

Modelo de ruteo para el transporte de frutas y verduras en un caso de la ciudad de
Bucaramanga, Santander.

Lesly Dayana Claro Guerrero

Trabajo de Grado para Optar al Título de Ingeniera Industrial

Director

Javier Eduardo Arias Osorio

Magíster en Administración

Universidad Industrial de Santander

Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas

Escuela de Estudios Industriales y Empresariales

Ingeniería Industrial

Bucaramanga

2026

Dedicatoria

A Dios por acompañarme en cada esta de este camino y por brindarme la fortaleza
necesaria en los momentos más difíciles.

A mis padres y hermanos, por ser los pilares de mi vida. Gracias por el esfuerzo, su ejemplo
y por enseñarme que, con dedicación, disciplina y constancia, es posible alcanzar las metas
que nos proponemos.

A mi familia, por estar presente desde el inicio, por su cariño incondicional y por
acompañarme en la construcción de este sueño.

A todas las personas que creyeron en mí y que, de una u otra manera, aportaron a este
proceso. Su confianza, sus palabras de ánimo y apoyo fueron fundamentales para alcanzar
este resultado.

Agradecimientos

A Dios por darme la fortaleza y la sabiduría necesarias para llegar hasta este momento.

A la Universidad Industrial de Santander, por abrirme sus puertas y brindarme la
oportunidad de formarme como profesional.

A mi director, el profesor Javier, por su acompañamiento, su disposición y orientación
durante el desarrollo de este proyecto. Gracias por compartir sus conocimientos, atender
mis inquietudes y ayudarme a construir este trabajo.

De igual manera, agradezco al profesor Juan Camilo, por acompañarme y orientarme en
parte importante de este proceso, por sus aportes, recomendaciones y por las bases
brindadas para el desarrollo de esta investigación.

A todos los profesores de la carrera, por los conocimientos y experiencias compartidas a lo
largo de estos años.

A mis amigos y compañeros, por hacer de este camino una experiencia más especial,
compartir este proceso con ustedes hizo que cada esfuerzo valiera aún más la pena.

Tabla de contenido

Introducción.....	14
1. Planteamiento del problema	16
2. Objetivos.....	19
2.1 Objetivo general	19
2.2 Objetivos específicos	19
3. Marco de referencia	20
3.1 Marco de antecedentes.....	20
3.2 Marco teórico.....	22
3.2.1 Logística del transporte	22
3.2.2 Problema de ruteo de vehículos (VRP)	23
3.2.2.1 Variaciones del VRP	23
3.2.2.2 Condiciones especiales del VRP con alimentos perecederos.	26
3.2.3 Métodos de solución para el problema de ruteo de vehículos (VRP)	27
3.2.3.1 Métodos exactos	28
3.2.3.2 Métodos aproximados.....	28
3.2.3.3 Heurísticos.	29
3.2.3.4 Metaheurísticos.....	29
4. Metodología.....	34
4.1 Revisión del problema desde la literatura.....	34

4.2 Diseño del modelo de ruteo de vehículos de alimentos perecederos.....	35
4.3 Selección del método de solución para el modelo VRP	35
4.4 Verificación funcional del modelo propuesto y su método de solución	36
4.5 Evaluación del modelo por análisis de escenarios.....	36
4.6 Redacción y presentación de resultados	37
5. Revisión del problema desde la literatura.....	37
5.1 Análisis bibliométrico	37
5.1.1 Evolución de publicaciones por año	39
5.1.2 Publicaciones por país	40
5.1.3 Análisis de palabras clave.....	41
5.1.4 Selección de artículos	42
5.2 Revisión de la literatura.....	43
5.2.1 Problema de ruteo de vehículos (VRP)	44
5.2.2 Problema de ruteo de vehículos para alimentos perecederos	45
5.2.3 Sostenibilidad en la distribución de alimentos perecederos	46
5.2.4 Modelos y enfoques metodológicos del VRP para alimentos perecederos	47
5.2.5 Tendencias futuras en la investigación del ruteo de productos perecederos	49
6. Diseño del modelo de ruteo de vehículos de alimentos perecederos	51
6.1 Proceso de construcción del modelo de ruteo	51
6.2 Descripción problema de transporte	53

6.2.1 Características del problema.....	54
6.3 Modelo matemático	56
7. Selección del método de solución para el modelo VRP	61
7.1 Revisión literatura.....	61
7.1.1 Metaheurísticas encontradas.....	65
7.2 Análisis para la selección del método de solución	66
7.3 Algoritmo genético híbrido con búsqueda de vecindario variable (GA+VNS).....	67
7.3.1 Estructura del algoritmo genético híbrido con búsqueda de vecindario variable (GA+VNS).....	69
7.3.1.1 Estructura del GA	69
7.3.1.2 Estructura del VNS.....	71
7.3.2 Configuración del algoritmo híbrido GA+VNS	72
8. Verificación computacional del modelo propuesto y su método de solución.....	73
8.1 Verificación del modelo matemático propuesto	73
8.2 Verificación del método de solución.....	78
8.2.1 Verificación del método de solución vs método exacto.....	78
8.2.2 Validación del método de solución en escenarios de mayor escala.....	80
9. Evaluación del modelo por análisis de escenarios.....	82
9.1 API de Distance Matrix de Google Maps	82
9.2 Definición de escenarios de evaluación.....	83

9.2.1 Escenario base	83
9.2.2 Escenario 1 – Condición de tráfico óptima	87
9.2.3 Escenario 2 – Condición de tráfico pesimista	90
9.2.4 Escenario 3 – Incremento en la demanda	92
9.2.5 Escenario 4 – Condiciones adversas.....	94
9.3 Comparación de resultados entre los escenarios	97
10. Redacción y presentación de resultados	101
11. Discusión	102
11.1 Interpretación de desempeño del modelo y del método de solución	102
11.2 Efecto de las condiciones de tráfico	104
11.3 Implicaciones prácticas para la distribución de frutas y verduras en Bucaramanga ..	105
11.4 Limitaciones del modelo y del método de solución	106
12. Conclusiones.....	107
13. Recomendaciones y trabajos futuros	108
Referencias bibliográficas	110

