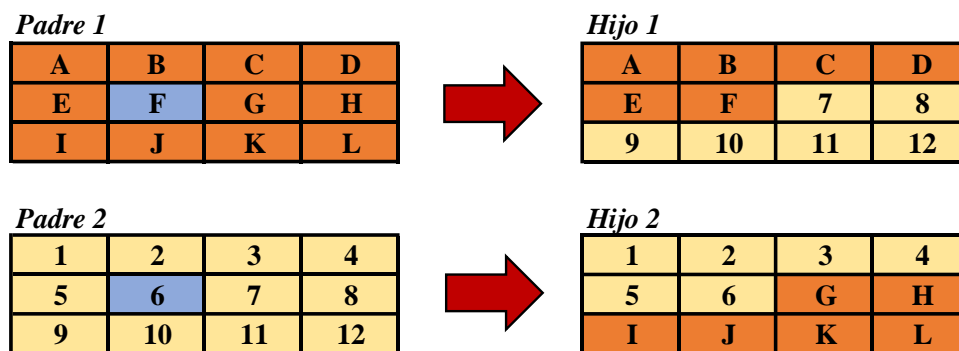


Figura 9. Representación cruce horizontal bidimensional.

En caso de ejecutarse un cruce vertical se siguen los siguientes pasos:

- Si $\text{col}_i < R_c$, entonces, para $1 \leq \text{fila}_j \leq S$ (donde S representa el número de filas), se copia cada gen del primer individuo al primer descendiente y cada gen del segundo individuo al segundo descendiente.
- Si $\text{col}_i = R_c$, entonces, para $1 \leq \text{fila}_j \leq R_f$, se copia cada gen del primer padre al primer descendiente y cada gen del segundo padre al segundo descendiente. Adicionalmente, para $R_f < \text{fila}_j \leq S$, se copia cada gen del primer padre al segundo descendiente y cada gen del segundo padre al primer descendiente.
- Si $\text{col}_i > R_f$, entonces, para $1 \leq \text{fila}_j \leq S$, se copia cada gen del primer individuo al segundo descendiente y cada gen del segundo individuo al primer descendiente.

En la Figura 10 se ejemplifica el cruce de subcadena bidimensional vertical, asumiendo un punto de cruce con $R_f = 2$ y $R_c = 2$.

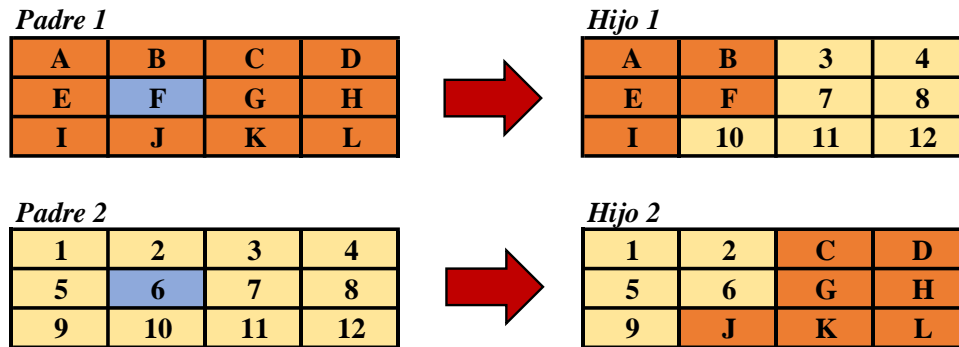


Figura 10. Representación cruce vertical bidimensional.

5.4.3. Mutación. El operador de mutación se aplica individualmente a cada hijo, y consiste en la alteración aleatoria de cada gen componente del cromosoma. Algunos investigadores sugieren usar porcentajes altos de mutación al comienzo de la búsqueda y posteriormente, decrementarlos exponencialmente. Sin embargo, lo más frecuente es que el valor se fije al inicio del algoritmo, con probabilidades de mutación inferiores al 5% (Cervantes Posada, 2010). La baja probabilidad se debe a la reducción en el ajuste de los individuos, producto de la mutación. Esta mutación provoca que algunos de los genes del individuo, normalmente uno sólo, varíe su valor aleatoriamente. Este operador asegura que ningún punto del espacio de búsqueda tenga probabilidad nula de ser examinado y su importancia se ve reflejada en la convergencia del algoritmo genético. A pesar de que los individuos pueden ser seleccionados directamente de la población actual y mutarlos antes de introducirlos en la nueva población, la mutación se suele emplear de forma conjunta con el operador de cruce (Gestal et al., 2010).

Respecto a la convergencia antes mencionada, de acuerdo con la definición propuesta por De Jong en su tesis doctoral (1975), si el algoritmo fue correctamente implementado, la población evolucionará a lo largo de las generaciones sucesivas de tal manera que la adaptación media de

todos los individuos de la población, al igual que la adaptación del mejor individuo se irán incrementando hacia el óptimo global. Se dice que un gen ha convergido cuando al menos el 95% de los individuos de la población comparten el mismo valor para dicho gen; y en el caso de una población, converge cuando todos los genes han convergido; en otras palabras, la convergencia está relacionada con la progresión hacia la uniformidad.

La forma en que se ejecuta el operador de mutación comienza con la selección de dos individuos de la población para realizar el cruce. Posteriormente, si el cruce es exitoso, uno de los descendientes, o ambos, según sea el caso, se muta con cierta probabilidad P_m . De esta forma, se simula el comportamiento que se da en la naturaleza, teniendo en cuenta que cuando se genera la descendencia siempre se produce algún tipo de error, generalmente sin mayor trascendencia, en el paso de la carga genética de padres a hijos. A continuación se revisa el funcionamiento de los operadores de mutación propuestos por Tsai et al. (2015).

- **Intercambio de cadena:** Se genera un número aleatorio R entre 0 y 1. Si $R > 0.5$, se lleva a cabo una mutación de subcadena horizontal, en caso contrario, se ejecuta una de tipo vertical. En el caso de la mutación horizontal, se generan dos números enteros aleatorios, R_{f1} y R_{f2} , donde $1 \leq R_{f1}, R_{f2} \leq S$, siendo S el número de filas y $R_{f1} \neq R_{f2}$. Posteriormente, se intercambian los genes ubicados en (R_{f1}, Col_j) con (R_{f2}, Col_j) para $1 \leq Col_j \leq W$, donde W es el número de columnas.

Por otro lado, en la mutación vertical, se generan dos números enteros aleatorios, R_{c1} y R_{c2} , donde $1 \leq R_{c1}, R_{c2} \leq W$ y $R_{c1} \neq R_{c2}$. Finalmente, se intercambian los genes ubicados en $(Fila_i, R_{c1})$ con $(Fila_i, R_{c2})$ para $1 \leq Fila_i \leq S$. En la Figura 11 se ejemplifica este tipo de mutación.

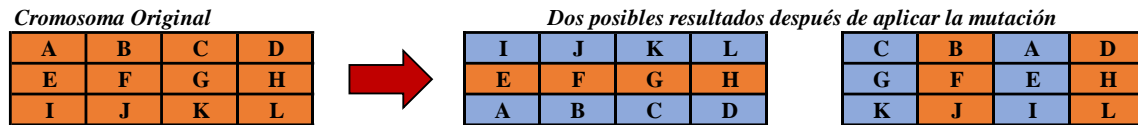


Figura 11. Representación mutación por intercambio de cadenas.

- Intercambio de dos puntos:** Se genera un número aleatorio R entre 0 y 1; posteriormente, si $R > P_m$, no se ejecuta la mutación, en caso contrario, se generan dos números enteros aleatorios, R_f y R_c , donde $1 \leq R_f \leq S$ y $1 \leq R_c \leq W$, siendo S el número de filas y W el número de columnas. Luego se generan dos nuevos números aleatorios, R'_f y R'_c , donde $1 \leq R'_f \leq S$ y $1 \leq R'_c \leq W$; si $R_f = R'_f$ y $R_c = R'_c$, se repite este paso para generar otro par de R'_f y R'_c . Finalmente, se intercambian el gen localizado en (R_f, R_c) con el gen ubicado en (R'_f, R'_c) . En la Figura 12 se ejemplifica la mutación por intercambios de dos puntos.

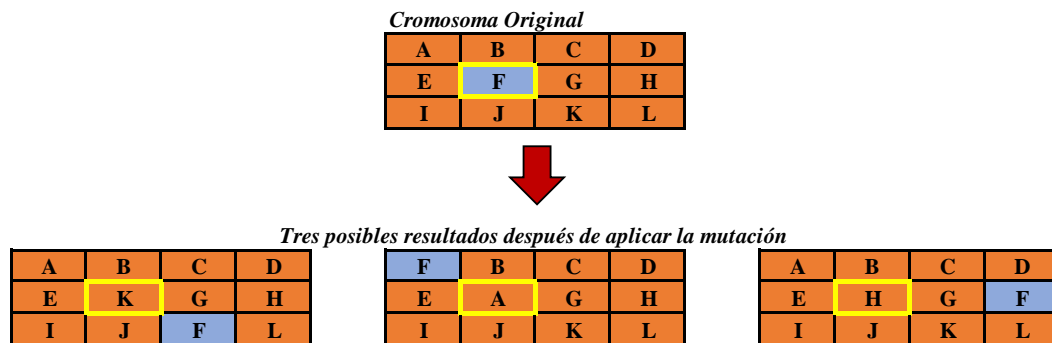


Figura 12. Representación mutación por intercambio de dos puntos.

5.4.4. Evaluación. Con el fin de lograr el correcto funcionamiento de un algoritmo genético, se debe utilizar un método que indique si los individuos de la población representan o no, buenas soluciones. Dicho método consiste en una función de adaptación o fitness, la cual junto con la codificación de los individuos, dependen del tipo de problema que se desee resolver (Gestal et al., 2010). Es un cálculo que evalúa la calidad del cromosoma como solución a un problema particular.

Partiendo de un cromosoma, la función de evaluación le asigna un número real, que se supone refleja el nivel de adaptación del individuo representado por dicho cromosoma al problema

6. Modelo para el 2E-LRP

6.1. Descripción del modelo

El modelo matemático propuesto en el presente trabajo de investigación afronta el problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones, considerando limitaciones de capacidad en las instalaciones (depósitos primarios y centros de distribución) y en la flota de vehículos, y cubriendo la demanda de los clientes en un horizonte de planeación dado. El problema se formula como un modelo de programación lineal entera mixta, cuyo objetivo está en minimizar los costos totales de la red logística, los cuales corresponden a la apertura de las instalaciones (depósitos primarios y centros de distribución), el uso de los vehículos y su respectivo ruteo. Adicionalmente, se toma como base la formulación de Angarita (2018) en su investigación titulada '*Un modelo para la localización de depósitos centrales y ruteo de vehículos de dos escalones aplicado a la distribución de recursos humanitarios durante las fases de pre y pos-desastre (2E-LRP)*', el cual a su vez, se basa en el trabajo previo desarrollado por Dai et al. (2018).

6.2. Supuestos de estudio

Con el fin de desarrollar el modelo matemático propuesto, se asume lo siguiente:

- La demanda de cada cliente en cada periodo es conocida y determinista.
- La capacidad de los vehículos es limitada y heterogénea en el mismo escalón.

- Un vehículo tiene permitido realizar más de una ruta en la instalación (depósito primario o centro de distribución) a la que fue asignado.
- La carga no puede gestionarse mediante el envío directo desde los depósitos primarios a los clientes, sino que su entrega debe estar a cargo de los centros de distribución. En concreto: las rutas del primer escalón comienzan desde los depósitos primarios, sirven a uno o más centros de distribución y terminan en el mismo depósito primario; las rutas del segundo escalón comienzan desde un centro de distribución, cumplen con la demanda de uno o más clientes y retornan al centro de distribución del cual partieron.
- Para el primer escalón no se tiene en cuenta las conexiones entre depósitos primarios y para el segundo escalón (relación centros de distribución y clientes) no se consideran las conexiones entre centros de distribución.
- Las capacidades de los depósitos primarios y centros de distribución son limitadas. La capacidad de los depósitos primarios es mayor que la capacidad de los centros de distribución, y la capacidad de los centros de distribución es mayor que la demanda de los clientes.
- Cada instalación utiliza un único vehículo.
- Las instalaciones pertenecientes al mismo escalón tienen capacidades diferentes.
- Cada centro de distribución debe ser atendido por un solo depósito primario y un único vehículo; a su vez, cada cliente debe ser atendido por un solo centro de distribución y un solo vehículo.
- La capacidad de cada vehículo para el primer escalón es mayor que la capacidad de cada vehículo para el segundo escalón, y la capacidad de cada vehículo del segundo escalón es mayor que la demanda del cliente.

- El flujo no presenta pérdidas durante su tránsito por las distintas instalaciones. No se considera inventario.
- En cada periodo, se permite la reasignación de los clientes a los centros de distribución, y a su vez, se permite la reasignación de los centros de distribución a alguno de los depósitos primarios que se encuentre habilitado.
- Para el primer escalón, una vez que un vehículo se asigna a un determinado depósito primario, permanece asignado al mismo durante todo el horizonte de planeación, asimismo, para el segundo escalón, una vez que un vehículo se asigna a un determinado centro de distribución, permanece asignado a dicho centro de distribución durante todo el horizonte.

6.3. Formulación matemática

Teniendo en cuenta las especificaciones propuestas por Cuda, Guastaroba y Speranza (2015), el problema en estudio puede ser representado como un grafo completo $G = (N, A)$, en el cual N representa el conjunto de nodos y A el conjunto de aristas dirigidas. En particular, $N = D \cup R \cup C$, donde D representa el conjunto de depósitos primarios, R hace referencia al conjunto de centros de distribución y C está asociado con el conjunto de clientes. Por otra parte, $A = E_1 \cup E_2$, donde E_1 representa el conjunto de aristas dirigidas que conectan a un depósito primario $d \in D$ con un centro de distribución $r \in R$ en el caso del primer escalón, excluyendo la conexión entre depósitos primarios $E_1 = \{(i, j): i, j \in D \cup R \wedge (i, j) \notin D \cup D\}$, y de forma análoga, E_2 es el conjunto de aristas dirigidas que conectan a un centro de distribución $r \in R$ con un cliente $c \in C$ en el caso del segundo escalón, excluyendo la conexión entre centros de distribución $E_2 = \{(i, j): i, j \in R \cup C \wedge (i, j) \notin R \cup R\}$.

6.3.1. Conjuntos

D = Conjunto de posibles depósitos primarios.

R = Conjunto de posibles centros de distribución.

C = Conjunto de clientes.

V = Conjunto de vehículos para las rutas del primer escalón.

W = Conjunto de vehículos para las rutas del segundo escalón.

T = Conjunto de periodos.

6.3.2. Índices

d = Índice para los posibles depósitos primarios.

r = Índice para los posibles centros de distribución.

c = Índice para los clientes.

v = Índice para los vehículos del primer escalón.

w = Índice para los vehículos del segundo escalón.

t = Índice para los periodos.

6.3.3. Parámetros

K_i = Capacidad de la instalación $i, i \in D \cup R$.

H_i = Capacidad del vehículo $i, i \in W \cup V$.

F_i = Costo de abrir la instalación $i, i \in D \cup R$.

G_i = Costo de utilizar el vehículo $i, i \in W \cup V$.

D_{ct} = Demanda del cliente c en el periodo $t, c \in C, t \in T$.

S_{ij} = Costo de viajar entre el nodo i y el nodo j para el primer escalón.

T_{ij} = Costo de viajar entre el nodo i y el nodo j para el segundo escalón.

6.3.4. Variables de decisión

$y_i = 1$ si la instalación es abierta en el nodo i con $i \in D U R$ y 0 de lo contrario.

$m_{ijt}^v = 1$ si el vehículo $v \in V$ viaja desde el nodo i hasta el nodo j en el periodo $t \in T$ en la ruta del primer escalón, con $i \in D U R \wedge j \in D U R$ y 0 de lo contrario.

$n_{ijt}^w = 1$ si el vehículo $w \in W$ viaja desde el nodo i hasta el nodo j en el periodo $t \in T$ en la ruta del segundo escalón, con $i \in R U C \wedge j \in R U C$ y 0 de lo contrario.

$L_{drt} = 1$ si el centro de distribución $r \in R$ es asignado al depósito primario $d \in D$ en el periodo $t \in T$ y 0 de lo contrario.

$P_{rct} = 1$ si el cliente $c \in C$ es asignado al centro de distribución $r \in R$ en el periodo $t \in T$ y 0 de lo contrario.

$q_{it} = 1$ si el vehículo i es utilizado en una ruta en el periodo $t \in T$, con $i \in W U V$ y 0 de lo contrario.

$F_{drt}^v =$ Flujo desde el depósito primario $d \in D$ al centro de distribución $r \in R$ en el vehículo $v \in V$ en el periodo $t \in T$.

$Z =$ Costo total.

6.3.5. Función Objetivo

$$\begin{aligned} \text{Min } Z = & \sum_{r \in R} F_r * y_r + \sum_{d \in D} F_d * y_d + \sum_{w \in W} \sum_{t \in T} G_w * q_{wt} + \sum_{v \in V} \sum_{t \in T} G_v * q_{vt} + \\ & + \sum_{w \in W} \sum_{i \in RUC} \sum_{j \in RUC} \sum_{t \in T} T_{ij} * n_{ijt}^w + \sum_{v \in V} \sum_{i \in DUR} \sum_{j \in DUR} \sum_{t \in T} S_{ij} * m_{ijt}^v \end{aligned} \quad (1)$$