Lista de tablas

Tabla 1. <i>Cumplimiento de objetivos</i>	16
Tabla 2. <i>Matriz de componentes para ecuación de búsqueda</i>	38
Tabla 3. <i>Modelos de ruteo de transporte de productos perecederos</i>	47
Tabla 4. <i>Clasificación de algoritmos de solución encontrados en la literatura</i>	62
Tabla 5. <i>Rutas obtenidas por vehículo – Validación modelo</i>	74
Tabla 6. <i>Tiempos de llegada y penalizaciones – Validación modelo</i>	75
Tabla 7. <i>Evolución de la carga en la ruta k1-m1 – Validación modelo</i>	75
Tabla 8. <i>Deterioro por cliente y producto – Validación modelo</i>	76
Tabla 9. <i>Análisis de variación – Capacidad de los vehículos</i>	77
Tabla 10. <i>Análisis de variación – Ventanas de tiempo</i>	77
Tabla 11. <i>Análisis de variación - Deterioro máximo</i>	78
Tabla 12. <i>Características de las instancias de validación</i>	79
Tabla 13. <i>Comparación de resultados entre GAMS y GA+VNS</i>	80
Tabla 14. <i>Características de los escenarios de mayor escala</i>	81
Tabla 15. <i>Resultados GA+VNS en escenarios de mayor escala</i>	82
Tabla 16. <i>Puntos de entrega – Caso de estudio Bucaramanga</i>	84
Tabla 17. <i>Parámetros del escenario base</i>	86
Tabla 18. <i>Resultados de la función objetivo – Escenario base</i>	86
Tabla 19. <i>Rutas obtenidas por vehículo – Escenario base</i>	86
Tabla 20. <i>Resultados de la función objetivo – Escenario 1</i>	88
Tabla 21. <i>Rutas obtenidas por vehículo – Escenario 1</i>	89
Tabla 22. <i>Resultados de la función objetivo – Escenario 2</i>	90

Tabla 23. <i>Rutas obtenidas por vehículo – Escenario 2</i>	92
Tabla 24. <i>Resultados de la función objetivo – Escenario 3</i>	93
Tabla 25. <i>Rutas obtenidas por vehículo – Escenario 3</i>	94
Tabla 26. <i>Resultados de la función objetivo – Escenario 4</i>	95
Tabla 27. <i>Rutas obtenidas por vehículo – Escenario 4</i>	96
Tabla 28. <i>Comparación de resultados entre escenarios</i>	97
Tabla 29. <i>Variación de cada componente respecto al escenario base</i>	98
Tabla 30. <i>Utilización de la flota por vehículo y escenario</i>	100

Lista de figuras

Figura 1. <i>Clasificación de algoritmos para la solución del VRP</i>	28
Figura 2. <i>Diagrama de procesos de un algoritmo genético</i>	31
Figura 3. <i>Diagrama de procesos de una búsqueda en vecindario variable</i>	33
Figura 4. <i>Publicaciones por año</i>	40
Figura 5. <i>Publicaciones por país</i>	41
Figura 6. <i>Concurrencia de palabras clave</i>	42
Figura 7. <i>Diagrama descripción del proceso de búsqueda y selección de literatura</i>	43
Figura 8. <i>Proceso de aprendizaje – Modelo de ruteo</i>	52
Figura 9. <i>Proceso de selección de literatura</i>	62
Figura 10. <i>Distribución porcentual de tipos de algoritmos encontrados</i>	64
Figura 11. <i>Distribución de metaheurísticas en literatura analizada</i>	65
Figura 12. <i>Estructura de cromosoma en GA + VNS</i>	68
Figura 13. <i>Matriz de tiempo esperado (min) – Escenario base</i>	85
Figura 14. <i>Rutas obtenidas por algoritmo GA+VNS – Escenario base</i>	87
Figura 15. <i>Matriz de tiempo optimista (min) – Escenario 1</i>	88
Figura 16. <i>Rutas obtenidas por algoritmo GA+VNS – Escenario 1</i>	89
Figura 17. <i>Matriz de tiempo pesimista – Escenario 2</i>	90
Figura 18. <i>Rutas obtenidas por algoritmo GA+VNS – Escenario 2</i>	92
Figura 19. <i>Rutas obtenidas por algoritmo GA+VNS – Escenario 3</i>	94
Figura 20. <i>Rutas obtenidas por algoritmo GA+VNS – Escenario 4</i>	96
Figura 21. <i>Comparación entre escenarios</i>	97
Figura 22. <i>Variación porcentual de cada componente respecto al escenario base</i>	98

Lista de apéndices

Apéndice A. Modelo HFVRPTW con deterioro y algoritmo genético GA+VNS.

Apéndice B. Validación en GAMS

Apéndice C. Datos y resultados de las instancias de validación algoritmo GA+VNS

Apéndice D. Parámetros y resultados de los escenarios de evaluación.

Apéndice E. Artículo

Los apéndices están adjuntos y puede visualizarlos en la base de datos de la biblioteca UIS.

Resumen

Título: Modelo de ruteo para el transporte de frutas y verduras en un caso de la ciudad de Bucaramanga, Santander.¹

Autor: Lesly Dayana Claro Guerrero²

Palabras claves: Modelo de ruteo, productos perecederos, algoritmo híbrido.

Descripción: La distribución de frutas y verduras en entornos urbanos representa un problema logístico complejo, en donde la calidad del producto, las condiciones de tráfico y el cumplimiento de los horarios de entrega son factores que determinan la eficiencia en la operación. En este trabajo se diseña un modelo de ruteo de vehículos con flota heterogénea y ventanas de tiempo para la distribución de frutas y verduras en un caso de la ciudad de Bucaramanga, integrando restricciones operativas como capacidad, tiempos de desplazamientos, penalizaciones por incumplimiento de horarios y deterioro del producto. Para su solución se implementó un algoritmo híbrido que combina un algoritmo genético con búsqueda con vecindario variable (GA+VNS), el cual fue validado frente a un modelo exacto, obteniendo un gap del 0% en las instancias de prueba. El modelo fue evaluado mediante el análisis de escenarios que simulan variaciones en las condiciones de tráfico, demanda y disponibilidad de flota de transporte, evidenciando que estas condiciones afectan directamente en el desempeño de la distribución y en la conservación de la calidad del producto. Los resultados muestran que el modelo propuesto constituye una herramienta útil para apoyar la toma de decisiones en la planeación del transporte urbano de alimentos perecederos.

¹ Trabajo de grado

² Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Estudios Industriales y Empresariales. Director: Javier Eduardo Arias Osorio, Magíster en Administración

Abstract

Title: Routing model for the transportation of fruits and vegetables in a case from the city of Bucaramanga, Santander.³

Author: Lesly Dayana Claro Guerrero⁴

Key words: Routing model, perishable products, hybrid algorithm.

Description: The distribution of fruits and vegetables in urban environments presents a complex logistical challenge, in which product quality, traffic conditions, and adherence to delivery schedules are factors that determine operational efficiency. This study designs a vehicle routing model with a heterogeneous fleet and time windows for the distribution of fruits and vegetables in the city of Bucaramanga, incorporating operational constraints such as capacity, travel times, penalties for missed deadlines, and product spoilage. To solve this problem, a hybrid algorithm was implemented that combines a genetic algorithm with variable neighborhood search (GA+VNS), which was validated against an exact model, obtaining a 0% gap in the test instances. The model was evaluated through scenario analysis simulating variations in traffic conditions, demand, and transportation fleet availability, demonstrating that these conditions directly affect distribution performance and product quality preservation. The results show that the proposed model is a useful tool for supporting decision-making in the planning of urban transportation for perishable foods.

³ Degree project

⁴ Faculty of Physico-Mechanical Engineering. School of Industrial and Business Studies. Advisor: Javier Arias Osorio. Master of Administration

Introducción

El transporte de alimentos perecederos supone un desafío logístico, dado que este tipo de productos como frutas y verduras, son altamente sensibles a la temperatura, condiciones de transporte y tiempo de transporte, lo que hace indispensable una planificación adecuada de las rutas de distribución para garantizar su calidad al momento de la entrega. En los entornos urbanos, este desafío se intensifica debido a los niveles de congestión, bloqueos momentáneos de las rutas y demás eventos inesperados que, según Tsang et al. (2020), pueden generar que los alimentos lleguen en mal estado, ya sea por deterioro o maduración, o que la entrega no cumpla con el cronograma planeado, resultando en problemas de salud para el cliente o la insatisfacción de este.

Esta problemática cobra mayor relevancia al considerar que, según la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (FAO), aproximadamente el 14% de los alimentos producidos a nivel mundial se pierden antes de la llegada al consumidor final. En el caso colombiano, estas condiciones se agravan, debido a que, según un estudio realizado por la Dirección de Seguimiento y Evaluación de Políticas Públicas (DSEPP) del DNP, publicado en 2016, el 39% de la oferta de fruta y verdura se perdió o desperdició en el país en 2010, reflejando importantes deficiencias en los procesos poscosecha.

A estas pérdidas se les suman las dificultades operativas que enfrentan las empresas en Colombia debido al estado de la infraestructura vial. Como señala la Defensoría del Pueblo (2024), el mantenimiento insuficiente, las fallas geológicas y los bloqueos frecuentes por protestas sociales limitan la capacidad de las empresas para satisfacer las demandas del mercado, debido a que generan retrasos que afectan el cumplimiento de las entregas.

Frente a estos desafíos, el problema de ruteo de vehículos (VRP) ha sido ampliamente estudiado como una herramienta para mejorar los procesos de distribución. No obstante, cuando se aplica a productos perecederos, el VRP requiere incorporar factores como el deterioro de la calidad, la necesidad de cadenas de frío, ventanas de tiempo de entregas y condiciones operativas locales. En respuesta a estas necesidades, diversos autores han estudiado variaciones del VRP orientadas a este tipo de producto (Gharehyakheh et al., 2020; Tsang et al., 2020; Bei et al., 2024).

El objetivo de este proyecto de grado es diseñar un modelo de ruteo de vehículos para el transporte de frutas y verduras que se adapte a las condiciones particulares de Bucaramanga. Este modelo integra restricciones del entorno urbano, el deterioro de los productos en función del tiempo de transporte y el tipo de vehículo, y un algoritmo de solución metaheurístico, cuyo modelo se formula matemáticamente y se valida computacionalmente.

La novedad de este trabajo radica en integrar un modelo, para el contexto urbano de Bucaramanga, con flota heterogénea y características de deterioro diferenciado por tipo de vehículo y producto, ventanas de tiempo con penalización y tiempos de desplazamiento obtenidos de datos reales. Como aporte, se desarrolla una herramienta que permite planificar rutas de distribución considerando de manera simultánea el costo de transporte, el deterioro del producto y el cumplimiento de los horarios de entrega, contribuyendo al conocimiento en logística y modelos de transporte para cadenas de suministro de alimentos perecederos.

Cumplimiento de objetivos

En esta sección se incluye la Tabla 1, en la cual se presenta el cumplimiento de los objetivos definidos en este proyecto, así como la sección del documento en donde se aborda cada uno de ellos.

Tabla 1.

Cumplimiento de objetivos.

Objetivos específicos	Cumplimiento
1. Analizar los enfoques metodológicos, algoritmos utilizados y restricciones consideradas frecuentemente en la literatura sobre el ruteo de vehículos para productos perecederos.	Capítulo 5.
2. Diseñar un modelo de ruteo de vehículos para la distribución de alimentos perecederos que integre las restricciones operativas presentes en un caso de la ciudad de Bucaramanga.	Capítulo 6.
3. Identificar un método de solución adecuado para resolver el modelo formulado, considerando su complejidad y los métodos comúnmente utilizados en problemas similares.	Capítulo 7.
4. Validar el funcionamiento del modelo desarrollado y su método de solución mediante pruebas con datos que reflejen las condiciones, demandas y rutas locales.	Capítulo 8.
5. Evaluar el modelo propuesto a través del análisis de escenarios considerando indicadores como tiempos de entrega, distancias recorridas y cumplimiento de restricciones operativas.	Capítulo 9.
6. Socializar los resultados obtenidos en el proyecto mediante un artículo académico de carácter publicable y un libro de trabajo de grado que exponga la metodología, modelo planteado y los aportes al estudio de VRP de alimentos perecederos.	Capítulo 10; Apéndice E.

1. Planteamiento del problema

La distribución de productos perecederos, como frutas y verduras, representa un reto para la logística debido a las características propias de estos productos. La naturaleza sensible de estos productos hace que el tiempo de transporte sea un factor decisivo para preservar su calidad, además que variables como la temperatura, la humedad y un manejo inadecuado

pueden generar una aceleración del deterioro. En este sentido, es importante mantener una temperatura controlada a lo largo de la cadena de distribución para conservar la calidad de los productos, para ello, se requiere el uso de cadenas de frío, las cuales permiten tener unas condiciones térmicas constante. Sin embargo, esta tecnología implica un aumento en los costos operativos ya que conlleva un mayor consumo de combustible, como lo plantean Li y Li (2022), en muchas ocasiones es necesario asumir estos costos adicionales para minimizar el deterioro y garantizar la satisfacción del cliente, lo que genera un reto adicional para la planificación.