6.3.6. Restricciones

$$\sum_{r \in R} P_{rct} = 1 \quad \forall c \in C, \forall t \in T \quad (2)$$

$$\sum_{c \in C} D_{ct} * P_{rct} \leq K_r * y_r \quad \forall r \in R, \forall t \in T \quad (3)$$

$$\sum_{w \in W} \sum_{i \in RUC} n_{ict}^w = 1 \quad \forall c \in C, \forall t \in T, i \neq c \quad (4)$$

$$\sum_{i \in RUC} n_{ijt}^w - \sum_{i \in RUC} n_{jit}^w = 0 \quad \forall w \in W, \forall j \in RUC, \forall t \in T, i \neq j \quad (5)$$

$$\sum_{i \in S'} \sum_{j \in S'} n_{ijt}^w \leq |C'| - 1 \quad \forall w \in W, C' \subseteq C, |C'| \geq 2, \forall t \in T, i \neq j \quad (6)$$

$$\sum_{i \in R} \sum_{j \in C} n_{ijt}^w \leq 1 \quad \forall w \in W, \forall t \in T \quad (7)$$

$$\sum_{w \in W} \sum_{j \in C} n_{rjt}^w \leq 1 \quad \forall r \in R, \forall t \in T \quad (8)$$

$$\sum_{j \in RUC} n_{rjt}^w + \sum_{j \in RUC} n_{cjt}^w - P_{rct} \leq 1 \quad \forall r \in R, \forall c \in C, \forall w \in W, \forall t \in T, r \neq j, c \neq j \quad (9)$$

$$\sum_{c \in C} \sum_{i \in RUC} D_{ct} * n_{ict}^w \leq H_w * q_{wt} \quad \forall w \in W, \forall t \in T, i \neq c \quad (10)$$

$$\sum_{d \in D} L_{drt} = y_r \quad \forall r \in R, \forall t \in T \quad (11)$$

$$K_d * y_d \geq \sum_{r \in R} K_r * L_{drt} \quad \forall d \in D, \forall t \in T \quad (12)$$

$$\sum_{i \in DUR} m_{ijt}^v - \sum_{i \in DUR} m_{jit}^v = 0 \quad \forall v \in V, \forall j \in DUR, \forall t \in T, i \neq j \quad (13)$$

$$\sum_{i \in R'} \sum_{j \in R'} m_{ijt}^v \leq |R'| - 1 \quad \forall v \in V, R' \subseteq R, |R'| \geq 2, \forall t \in T, i \neq j \quad (14)$$

$$\sum_{i \in D} \sum_{j \in R} m_{ijt}^v \leq 1 \quad \forall v \in V, \forall t \in T \quad (15)$$

$$\sum_{v \in V} \sum_{j \in R} m_{djt}^v \leq 1 \quad \forall d \in D, \forall t \in T \quad (16)$$

$$\sum_{j \in DUR} m_{djt}^v + \sum_{j \in DUR} m_{rjt}^v - L_{drt} \leq 1 \quad \forall d \in D, \forall r \in R, \forall v \in V, \forall t \in T, d \neq j, r \neq j \quad (17)$$

$$\sum_{v \in V} \sum_{d \in D} F_{drt}^v = \sum_{c \in C} D_{ct} * P_{rct} \quad \forall r \in R, \forall t \in T \quad (18)$$

$$H_v * \sum_{j \in DUR} m_{djt}^v - F_{drt}^v \geq 0 \quad \forall v \in V, \forall d \in D, \forall r \in R, \forall t \in T, d \neq j \quad (19)$$

$$H_v * \sum_{j \in DUR} m_{rjt}^v - F_{drt}^v \geq 0 \quad \forall v \in V, \forall d \in D, \forall r \in R, \forall t \in T, r \neq j \quad (20)$$

$$\sum_{d \in D} \sum_{r \in R} F_{drt}^v \leq H_v * q_{vt} \quad \forall v \in V, \forall t \in T \quad (21)$$

$$\sum_{j \in C} n_{rjt}^w = \sum_{j \in C} n_{rjt+1}^w \quad \forall w \in W, \forall r \in R, \forall t \in T, t < T \quad (22)$$

$$\sum_{j \in R} m_{djt}^v = \sum_{j \in R} m_{djt+1}^v \quad \forall v \in V, \forall d \in D, \forall t \in T, t < T \quad (23)$$

$$n_{ijt}^w \in \{0,1\}, i \in RUC, j \in RUC, w \in W, t \in T \quad (24)$$

$$m_{ijt}^v \in \{0,1\}, i \in DUR, j \in DUR, v \in V, t \in T \quad (25)$$

$$y_r \in \{0,1\}, r \in R \quad (26)$$

$$y_d \in \{0,1\}, d \in D \quad (27)$$

$$P_{rct} \in \{0,1\}, r \in R, c \in C, t \in T \quad (28)$$

$$L_{drt} \in \{0,1\}, d \in D, r \in R, t \in T \quad (29)$$

$$q_{wt} \in \{0,1\}, w \in W, t \in T \quad (30)$$

$$q_{vt} \in \{0,1\}, v \in V, t \in T \quad (31)$$

$$F_{drt}^v \in \mathbb{Z}^+, v \in V, d \in D, r \in R, t \in T \quad (32)$$

La función objetivo (1) busca minimizar el costo total resultante de la apertura de los centros de distribución (primer término) y depósitos primarios (segundo término), la utilización de los vehículos del segundo (tercer término) y primer escalón (cuarto término) en cada uno de los periodos y los costos relacionados con el ruteo en el segundo y primer escalón (quinto y sexto término respectivamente) en cada periodo del horizonte de planeación. La ecuación (2) especifica que cada cliente debe asignarse a un único centro de distribución en cada periodo; la ecuación (3) asegura que la demanda total de los clientes asignados a un centro de distribución en un periodo específico, no exceda la capacidad de dicha instalación; la ecuación (4) garantiza que cada cliente en cada periodo debe ser servido por un único vehículo del segundo escalón; la restricción (5)

asegura que cada vehículo del segundo escalón en cada periodo regrese al mismo centro de distribución del cual partió. La ecuación (6) previene la formación de sub-tours en el segundo escalón en cada periodo; la (7) garantiza que un vehículo del segundo escalón se asigne a un centro de distribución en un periodo dado, si este es utilizado; la ecuación (8) se relaciona con la utilización de un único vehículo por periodo para cada centro de distribución habilitado; la (9) garantiza que el centro de distribución r sirva al cliente c , si allí existe un vehículo w saliendo de r y llegando a c en el periodo t ; la ecuación (10) asegura que la demanda satisfecha por un vehículo del segundo escalón no exceda su capacidad, si este es utilizado; la ecuación (11) especifica que cada centro de distribución abierto debe ser asignado a un solo depósito primario en cada periodo. Por otra lado, la ecuación (12) corresponde a la restricción de capacidad en los depósitos primarios, haciendo referencia a que la capacidad de un depósito primario abierto debe ser mayor o igual a la capacidad de él o los centros de distribución asignados al mismo en cada periodo; la ecuación (13) asegura que cada vehículo del primer escalón en cada periodo retorne al mismo depósito primario del cual partió; la ecuación (14) evita la formación de sub-tours en cada periodo en el primer escalón; la (15) permite que un vehículo sea asignado como máximo a un depósito primario, si este es usado. La ecuación (16) garantiza que en cada depósito primario habilitado se utilice un único vehículo en cada periodo; la ecuación (17) asegura que el depósito primario d sirva al centro de distribución r , si allí existe un vehículo v saliendo de d y llegando a r en el periodo t ; mientras que la ecuación (18) hace referencia a la conservación de flujo en cada centro de distribución, en cada periodo, es decir, que la cantidad ingresada en el centro de distribución proveniente del depósito primario, debe ser igual a la demanda de los clientes asignados a dicho centro de distribución en el periodo t . Por otra parte, las ecuaciones (19) y (20) aseguran que la cantidad de flujo en un vehículo v , desde un depósito primario d a un centro de distribución r sea positiva,

únicamente si tanto el depósito primario como el centro de distribución son visitados por el mismo vehículo v en el periodo t ; la ecuación (21) está relacionada con la limitación de capacidad de cada vehículo del primer escalón, es decir, que el flujo transportado por cada vehículo del primer escalón desde un depósito primario d a un centro de distribución r en un periodo t sea menor o igual a la capacidad de dicho vehículo; la ecuación (22) asegura que cada vehículo del segundo escalón, una vez que sea asignado a un centro de distribución r , se mantenga asignado al mismo centro de distribución durante todo el horizonte de planeación; mientras que la ecuación (23) asegura que los cada vehículo del primer escalón, una vez que sea asignado a un depósito primario d , se mantenga asignado al mismo depósito durante todo el horizonte de planeación. Por último, en las ecuaciones (24)-(32) se establece la naturaleza de las variables de decisión presentes en el modelo matemático.

6.4. Representación del modelo matemático

Con el objetivo de dar a entender el modelo matemático formulado previamente, se presenta en la Figura 13 una representación del mismo. En dicha representación se identifican las decisiones de tipo estratégico correspondiente a la localización de las instalaciones, en la cual se decide la cantidad y ubicación de los depósitos primarios (primer escalón) y centros de distribución (segundo escalón); y las decisiones de tipo operacional asociadas con el ruteo de los vehículos en el primer y segundo escalón con el fin de cumplir con la demanda de los clientes en cada periodo; teniendo en cuenta el objetivo de minimizar el costo total de la red logística asociado con la apertura de las instalaciones, el uso de los vehículos y sus respectivos recorridos.

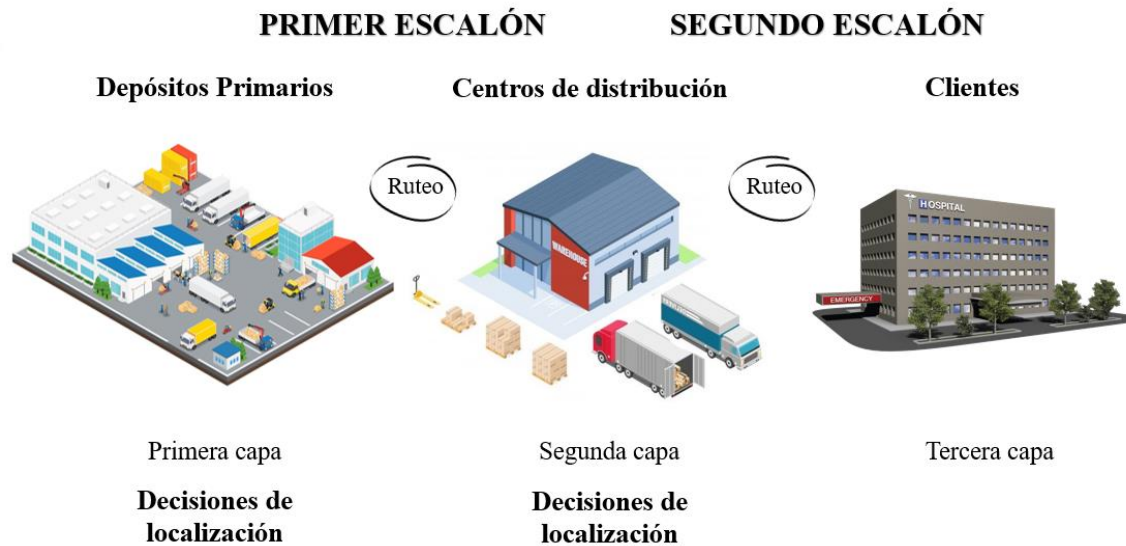


Figura 13. Representación del modelo matemático para el 2E-LRP. Nota. Adaptado de Dai, Aqlan, Gao y Zhou (2018).

7. Diseño del algoritmo genético

Como se mencionó anteriormente, el problema de localización y ruteo de vehículos de dos escalones abordado en el presente proyecto de investigación pertenece al conjunto de problemas del tipo NP-Hard debido a su complejidad computacional, al incluir dos problemas NP-Hard como son el problema de ruteo de vehículos y el problema de localización de instalaciones (Schwengerer et al., 2012); por esta razón, resulta necesario el uso de métodos aproximados con el fin de obtener buenas soluciones factibles en un tiempo computacional razonable. En la presente investigación se empleará la metaheurística conocida como “Algoritmo genético” y su procedimiento lógico se describe a continuación.

7.1. Caracterización del algoritmo

La metodología propuesta con el objetivo de dar solución al problema estudiado se puede dividir en tres etapas generales, las cuales reúnen los tres grandes procesos del algoritmo genético como son la creación de la población inicial, la aplicación de los operadores genéticos seleccionados y la presentación de los resultados finales.

7.1.1. Etapa 1. Creación de la población inicial.

Etapa 1.1. Método de Ahorro.

Etapa 1.2. Método del vecino más cercano.

Etapa 1.3. Método Aleatorio.

7.1.2. Etapa 2. Aplicación de los operadores genéticos.

Etapa 2.1. Operador de selección por torneo determinístico y aleatorio.

Etapa 2.2. Operador de cruce de subcadena bidimensional.

Etapa 2.3. Operador de mutación por intercambio de cadenas.

7.1.3. Etapa 3. Presentación de la mejor solución. Una vez se cumple con el criterio de parada seleccionado para el problema en cuestión, el cual para este caso en particular consiste en un número fijo de iteraciones definidas por el usuario o investigador, el algoritmo debe mostrar la mejor solución encontrada para el problema, compuesta por lo siguiente: una matriz de asignación de los clientes a los centros de distribución en cada periodo al igual que la asignación de dichos centros de distribución a los depósitos primarios habilitados, la matriz de rutas para cada escalón, las matrices que contienen los vehículos a utilizar en las instalaciones habilitadas en cada escalón y el fitness del individuo, el cual representa el costo total de la red logística.

7.2. Representación de la solución

Los individuos que componen la población, están representados por una codificación no binaria propuesta por el investigador y desarrollada considerando los distintos procesos ejecutados en cada sub-etapa. Se tomaron como referencias los trabajos desarrollados por Nakhjirkan y Mokhatab (2017), Ghatreh Samani y Hosseini-Motlagh (2017), Angarita (2018), junto con las recomendaciones propuestas por Tsai et al. (2015) para trabajar exitosamente con un algoritmo genético en dos dimensiones. Cada miembro o individuo de la población se compone de tres subcadenas por escalón, totalizando seis subcadenas por individuo, las cuales en conjunto representan una solución al problema abordado y se definen con las siguientes etiquetas:

7.2.1. Primer escalón.

1. Matriz de asignación de los centros de distribución a los depósitos primarios habilitados

Interpretación: Cada par de columnas representa el centro de distribución y el depósito primario encargado de atender dicha instalación en cada periodo, por ejemplo, en la Figura 14 la primer fila del primer par de columnas hace referencia a que el centro de distribución 2 es atendido por el depósito primario número 5 en el periodo 1.

2. Matriz de asignación de los vehículos a los depósitos primarios habilitados

Interpretación: La dupla genética (fila) representa la relación entre el depósito primario habilitado y el vehículo que le fue asignado, por lo tanto, la matriz presentada en la Figura 15 puede interpretarse en su primera fila como la asignación del vehículo 1 al depósito primario 5.

3. Matriz de rutas del primer escalón

Interpretación: La matriz proporciona las rutas para cada depósito primario habilitado en cada periodo. El número cero (0) indica el inicio y fin de una ruta utilizando el vehículo asignado, el cual se encarga de visitar uno o más centros de distribución según sea el caso, y termina su recorrido en el mismo depósito primario del cual partió inicialmente; el número menos uno (-1) representa el cambio de ruta en la misma instalación, es decir, el inicio de un nuevo recorrido por parte del vehículo asignado al depósito primario para visitar el o los centros de distribución restantes que hayan sido asignados al mismo depósito. Es importante aclarar que las columnas de la matriz representan las rutas de cada depósito primario en cada periodo. A manera de ejemplo, la primera columna (ver Figura 16) indica que el depósito primario 5 atiende a los centros de distribución 1, 2, 3, 4 y 5 en el primer periodo mediante dos rutas y tiene asociado el vehículo tipo 1 si relacionamos la información proporcionada en la Figura 15. La primera ruta inicia en el depósito primario 5 con el vehículo 1, visita el centro de distribución 3, luego pasa al centro de distribución 1, sigue por el 5 y culmina en el centro de distribución 2 antes de volver al depósito inicial. La ruta 2 empieza en el mismo depósito primario y haciendo uso del mismo vehículo tipo 1 sirve al centro de distribución 4 y termina su recorrido en el depósito primario del cual partió.

CD - Periodo 1	DP - Periodo 1	CD - Periodo 2	DP - Periodo 2	CD - Periodo 3	DP - Periodo 3
2	5	7	2	-	-
4	3	-	-	-	-

Figura 14. Matriz de asignación de CD a DP habilitados

DP	Vehículo
5	1
3	5
-	-

Figura 15. Asignación de vehículos a los depósitos primarios habilitados

DP5-Periodo 1	DP4-Periodo 2	DP3-Periodo 2	-	DPI-Periodo t
0	0	0	-	0
3	3	5	-	5
1	0	0	-	4
5	-1	-1	-	0
2	0	0	-	-1
0	4	1	-	0
-1	2	0	-	3
0	0		-	2
4			-	1
0			-	0

Figura 16. Rutas de depósitos primarios a centros de distribución (Primer escalón)

7.2.2. Segundo escalón.

1. Matriz de asignación de los clientes a los centros de distribución habilitados

Interpretación: Cada fila de la matriz de asignación representa cada uno de los clientes, mientras que las columnas exceptuando la primera de ellas, la cual se utiliza para identificar los clientes, representa cada uno de los periodos del horizonte de planeación. Los elementos de la matriz, indican el centro de distribución encargado de atender la demanda del cliente en el periodo correspondiente. En la Figura 17 se observa un ejemplo en el cual, en el primer periodo (segunda columna) los clientes 1 y 3 son atendidos por el centro de distribución número 2 mientras que los clientes 2 y 4 son atendidos por el centro de distribución 5.

2. Matriz de asignación de vehículos a los centros de distribución habilitados

Interpretación: De manera análoga a la matriz de asignación de vehículos a los depósitos primarios habilitados, cada fila representa la relación entre los centros de distribución y los vehículos, de esta forma, la matriz presentada en la Figura 18 puede interpretarse en su primera fila como la asignación del vehículo 7 al centro de distribución 2.

3. Matriz de rutas del segundo escalón

Interpretación: La matriz proporciona las rutas para cada centro de distribución habilitado en cada periodo, siendo el número cero (0) un indicador del inicio y fin de la ruta actual

utilizando el vehículo asignado, el cual se encarga de visitar uno o más clientes, y termina su recorrido en el mismo centro de distribución del cual partió inicialmente (origen), mientras que el número menos uno (-1) simboliza el cambio de ruta en la misma instalación, es decir, el inicio de un nuevo recorrido por parte del vehículo asignado al centro de distribución para visitar el o los clientes restantes que son atendidos por este. Análogamente a como ocurre en el primer escalón, las columnas de la matriz representan las rutas de cada instalación (centro de distribución) en cada periodo. En la Figura 19 se observa un ejemplo en el cual, la primera columna indica que el centro de distribución 2 atiende a los clientes asignados en el primer periodo mediante el vehículo 7 (ver Figura 18) distribuyéndolos en dos rutas. La primera ruta inicia en el centro de distribución y visita a los clientes 3, 1 y 7, en el orden mencionado antes de volver a la instalación de la cual partió. La ruta 2 empieza en el mismo centro de distribución utilizando el mismo vehículo asignado anteriormente y atiende a los clientes 6 y 8 para finalizar su recorrido volviendo a la instalación origen.

Clientes	Periodo 1	Periodo 2	-	Periodo t
1	2	3	-	1
2	5	4	-	1
3	2	2	-	4
4	5	2	-	4
-	-	-	-	-
i	6	5	-	3

Figura 17. Matriz de asignación de los clientes a los centros de distribución en cada periodo

CD	Vehículo
2	7
5	3
-	-

Figura 18. Asignación de vehículos a los centros de distribución habilitados

CD2-Periodo 1	CD5-Periodo 1	-	CDi-Periodo t
0	0	-	0
3	2	-	7
1	4	-	0
7	5	-	-1
0	0	-	0
-1		-	8
0		-	4
6		-	0
8		-	
0		-	

Figura 19. Rutas de los centros de distribución a los clientes (Segundo escalón)

7.3. Decodificación

Luego de finalizar el proceso algorítmico, el marco de trabajo debe mostrar el miembro mejor adaptado al entorno, el cual, al tratarse de un problema de minimización de costos, corresponderá al individuo con menor fitness. La información que presentará será la siguiente:

1. Matriz de asignación de clientes a los centros de distribución habilitados en cada periodo (Figura 17).
2. Tipo de vehículo asignado a cada centro de distribución habilitado (Figura 18).
3. Conjunto de rutas de cada centro de distribución en cada periodo para atender la demanda de los clientes asignados (Figura 19).
4. Matriz de asignación de los centros de distribución a los depósitos primarios abiertos en cada periodo (Figura 14).
5. Tipo de vehículo asignado a cada depósito primario habilitado (Figura 15).
6. Conjunto de rutas de cada depósito primario en cada periodo para atender la demanda de los centros de distribución correspondientes (Figura 16).

7.4. Función objetivo (Fitness)

La función objetivo que caracteriza a cada individuo o miembro de la población corresponde a la sumatoria de los costos asociados a la apertura de las instalaciones (centros de distribución y depósitos primarios), la utilización de los vehículos en el primer y segundo escalón y el respectivo ruteo para cada uno de los periodos en cada uno de los escalones. Teniendo en cuenta que el objetivo del problema está en minimizar el costo total de la red logística, el miembro mejor adaptado estará asociado al individuo con menor Fitness.

7.5. Parámetros

Los datos de entrada requeridos por el algoritmo propuesto para la generación de la población inicial, se encuentran resumidos en la Tabla 2.

Tabla 2.

Parámetros de inicialización del algoritmo

Parámetros	Descripción
Tamaño de la población	Se define un tamaño de 25 individuos, generados mediante tres métodos distintos de inicialización y verificando en cada uno de estos, el cumplimiento de cada una de las restricciones impuestas.
Tasa de cruce	La tasa de cruce establecida (T_C) es del 90%. En cada iteración, el mejor individuo de la generación anterior pasa directamente a la población temporal. Posteriormente, se seleccionan dos individuos aleatorios, los cuales se etiquetan como padres 1 y 2, y se genera un número aleatorio (N_A) para compararlo con la tasa de cruce, mediante la desigualdad $N_A < T_C$. Si se cumple lo anterior, se lleva a cabo el cruce; en caso contrario, se seleccionan dos nuevos padres y se repite el proceso hasta completar el tamaño de la población temporal.

Parámetros	Descripción
Tasa de mutación	La tasa de mutación (T_M) empleada en el problema abordado es del 2,5%. A cada miembro de la población se le asigna un número aleatorio (N_A), y el algoritmo verifica si este número es menor a la tasa de mutación, de ser así, aplica la mutación, en caso contrario, no se ejecuta sobre el individuo.
Corridas por instancia	El número de iteraciones propuesto para cada instancia es igual a 25.

* Cada uno de los parámetros de inicialización puede ser modificado posteriormente.

7.6. Pasos lógicos del procedimiento algorítmico

Con el objetivo de comprender el funcionamiento general del algoritmo genético propuesto, se presenta el diagrama de flujo de la Figura 20 en el cual se observan cuatro subprocesos.