A estas condiciones del producto se le suman las restricciones externas generadas por entorno urbano. En ciudades como Bucaramanga, factores como la congestión vehicular, los bloqueos por manifestaciones y las interrupciones causadas por las condiciones climáticas dificultan aún más la planificación de rutas de entrega de alimentos frescos. Esta congestión se ha intensificado, de acuerdo con Camargo et al. (2024), debido al incremento de la flota vehicular en el área metropolitana, lo cual ha derivado en mayores tiempos de desplazamiento y afectaciones en la productividad urbana. Este panorama es particularmente relevante considerando que el departamento de Santander posee una alta participación en la producción agrícola nacional, según González (2021), destacan cultivos como cacao, café, piña, cítricos y plátanos, con más de 1.843.000 hectáreas en fronteras agrícolas y una red de más de 46.000 productores.

La falta de un modelo de ruteo que integre tanto las restricciones del producto como las del entorno contribuye a la generación de pérdidas causadas por el deterioro de los productos, retrasos en los tiempos de entrega y bajos niveles de satisfacción de los clientes. Estos efectos impactan negativamente a las empresas locales ya que dependen de la

conservación de la calidad del producto para mantener la competitividad en el mercado. De hecho, según el estudio realizado por la DSEPP del DNP en el 2016, el 36% del total de los alimentos perdidos y desperdiciados en Colombia se generan en las etapas de distribución, retail y consumo final. Particularmente, la etapa de distribución y retail representan el 20.6% del total de las pérdidas y desperdicios, lo cual resalta la necesidad de intervenir en esta etapa por medio de herramientas logísticas. Por ello, se hace necesario el desarrollo de un modelo de ruteo que contemple las restricciones específicas que repercuten en la distribución de alimentos perecederos en Bucaramanga.

2. Objetivos

2.1 Objetivo general

Diseñar un modelo de ruteo para el transporte eficiente de frutas y verduras aplicable al contexto de la ciudad de Bucaramanga.

2.2 Objetivos específicos

- Analizar los enfoques metodológicos, algoritmos utilizados y restricciones consideradas frecuentemente en la literatura sobre el ruteo de vehículos para productos perecederos.
- Diseñar un modelo de ruteo de vehículos para la distribución de alimentos perecederos que integre las restricciones operativas presentes en un caso de la ciudad de Bucaramanga.
- Identificar un método de solución adecuado para resolver el modelo formulado, considerando su complejidad y los métodos comúnmente utilizados en problemas similares.
- Validar el funcionamiento del modelo desarrollado y su método de solución mediante pruebas con datos que reflejen las condiciones, demandas y rutas locales.
- Evaluar el modelo propuesto a través del análisis de escenarios considerando indicadores como tiempos de entrega, distancias recorridas y cumplimiento de restricciones operativas.
- Socializar los resultados obtenidos en el proyecto mediante un artículo académico de carácter publicable y un libro de trabajo de grado que exponga la metodología, modelo planteado y los aportes al estudio de VRP de alimentos perecederos.

3. Marco de referencia

3.1 Marco de antecedentes

Betancourth (2020) en su trabajo de grado diseñó una metodología de ruteo basada en algoritmos evolutivos que fue aplicada a una pastelería en la región cafetera colombiana. La autora utilizó el algoritmo NSGA-II para abordar un problema, en donde se buscaba reducir los costos de transporte, mediante la reducción de la distancia recorrida por los vehículos, y los costos asociados a dicha distribución. Para el modelo, se consideraron las distancias entre la fábrica y los puntos de venta de la pastelería, la cantidad de vehículos con los que contaba la pastelería, la capacidad de carga de estos y el consumo de combustible por kilómetros. Con estos parámetros, se logró la designación de las rutas a los vehículos, y los costos del consumo de combustible y de la distribución. La información documentada en este caso proporciona un referente para el presente trabajo debido al ejemplo claro del uso de metaheurísticas aplicadas para la distribución de alimentos.

Por otro lado, Ferrer (2023) en su trabajo de maestría desarrolló un algoritmo de optimización que emplea búsqueda local guiada para enfrentar el problema de ruteo con flotas heterogéneas, incorporando el objetivo ambiental de reducir la huella de carbono. Su investigación se centró en construir soluciones que minimizan el consumo de combustible, mediante técnicas de aprendizaje de máquina, específicamente árboles de decisión. El modelo formulado consideró variables que inciden en el consumo energético, como la carga del vehículo, la velocidad y las pendientes del terreno.

Entre los principales resultados, se destaca que el algoritmo propuesto permite identificar rutas de operadores que permiten reducir el consumo de combustible, mediante

las características de la flota heterogénea, distancias entre nodos y la demanda por cliente. Aunque el estudio no aborda directamente los productos perecederos, su orientación hacia la sostenibilidad y su enfoque algorítmico resulta importante, debido a las métricas como el consumo energético para el diseño de un modelo de ruteo en Bucaramanga.

En otro escenario, Quiroga y Vásquez (2020) en su trabajo de maestría diseñaron un modelo de ruteo de tres eslabones, enfocado en la cadena logística de la yuca industrial, considerando procesos de recolección, acopio y distribución en Corozal, Sucre. El trabajo tuvo como objetivo el diseño de un modelo de ruteo que permitiera mejorar la eficiencia y minimizar los costos de la distribución, considerando a los productores, centro de acopio, clientes y vehículos. Para ello, tuvo en cuenta variables como las cantidades de yuca que demandaba cada proveedor, las capacidades y costos fijos de los vehículos, las capacidades de los centros de acopio y las ventanas de tiempo para las entregas. Con ello se obtuvieron las rutas que los vehículos deberían realizar en cada eslabón, en donde a partir de datos reales se obtuvo un costo de distribución con un gap del 9.2% respecto al óptimo estimado. Adicionalmente, se realizó la evaluación del modelo mediante el estudio de dos escenarios alternativos: en el primero se redujo la demanda del cliente, y en el segundo se limitaron las capacidades de los centros de acopio. En ambos casos, se obtuvieron mejoras en los costos de distribución, con gaps del 8% y 9% respectivamente.

Aunque el producto analizado no comparte las mismas propiedades, el modelo multietapa propuesto aborda la coordinación de operaciones logísticas distribuidas en espacios geográficos diversos. Este enfoque tiene gran aplicabilidad para el caso de Bucaramanga, donde los productos agrícolas deben ser recogidos desde las centrales de abastos y entregados en múltiples puntos de ventas urbanos.

3.2 Marco teórico

3.2.1 Logística del transporte

En la logística del transporte, las decisiones se relacionan principalmente con la selección del modo de transporte, el diseño de la ruta, la programación de los vehículos y la consolidación de los envíos. Estos aspectos son importantes debido a que los costos del transporte representan entre uno y dos tercios del total de los costos logísticos, lo cual plantea el desafío: reducir los costos de transporte y maximizar la satisfacción del cliente, mediante la selección de las mejores rutas que un vehículo puede seguir (Ballou, 2004).

De acuerdo con Ballou (2004), entre los problemas que se relacionan con el diseño de rutas, se resaltan tres principalmente: el punto de origen y destino separados, donde el vehículo inicia su recorrido en un punto diferente al punto donde finaliza, resolviéndose comúnmente mediante el método de la ruta más corta; múltiples puntos de origen y destino, en los que se requiere la asignación de los puntos de origen con capacidad limitada a varios a puntos de destino con una demanda determinada, lo que usualmente se plantea por medio de métodos de transporte; y los puntos coincidentes de origen y destino, la cual es la situación más frecuente en el diseño de rutas de transporte y se conoce también como el *problema del agente viajero* (TSP, por sus siglas en inglés).

Según Matisziw (2025), el problema TSP busca determinar la ruta de menor costo que inicia y finaliza en el mismo punto, asegurando que todos los nodos intermedios sean visitados una única vez. Este problema agrega complejidad al diseño de la ruta debido a que se debe considerar en la planificación el trayecto de retorno del vehículo al punto de origen.

3.2.2 Problema de ruteo de vehículos (VRP)

El problema de enrutamiento de vehículos (VRP), de acuerdo con Zhang et al. (2021), se define como un conjunto de rutas que una flota de vehículos debe seguir para atender la demanda de múltiples clientes ubicados en diferentes puntos geográficos, partiendo y finalizando en uno o varios depósitos. El objetivo es diseñar un conjunto de rutas con la menor distancia recorrida, con el menor costo de transporte y el mínimo tiempo, en donde cada cliente sea visitado una única vez por el vehículo. Todos los vehículos deben salir y volver al depósito central tras completar sus rutas, cumpliendo con ciertas restricciones, como la capacidad máxima de carga de los vehículos, ventanas de tiempo, entre otros aspectos.

3.2.2.1 Variaciones del VRP. Con el fin de acercarse a los contextos reales del problema de transporte, se han desarrollado diversas variaciones del VRP que incluyen variables y restricciones adicionales. Zhang et al. (2021) mencionan las siguientes:

- Problema de enrutamiento de vehículos capacitados (CVRP): El VRP con restricciones de capacidad (CVRP) representa una variante en la que cada vehículo posee un límite máximo de carga que no puede ser superado, lo que restringe la cantidad de demanda que el vehículo puede atender en una sola ruta. El objetivo sigue siendo minimizar el costo total de las rutas, pero asegurando que el total de las demandas asignadas a cada vehículo no exceda su capacidad máxima (Zhang et al., 2021).
- Problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW): El problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo (VRPTW) tiene la característica de que

cada cliente especifica un intervalo de tiempo durante el cual debe ser atendido, lo cual introduce una restricción en la que los vehículos cuentan con un horario asignado para la entrega en cada punto. Si un vehículo llega antes del inicio de la ventana de tiempo, debe esperar hasta que esta se abra; si llega después del tiempo final del intervalo, no se le permite realizar la entrega, este caso se denomina ventanas de tiempo estrictas, según Konstantakopoulos et al. (2020). En caso contrario, las ventanas de tiempo blandas permiten que el vehículo llegue después del tiempo final del intervalo, pero generando una penalización. Esta variante se presenta cuando la puntualidad impacta directamente en la satisfacción del cliente.

- Problema de ruteo de vehículos con entrega dividida (SDVRP): El Problema de Ruteo de vehículos con entrega dividida (SDVRP) representa el caso en donde la demanda de un cliente puede ser fraccionada y atendida en múltiples visitas por diferentes vehículos. Esta característica es útil, según Zhang et al. (2021), en casos donde la demanda del cliente es alta y los vehículos tienen capacidad limitada, por lo que no se puede cumplir con la demanda en una sola visita.
- Problema de ruteo de vehículos dinámico (DVRP): En el enfoque tradicional del VRP, se asume que factores como la demanda y el tiempo de viaje son estáticos y no cambian al planificar e implementar las rutas. En cambio, el problema de ruteo dinámico de vehículos (DVRP) considera que ciertos parámetros como la demanda de los clientes, las condiciones de tráfico, el clima, el personal, entre otros factores del sistema varían en el tiempo. Por lo cual, como es presentado por Zhang et al. (2021), el principal reto de esta variante del VRP consiste en el diseño de sistemas de

asignación de rutas que respondan a los cambios repentinos, permitiendo satisfacer las necesidades de los clientes en condiciones de incertidumbre.

- Problema de ruteo de vehículos con demanda estocástica (VRPSD): El problema de ruteo de vehículos con demanda estocástica (VRPSD) aborda situaciones donde la demanda no se conoce con certeza en el momento de la planificación de las rutas, sino que esta sigue una distribución de probabilidad (Zhang et al., 2021).
- Problema de ruteo de vehículos con entrega y recogida simultáneas (VRPSDP): El problema de ruteo de vehículos con entrega y recogida simultáneas (VRPSDP), según Zhang et al. (2021), surge para situaciones donde el cliente no solo recibe mercancías desde un depósito central, sino que también entrega productos desde su ubicación para su entorno o redistribución. Para este caso, se conoce de antemano la ubicación de cada cliente, las cantidades de productos a entregar y recoger, y las capacidades de los vehículos.

Esta variante del VRP se puede dividir en tres categorías como señalan Zhang et al. (2021): con ventanas de recogida y horario (VRPSDPTW), en donde cada cliente dispone de un intervalo de tiempo específico en el cual debe ser atendido; con longitud de recogida y distancia máxima (VRPSDPMML), en este caso, los vehículos deben realizar las entregas y recogidas, y retornar al depósito sin que supere un valor preestablecido de distancia total; y con recogida y tiempo límite (VRPSDPTL), en donde el vehículo debe regresar al depósito antes del límite máximo de tiempo.