Subproceso 1. Construcción de la población inicial: Para la construcción de la población inicial, se utilizan tres métodos distintos. El primero corresponde a un método de ahorro, el segundo a la heurística del vecino más cercano y finalmente, un método aleatorio. Una vez generada la población inicial, por medio de los operadores genéticos se da inicio a la construcción de la población temporal.

Subproceso 2. Operador de selección: Aleatoriamente se eligen dos miembros de la población para comparar sus fitness y seleccionar el mejor individuo, es decir, el que tenga menor valor teniendo en cuenta que la finalidad del problema es minimizar los costos, de esta forma se obtiene el primer padre. Posteriormente, se elige de forma aleatoria un nuevo individuo de la población que sea distinto al etiquetado como padre 1 y se define como padre 2.

Subproceso 3. Operador de cruce: Para el algoritmo propuesto se opta por utilizar el cruce de subcadena bidimensional con una tasa de cruce del 90%. El proceso se apoya en la generación de tres números aleatorios. Los primeros dos números indican la posición del punto de cruce en la

matriz de asignación de clientes a centros de distribución mientras que el tercer número indica si se ejecuta un cruce de subcadena horizontal o un cruce de tipo vertical. Posteriormente se aplica la operación lógica con el fin de obtener los hijos 1 y 2.

Subproceso 4. Operador de mutación: El tipo de mutación implementada es una mutación por intercambio de cadenas, con una probabilidad de mutación del 2,5%. A cada miembro de la población temporal, se le asigna un número aleatorio N_A , posteriormente se verifica si este número es menor a la tasa de mutación para definir si se ejecuta o no la mutación, la cual consiste en intercambiar aleatoriamente dos filas de genes de la subcadena *Matriz de asignación de clientes a los centros de distribución habilitados en cada periodo*.

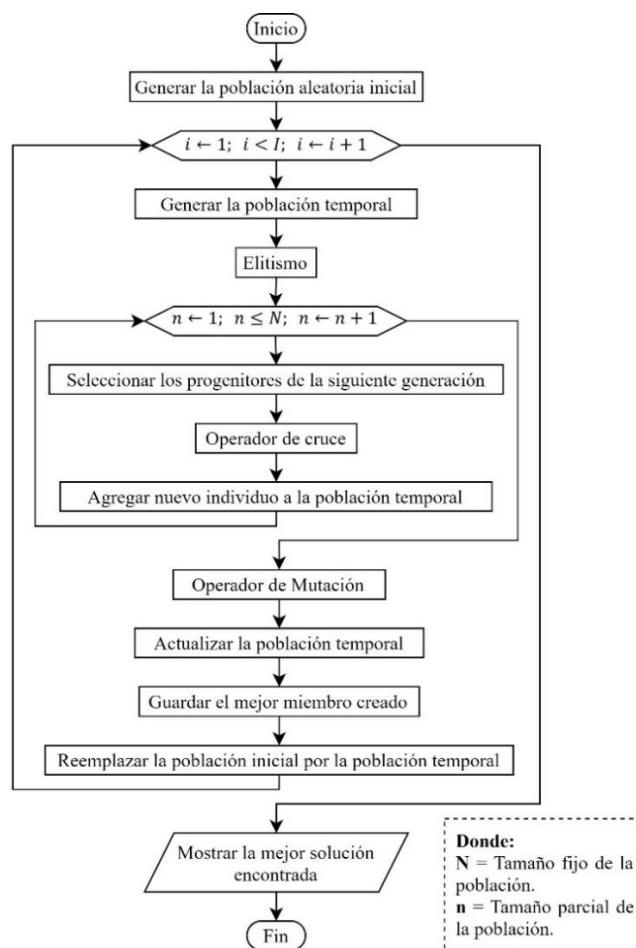


Figura 20. Procedimiento general del algoritmo genético propuesto.

7.6.1. Subproceso 1. Construcción de la población inicial. Como mencionan Reeves y Rowe (2002), el objetivo en la generación de la población inicial es permitir que cada punto en el espacio de búsqueda, es decir, cualquier solución al problema original pueda ser alcanzado a partir de las soluciones en la población inicial mediante el cruce de los individuos; es allí donde radica la importancia de este subproceso. Para el problema abordado, los pasos que se deben ejecutar son los siguientes, los cuales se encuentran a su vez en el *Apéndice A*:

Paso 1. Definir el tamaño de la población (N).

Paso 2. Ingresar los datos iniciales del problema, estos son: número de clientes, número de centros de distribución, número de depósitos primarios, número de vehículos para cada escalón, costo de abrir cada una de las instalaciones, costo de utilizar cada uno de los vehículos disponibles tanto el primer como segundo escalón, capacidad de las instalaciones, matriz de costos origen-destino para cada uno de los escalones y demanda de cada uno de los clientes en cada uno de los periodos.

Paso 3. Calcular la cantidad de miembros del total de la población (N) que serán generados a partir de cada método definido. Para el problema en cuestión, se determina que el 30% es creado con el método de ahorro (n_1), un segundo 30% es generado a partir de la heurística del vecino más cercano (n_2) y finalmente, el 40% restante de la población inicial se crea de manera aleatoria (n_3).

Método de ahorro: Esta técnica consiste en seleccionar el máximo ahorro en desplazamientos. Su funcionamiento se basa a grandes rasgos en ordenar de menor a mayor, las distancias o los costos de viajar desde un nodo de origen N_i hacia un conjunto de puntos P_k . Se visitan los nodos de acuerdo al ahorro de manera descendente, respetando las restricciones del problema.

Heurística del vecino más cercano: Consiste en la construcción de un recorrido de bajo costo, mediante la identificación del punto más cercano a un nodo de referencia. Se basa en la idea de

viajar de un punto a otro, de tal forma que, de todos los posibles destinos, el punto escogido sea el más cercano a donde se encuentra actualmente, seleccionando de esta forma, aristas de bajo costo.

Método aleatorio: Este método consiste en el diseño arbitrario de los recorridos que permitan visitar un conjunto de nodos N_i partiendo de un punto P_0 . Con el fin de lograr el buen funcionamiento del algoritmo genético, es imprescindible la inclusión del componente aleatorio en la generación de la población inicial, dotando así a la población de suficiente variedad de soluciones para explorar todas las zonas del espacio de búsqueda.

Paso 4. Generar la cantidad de miembros correspondiente a cada una de las técnicas descritas anteriormente y verificar el cumplimiento de las respectivas restricciones.

Teniendo en cuenta la importancia antes mencionada de este subproceso, se presenta el siguiente ejemplo, en el cual, a partir de los datos de entrada para el segundo escalón suministrados en la Figura 21, se construye la población inicial utilizando los tres métodos descritos.

Datos de entrada

Demanda de los clientes en cada periodo			
Cliente/Periodo	1	2	3
1	33	35	35
2	40	24	25
3	22	28	25
4	20	38	17
5	21	27	26
6	17	24	21
7	21	26	20
8	40	26	18
9	17	36	25
10	40	39	16

Capacidad(CD)	1	2	3	4	5
	115	100	117	120	108

Figura 21. Parámetros del modelo (Segundo escalón).

Método de ahorro

Se genera un número aleatorio (N_A) entre 1 y el número de centros de distribución disponibles. Para este ejemplo en particular se supone que el número aleatorio generado es 3. Posteriormente,

como se aprecia en la Figura 22 se procede a organizar los nodos (clientes) tomando como punto de partida el centro de distribución correspondiente al número aleatorio generado (CD3) y se da inicio a la asignación de los clientes. Este proceso se realiza por separado en cada uno de los periodos.

Cada cliente se va agregando al centro de distribución habilitado mientras no haya sido asignado a otro CD previamente, teniendo en cuenta que no se exceda la capacidad del mismo. Este procedimiento se ejecuta hasta que todos los clientes sean asignados a un centro de distribución habilitado en cada uno de los periodos, obteniendo la matriz de asignación de clientes presentada en la Figura 23.

	CD3
CD1	0
CD2	0
CD3	0
CD4	0
CD5	0
C10	533
C6	708
C1	889
C5	982
C2	1039
C7	1352
C8	1842
C9	1951
C4	2148
C3	2292

Matriz de asignación de los clientes a CD abiertos (Periodo 1)

CD3		
10		
6		
1		
5		

Figura 22. Procedimiento lógico del método de ahorro.

Cientes	Periodo 1	Periodo 2	Periodo 3
1	3	4	5
2	5	3	2
3	1	4	2
4	5	1	5
5	3	3	2
6	3	4	5
7	1	3	2
8	5	4	5
9	1	3	1
10	3	1	5

Figura 23. Matriz de asignación de clientes a centros de distribución (Método de ahorro).

Vecino más cercano

Al igual que con el método de ahorro, el proceso parte de la generación de un número aleatorio correspondiente al centro de distribución que se habilitará, el cual, para este caso, se supone que es el número 2. Una vez se habilita el centro de distribución 2, el algoritmo debe ir a la matriz de costos ingresada entre los parámetros iniciales del problema e identificar dicha instalación, con el objetivo de iniciar la búsqueda de los vecinos (clientes) más cercanos para asignarlos.

En la Figura 24, se observa que el cliente más cercano, es decir, el cliente con menor costo tomando como punto de partida el CD2 es el número 9, posteriormente, el cliente 9 pasa a ser el nuevo punto de referencia, siendo el vecino con menor costo el cliente 6; tomando como referencia el cliente 6, el vecino más cercano corresponde al número 5; ahora con respecto al cliente 5, el vecino con menor costo es el número 7 y finalmente con respecto a este, el cliente con menor costo es el número 3 (no se asignan más clientes porque la demanda de estos sobrepasaría la capacidad de la instalación). Cada cliente se va agregando al centro de distribución seleccionado aleatoriamente teniendo en cuenta que no se haya agregado a otro centro de distribución previamente y la demanda total de los clientes asignados no exceda la capacidad del centro de distribución.

Este procedimiento se repite hasta que cada uno de los clientes en cada uno de los periodos sea asignado a un CD habilitado, generando la matriz de asignación de clientes que se presenta en la Figura 25.

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10
CD1	1967	2312	2008	2723	1026	1112	1723	1171	1407	1479
CD2	1665	1673	1194	2166	651	686	2264	1734	639	2013
CD3	2461	2793	899	1515	874	2001	1959	1084	946	507
CD4	1300	756	1495	713	784	1282	1970	505	2688	1903
CD5	1305	2000	1184	1198	1330	1240	1906	1988	1710	1614
C1	0	2595	1297	2200	2669	561	819	523	1212	1202
C2	2595	0	2797	2524	2398	1212	2382	2412	2723	2019
C3	1297	2797	0	831	2332	2529	607	2087	2727	592
C4	2200	2524	831	0	1900	814	714	2305	1880	2451
C5	2669	2398	2332	1900	0	543	770	980	780	2352
C6	561	1212	2529	814	543	0	2596	2707	532	1880
C7	819	2382	607	714	770	2596	0	1734	747	1838
C8	523	2412	2087	2305	980	2707	1734	0	1957	1456
C9	1212	2723	2727	1880	780	532	747	1957	0	1513
C10	1202	2019	592	2451	2352	1880	1838	1456	1513	0

Figura 24. Procedimiento lógico del método vecino más cercano.

Clientes	Periodo 1	Periodo 2	Periodo 3
1	4	4	5
2	1	5	3
3	2	3	5
4	1	4	1
5	2	1	1
6	2	1	1
7	2	3	1
8	4	4	5
9	2	1	1
10	4	3	5

Figura 25. Matriz de asignación de clientes a centros de distribución (Vecino más cercano).

Método aleatorio

Parte de un número aleatorio (N_A) entre 1 y el número de centros de distribución disponibles. Una vez habilitado el centro de distribución se asignan los clientes a partir del concepto de aleatoriedad, siempre teniendo en cuenta que el cliente próximo a agregar no haya sido asignado previamente a otro centro de distribución y que no se excedan los límites de capacidad de la instalación. Este procedimiento se repite para cada uno de los periodos hasta completar la matriz de asignación de los clientes a los centros de distribución de la Figura 26.

Cientes	Periodo 1	Periodo 2	Periodo 3
1	3	3	2
2	5	4	1
3	3	1	1
4	3	1	2
5	5	4	5
6	5	3	5
7	4	1	2
8	4	4	2
9	5	3	1
10	2	4	5

Figura 26. Matriz de asignación de clientes a centros de distribución (Método aleatorio).

Durante la generación de la matriz de asignación de clientes a centros de distribución se deben cumplir en su totalidad las siguientes restricciones, las cuales, a su vez se aplican durante la generación de la matriz de asignación de centros de distribución a depósitos primarios en el primer escalón:

1. La carga asociada a una instalación habilitada (centro de distribución o depósito primario) en cada uno de los periodos, no puede exceder la capacidad de dicha instalación.
2. Cada cliente (segundo escalón) o centro de distribución (primer escalón) en cada periodo debe ser atendido por una única instalación. En el caso del segundo escalón, la demanda de un cliente no puede ser atendida por dos centros de distribución y en el primer escalón, un centro de distribución no puede estar vinculado a dos depósitos primarios.
3. El número de instalaciones habilitadas en cada escalón para cada periodo, debe ser menor o igual al número de vehículos disponibles en dicho escalón.

Posteriormente, el algoritmo procede con la asignación de los vehículos a los centros de distribución abiertos obteniendo como resultado las subcadenas de asignación de vehículos a los CD y de rutas del segundo escalón; estas se encuentran representadas en las Figura 27 y Figura 28, respectivamente. Cabe resaltar que durante la asignación de los vehículos a las instalaciones se

debe cumplir la restricción relacionada con la asignación permanente de los vehículos a las mismas, es decir, una vez que se asigna un vehículo a una instalación (centro de distribución o depósito primario) este permanece atendiendo los clientes de la misma instalación durante todo el horizonte de planeación.

CD	Vehículo
3	1
5	7
4	3
2	2
1	4

Figura 27. Asignación de los vehículos a los centros de distribución habilitados

CD3-Periodo1	CD5-Periodo1	CD4-Periodo1	CD2-Periodo1	CD3-Periodo2	CD4-Periodo2	CD1-Periodo2	CD2-Periodo3	CD1-Periodo1	CD5-Periodo3
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
4	6	8	10	9	10	3	4	9	10
1	2	7	0	6	5	7	7	2	5
3	9	0		0	8	4	1	3	6
0	0			-1	0	0	8	0	0
	-1			0	-1		0		
	0			1	0				
	5			0	2				
	0				0				

Figura 28. Matriz de rutas de los CD a los clientes (Segundo escalón).

Luego de obtener las tres subcadenas del segundo escalón, se aplica el método aleatorio al primer nivel y se obtienen las tres subcadenas restantes del miembro. Con el objetivo de continuar ejemplificando la construcción de la población inicial, se toma como referencia las tres subcadenas obtenidas por el método aleatorio y adicionalmente, se asume la información recopilada en la Figura 29 relacionada con la capacidad de los depósitos primarios y la demanda de los centros de distribución.

Demanda de los CD en cada periodo			
CD/Periodo	1	2	3
1	0	92	75
2	40	0	90
3	75	95	0
4	61	116	0
5	95	0	63

Capacidad(DP)	1	2	3	4	5	6
	97	142	134	118	107	125

Figura 29. Parámetros del modelo (Primer escalón).

A partir de los datos anteriores, se construyen las subcadenas restantes presentadas en las Figura 30, Figura 31 y Figura 32, las cuales se encuentran a continuación.

CD-Periodo1	DP-Periodo1	CD-Periodo2	DP-Periodo2	CD-Periodo3	DP-Periodo3
2	5	1	4	1	2
3	2	3	5	2	4
4	5	4	2	5	2
5	4				

Figura 30. Matriz de asignación de CD a DP habilitados (Método Aleatorio).

DP	Vehículo
5	1
2	3
4	5

Figura 31. Asignación de los vehículos a los depósitos primarios habilitados.

DP5-Periodo1	DP2-Periodo1	DP4-Periodo1	DP4-Periodo2	DP5-Periodo2	DP2-Periodo2	DP2-Periodo3	DP4-Periodo3
0	0	0	0	0	0	0	0
2	3	5	1	3	4	1	2
4	0	0	0	0	0	5	0
0						0	

Figura 32. Matriz de rutas de los DP a los CD (Primer escalón).

7.6.2. Subproceso 2. Operador de selección. Los pasos que se deben ejecutar en este subproceso son los siguientes, los cuales se encuentran en el *Apéndice B*:

Paso 1. Seleccionar aleatoriamente dos individuos o miembros de la población.

Paso 2. Comparar el fitness de los miembros seleccionados en el paso anterior teniendo en cuenta que la finalidad del problema está en minimizar los costos, por lo tanto, el individuo mejor adaptado será el que tenga el menor fitness y se etiquetará como *Padre 1*.

Paso 3. Seleccionar aleatoriamente un nuevo miembro de la población y compararlo con el individuo etiquetado como *Padre 1* en el paso anterior. Si el miembro seleccionado aleatoriamente es distinto al *Padre 1*, etiquetarlo como *Padre 2*; en caso contrario, descartarlo y repetir el paso actual.

7.6.3. Subproceso 3. Operador de cruce. Una vez generada la población inicial y seleccionado los progenitores, el siguiente paso corresponde al cruce entre estos. Para el presente proyecto, durante la etapa de codificación en el software Matlab, se contemplan dos opciones en cuanto al operador de cruce, estas corresponden al cruce uniforme y cruce de subcadena bidimensional. Ambas opciones se codifican y se prueban en distintas instancias para finalmente seleccionar el cruce de subcadena bidimensional, el cual se basa en el operador propuesto por Tsai et al. (2015). La descripción detallada del funcionamiento del operador de cruce se encuentra en el *Apéndice C* y los pasos a nivel general se encuentran a continuación. Cabe aclarar que el operador de cruce siempre se ejecuta en el segundo escalón y cada par de progenitores da origen a dos descendientes o hijos.

Paso 1. Generar un número aleatorio (N_A) en el intervalo $[0,1]$.

Paso 2. Comparar el número aleatorio generado con la tasa de cruce definida en los parámetros de inicialización del algoritmo, si el número aleatorio es menor a dicha tasa ($N_A < T_C$), se ejecuta el cruce, en caso contrario los dos padres se agregan directamente a la población temporal.

Paso 3. Si en el paso anterior se cumple la desigualdad $N_A < T_C$, es decir, si se lleva a cabo el cruce, se generan dos números aleatorios R_f y R_c , los cuales representan la fila y la columna, respectivamente, correspondiente al punto de cruce en la matriz de asignación.

Paso 4. Generar un número aleatorio (R) en el intervalo $[0,1]$. Si $R \leq 0.5$ se ejecuta un cruce de tipo vertical, en caso contrario, se lleva a cabo un cruce de subcadena bidimensional horizontal. El funcionamiento para cada uno de los casos se encuentra detallado y ejemplificado en el capítulo 5 del presente proyecto, en la sección correspondiente a los operadores de cruce.

Paso 5. Validar que el hijo generado cumple con cada una de las siguientes restricciones:

R1. El número de centros de distribución habilitados en cada periodo debe ser menor o igual al número de vehículos disponibles.

R2. La capacidad total de los CD habilitados en cada periodo debe ser mayor o igual que la demanda total de los clientes en dicho periodo.

R3. La demanda total de los clientes asignados a cada CD habilitado en cada periodo, debe ser menor o igual a la capacidad de dicha instalación.

Paso 6. Para producir el segundo descendiente se intercambian los papeles de los padres y se ejecutan nuevamente los pasos 4 y 5. El proceso lógico del cruce de subcadena bidimensional se presenta mediante un ejemplo en la Figura 33. En esta se representan los dos posibles casos, cuando $R > 0.5$ y el caso contrario, donde $R \leq 0.5$, para una situación donde el punto de cruce está definido por $R_f = 6$ y $R_c = 2$.