- Problema de ruteo de vehículos abierto (OVRP): En el problema de ruteo de vehículos abiertos (OVRP), los vehículos no regresan al depósito tras completar todas las

entregas que le fueron asignadas. De acuerdo con Zhang et al. (2021), esta variante contrasta con el VRP clásico (también llamado “cerrado”) donde cada vehículo inicia y finaliza su recorrido en el mismo punto.

- Problema de ruteo de vehículos ecológicos (GVRP): Según Konstantakopoulos et al. (2020), el problema de ruteo de vehículos ecológicos (GVRP) tiene como objetivo la reducción del consumo de la energía y de emisiones de las operaciones del transporte, para ello, mediante el modelo del problema se busca una planificación de rutas donde se reduzcan las tasas de carga vacía y se acorten las rutas.

3.2.2.2 Condiciones especiales del VRP con alimentos perecederos. Para la distribución de alimentos perecederos se deben considerar condiciones adicionales en el VRP. Cabrales-Navarro et al. (2023) plantean que, el carácter perecedero de los alimentos y la calidad son factores decisivos en la gestión de las cadenas de suministro, ya que estas condiciones generan una incertidumbre para los compradores y añaden más complejidad a los vendedores. Por un lado, los compradores se enfrentan a variaciones en la calidad y cantidad disponible del producto; por otro, los vendedores deben considerar para la toma de decisiones la vida útil en relación con la calidad de estos. Por ello, el carácter perecedero se modela utilizando dos enfoques de acuerdo con Cabrales-Navarro et al. (2023): los productos con vida útil fija, en donde los productos deben ser entregados antes de un tiempo preestablecido; y los productos con vida útil variable, en donde la cantidad de tiempo límite para la entrega puede cambiar.

Se considera además que la calidad de los productos disminuye con el tiempo y puede ser afectada por factores como la temperatura de almacenamiento y la infraestructura de transporte empleada. Ello implica, según Ahmadi-Javid et al. (2023), que se genere la

necesidad de realizar entregas más frecuentes por medio de un transporte especializado, como los camiones refrigerados.

Uno de los componentes críticos en esta logística es la cadena de frío, ya que asegura que los productos se mantengan dentro de un rango de temperatura adecuado durante el transporte. Como señalan Cbrales-Navarro et al. (2023), las investigaciones recientes en esta área se han realizado desde diferentes puntos de vista, como la minimización de los tiempos de distribución, la minimización del daño asociado a los tipos de carga (generales, refrigeradas y congeladas), la minimización de los tiempos tiempo de espera de los clientes y los vehículos para asegurar la eficiencia de la cadena de frío.

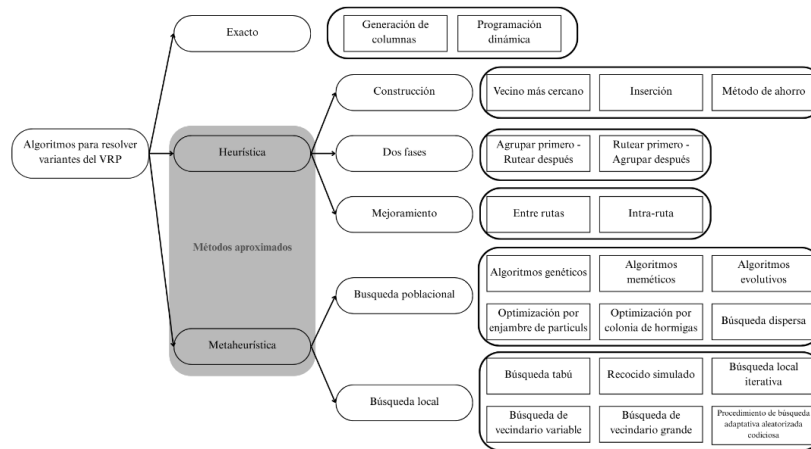
La logística de la cadena de frío, sin embargo, se caracteriza por un alto consumo de energía y elevadas emisiones de carbono. Según Konstantakopoulos et al. (2020), esto ha generado que se incorporen al momento de realizar la planificación, objetivos relacionados con la reducción de las emisiones totales generadas por la operación de transporte para enfrentar esta problemática. En este contexto entra a participar el enfoque ecológico del GVRP.

3.2.3 Métodos de solución para el problema de ruteo de vehículos (VRP)

Debido a la complejidad computacional del VRP y sus múltiples variantes, se han desarrollado diversos métodos de solución. De acuerdo con Konstantakopoulos et al. (2020), estos se clasifican en dos grandes enfoques: métodos exactos y métodos aproximados, en donde se hace uso de heurísticas y metaheurísticas, tal como se presenta en la Figura 1.

Figura 1.

Clasificación de algoritmos para la solución del VRP.



Nota. Adaptado de Konstantakopoulos et al. (2020)

3.2.3.1 Métodos exactos. Los métodos exactos son enfoques matemáticos con los que se busca obtener soluciones óptimas para el VRP. Entre los más conocidos se encuentra la programación lineal entera, la programación dinámica y la búsqueda en árboles. Sin embargo, según Lin et al. (2013), este tipo de algoritmos presentan poca escalabilidad, ya que a medida que aumenta el tamaño del problema se presentan altos tiempos de cómputo.

3.2.3.2 Métodos aproximados. Debido a que el VRP es un problema NP-hard, los métodos aproximados han ganado relevancia en la práctica debido a que proporcionan soluciones en menores tiempos de cálculo. Según Díez et al. (2011), aunque estos métodos no lleguen a la solución óptima, se aproxima a ella usando menos recursos y tiempo, además de que permite resolver problemas con gran cantidad de variables y datos.

3.2.3.3 Heurísticos. De acuerdo con Konstantakopoulos et al. (2020), son algoritmos diseñados para encontrar rápidamente una solución, pero no necesariamente la solución óptima. Se clasifican en heurísticas en construcción, que construyen una solución inicial desde cero; heurísticas de mejora, que parte de una solución inicial y la mejora mediante intercambios locales; y la heurística en dos fases, en donde inicialmente busca una solución factible al problema para posteriormente centrarse en mejorar dicha solución.