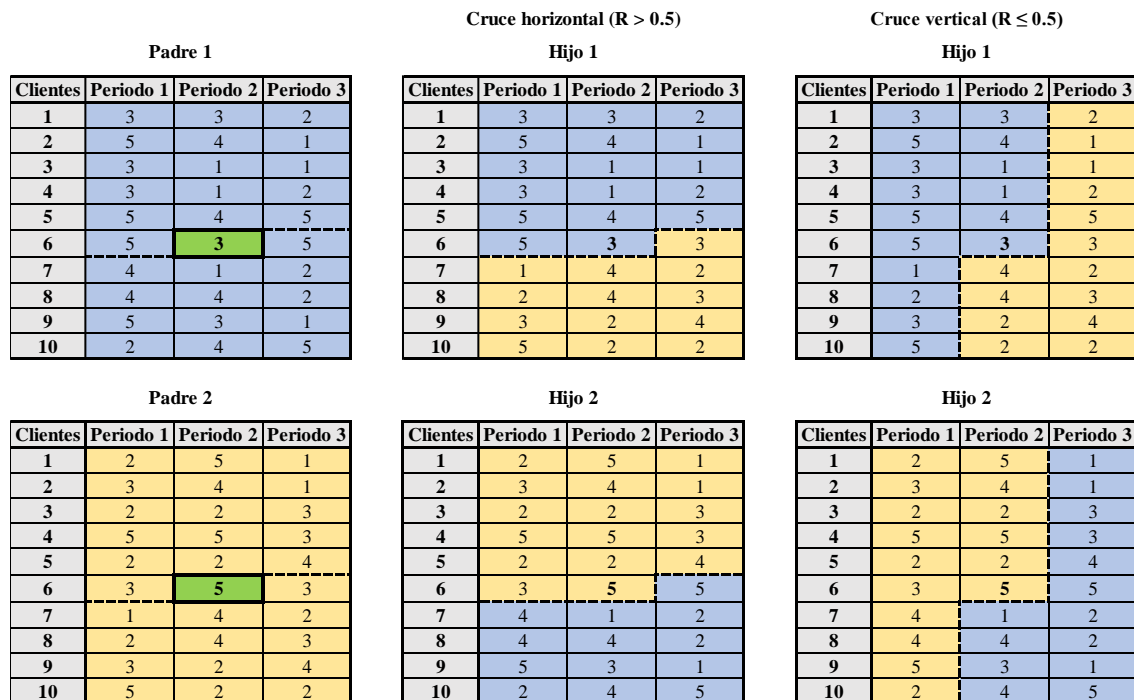


Figura 33. Proceso lógico del cruce de subcadena bidimensional.

7.6.3.1. Infactibilidades en el subproceso de cruce. Como se mencionó previamente en el paso 5 del operador de cruce, cada uno de los hijos de los padres 1 y 2, debe cumplir con tres restricciones. En lo que respecta a las restricciones R1 y R2, deben cumplirse ambas sin excepción; de no cumplirse alguna, el algoritmo debe generar un nuevo punto de cruce (R_f, R_c) . Se estableció un total de cuatro intentos por cada hijo para repetir el proceso, si terminados los cuatro intentos aún se incumplen una o ambas restricciones (R1 y R2) se descarta el hijo.

En cuanto a R3, el algoritmo trabaja con un poco más de flexibilidad en cuanto a su cumplimiento, es decir, en el caso de que el descendiente no cumpla con dicha restricción, se da inicio a un proceso de reparación de las infactibilidades periodo por periodo, el cual sigue los siguientes pasos.

Paso 1. Calcular la carga de cada CD abierto en el periodo. Esta carga corresponde a la sumatoria de la demanda total de los clientes asignados al CD en cuestión en el periodo actual.

Paso 2. Calcular la diferencia entre la capacidad de cada CD y la carga de este para cada periodo; si dicha diferencia es negativa, significa que para el periodo correspondiente, la sumatoria de las demandas de los clientes asignados a dicho CD es mayor que la capacidad de este, por lo tanto el CD es incapaz de cubrir en su totalidad la demanda; mientras que, en el caso contrario, si la diferencia es positiva, significa que el CD tiene una carga asociada inferior a su capacidad, es decir, tiene capacidad sobrante en dicho periodo. En el caso donde ninguna de las diferencias sea negativa, quiere decir que la asignación de los clientes a los CD producto del cruce de los padres, es exitosa y cumple con la restricción R3, por lo tanto, se procede a la asignación de los vehículos.

Paso 3. Para el periodo actual, identificar el CD con la mayor diferencia negativa, carga > capacidad, y el CD con la mayor capacidad sobrante en el periodo, es decir, la mayor diferencia positiva.

Paso 4. Del CD con mayor diferencia negativa, identificar dentro de los clientes asignados, aquel con la menor demanda.

Paso 5. Sentencia: ¿La demanda del cliente a trasladar es menor o igual que la diferencia del CD al que se pretende reasignar?

Si: Reasignar el cliente

No: Sentencia: ¿Se puede trasladar el cliente a uno de los CD utilizado en periodos posteriores pero que no tiene asignados clientes en el periodo actual?

Si: Identificar el CD con capacidad mayor o igual a la demanda del cliente que se desea trasladar, habilitarlo en el periodo actual, trasladar el cliente e ir al paso 6.

No: Sentencia: ¿El número de CD habilitados en todo el horizonte de planeación es menor al número de vehículos disponibles y existen más CD que puedan ser habilitados?

Si: Identificar el CD con capacidad mayor o igual a la demanda del cliente que se desea trasladar, habilitarlo en el periodo actual, trasladar el cliente e ir al paso 6.

No: Descartar el hijo.

Paso 6. Calcular nuevamente la diferencia entre la capacidad y la carga para cada CD en el periodo actual, si aún existen diferencias negativas, se debe volver a aplicar el procedimiento anterior teniendo en cuenta si se abrieron nuevos CD pues estos también deberán considerarse como posibles opciones para el traslado de los clientes. Cuando todas las diferencias en el periodo actual sean ≥ 0 , se actualiza la columna correspondiente al periodo actual de la matriz de asignación de los clientes a los CD habilitados y se procede a repetir el proceso para el siguiente periodo.

7.6.4. Subproceso 4. Operador de mutación. Este subproceso corresponde a la etapa previa al reemplazo de la población inicial por la población temporal. Para el presente proyecto, se

contemplan los operadores de mutación por intercambio de dos puntos y por intercambio de cadenas. Las dos opciones se prueban para distintas instancias durante la etapa de codificación donde finalmente se opta por implementar la mutación por intercambio de cadenas. Los pasos a ejecutar son los siguientes, los cuales se encuentran descritos en el *Apéndice D*:

Paso 1. Etiquetar a cada miembro de la población temporal con un número aleatorio (N_A) en el intervalo $[0,1]$.

Paso 2. Iniciar la selección de miembros en la población temporal y verificar si el número aleatorio del miembro elegido es menor a la tasa de mutación definida en los parámetros de inicialización del algoritmo, si se cumple la anterior afirmación, se lleva a cabo el proceso de mutación, en caso contrario, el algoritmo elige un nuevo miembro y repite la validación. Dicha validación se realiza N -veces, teniendo en cuenta que el tamaño de la población temporal al igual que el de la población inicial es N .

Paso 3. En caso de realizarse la mutación, se eligen aleatoriamente dos filas de la matriz de asignación de clientes a los centros de distribución habilitados y se intercambian entre sí.

Paso 4. Verificar si la nueva asignación producto de la mutación cumple con la restricción R3 la cual corresponde a que la demanda total de los clientes asignados a cada CD habilitado en cada periodo, sea menor o igual a la capacidad de dicha instalación.

Paso 5. Si el miembro mutado cumple con la restricción, se procede a construir las subcadenas del primer y segundo escalón, utilizando el método aleatorio; posteriormente se calcula el fitness del individuo mutado y se compara con el fitness del individuo inicial, en caso de que el fitness del individuo mutado sea mayor al inicial, se descarta la mutación sobre el individuo, en caso contrario, si el fitness del individuo mutado es menor al inicial, se guardan las seis subcadenas del

individuo mutado. En caso de que el miembro mutado no cumpla con la restricción, esta se descarta y se procede a construir las subcadenas del primer escalón.

7.6.5. Cálculo del fitness durante el proceso de cruce y mutación. El fitness total de cada individuo se divide en dos partes, correspondientes a las tres subcadenas de cada escalón. El algoritmo calcula dos fitness parciales para cualquier operación (cruce o mutación) realizada sobre el individuo. Una vez calculados estos fitness parciales, se suman y el resultado corresponde al fitness total del miembro.

7.6.6. Pseudocódigo del algoritmo genético. El funcionamiento global del algoritmo genético se presenta en el *Apéndice E* mediante su respectivo pseudocódigo, el cual permite una mayor comprensión de la forma en que se ejecutan los distintos subprocesos del algoritmo.

8. Experimentación

Una vez desarrollado el código para el algoritmo genético en el software Matlab R2020a, se inicia la etapa de validación. Se comprueba su funcionalidad y consistencia, teniendo en cuenta las suposiciones del modelo formulado, mediante la creación de tres instancias tomando como referencia a Prodhon (2006). Estas instancias se corren en un equipo con procesador Intel® Core™ i5-2300 CPU @ 2.80 GHz, memoria RAM 8,00 GB.

En la Tabla 3 se resumen los datos de entrada en cuanto a cantidad de periodos, clientes, instalaciones y vehículos en cada escalón para cada una de las instancias trabajadas. Adicionalmente, en el *Apéndice G* se describe con mayor detalle cada una de las instancias propuestas.

Tabla 3.

Instancias de prueba para el 2E-LRP.

Número	Tipo de Instancia	Periodos	Clientes	CD	DP	V	W
1	Pequeña	3	50	10	7	10	14
2	Mediana	5	80	14	10	14	17
3	Robusta	10	100	20	15	20	25

A continuación, se presentan los resultados obtenidos en la primera instancia con su respectiva interpretación. Por otro lado, los resultados de las instancias dos y tres se recopilan en el *Apéndice H* debido al tamaño de las subcadenas obtenidas en cada uno de estos, en cuanto a su interpretación, esta es análoga a la interpretación para la primera instancia. A su vez, es importante destacar que la solución obtenida para cada uno de los casos propuestos, contiene la siguiente información:

1. Subcadena de matriz asignación de clientes a CD habilitados en cada periodo.
2. Subcadena para la asignación de los vehículos a cada CD habilitado.
3. Subcadena de rutas CD-Clientes en cada periodo (Segundo escalón).
4. Subcadena de matriz de asignación de CD a DP habilitados en cada periodo.
5. Subcadena para la asignación de los vehículos a cada DP habilitado.
6. Subcadena de rutas DP-CD en cada periodo (Primer escalón).
7. Fitness del individuo (Costo total de la configuración obtenida).

8.1. Resultados instancia 1

Tabla 4.

Subcadena Matriz de asignación de clientes a CD habilitados en cada periodo.

Cliente	Periodo1	Periodo2	Periodo3	Cliente	Periodo1	Periodo2	Periodo3
1	8	6	7	26	8	7	10
2	8	6	7	27	2	5	3

Cliente	Periodo1	Periodo2	Periodo3	Cliente	Periodo1	Periodo2	Periodo3
3	8	6	7	28	2	7	3
4	8	6	7	29	2	5	3
5	8	6	7	30	8	6	7
6	8	6	7	31	2	5	3
7	8	6	7	32	2	5	3
8	8	6	10	33	2	5	3
9	8	6	10	34	2	5	8
10	8	6	10	35	2	7	3
11	8	6	10	36	2	7	3
12	8	7	10	37	2	7	8
13	8	7	10	38	2	5	8
14	2	7	10	39	2	7	8
15	2	7	10	40	2	5	3
16	2	7	10	41	8	6	7
17	8	6	7	42	2	5	8
18	2	7	3	43	8	7	10
19	8	6	10	44	8	6	10
20	8	6	7	45	8	6	10
21	8	7	7	46	2	5	3
22	2	7	3	47	2	5	3
23	8	6	7	48	8	7	10
24	2	7	3	49	2	7	10
25	8	6	7	50	2	5	8

Tabla 5.

Subcadena para la asignación de los vehículos a cada CD habilitado.

CD	Vehículo
8	5
2	2
6	10
7	11
5	9
10	4
3	1

Nota: Adaptado del software Matlab R2020a.

Tabla 6.

Subcadena de rutas CD-Clientes en cada periodo (Segundo escalón).

CD8 P1	CD2 P1	CD6 P2	CD7 P2	CD5 P2	CD7 P3	CD10 P3	CD3 P3	CD8 P3
0	0	0	0	0	0	0	0	0
44	14	10	21	33	21	13	40	39
1	28	1	12	27	1	8	18	34
23	15	23	49	31	23	19	28	37
2	33	20	13	46	0	12	0	0
20	0	0	0	0	-1	0	-1	-1
0	-1	-1	-1	-1	0	-1	0	0
-1	0	0	0	0	2	0	22	42
0	16	2	37	29	20	9	35	38
3	39	3	14	32	17	45	36	50
17	18	17	48	47	0	49	0	0
4	32	0	22	34	-1	0	-1	0
25	0	-1	0	50	0	-1	0	0
6	-1	0	-1	0	3	0	24	0
0	0	4	0	-1	4	10	27	0
-1	22	25	15	0	25	26	0	0
0	35	5	43	38	0	44	-1	0
5	24	30	16	40	-1	0	0	0
30	36	6	0	42	0	-1	31	0
41	0	0	-1	0	5	0	29	0
7	-1	-1	0	0	30	11	32	0
0	0	0	39	0	0	14	0	0
-1	27	41	18	0	-1	48	-1	0
0	31	7	28	0	0	15	0	0
48	29	44	36	0	6	0	46	0
8	46	8	0	0	41	-1	47	0
19	0	0	-1	0	0	0	0	0
9	-1	-1	0	0	-1	43	-1	0
0	0	0	35	0	0	16	0	0
-1	34	19	24	0	7	0	33	0
0	37	9	26	0	0	0	0	0
45	40	45	0	0	0	0	0	0
10	0	11	0	0	0	0	0	0
26	-1	0	0	0	0	0	0	0
11	0	0	0	0	0	0	0	0
12	38	0	0	0	0	0	0	0
0	47	0	0	0	0	0	0	0

CD8 P1	CD2 P1	CD6 P2	CD7 P2	CD5 P2	CD7 P3	CD10 P3	CD3 P3	CD8 P3
-1	42	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0
43	-1	0	0	0	0	0	0	0
21	0	0	0	0	0	0	0	0
13	49	0	0	0	0	0	0	0
0	50	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0

Nota: Adaptado del software Matlab R2020a.

Tabla 7.

Subcadena Matriz de asignación de CD a DP habilitados en cada periodo.

CD-P1	DP-P1	CD-P2	DP-P2	CD-P3	DP-P3
8	5	6	6	7	6
2	5	7	6	10	6
0	0	5	6	3	6
0	0	0	0	8	6

Nota: Adaptado del software Matlab R2020a.

Tabla 8.

Subcadena para la asignación de los vehículos a cada DP habilitado.

DP	Vehículo
5	7
6	9

Nota: Adaptado del software Matlab R2020a.

Tabla 9.

Subcadena de rutas DP-CD en cada periodo (Primer escalón).

DP5-P1	DP6-P2	DP6-P3
0	0	0
8	7	10
2	5	3
0	0	0
0	-1	-1
0	0	0
0	6	8

DP5-P1	DP6-P2	DP6-P3
0	0	7
0	0	0

Nota: Adaptado del software Matlab R2020a.

Fitness: \$ 713.521

Elapsed time is 5255.612397 seconds.

Interpretación: Como se observa en la Tabla 4, la cual presenta la matriz de asignación de los clientes a cada centro de distribución habilitado en cada periodo, los clientes 1 al 13 fueron asignados al centro de distribución 8 en el primer periodo, mientras que los clientes 14, 15 y 16 fueron asignados al CD 2 durante el mismo periodo. Por otro lado, se aprecia que para el segundo periodo los clientes se reasignaron a distintos centros de distribución, por ejemplo, los clientes 1 al 11 son atendidos por el centro de distribución 6 mientras que los clientes 12 al 16 fueron asignados al centro de distribución 7, análogamente sucede con los clientes restantes en cada uno de los tres periodos. Por otro lado, la

Tabla 5 permite identificar el vehículo que le fue asignado a cada CD habilitado en todo el horizonte de planeación, cabe resaltar que de acuerdo con las restricciones del modelo matemático, los vehículos se asignan una única vez y permanecen con el mismo CD en cada uno de los periodos; por ejemplo, al CD 8 le corresponde el vehículo 5, al CD 2 el vehículo tipo 2, el vehículo 10 es asignado al CD 6 y los vehículos 11, 9, 4 y 1 son asociados con los CD 7, 5, 10 y 3, respectivamente. En la Tabla 6 se presenta la matriz de rutas de los CD a los clientes para el segundo escalón en cada uno de los periodos, por ejemplo, el CD 8 en el primer periodo cumple con la demanda de los clientes asignados realizando 6 recorridos utilizando el vehículo 5, teniendo en cuenta la interpretación del número menos uno (-1) en la matriz de rutas, el cual indica el inicio de una nueva ruta para la misma instalación en el periodo actual; la primera ruta del CD 8 visita a los clientes 44, 1, 23, 2 y 20; una vez el vehículo atiende la demanda del cliente 20 retorna al centro

de distribución 8 (representado por el número cero (0) en la matriz de rutas) para abastecerse y dar inicio a su segundo recorrido mediante el cual atiende a los clientes 3, 17, 4, 25 y 6; luego de visitar el cliente 6, el vehículo vuelve nuevamente al centro de distribución 8 para posteriormente iniciar el tercer recorrido y así sucesivamente. La Tabla 7 se interpreta leyendo simultáneamente parejas de columnas que representan la asignación de los CD a los DP habilitados en dicho periodo, por ejemplo, las primeras dos columnas indican que el DP 5 atiende a los centros de distribución 8 y 2 en el primer periodo, por otro lado, las columnas 3 y 4 indican que en el periodo 2 los centros de distribución 6, 7 y 5 son atendidos por el DP 6, y así con cada uno de los periodos. La Tabla 8 presenta la asignación de los vehículos del primer escalón a los depósitos primarios. Análogamente a como ocurre en el segundo escalón, una vez un vehículo es asignado a un DP, este debe permanecer con el mismo DP durante todo el horizonte de planeación, por lo tanto, de acuerdo con los resultados obtenidos en la primera instancia, el vehículo 7 es asignado al depósito primario 5 mientras que el vehículo tipo 9 del primer escalón se asigna al DP 6. La Tabla 9 representa la matriz de rutas de los depósitos primarios a los centros de distribución para el primer escalón en cada periodo, de esta forma se observa que en el caso del DP 5 en el primer periodo, el vehículo 7 realiza un solo recorrido para atender a los centros de distribución 8 y 2. Para el segundo periodo, el DP 6 realiza dos recorridos; en el primero atiende a los centros de distribución 7 y 5, posteriormente, en el segundo recorrido atiende al centro de distribución 6, a su vez, en el tercer periodo el DP 6 realiza dos recorridos atendiendo inicialmente a los centros de distribución 10 y 3 y luego a los centros de distribución 8 y 7. Por último, el costo total de la configuración obtenida corresponde a la sumatoria de los costos de apertura de las instalaciones (depósitos primarios y centros de distribución), los costos de utilización de los vehículos en los dos escalones y los costos

del ruteo en cada escalón para cada periodo, los cuales para la primer instancia dieron un total de \$ 713.521.

Considerando los resultados anteriores junto con los resultados obtenidos para las instancias dos y tres presentados en el *Apéndice H*, es posible afirmar que la codificación propuesta para el algoritmo genético en dos dimensiones, cumple exitosamente con los criterios de funcionalidad y consistencia, generando datos de salida coherentes con las restricciones y suposiciones planteadas en el modelo matemático.

Adicionalmente, previo al análisis estadístico riguroso del comportamiento del algoritmo propuesto, el cual se encuentra en el capítulo 9, se realiza una comparación entre los resultados obtenidos en materia de tiempo computacional (TCO) para una instancia en la cual se modifican la cantidad de periodos considerados en el horizonte de planeación y el número de clientes, manteniendo constantes los demás parámetros del modelo. Esta comparación se realiza con el ánimo de comprender cuál de los dos incrementos tiene un mayor impacto en el TCO. La comparación consiste en aumentar el doble de clientes y el doble de periodos para una instancia base y observar los cambios en los tiempos de cómputo, realizando dos réplicas para cada caso. En la instancia base se consideran 30 clientes y 2 periodos junto con un tamaño de población de 15 individuos y 10 generaciones. Los resultados obtenidos en cada uno de los casos se encuentran agrupados en la Tabla 10, con el tiempo computacional dado en segundos.

Tabla 10.

Resultados incremento de periodos vs incremento de clientes.

Caso	Periodos	Clientes	TCO (R1)	TCO (R2)
1	2	30	5098,24	5117,45
2	4	30	6179,26	6214,12
3	2	60	5447,29	5334,62

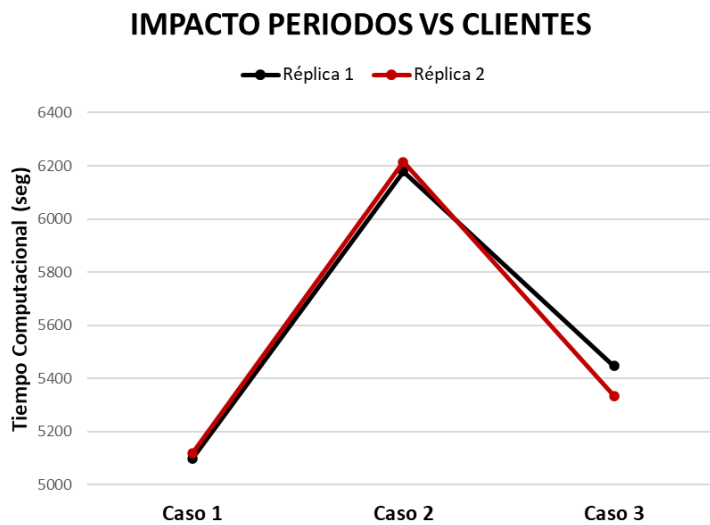


Figura 34. Impacto en el TCO periodos vs clientes.

Contrastando los resultados obtenidos en la Tabla 10 y graficados en la Figura 34, se observa que para la instancia estudiada, la cual corresponde a una pequeña instancia, al incrementar el doble de periodos, el tiempo computacional aumenta en cerca de 19 minutos comparado con los casi 5 minutos que se incrementa al considerar el doble de clientes, es decir, un incremento del número de periodos tiene un impacto mayor en el TCO del algoritmo que el ocasionado al incrementar el número de clientes. Finalmente, es importante mencionar que lo anterior concuerda con la forma en que se encuentra formulado el modelo matemático puesto que la gran mayoría de las variables depende de los periodos mientras que una menor cantidad de estas considera los clientes.

9. Análisis estadístico

Una vez concluida la etapa de validación, con el fin de analizar el comportamiento del algoritmo genético propuesto se realiza un diseño factorial 2^k , el cual permite identificar el conjunto de factores que influyen significativamente en las variables función objetivo (FO) y tiempo

computacional (TCO), las cuales a su vez definen la calidad en términos del costo obtenido y el rendimiento en cuanto a tiempo empleado por parte del algoritmo. Los factores que se incluyen en el diseño factorial, luego de una revisión de la estructura conceptual del algoritmo propuesto, son: Tamaño de la población (TP), número de generaciones o iteraciones (NG), probabilidad o tasa de cruce (TC) y tasa de mutación (TM), obteniendo de esta forma un diseño factorial 2^4 , para el cual se presenta su configuración en la Tabla 11. Las unidades de las variables antes mencionadas, FO y TCO, corresponden a pesos (\$) y segundos (s), respectivamente.

Tabla 11.

Factores y niveles del Diseño Factorial.

Factores	Nivel	
	Bajo (-1)	Alto (+1)
TP	10	25
NG	15	25
TC	0,9	1
TM	0,025	0,05

Inicialmente, el algoritmo se corre para la primera instancia o instancia pequeña variando el tamaño de población y el número de generaciones con valores cercanos a los definidos posteriormente como nivel alto en el diseño factorial. A partir de los resultados obtenidos en lo que respecta al tiempo computacional (TCO), junto con el análisis previo del impacto en el TCO producto del incremento de los periodos y de los clientes, realizado en el capítulo 8, y los recursos disponibles para la realización del diseño factorial, se consideran tres opciones:

1. Desarrollar un diseño factorial fraccionado con dos réplicas para las instancias pequeña, mediana y robusta.

2. Desarrollar un diseño factorial completo sin réplicas para las instancias pequeña, mediana y robusta.
3. Desarrollar un diseño factorial completo con dos réplicas para las instancias pequeña y robusta.

Finalmente, se opta por implementar la tercera opción, donde la instancia mediana no se considera para el análisis estadístico y se ejecuta un diseño factorial 2^4 con dos réplicas para las instancias pequeña y robusta.

9.1. Instancia pequeña

Teniendo en cuenta los factores y niveles definidos previamente, se ejecuta el diseño de experimentos como se muestra en la Tabla 12, el cual está compuesto por dos réplicas para cada variable.

Tabla 12.

Estructura del diseño de experimentos (Pequeña instancia).

TP	NG	TC	TM	FO (R1)	RÉPLICAS		
					TCO (R1)	FO(R2)	TCO (R2)
-1	-1	-1	-1	722278	4005,76	727772	3849,94
1	-1	-1	-1	697646	12069,53	700418	12820,97
-1	1	-1	-1	719929	8106,71	728005	8030,62
1	1	-1	-1	680898	23535,04	693690	23712,20
-1	-1	1	-1	714425	4336,32	726237	4212,35
1	-1	1	-1	690530	11847,63	703419	11432,46
-1	1	1	-1	717771	7868,92	720535	8294,63
1	1	1	-1	671474	23610,08	676352	23394,20
-1	-1	-1	1	724236	4319,66	731375	4143,15
1	-1	-1	1	709097	12248,85	721795	12816,57

RÉPLICAS							
TP	NG	TC	TM	FO (R1)	TCO (R1)	FO(R2)	TCO (R2)
-1	1	-1	1	718151	7643,34	724058	7316,49
1	1	-1	1	670935	23244,58	692818	23516,90
-1	-1	1	1	720983	4554,82	728105	4404,96
1	-1	1	1	710116	12679,21	712178	12506,60
-1	1	1	1	716179	7148,00	723889	7360,95
1	1	1	1	662923	23814,33	669563	22895,12

Nota: Adaptado del software estadístico Minitab 19.

Al observar la gráfica de probabilidad normal en la Figura 35, no se logra evidenciar por completo que los valores de los residuos tiendan a seguir un patrón que se asemeje a línea recta, sin embargo, al realizar la prueba de Anderson-Darling se obtiene un valor p de 0,37 el cual es mayor al nivel de significancia del 5% y un valor del estadístico de prueba AD de 0,386, menor al valor crítico para la distribución normal con $\alpha = 0,05$, que corresponde a 0,751, indicando que los valores de los residuos evidencian que el modelo sigue una distribución normal. Adicionalmente, se observan dos posibles valores atípicos, por esta razón se realiza la gráfica de valores atípicos con los residuos estandarizados permitiendo descartar la existencia de los mismos. En el gráfico de residuos vs ajustes, se aprecia que los residuos están dispersos aleatoriamente, sin existir un patrón observable que indique varianza no constante. En cuanto al histograma, se aprecia cierta similitud a una distribución normal y se comprueba al usar el gráfico con ajuste. Por último, con base en la gráfica de residuos vs orden de observación se puede asumir que los residuos no siguen una aparente tendencia en el orden de corridas.

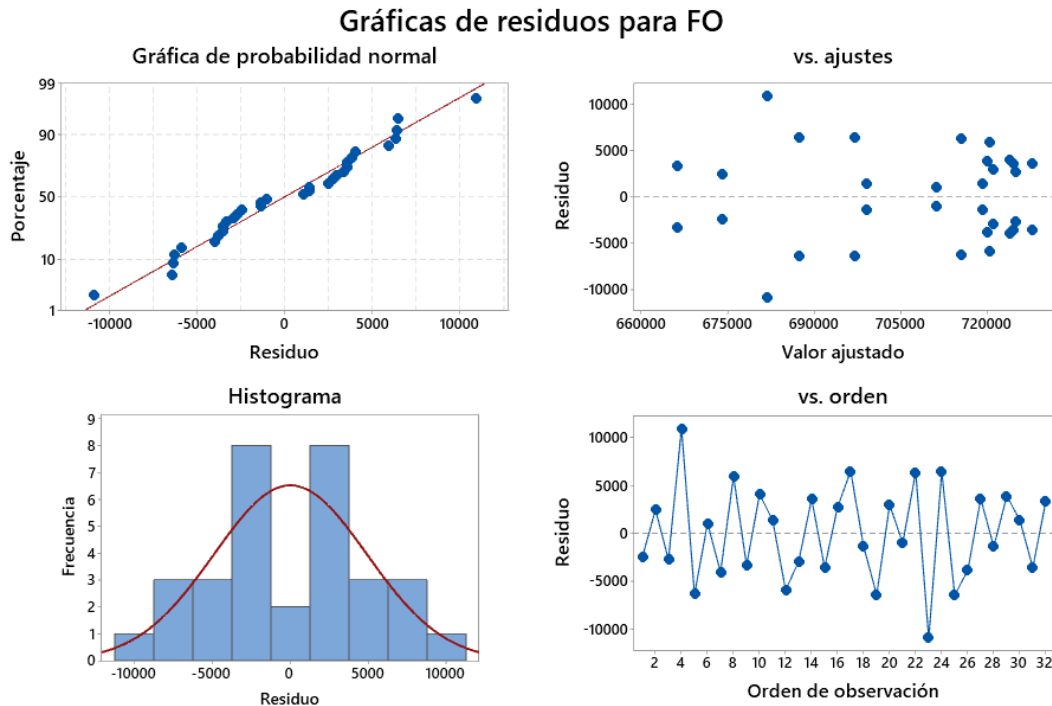


Figura 35. Gráfica de residuos para la FO (Pequeña instancia). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

De acuerdo con el análisis de varianza resumido en la Tabla 14, con un nivel de significancia del 5%, es posible afirmar teniendo en cuenta cuáles son los factores que presentan una mayor diferencia estadísticamente significativa (valor $p \leq \alpha$), que los efectos principales corresponden al tamaño de población (TP), número de generaciones (NG), tasa de cruce (TC), la interacción entre el tamaño de población y el número de generaciones (TP*NG) y la interacción entre el número de generaciones y la tasa de mutación (NG*TM). A su vez, a partir del valor del R^2 ajustado, el cual se encuentra en la Tabla 13, se observa que un 88,82% de la variabilidad de la función objetivo es causada por los factores considerados en el experimento (TP, NG, TC y TM), permitiendo validar la selección de los mismos y comprender el grado de importancia o el impacto que tienen estos en la variable función objetivo, la cual se traduce en los costos de la red logística. Por otro lado, dicho valor permite asumir la existencia de factores adicionales que no se consideraron en el diseño factorial pero que también influyen en la variable FO.

Tabla 13.

Resumen del modelo para la FO (Pequeña instancia).

S	R-cuad.	R-cuad. (ajustado)	R-cuad. (pred)
6819,73	94,23%	88,82%	76,92%

Nota: Obtenido del software estadístico Minitab 19.

Tabla 14.

Análisis de varianza para pequeña instancia.

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Modelo	15	12150763551	810050903	17,42	0,000
Lineal	4	10188178436	2547044609	54,76	0,000
TP	1	7814875180	7814875180	168,03	0,000
NG	1	2007244800	2007244800	43,16	0,000
TC	1	302715315	302715315	6,51	0,021
TM	1	63343140	63343140	1,36	0,260
Interacciones de 2 términos	6	1722618288	287103048	6,17	0,002
TP*NG	1	1245653784	1245653784	26,78	0,000
TP*TC	1	57947995	57947995	1,25	0,281
TP*TM	1	19490646	19490646	0,42	0,527
NG*TC	1	52978071	52978071	1,14	0,302
NG*TM	1	346489650	346489650	7,45	0,015
TC*TM	1	58140	58140	0,00	0,972
Interacciones de 3 términos	4	239292868	59823217	1,29	0,317
TP*NG*TC	1	76440430	76440430	1,64	0,218
TP*NG*TM	1	150502575	150502575	3,24	0,091
TP*TC*TM	1	11688613	11688613	0,25	0,623
NG*TC*TM	1	661250	661250	0,01	0,907
Interacciones de 4 términos	1	673960	673960	0,01	0,906
TP*NG*TC*TM	1	673960	673960	0,01	0,906
Error	16	744140298	46508769		
Total	31	12894903849			

Con un nivel de confianza del 95%, se corroboran los resultados del análisis de varianza al interpretar la información del diagrama de Pareto de efectos estandarizados en la Figura 37 y la Figura 36, correspondiente a la gráfica de efectos normales absolutos estandarizados.

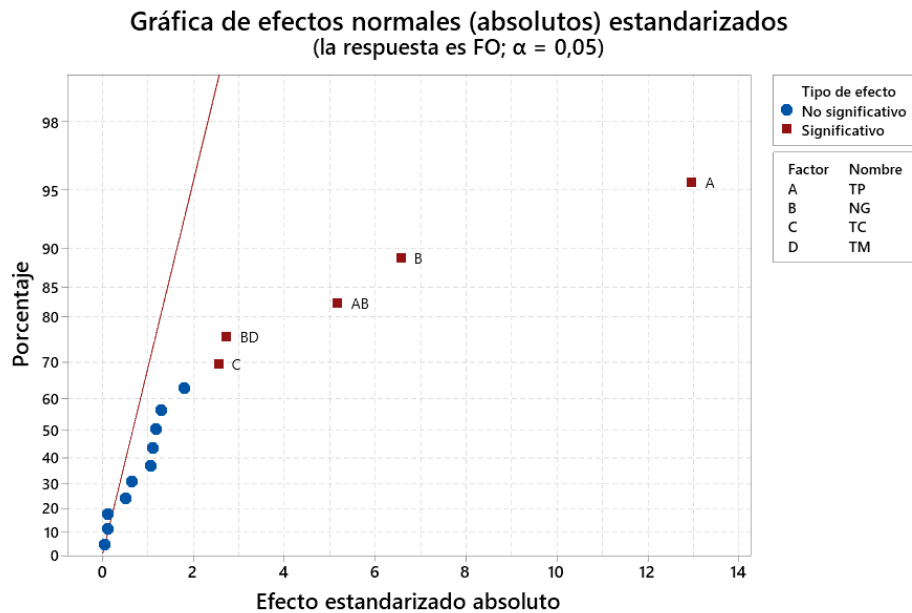


Figura 36. Gráfica de efectos normales absolutos estandarizados FO (Pequeña instancia). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

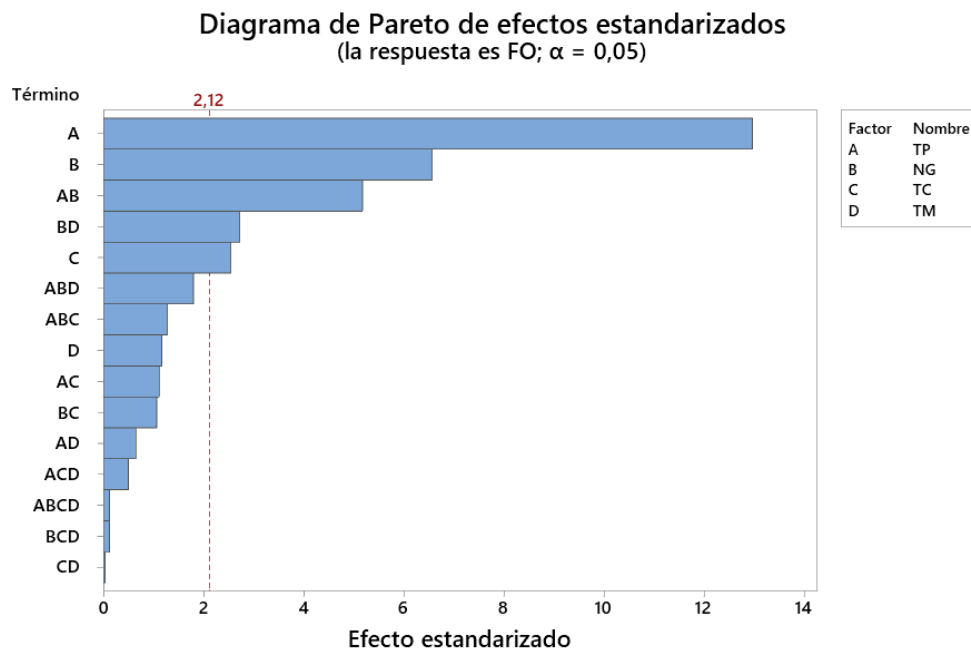


Figura 37. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados FO (Pequeña instancia). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

En cuanto a la gráfica de efectos principales para la función objetivo en la Figura 38, se concluye que, sin considerar las interacciones significativas entre los factores, se puede lograr una minimización de los costos totales de la red logística al definir un tamaño de población y número de generaciones igual a 25, una tasa o probabilidad de cruce del 100% y una tasa de mutación del 2,5%. Sin embargo, es importante considerar las interacciones significativas de los factores, por lo tanto, al analizar la interacción múltiple de los factores para la función objetivo (FO) en la Figura 39 se aprecia que existe relación entre el tamaño de la población y el número de generaciones (TP*NG), logrando menores costos cuando se selecciona un tamaño de población y número de generaciones de 25. Además, la interacción entre el número de generaciones y la tasa de mutación (NG*TM) es significativa, lo cual concuerda con los análisis previos, observando que con el nivel alto del número de generaciones y una tasa de mutación del 5% se logran menores costos.

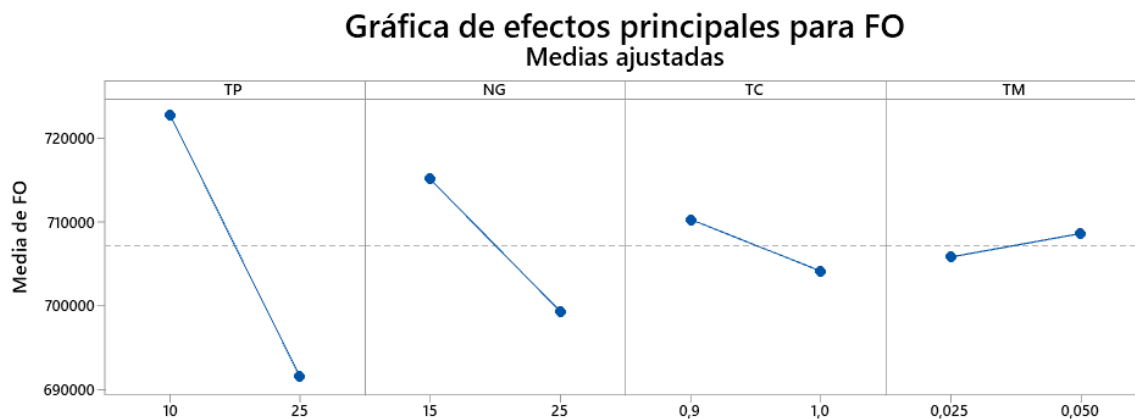


Figura 38. Gráfica de efectos principales para la FO (Pequeña instancia). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

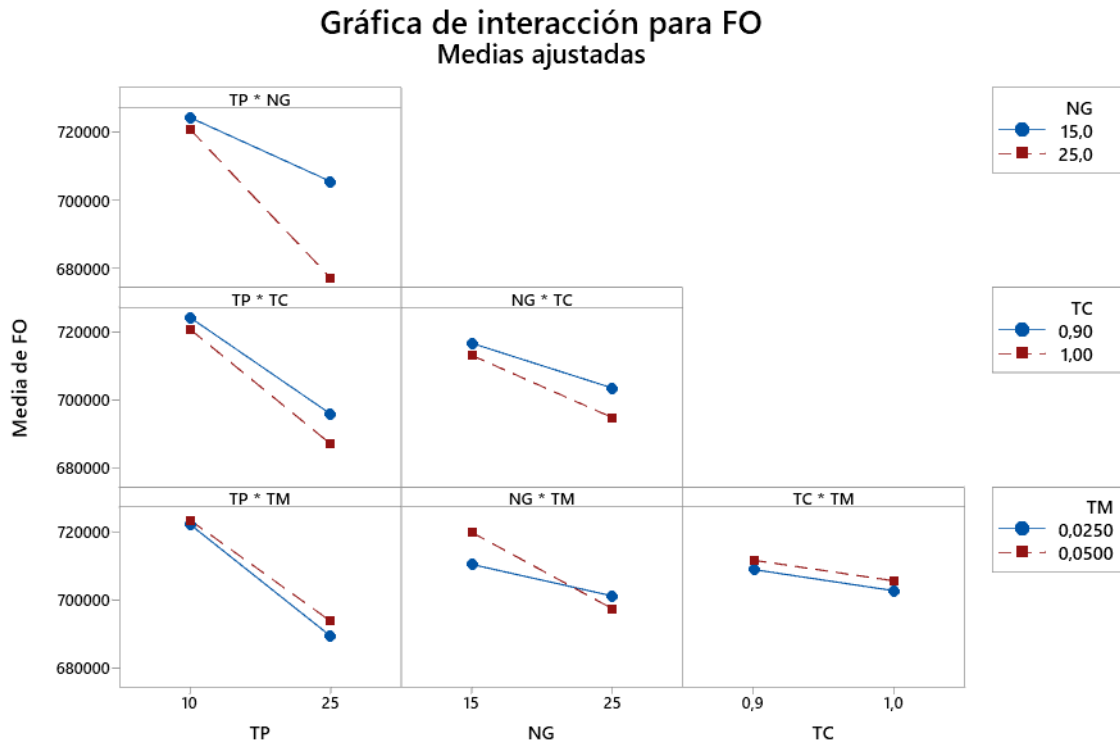


Figura 39. Gráfica de interacción para la FO (Pequeña instancia). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

Por otro lado, al analizar el tiempo computacional (TCO) requerido por parte del algoritmo genético propuesto para alcanzar una solución, con un nivel de confianza del 95% se encuentra que los factores significativos corresponden al tamaño de la población (TP), número de generaciones (NG), la interacción entre ambos (TP*NG) y la interacción entre el número de generaciones y la tasa de mutación (NG*TM) (ver Figura 40 y Figura 41).