3.2.3.4 Metaheurísticos. Las metaheurísticas son métodos que logran producir soluciones de alta calidad, aunque requieren mayor tiempo para el cálculo, estos métodos *“llevan a cabo una búsqueda más exhaustiva del espacio de solución, permitiendo movimientos inferiores y a veces inviables, además de recombinar soluciones para crear otras nuevas”* (C. Lin et al., 2013, p. 10). Estos métodos se clasifican en dos tipos de acuerdo con Konstantakopoulos et al. (2020): Búsqueda poblacional y búsqueda local.

Los métodos basados en la búsqueda de poblaciones se basan en mantener un conjunto de buenas soluciones parentales, seleccionando continuamente soluciones parentales para producir una descendencia prometedora a fin de la actualización del grupo. Por otro lado, los métodos que se basan en la búsqueda local siguen buscando en el espacio de la solución al pasar de la solución actual a otra solución en su vecindario que ofrezca una mejora en el valor de la función objetivo.

Dentro de estos enfoques, el algoritmo genético (GA), es método basado en búsqueda poblacional, y la búsqueda de vecindario variable (VNS), es método basado en búsqueda local. Estos se describen a continuación:

- Algoritmo genético (GA): Un algoritmo genético (GA), como señala Yang (2014), es un método basado en la evolución darwiniana y en el principio de la selección natural presente en los sistemas biológicos, en donde se incorporan operadores de selección, cruce o recombinación, mutación, aptitud y la evaluación mediante una función de aptitud. De acuerdo con Mitchell (1996), los GA fueron creados por John Holland en 1960, como una herramienta que permitiera estudiar el fenómeno de adaptación en la naturaleza y en la transferencia de estos a sistemas computacionales.

Los GA operan sobre una población de estructuras denominadas cromosomas, las cuales representan soluciones candidatas a un problema específico y se encuentran codificadas como cadenas de bits. Yang (2014) indica que cada cromosoma está compuesto por unidades discretas llamadas genes, y el valor específico que toma cada gen se denomina alelo, los cuales son comúnmente codificados como cadenas de bits, tomando valores de 0 y 1.

El proceso de evolución de un GA se basa en la aplicación de operadores inspirados biológicamente, que permiten generar nuevas soluciones a partir de las existentes. Mitchell (1996) describe que entre los principales operadores se encuentran:

- Selección: El operador selecciona cromosomas de la población, a los cuales se les permitirá reproducirse. Los cromosomas que son más aptos producirán mayor descendencia que los menos aptos, lo que refleja el principio de supervivencia del más apto.
- Cruce (crossover): Este operador combina dos segmentos de los cromosomas padres para generar nuevos individuos. Este proceso busca imitar la

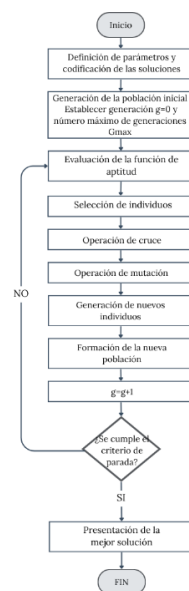
recombinación biológica que permite transmitir y mezclar las mejores características.

- **Mutación:** Realiza cambios aleatorios en algunos genes del cromosoma. Este operador tiene la función principal de mantener la diversidad genética de la población y evitar la convergencia prematura hacia los óptimos locales.
- **Inversión:** En algunos enfoques se incluye este operador, el cual reorganiza el orden de una sección continua del cromosoma.

Adicionalmente, como señala Yang (2014), cada individuo de la población se evalúa mediante una función de aptitud o fitness, la cual asigna una puntuación que refleja qué tan bien ese cromosoma resuelve el problema propuesto. El proceso que se lleva a cabo en un GA se muestra a continuación en la figura 2.

Figura 2.

Diagrama de procesos de un algoritmo genético.



Adaptado de Li et al. (2020)

Como se observa en la figura 2, Li et al. (2020) presenta que el algoritmo genético inicia con la generación de una población inicial de soluciones, seguida de la evaluación de aptitud. A partir de esta evolución, se aplican los operadores de selección, cruce y mutación para generar nuevas soluciones. Este proceso evolutivo se repite de manera iterativa mediante un ciclo que permite mejorar progresivamente las soluciones, hasta que se cumpla con un criterio de parada, como alcanzar un número máximo de generaciones.

- Búsqueda de Vecindario Variable (VNS): La búsqueda de vecindario variable (VNS) es una metaheurística propuesta por Mladenović y Hansen en 1997, diseñada para resolver problemas de optimización mediante la exploración sistémica de diferentes estructuras de vecindad, que, de acuerdo con Hansen et al. (2009), se aplican tanto en una fase de descenso, orientada a la búsqueda de mínimos locales, como en una fase de perturbación, cuyo propósito es escapar de los óptimos locales, permitiendo combinar las estrategias de intensificación y diversificación dentro de un mismo esquema de búsqueda.

Adicionalmente, Mladenović y Hansen (1997) señalan que, a diferencia de otros métodos de búsqueda local que siguen una trayectoria fija, el VNS explora vecindades cada vez más distantes de la solución actual, lo que favorece la exploración del espacio de soluciones, manteniendo al mismo tiempo las características favorables de las soluciones previas, ya que las estructuras cercanas tienden a conservar las características.

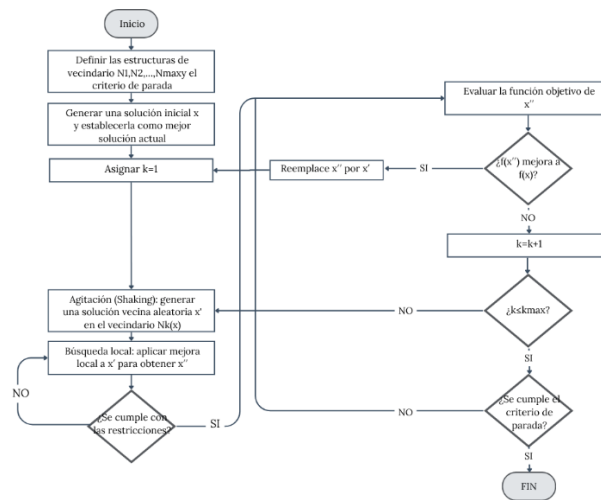
La efectividad del VNS se fundamenta en una serie de observaciones claves sobre los paisajes de aptitud en problemas de optimización. Según Talbi (2009), un mínimo

local con respecto a una estructura de vecindario no es necesariamente un mínimo local con respecto a otra, y de manera complementaria, un óptimo global es por definición, un mínimo local con respecto a todas las estructuras de vecindad posibles.

El funcionamiento del VNS se puede observar en la Figura 3.