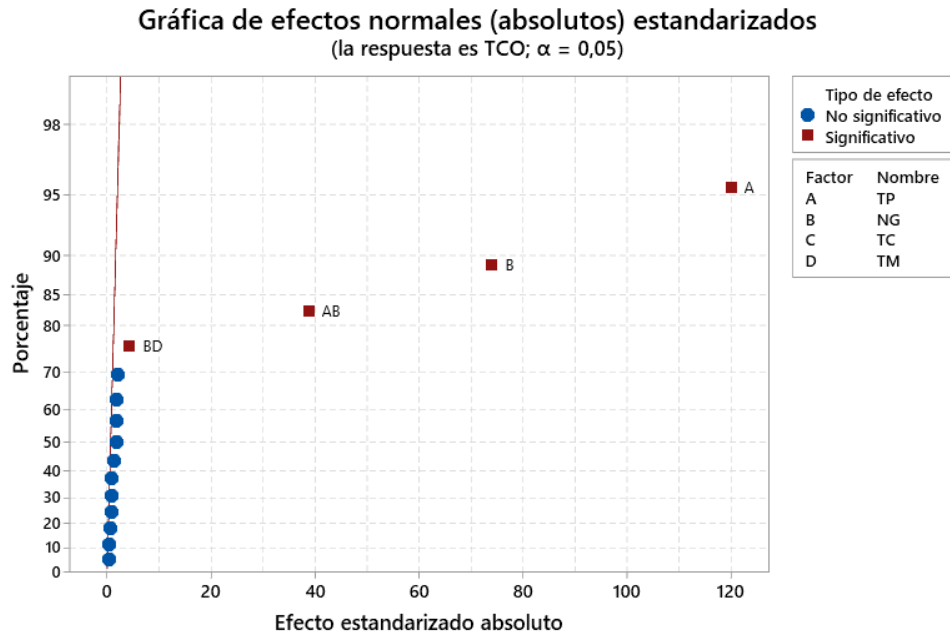


Figura 40. Gráfica de efectos normales absolutos estandarizados TCO (Pequeña instancia). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

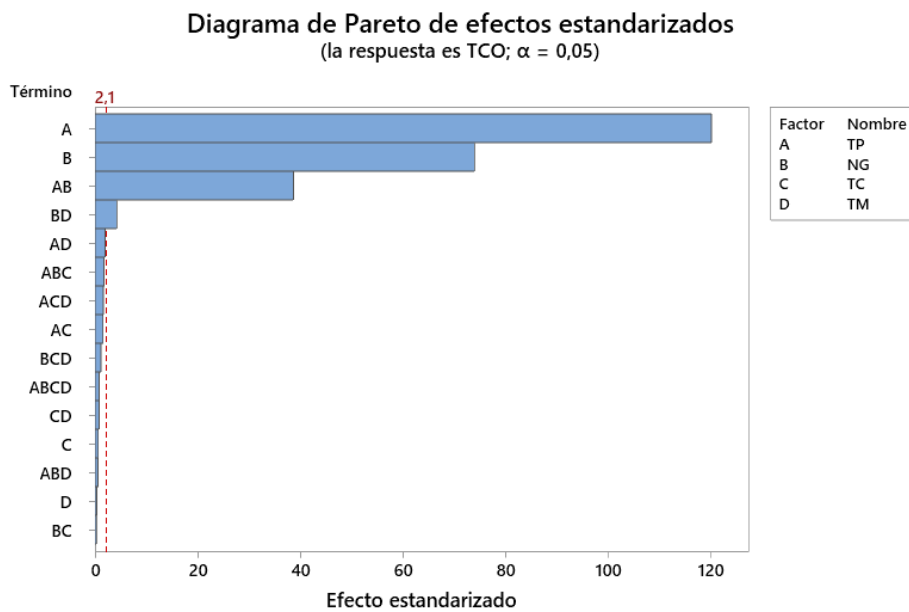


Figura 41. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados TCO (Pequeña instancia). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

Como se observa en la Figura 42 y como era de esperarse, con los niveles bajos del tamaño de población, el número de generaciones y la tasa de mutación, se logran menores tiempos de cómputo, mientras que la tasa de cruce no tiene efecto directo en el TCO.

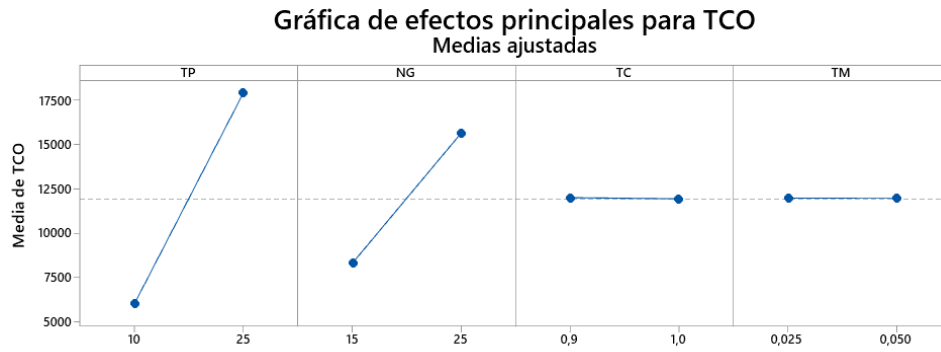


Figura 42. Gráfica de efectos principales para la TCO (Pequeña instancia). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

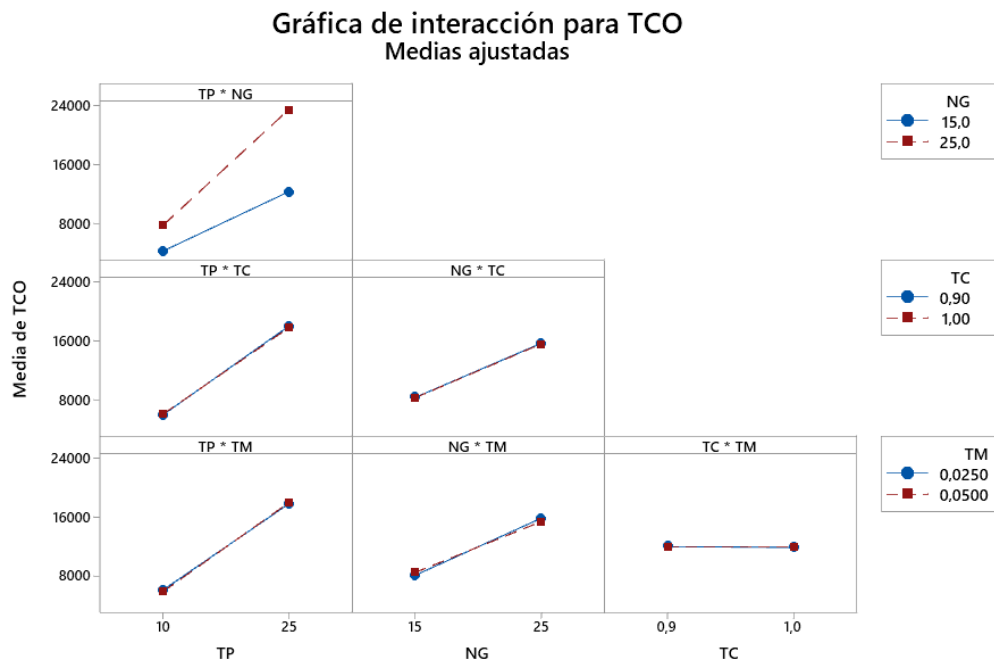


Figura 43. Gráfica de interacción para la TCO (Pequeña instancia). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

9.2. Instancia robusta

El diseño de experimentos para la instancia robusta, se muestra en la Tabla 15, teniendo en cuenta los factores y niveles especificados previamente.

Tabla 15.

Estructura del diseño de experimentos (Instancia robusta).

TP	NG	TC	TM	RÉPLICAS			
				FO (R1)	TCO (R1)	FO(R2)	TCO (R2)
-1	-1	-1	-1	3701691	7297,39	3738450	7089,64
1	-1	-1	-1	3613176	20403,08	3584832	20501,34
-1	1	-1	-1	3668295	12520,00	3745345	13190,10
1	1	-1	-1	3553172	35795,33	3539690	36650,44
-1	-1	1	-1	3733865	7653,03	3641481	7115,56
1	-1	1	-1	3552453	20251,34	3614283	20101,69
-1	1	1	-1	3675082	13563,02	3651954	13754,43
1	1	1	-1	3457924	36557,27	3518576	36284,95
-1	-1	-1	1	3722318	7498,12	3884450	7231,61
1	-1	-1	1	3621202	20180,67	3696448	20300,29
-1	1	-1	1	3719918	12924,24	3654330	12897,60
1	1	-1	1	3618496	35935,49	3502421	36434,56
-1	-1	1	1	3675482	7609,43	3778655	7211,93
1	-1	1	1	3632783	20029,57	3626710	20126,32
-1	1	1	1	3714143	12748,63	3643500	12857,52
1	1	1	1	3452750	35913,04	3493164	36752,57

Nota: Adaptado del software estadístico Minitab 19.

En la Figura 44 se observa en la gráfica de probabilidad normal que los valores de los residuos evidencian que el modelo tiende a seguir una distribución normal al obtener un patrón que se asemeja a la línea recta, esta afirmación se corrobora al realizar la prueba Anderson-Darling de normalidad para los residuos obteniendo un valor p de 0,764 mayor al nivel de significancia del 5% y un valor del estadístico de prueba AD de 0,238 el cual es menor al valor crítico para la distribución normal con un $\alpha = 0,05$, que corresponde a 0,751. Adicionalmente, al observar el histograma, se aprecia que este tiene cierta semejanza a una distribución normal y se comprueba al usar el gráfico con ajuste. En cuanto al gráfico de residuos vs ajustes, se aprecia que los residuos

están dispersos aleatoriamente, sin existir un patrón observable que indique varianza no constante, pero se alcanza a observar un par de posibles valores atípicos descartando dicha posibilidad al realizar la gráfica de caja con los residuos estandarizados. Finalmente, a partir de la gráfica de residuos vs orden de observación se evidencia aleatoriedad en los mismos.

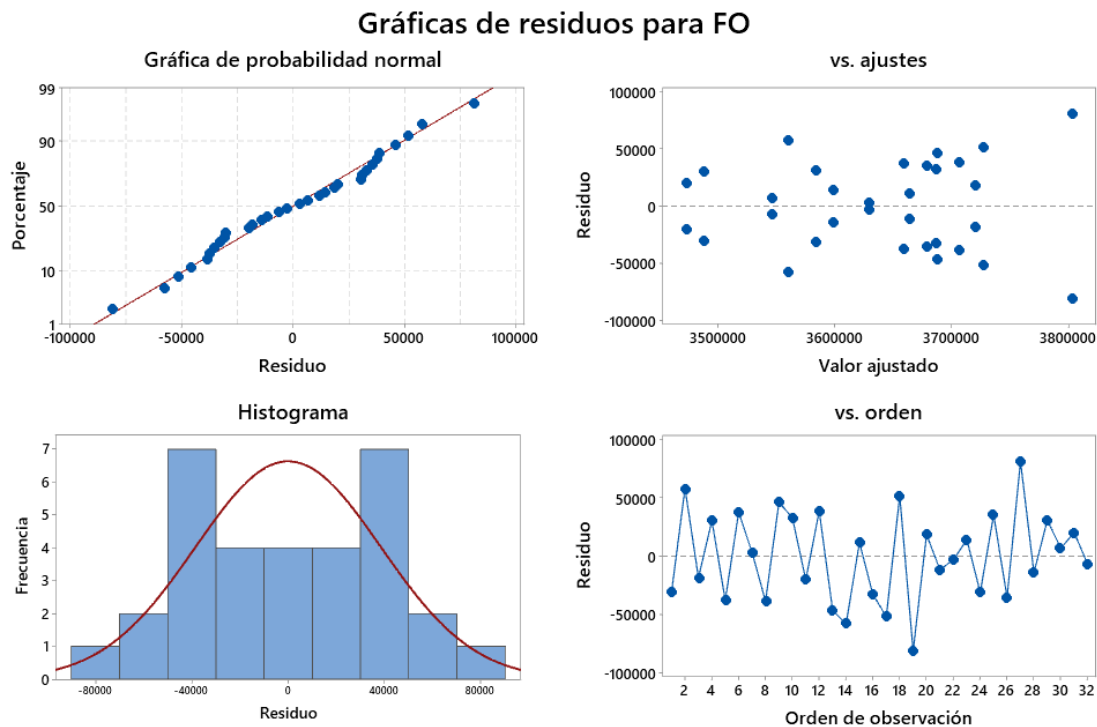


Figura 44. Gráfica de residuos para la FO (Instancia robusta). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

En lo que respecta a los datos de la Tabla 17, la cual corresponde al análisis de varianza, con un nivel de significancia del 5%, es posible afirmar teniendo en cuenta cuáles son los factores que presentan una mayor diferencia estadísticamente significativa, que los efectos principales están relacionados con el tamaño de la población (TP), el número de generaciones o iteraciones (NG) y la tasa de cruce (TC). A su vez, tomando como referencia el R^2 ajustado, el cual se encuentra en la Tabla 16, se aprecia que los cuatro factores considerados en el experimento, explican en un 69,52% los valores de la variable función objetivo (FO). Si bien, este es un valor moderado, da a entender la existencia de más factores influyentes que no se consideraron durante el experimento,

por ejemplo, los porcentajes de la población inicial correspondientes a cada uno de los métodos seleccionados (método de ahorro, heurística del vecino más cercano, método aleatorio), características intrínsecas al equipo de cómputo utilizado tales como procesador, memoria RAM, entre otros.

Tabla 16.

Resumen del modelo para la FO (Instancia robusta).

S	R-cuad.	R-cuad. (ajustado)	R-cuad. (pred)
53582,2	84,27%	69,52%	37,07%

Nota: Obtenido del software estadístico Minitab 19.

Tabla 17.

Análisis de varianza para la instancia robusta.

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Modelo	15	2,46044E+11	16402936349	5,71	0,001
Lineal	4	2,28475E+11	57118698664	19,89	0,000
TP	1	1,61153E+11	1,61153E+11	56,13	0,000
NG	1	45716756605	45716756605	15,92	0,001
TC	1	15375082564	15375082564	5,36	0,034
TM	1	6230098219	6230098219	2,17	0,160
Interacciones de 2 términos	6	12634327128	2105721188	0,73	0,630
TP*NG	1	5046834161	5046834161	1,76	0,204
TP*TC	1	113097040	113097040	0,04	0,845
TP*TM	1	22386413	22386413	0,01	0,931
NG*TC	1	240456968	240456968	0,08	0,776
NG*TM	1	6877680365	6877680365	2,40	0,141
TC*TM	1	333872180	333872180	0,12	0,738
Interacciones de 3 términos	4	3811650091	952912523	0,33	0,852
TP*NG*TC	1	3123522482	3123522482	1,09	0,312
TP*NG*TM	1	48199017	48199017	0,02	0,899

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
TP*TC*TM	1	143181273	143181273	0,05	0,826
NG*TC*TM	1	496747320	496747320	0,17	0,683
Interacciones de 4 términos	1	1123273353	1123273353	0,39	0,540
TP*NG*TC*TM	1	1123273353	1123273353	0,39	0,540
Error	16	45936803248	2871050203		
Total	31	2,91981E+11			

Nota: Obtenido del software estadístico Minitab 19.

Los resultados del análisis de varianza se comprueban al interpretar la información suministrada por el diagrama de Pareto de efectos estandarizados en la Figura 45 y la gráfica de efectos normales absolutos estandarizados en la Figura 46, mediante los cuales es posible afirmar con un nivel de confianza del 95% que los factores con una mayor influencia significativa en la calidad de la función objetivo corresponden al tamaño de la población, siendo este el factor más significativo, el número de generaciones y la tasa de cruce, mientras que las interacciones no se consideran significativas.

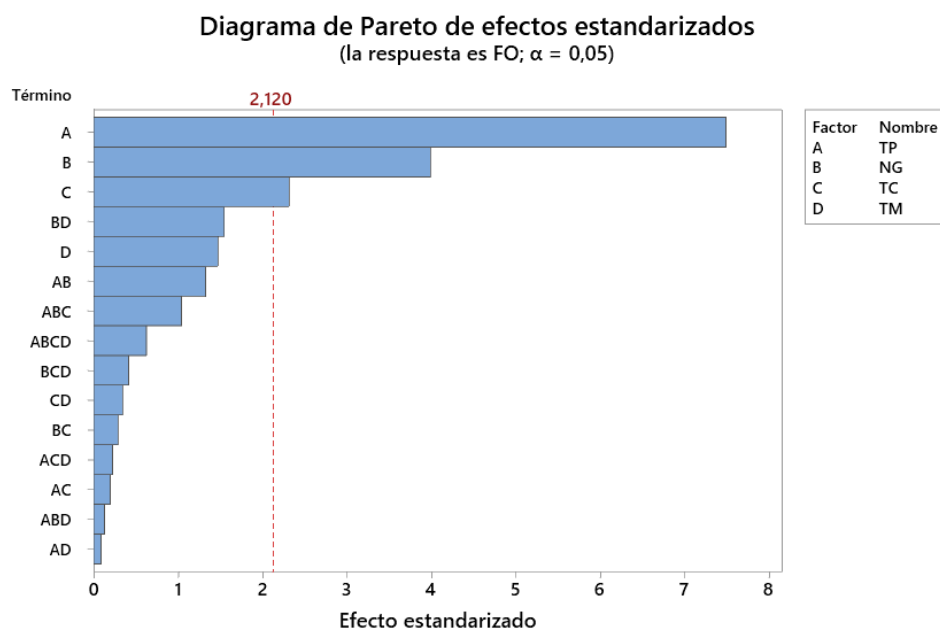


Figura 45. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados FO (Instancia robusta). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

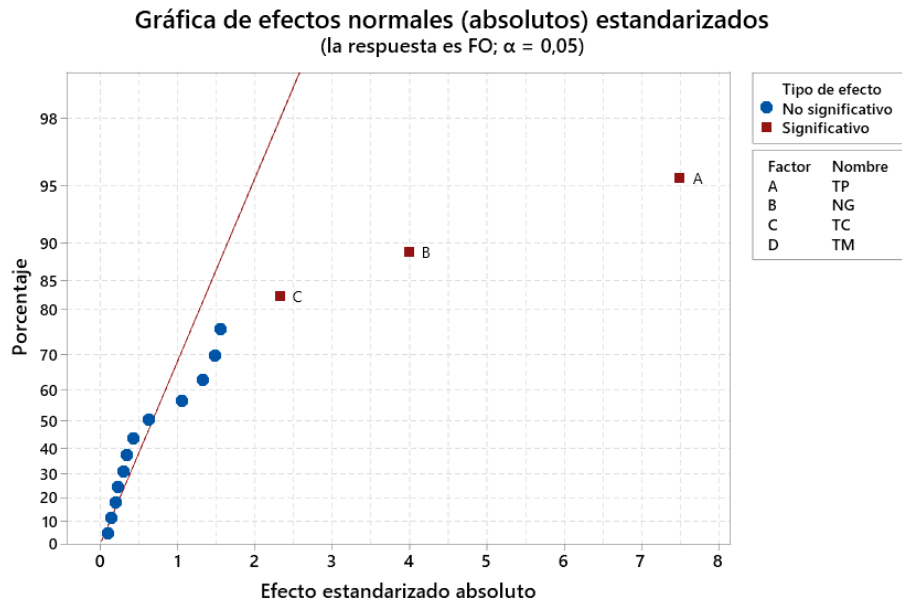


Figura 46. Gráfica de efectos normales absolutos estandarizados FO (Instancia robusta). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

Ahora bien, al analizar la gráfica de efectos principales para la función objetivo en la Figura 47, se concluye que se puede lograr una minimización de los costos totales de la red logística al definir un tamaño de población y número de generaciones igual a 25, una tasa o probabilidad de cruce del 100% y una tasa de mutación del 2,5%.

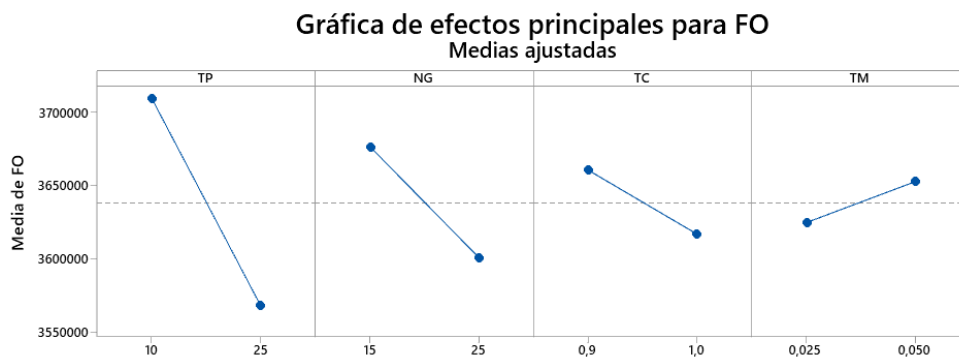


Figura 47. Gráfica de efectos principales para FO (Instancia robusta). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

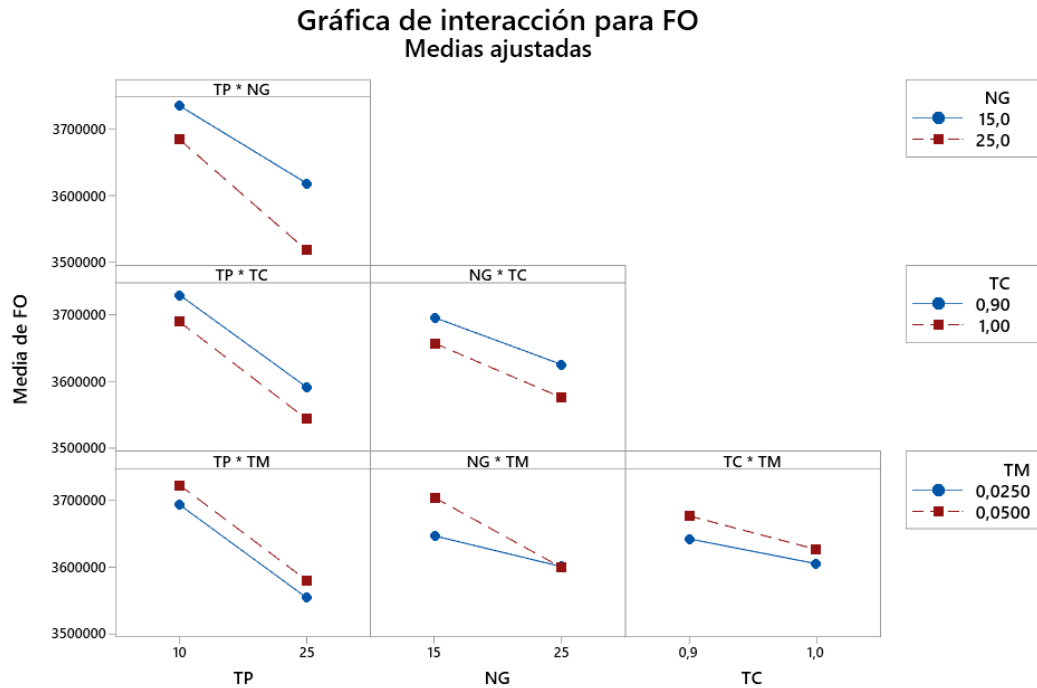


Figura 48. Gráfica de interacción para la FO (Instancia robusta). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

Por otro lado, al analizar la interacción múltiple de los factores para la función objetivo (FO) en la Figura 48, coincide con las conclusiones del análisis de varianza, observando que ninguna de las interacciones es significativa, aunque se aprecia cierta relación entre el número de generaciones y la tasa de mutación.

En cuanto al análisis del tiempo computacional (TCO) requerido por parte del algoritmo genético propuesto para la obtención de una solución, a través de la gráfica de efectos normales (absolutos) estandarizados de la Figura 49 y el diagrama de Pareto de la Figura 50 se observa que los factores con una mayor influencia significativa en el TCO son el tamaño de la población (TP), el número de generaciones (NG) y la interacción entre estos (TP*NG).

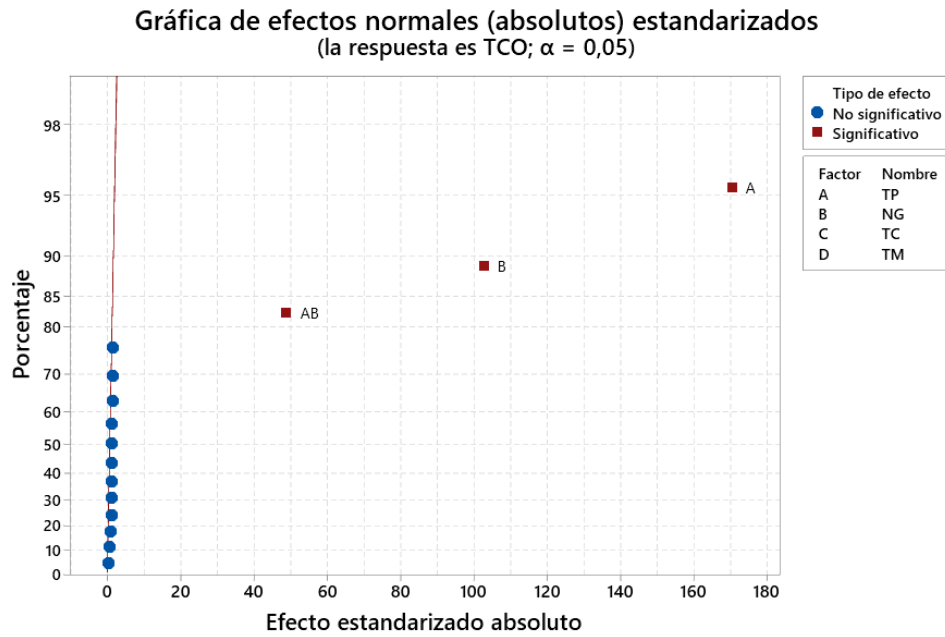


Figura 49. Gráfica de efectos normales absolutos estandarizados FO (Instancia robusta). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

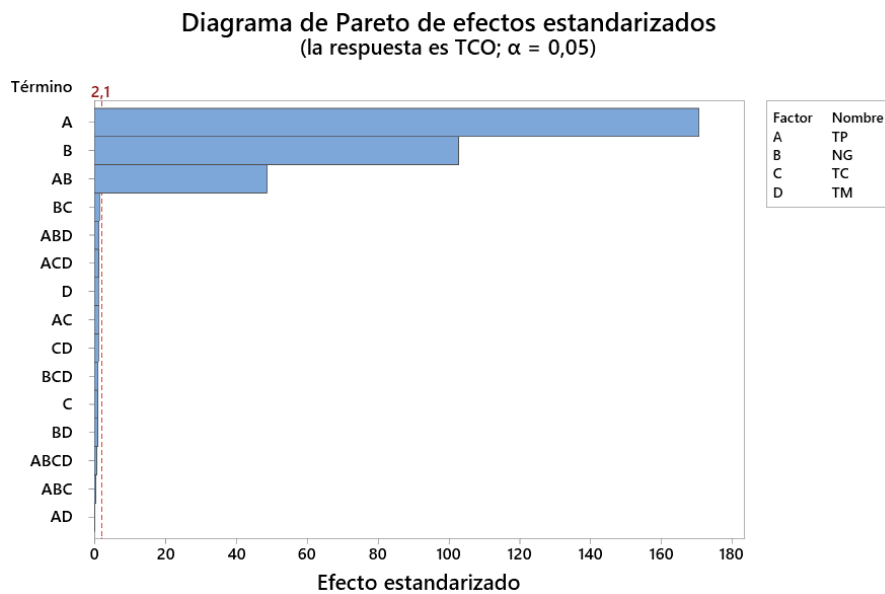


Figura 50. Diagrama de Pareto de efectos estandarizados TCO (Instancia robusta). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

Por otro lado, de acuerdo con la Figura 51, es posible establecer que al buscar minimizar el TCO, se deben seleccionar los niveles bajos de los factores tamaño de población y número de generaciones, mientras que la tasa de cruce y la tasa de mutación no presentan una influencia

estadísticamente significativa sobre la variable TCO; por lo tanto, es posible seleccionar sus niveles bajos de 0,9 y 0,05, respectivamente.

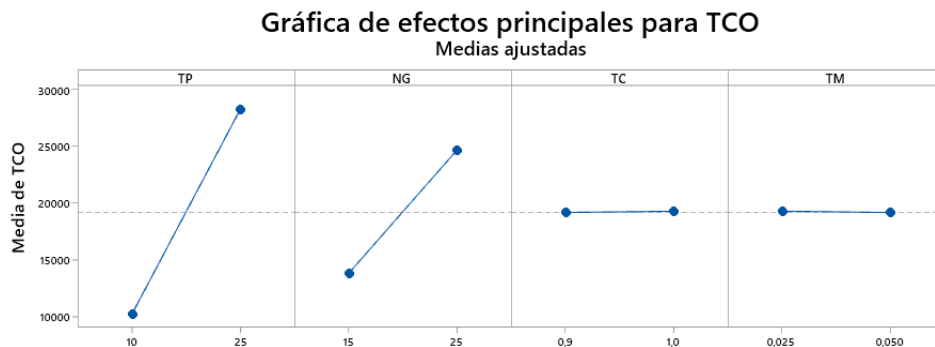


Figura 51. Gráfica de efectos principales para TCO (Instancia robusta). Obtenido del software estadístico Minitab 19.

Finalmente, a partir de los resultados estadísticos obtenidos anteriormente para las dos instancias consideradas, es posible concluir a un nivel general que los factores que cuentan con una mayor influencia estadísticamente significativa en la función objetivo o valor fitness (FO) corresponden al tamaño de la población (TP), el número de generaciones (NG) y la tasa de cruce (TC), mientras que se descarta la tasa de mutación (TM). En cuanto al tiempo computacional (TCO), los factores que presentan un impacto estadísticamente significativo en dicha variable, son el tamaño de la población (TP) y el número de generaciones (NG), siendo el tamaño de población el factor con mayor influencia en las instancias estudiadas. Finalmente, lo anterior permite concluir que, si el objetivo deseado es la obtención de los menores costos de la red logística, el cual corresponde al objetivo planteado en la presente investigación, sin que los tiempos computacionales requeridos por parte del algoritmo propuesto tengan influencia, se deberían seleccionar los niveles altos de los factores tamaño de población, número de generaciones y tasa de cruce, es decir, TP=25, NG=25 y TC=0,9. Por otro lado, si se busca obtener buenas soluciones factibles en el menor tiempo posible, la mejor opción está en la selección de los niveles bajos (-1) de los factores TP y NG.

10. Conclusiones

A partir de la revisión de literatura y el análisis bibliométrico, se evidencia el reciente incremento en el interés por parte de los investigadores en Colombia por la gestión de la cadena de suministro del sector salud, teniendo en cuenta que la gestión adecuada de los medicamentos y productos farmacéuticos está directamente relacionada con la capacidad de un país para abordar los problemas de salud pública. Sin embargo, en cuanto al problema abordado de localización y ruteo de vehículos multinivel, son pocos los autores que han considerado una flota heterogénea capacitada y múltiples periodos. Adicionalmente, es importante mencionar que las consideraciones formuladas en el modelo, junto con la codificación bidimensional propuesta, aportan significativamente al trabajo realizado por Angarita M. (2018), permitiendo una mayor cercanía del modelo con la realidad.

La construcción de la población inicial mediante la implementación de una técnica híbrida con la heurística del vecino más cercano y el método de ahorro, permitió acotar el espacio de búsqueda a las mejores áreas factibles del problema, traduciéndose en una reducción de los tiempos de cómputo invertidos por parte del algoritmo en regiones innecesarias. Sin embargo, es importante aclarar que, aunque se busca evitar regiones infactibles, es imprescindible la inclusión del componente aleatorio en la generación de la población inicial, con el objetivo de dotar a la población de suficiente variedad de soluciones para explorar todas las zonas del espacio de búsqueda. Por esta razón, se asignó un porcentaje de participación del 40% para el método aleatorio, mientras que el 60% restante se dividió en partes iguales para cada uno de los procedimientos heurísticos.

El algoritmo propuesto puede ser implementado como una herramienta computacional para enfrentar las decisiones estratégicas, en lo que respecta a la localización de los depósitos primarios

y los centros de distribución, y operativas, en cuanto a los planes de ruteo en cada nivel, a las que se enfrenta el encargado de diseñar y gestionar la cadena de suministro, considerando múltiples periodos y cumpliendo con el objetivo de minimizar el costo total correspondiente al diseño de la red logística.

A partir del análisis estadístico, es posible inferir con un nivel de confianza del 95% que los principales factores con influencia estadísticamente significativa en la calidad de la solución (función objetivo) obtenida mediante el algoritmo genético propuesto corresponden al tamaño de población (TP), número de generaciones (NG) y tasa de cruce (TC); mientras que en el caso del tiempo computacional (TCO) empleado por dicho algoritmo, los factores con incidencia significativa corresponden al tamaño de población (TP) y número de generaciones (NG). Adicionalmente, si el objetivo planteado es la obtención de los menores costos en el diseño de la red logística, el cual corresponde al objetivo considerado en el presente proyecto, sin tener en cuenta los tiempos computacionales requeridos, se deberían seleccionar los niveles altos de los factores tamaño de población, número de generaciones y tasa de cruce, pero si el objetivo está enfocado en la obtención de buenas soluciones factibles en el menor tiempo posible, se deben seleccionar los niveles bajos (-1) de los factores TP y NG.

Si bien el método de solución propuesto carece de comparación con otros algoritmos metaheurísticos o híbridos encontrados en la literatura, debido a las particularidades presentes en el modelo y a una existencia básica de las instancias de prueba disponibles hasta la fecha de la investigación para el problema abordado (2E-LRP), a partir de los resultados obtenidos a través de los experimentos numéricos y el diseño experimental realizado, es posible afirmar que el enfoque genético con una codificación bidimensional desarrollado en la presente investigación junto con el procedimiento lógico propuesto, destacando el operador de cruce de subcadena bidimensional

y la mutación por intercambio de cadenas, cuenta con un gran rendimiento ante distintos escenarios, puesto que al ejecutar dicha metodología para resolver escenarios catalogados como pequeños, medianos o robustos (hasta 100 clientes y 10 periodos), el esfuerzo computacional implicado es razonable.

11. Recomendaciones

Para futuras investigaciones se sugiere relajar algunas suposiciones de estudio, por ejemplo, permitir la apertura de las instalaciones en distintos periodos del horizonte de planeación junto con costos de apertura variables en el tiempo, considerar el transbordo entre instalaciones del mismo escalón, asignación de un centro de distribución a múltiples depósitos primarios, permitir la asignación de múltiples vehículos a una misma instalación, reasignación de los vehículos a otras instalaciones del mismo nivel en cada periodo, considerar costos variables en el tiempo para viajar de un punto a otro y contemplar múltiples productos, esto con el objetivo de minimizar los costos del diseño de la red logística, alcanzar una mayor flexibilidad en las rutas, y ampliar el alcance y aplicación del 2E-LRP en el entorno real.

Considerar factores estocásticos en el comportamiento de la demanda de los clientes, teniendo en cuenta que estas características se asemejan en mayor medida a la realidad. A su vez, incluir el control de inventario entre periodos, puesto que la integración de las decisiones de localización, ruteo e inventario en el diseño de la red logística podría representar una reducción en el costo total de la misma, a la vez que contribuye al desarrollo de un modelo mucho más robusto y con mayor utilidad para la gestión de la cadena de suministro.

Determinar si el lenguaje de programación del algoritmo repercute en la calidad de la solución y el tiempo de procesamiento del problema, de tal forma que, al utilizar un lenguaje de

programación diferente, se logre una reducción en el tiempo computacional manteniendo la calidad de la solución o viceversa.

Implementar nuevas técnicas de solución con el propósito de mejorar la calidad en las respuestas alcanzadas, mientras se reduce simultáneamente, el tiempo computacional requerido; para lo cual se propone la metaheurística recocido simulado para generar parte de la población inicial del Algoritmo Genético y un algoritmo de búsqueda tabú como operador de mutación para aumentar la eficiencia de la búsqueda.

Motivar a los estudiantes de Ingeniería Industrial en el uso y aprendizaje de distintos lenguajes de programación con el fin de adquirir las habilidades necesarias al momento de desarrollar proyectos bajo esta modalidad de investigación.

Profundizar en el estudio de Heurísticas y Metaheurísticas con el objetivo de ampliar las herramientas que permitan afrontar los diferentes problemas de investigación de operaciones presentes en la Ingeniería Industrial.

Referencias bibliográficas

- Abdel-Basset, M., Abdel-Fatah, L., & Sangaiah, A. K. (2018). Metaheuristic algorithms: A comprehensive review. In *Computational Intelligence for Multimedia Big Data on the Cloud with Engineering Applications* (pp. 185–231). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-813314-9.00010-4>
- Aguirre, S., Amaya, C., & Velasco, N. (2007). *Logística Hospitalaria: Logística Hospitalaria. Cuadernos de PYLO, 1*.
- Ahmadizar, F., Zeynivand, M., & Arkat, J. (2015). Two-level vehicle routing with cross-docking in a three-echelon supply chain: A genetic algorithm approach. *Applied Mathematical Modelling, 39*(22), 7065–7081. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2015.03.005>
- Ambrosino, D., & Grazia Scutellà, M. (2005). Distribution network design: New problems and related models. *European Journal of Operational Research, 164*(1), 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2003.04.009>
- Angarita M., A. G. (2018). *Un modelo para la localización de depósitos centrales y ruteo de vehículos de dos escalones aplicado a la distribución de recursos humanitarios durante las fases de pre y pos-desastre (2E-LRP) (Tesis de pregrado)*. Universidad Industrial de Santander, Colombia.
- Apte, U. M., & Viswanathan, S. (2000). Effective Cross Docking for Improving Distribution Efficiencies. *International Journal of Logistics Research and Applications, 3*(3), 291–302. <https://doi.org/10.1080/713682769>
- Balcázar Camacho, D. A., López Bello, C. A., & Adarme Jaimes, W. (2016). Lineamientos estratégicos para coordinación en la cadena de suministro de medicamentos y propuesta de un modelo matemático para medir los efectos de la coordinación. *DYNA (Colombia), 83*(197), 204–212. <https://doi.org/10.15446/dyna.v83n197.55596>
- Ballou, R. H. (2004). *Logística. Administración de la cadena de abastecimiento* (5th ed.). Pearson Educación.

- Barán, B., & Hermosilla, A. (2001). *Comparación de un Sistema de Colonias de Hormigas y una Estrategia Evolutiva para el Problema del Ruteo de Vehículos con Ventanas de Tiempo en un Contexto Multiobjetivo*. Univesidad Nacional de Asunción, Centro Nacional de Computación.
- Barbati, M. (2013). *Models and Algorithms for Facility Location Problems with Equity Considerations (Tesis doctoral)*. University of Naples Federico II.
- Barreto, S., Ferreira, C., Paixão, J., & Sousa S., B. (2007). Using clustering analysis in a capacitated location-routing problem. *European Journal of Operational Research*, 179(3), 968–977. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2005.06.074>
- Bautista C., D. K. (2015). *Estado del arte de los modelos de optimización en la logística hospitalaria (Tesis de pregrado)*. Universidad Industrial de Santander, Colombia.
- Bender, E. A. (1978). *An introduction to mathematical modeling*. John Wiley & Sons, Inc.
- Blickle, T., & Thiele, L. (1995). A Comparison of Selection Schemes used in Genetic Algorithms. *Evolutionary Computation*, 4(4), 361–394. <https://doi.org/10.1016/b978-0-08-050684-5.50008-2>
- Blum, C., & Roli, A. (2003). Metaheuristics in Combinatorial Optimization: Overview and Conceptual Comparison. In *ACM Computing Surveys* (Vol. 35, Issue 3).
- Boccia, M., Crainic, T. G., Sforza, A., & Sterle, C. (2010). A metaheuristic for a two echelon location-routing problem. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. https://doi.org/10.1007/978-3-642-13193-6_25
- Boccia, M., Crainic, T. G., Sforza, A., & Sterle, C. (2011). *Location-Routing Models for Designing a Two-Echelon Freight Distribution System*. Centre interuniversitaire de recherche sur les réseaux d'entreprise, la logistique et le transport.
- Bowersox, D. J., & Closs, D. J. (1996). *Logistical management : the integrated supply chain process*. McGraw-Hill Companies.

- Bowersox, D. J., & Daugherty, P. J. (1995). Logistics paradigms: the impact of information technology. *Journal of Business Logistics*, 16(1), 65–80.
- Brassard, G., & Bartley, P. (1996). *Fundamental of algorithmics*. Prentice Hall.
- Bruns, A. (1998). *Zweistufige Standortplanung unter Berücksichtigung von Tourenplanungsaspekten : Primale Heuristiken und lokale Suchverfahren (Tesis doctoral)*. Universität St. Gallen.
- Cervantes Posada, M. (2010). *Nuevos Métodos Meta Heurísticos para la Asignación Eficiente, Optimizada y Robusta de Recursos Limitados (Tesis Doctoral)*. Universidad Politécnica de Valencia.
- Chicano G., J. F. (2007). *Metaheurísticas e Ingeniería del Software (Tesis doctoral)*. Universidad de Málaga.
- Christopher, M. (1993). Logistics and competitive strategy. *European Management Journal*.
[https://doi.org/10.1016/0263-2373\(93\)90049-N](https://doi.org/10.1016/0263-2373(93)90049-N)
- Contardo, C., Hemmelmayr, V., & Crainic, T. G. (2012). Lower and upper bounds for the two-echelon capacitated location-routing problem. *Computers and Operations Research*.
<https://doi.org/10.1016/j.cor.2012.04.003>
- Crainic, T. G., Sforza, A., & Sterle, C. (2011). *Location-Routing Models for Two-Echelon Freight Distribution System Design*. Centre interuniversitaire de recherche sur les réseaux d'entreprise, la logistique et le transport.
- Cruz C., M. A., Moreno, P., & Peralta A., J. del C. (2014). Aplicación de la Teoría de la Complejidad en Optimización Combinatoria. *Narraciones de La Ciencia y La Tecnología*, 20, 35–42.
- Cuda, R., Guastaroba, G., & Speranza, M. G. (2015). A survey on two-echelon routing problems. *Computers and Operations Research*, 55, 185–199.
<https://doi.org/10.1016/j.cor.2014.06.008>

- Cuda, Rosario. (2014). *The Two-Echelon Location Routing Problems: State of the Art, Models and Algorithms (Tesis de doctorado)*. Università degli studi di Bergamo.
- Dai, Z., Aqlan, F., Gao, K., & Zhou, Y. (2018). A two-phase method for multi-echelon location-routing problems in supply chains. *Expert Systems with Applications*. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.06.050>
- Dalfard, V. M., Kaveh, M., & Nosratiyan, N. E. (2013). Two meta-heuristic algorithms for two-echelon location-routing problem with vehicle fleet capacity and maximum route length constraints. *Neural Computing and Applications*. <https://doi.org/10.1007/s00521-012-1190-0>
- Davis, L. (1985). Job shop scheduling with genetic algorithms. *Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms*, 136–140.
- De Jong, K. A. (1975). *An analysis of the behaviour of a class of genetic adaptive systems. Tesis Doctoral*. University of Michigan.
- Derbel, H., Jarboui, B., Hanafi, S., & Chabchoub, H. (2012). Genetic algorithm with iterated local search for solving a location-routing problem. *Expert Systems with Applications*, 39(3), 2865–2871. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.08.146>
- Dorigo, M. (1992). *Optimization, Learning and Natural Algorithms (Tesis doctoral)*. Politecnico di Milano.
- Dorigo, M., & Stützle, T. (2003). The Ant Colony Optimization Metaheuristic: Algorithms, Applications, and Advances. In F. Glover & G. A. Kochenberger (Eds.), *Handbook of Metaheuristics. International Series in Operations Research & Management Science* (pp. 251–285). Kluwer Academic. https://doi.org/10.1007/0-306-48056-5_9
- Enyinda, C. I., & Tolliver, D. (2009). Taking counterfeits out of the pharmaceutical supply chain in Nigeria: Leveraging multilayer mitigation approach. *Journal of African Business*, 10(2), 218–234. <https://doi.org/10.1080/15228910903187957>
- Franco Franco, C. A., & Alfonso Lizarazo, E. (2017). A Structured Review of Quantitative Models

- of the Pharmaceutical Supply Chain. *Complexity*, 1, 1–13.
<https://doi.org/10.1155/2017/5297406>
- Franklin F., E. B. (2009). *Organización de empresas* (3rd ed.). McGraw-Hill.
- Garattini, L., Cornago, D., & De Compadri, P. (2007). Pricing and reimbursement of in-patent drugs in seven European countries: A comparative analysis. *Health Policy*, 82(3), 330–339.
<https://doi.org/10.1016/j.healthpol.2006.11.004>
- Gen, M., & Cheng, R. (1997). *Genetic algorithms & engineering design*. Wiley.
- Gennaro, A. (1990). *Remington's Pharmaceutical Sciences* (18th ed.). Mack Publishing Company.
- Gestal, M., Dorado, J., Rivero Cebrián, D., Rabuñal, J. R., & Pazos, A. (2010). *Introducción a los Algoritmos Genéticos y la Programación Genética* (U. da Coruña (ed.)).
- Ghatreh Samani, M., & Hosseini-Motlagh, S.-M. (2017). A Hybrid Algorithm for a Two-Echelon Location- Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery under Fuzzy Demand. *International Journal of Transportation Engineering*, 5(1), 59–85.
<https://doi.org/10.22119/IJTE.2017.45837>
- Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers and Operations Research*, 13(5), 533–549. [https://doi.org/10.1016/0305-0548\(86\)90048-1](https://doi.org/10.1016/0305-0548(86)90048-1)
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning* (A. Wesley (ed.)).
- Goldberg, D. E., & Lingle, R. (1985). Alleles, loci and the traveling salesman problem. *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms and Their Applications*, 154–159.
- Gómez, R. A., Salazar, F., & Rincón, N. (2019). Metaheuristics for solving the routing problem of collecting leftover medicines and supplies in hospitals. *Informacion Tecnologica*.
<https://doi.org/10.4067/S0718-07642019000200303>

- Gonzalez-Feliu, J. (2008). *Models and methods for the City Logistics: The Two-Echelon Capacitated Vehicle Routing Problem (Tesis de doctorado)*. Politecnico di Torino.
- Gonzalez-Feliu, J. (2009). The N-echelon Location routing problem: concepts and methods for tactical and operational planning. *Working Papers*.
- Hiassat, A., Diabat, A., & Rahwan, I. (2017). A genetic algorithm approach for location-inventory-routing problem with perishable products. *Journal of Manufacturing Systems*, 42, 93–103. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2016.10.004>
- Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (2010). *Introducción a la Investigación de Operaciones* (Novena Edición). McGraw-Hill.
- Hoffman, K. L., Padberg, M., & Rinaldi, G. (2013). Traveling Salesman Problem. In *Encyclopedia of Operations Research and Management Science* (pp. 1573–1578). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1153-7_1068
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems* (U. P. of Michigan (ed.)).
- Hua-Li, S., Xun-Qing, W., & Yao-Feng, X. (2011). A bi-level programming model for a multi-facility location-routing problem in urban emergency system. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, 111 LNEE, 75–80. https://doi.org/10.1007/978-3-642-24823-8_12
- Izadi, A., & Kimiagari, A. M. (2014). Distribution network design under demand uncertainty using genetic algorithm and Monte Carlo simulation approach: a case study in pharmaceutical industry. *Journal of Industrial Engineering International*, 10(2), 1–9. <https://doi.org/10.1007/s40092-014-0050-1>
- Jacobsen, S. K., & Madsen, O. B. G. (1980). A comparative study of heuristics for a two-level routing-location problem. *European Journal of Operational Research*. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(80\)90124-1](https://doi.org/10.1016/0377-2217(80)90124-1)
- Jin, L., Zhu, Y., Shen, H., & Ku, T. (2010). A hybrid genetic algorithm for two-layer location-routing problem. *4th International Conference on New Trends in Information Science and Service Science*, 642–645.

- Karaoglan, I., & Altiparmak, F. (2011). A Hybrid Genetic Algorithm for the Location-Routing Problem with Simultaneous Pickup and Delivery. *Industrial Engineering and Management Systems*, 10(1), 24–33. <https://doi.org/10.7232/iems.2011.10.1.024>
- Kechmane, L., Nsiri, B., & Baalal, A. (2016). A Memetic Algorithm for the Capacitated Location-Routing Problem. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 7(6), 219–226. <https://doi.org/10.14569/IJACSA.2016.070628>
- Kechmane, L., Nsiri, B., & Baalal, A. (2018). Optimization of a Two-Echelon Location Lot-Sizing Routing Problem with Deterministic Demand. *Mathematical Problems in Engineering*, 2018. <https://doi.org/https://doi.org/10.1155/2018/2745437>
- Kennedy, J. (1999). Small worlds and mega-minds: Effects of neighborhood topology on particle swarm performance. *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*, 1931–1938. <https://doi.org/10.1109/CEC.1999.785509>
- Kergosien, Y., Lenté, C., Billaut, J. C., & Perrin, S. (2013). Metaheuristic algorithms for solving two interconnected vehicle routing problems in a hospital complex. *Computers and Operations Research*. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2013.01.009>
- Kriegel, J., Jehle, F., Dieck, M., & Mallory, P. (2013). Advanced services in hospital logistics in the German health service sector. *Logistics Research*. <https://doi.org/10.1007/s12159-013-0100-x>
- Landry, S., & Beaulieu, M. (2013). The challenges of hospital supply chain management, from central stores to nursing units. In *International Series in Operations Research and Management Science*. https://doi.org/10.1007/978-1-4614-5885-2_18
- Laporte, G. (1988). Location-routing problems. In B. L. Golden & A. A. Assad (Eds.), *Vehicle Routing: Methods and Studies* (pp. 163–198).
- Laporte, G., & Semet, F. (2002). Classical heuristics for the capacitated VRP. In P. Toth & D. Vigo (Eds.), *The vehicle routing problem* (pp. 109–128).
- Lim, S. J., Jeong, S. J., Kim, K. S., & Park, M. W. (2006). Hybrid approach to distribution planning

- reflecting a stochastic supply chain. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 28(5–6), 618–625. <https://doi.org/10.1007/s00170-004-2398-7>
- Lin, J. R., & Lei, H. C. (2009). Distribution systems design with two-level routing considerations. *Annals of Operations Research*. <https://doi.org/10.1007/s10479-009-0628-y>
- Lopes, R. B., Ferreira, C., & Santos, B. S. (2016). A simple and effective evolutionary algorithm for the capacitated location-routing problem. *Computers and Operations Research*, 70, 155–162. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2016.01.006>
- Macedo, R., Alves, C., Hanafi, S., Jarboui, B., Mladenović, N., Ramos, B., & Valério De Carvalho, J. M. (2015). Skewed general variable neighborhood search for the location routing scheduling problem. *Computers and Operations Research*, 61, 143–152. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2015.03.011>
- Madsen, O. B. G. (1983). Methods for solving combined two level location-routing problems of realistic dimensions. *European Journal of Operational Research*. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(83\)90199-6](https://doi.org/10.1016/0377-2217(83)90199-6)
- Marinakis, Y., & Marinaki, M. (2008). A Bilevel Genetic Algorithm for a real life location routing problem. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 11(1), 49–65. <https://doi.org/10.1080/13675560701410144>
- Marion, G., & Lawson, D. (2008). *An Introduction to Mathematical Modelling*.
- McCall, J. (2005). Genetic algorithms for modelling and optimisation. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 184(1), 205–222. <https://doi.org/10.1016/j.cam.2004.07.034>
- Mehralian, G., Gatari, A. R., Morakabati, M., & Vatanpour, H. (2012). Developing a suitable model for supplier selection based on supply chain risks: An empirical study from Iranian pharmaceutical companies. In *Iranian Journal of Pharmaceutical Research* (Vol. 11, Issue 1, pp. 209–219). Shahid Beheshti University of Medical Sciences. <https://doi.org/10.22037/ijpr.2012.1077>
- Mehralian, G., Zarenezhad, F., & Ghatari, A. R. (2015). Developing a model for an agile supply

- chain in pharmaceutical industry. *International Journal of Pharmaceutical and Healthcare Marketing*, 9(1), 74–91. <https://doi.org/10.1108/IJPHM-09-2013-0050>
- Nagy, G., & Salhi, S. (2007). Location-routing: Issues, models and methods. *European Journal of Operational Research*, 177(2), 649–672. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2006.04.004>
- Nakhjirkan, S., & Mokhatab Rafiei, F. (2017). An integrated multi-echelon supply chain network design considering stochastic demand: A genetic algorithm based solution. *Promet - Traffic & Transportation*, 29(4), 391–400. <https://doi.org/10.7307/ptt.v29i4.2193>
- Narayana, S. A., Pati, R. K., & Vrat, P. (2012). Research on management issues in the pharmaceutical industry: A literature review. In *International Journal of Pharmaceutical and Healthcare Marketing* (Vol. 6, Issue 4, pp. 351–375). Emerald Group Publishing Limited. <https://doi.org/10.1108/17506121211283235>
- Nguyen, V. P., Prins, C., & Prodhon, C. (2010). A multi-start evolutionary local search for the two-echelon location routing problem. *Lecture Notes in Computer Science*. https://doi.org/10.1007/978-3-642-16054-7_7
- Nguyen, V. P., Prins, C., & Prodhon, C. (2012). Solving the two-echelon location routing problem by a GRASP reinforced by a learning process and path relinking. *European Journal of Operational Research*. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.07.030>
- Nier O., A. P., & Niño H., J. A. (2015). *Desarrollo de un algoritmo híbrido para resolver el problema de localización-ruteo (LRP)*. (Tesis de Pregrado). Universidad Industrial de Santander, Colombia.
- Nikbakhsh, E., & Zegordi, S. H. (2010). A Heuristic Algorithm and a Lower Bound for the Two-Echelon Location-Routing Problem with Soft Time Window Constraints. *Transaction E: Industrial Engineering*, 17(1), 36–47.
- Niño G., A. C., & Vargas D., J. S. (2018). *Algoritmo memético para el problema de localización y ruteo de vehículos con ventanas de tiempo en el proceso de recolección de residuos sólidos en el centro de la ciudad de Bucaramanga de la empresa de aseo de Bucaramanga-EMAB* (Tesis de Pregrado). Universidad Industrial de Santander, Colombia.

- Niño S., A. F. (2017). *Estudio del problema de ruteo de vehículos de dos escalones (Tesis de Pregrado)*. Universidad Industrial de Santander, Colombia.
- Osman, I. H., & Laporte, G. (1996). Metaheuristics: A bibliography. *Annals of Operations Research*, 63(5), 511–623. <https://doi.org/10.1007/BF02125421>
- Özgönenç, H. (2006). *A genetic algorithm for the location-routing problem with time windows (Tesis de maestría)*. Middle East Technical University.
- Ozores M., B. (2007). *Logística Hospitalaria: Claves y tendencias de las operaciones logísticas en el sector hospitalario: calidad en la atención sanitaria y reducción de costes* (1st ed.). Marge Books.
- Pan, Z. X., & Pokharel, S. (2007). Logistics in hospitals: A case study of some Singapore hospitals. *Leadership in Health Services*, 20(3), 195–207. <https://doi.org/10.1108/17511870710764041>
- Papadimitriou, C. H., & Steiglitz, K. (1982). *Combinatorial Optimization - Algorithms and Complexity*. Prentice-Hall. <https://doi.org/10.1109/TASSP.1984.1164450>
- Perboli, G., Tadei, R., & Vigo, D. (2011). The Two-Echelon Capacitated Vehicle Routing Problem: Models and Math-Based Heuristics. In *Transportation Science* (Vol. 45, pp. 364–380). INFORMS. <https://doi.org/10.2307/23018533>
- Pinheiro De Lima, O., Breval S., S., Rodríguez T., C. M., & Follman, N. (2017). Una nueva definición de la logística interna y forma de evaluar la misma. *Revista Chilena de Ingeniería*, 25(2), 264–276.
- Priede B., T., López-Cózar N., C., & Benito H., S. (2009). Sector de la fabricación de productos farmacéuticos en España. Representación de las empresas de participación en la industria. *Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de La Empresa*, 15(1), 137–147. [https://doi.org/10.1016/S1135-2523\(12\)60082-3](https://doi.org/10.1016/S1135-2523(12)60082-3)
- Prodhon, C. (2006). *Le problème de localisation-routage (The location-routing problem)*. Université de Technologie de Troyes, France.

- Rahmani, Y., Oulamara, A., & Ramdane Cherif -Khettaf, W. (2014). *The Two-Echelon Multi-products Location-Routing problem with Pickup and Delivery: Formulation and heuristic approaches*. <https://hal.archives-ouvertes.fr/hal-01088960>
- Reeves, C. R., & Rowe, J. E. (2002). *Genetic Algorithms: Principles and Perspectives, A Guide to GA Theory*. Kluwer Academic Publishers. <https://doi.org/10.1007/b101880>
- Rivard-Royer, H., Landry, S., & Beaulieu, M. (2002). Hybrid stockless: A case study. Lessons for health-care supply chain integration. *International Journal of Operations and Production Management*. <https://doi.org/10.1108/01443570210420412>
- Røpke, S. (2005). *General rights Heuristic and exact algorithms for vehicle routing problems (Tesis doctoral)*. University of Copenhagen, Dinamarca.
- Ruiz M., D. (2005). Nuevas tendencias en la logística sanitaria. *Revista Administración Sanitaria*, 3(3).
- Salto, C. (2009). *Metaheurísticas híbridas paralelas para problemas industriales de corte, empaquetado y otros relacionados (Tesis doctoral)*. Universidad Nacional de San Luis, Argentina.
- Schwengerer, M., Pirkwieser, S., & Raidl, G. R. (2012). A variable neighborhood search approach for the two-echelon location-routing problem. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*. https://doi.org/10.1007/978-3-642-29124-1_2
- Simchi-Levi, D., Kaminsky, P., & Simchi-Levi, E. (2003). *Designing and managing the supply chain : concepts, strategies, and case studies*. McGraw-Hill/Irwin.
- Tapias-Isaza, C. J., Galeano-Ossa, A. A., & Hincapié-Isaza, R. A. (2011). Planeación de sistemas secundarios de distribución usando el algoritmo Branch and Bound. *Ingeniería y Ciencia*, 7(13), 47–64.
- Thumronglaohapun, S., & Suwandeochai, R. (2019). Improvement of a Distribution System Using a Heuristic Method: A Case Study. *Thailand Statistician*, 17(2), 165–178.

- Tsai, M. W., Hong, T. P., & Lin, W. T. (2015). A two-dimensional genetic algorithm and its application to aircraft scheduling problem. *Mathematical Problems in Engineering*, 2015, 1–12. <https://doi.org/10.1155/2015/906305>
- Yu, Xuan, Li, C., Shi, Y., & Yu, M. (2010). Pharmaceutical supply chain in China: Current issues and implications for health system reform. In *Health Policy* (Vol. 97, Issue 1, pp. 8–15). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/j.healthpol.2010.02.010>
- Yu, Xue, Zhou, Y., & Liu, X. F. (2019). A novel hybrid genetic algorithm for the location routing problem with tight capacity constraints. *Applied Soft Computing Journal*, 85. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2019.105760>
- Zhu, S. X., & Ursavas, E. (2018). Design and analysis of a satellite network with direct delivery in the pharmaceutical industry. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 116, 190–207. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2018.06.005>