Figura 3.

Diagrama de procesos de una búsqueda en vecindario variable.



Adaptado de Liang et al. (2021)

Los conceptos presentados en este marco teórico constituyen la base conceptual sobre la cual se estructura el presente trabajo. La logística del transporte y el VRP, junto con sus variantes orientadas a productos perecederos, permiten definir el problema abordado e identificar las restricciones relevantes para el contexto de distribución de frutas y verduras en Bucaramanga. Por otra parte, los métodos de solución revisados, en particular el GA y el VNS, proporcionan los fundamentos necesarios para comprender el diseño del algoritmo híbrido propuesto como método de solución en este trabajo.

4. Metodología

Para el desarrollo y cumplimiento del objetivo de investigación planteado, se definieron 6 fases que fueron adoptadas de la metodología propuesta por Hillier y Lieberman (2010).

4.1 Revisión del problema desde la literatura

Se inicia con una revisión de literatura que permita identificar la relevancia del VRP para alimentos perecederos. Para ello, se definieron las siguientes actividades:

- Actividad 1: Definir palabras claves relacionadas con los métodos de ruteo de vehículos, el sector de los alimentos perecederos y los métodos de solución más utilizados para construir la ecuación de búsqueda que permita recuperar literatura académica relevante.
- Actividad 2: Ejecutar la búsqueda de documentos en las bases de datos de Scopus y Web of Science mediante la aplicación de criterios de inclusión definidos y realizar un análisis bibliométrico de la información encontrada.
- Actividad 3: Revisar los documentos encontrados para la selección de documentos relacionados únicamente con la temática de interés del proyecto.
- Actividad 4: Analizar los documentos seleccionados para identificar información sobre los enfoques metodológicos aplicados, los algoritmos empleados y restricciones consideradas en los VRP de alimentos perecederos.
- Actividad 5: Identificar tendencias de investigación futuras propuestas por autores en la literatura para reconocer oportunidades de contribución del presente proyecto.
- Actividad 6: Redactar síntesis bibliográfica que integre los hallazgos más relevantes presentados en la revisión de literatura.

4.2 Diseño del modelo de ruteo de vehículos de alimentos perecederos

Esta fase tiene el fin de construir un modelo de enrutamiento de vehículos para la distribución de frutas y verduras, integrando las restricciones operativas que se presentan en un caso de la ciudad de Bucaramanga y las condiciones específicas de los alimentos perecederos. Para ello, se definieron las siguientes actividades:

- Actividad 1: Revisión de modelos clásicos del VRP y sus variaciones para identificar características y restricciones relevantes para la formulación del modelo del trabajo de grado.
- Actividad 2: Definir el problema de distribución y sus principales características, incluyendo el tipo de producto, el objetivo, las condiciones operativas relevantes para modelar el caso.
- Actividad 3: Establecer la función objetivo, las restricciones del sistema, los parámetros de entradas y las variables de decisión requeridas para representar el problema.

Actividad 4: Formular matemáticamente el modelo del VRP con base en los elementos definidos en las actividades anteriores.

4.3 Selección del método de solución para el modelo VRP

Con base en los resultados de la fase anterior, en esta etapa se identificará un algoritmo de solución adecuado que se ajuste al modelo de VRP formulado. Para ello se definieron las siguientes actividades:

- Actividad 1: Revisar los métodos de solución utilizados comúnmente en la literatura para problemas de ruteo de alimentos, especialmente aquellos con restricciones similares a las consideradas en el modelo.

- Actividad 2: Analizar la aplicabilidad de los métodos identificados frente al problema específico planteado.
- Actividad 3: Seleccionar el método de solución más apropiado para resolver el problema.

4.4 Verificación funcional del modelo propuesto y su método de solución

Esta fase tiene como objetivo validar el funcionamiento del modelo de ruteo y el algoritmo seleccionado, para que genere soluciones viables y coherentes bajo las condiciones del caso de estudio. Para ello se definieron las siguientes actividades:

- Actividad 1: Validar la formulación matemática del modelo, verificando que la función objetivo, las restricciones y las variables de decisión correspondan con el problema y se comporten conforme lo esperado.
- Actividad 2: Implementar el modelo en un entorno computacional e integrar el método de solución seleccionado.
- Actividad 3: Realizar pruebas experimentales para evaluar el funcionamiento del modelo y del método de solución.
- Actividad 4: Identificar y corregir posibles errores de formulación, codificación o lógica identificados durante las pruebas.

4.5 Evaluación del modelo por análisis de escenarios

Esta fase permite evaluar el desempeño del modelo de ruteo de vehículos propuesto mediante la ejecución de pruebas con escenarios diversos que simulen las condiciones reales y variaciones operativas propias del proceso de distribución urbana de alimentos perecederos. Para ello, se definieron las siguientes actividades:

- Actividad 1: Definir escenarios de evaluación que tengan variaciones en parámetros como la demanda, horarios de entrega, disponibilidad de vehículos u otras condiciones relevantes.
- Actividad 2: Ejecutar el modelo en cada uno de los escenarios definidos y registrar los resultados obtenidos.
- Actividad 3: Comparar los resultados obtenidos en los distintos escenarios con los resultados alcanzados en instancias iniciales.

4.6 Redacción y presentación de resultados

Por último, esta fase tiene como propósito consolidar y presentar los resultados obtenidos durante el desarrollo del trabajo de grado, mediante la elaboración de dos entregables:

- Actividad 1: Redactar una síntesis del proceso investigativo en el libro del proyecto de grado.
- Actividad 2: Elaborar un artículo académico de carácter publicable, que contenga el proceso y los resultados más importantes de la investigación.

Las seis fases descritas conforman una metodología que parte de la fundamentación teórica del problema, avanza hacia el diseño y validación del modelo, y finaliza con la evaluación de su desempeño y la socialización de los resultados.

5. Revisión del problema desde la literatura

5.1 Análisis bibliométrico

Para realizar una revisión bibliométrica de la literatura, se inicia con la formulación de una ecuación de búsqueda que incluye componentes clave para identificar fuentes de

información que estén alineadas con el objetivo de investigación de este proyecto. Por lo cual, se hizo uso de términos claves en inglés y sinónimos conectados entre ellos por medio de operadores booleanos (AND, OR). Los términos clave se evidencian en la Tabla 2, en donde el primer componente hace referencia al problema que se busca abordar por medio del trabajo; el segundo componente al sector en el cual se presenta el problema; y, por último, el tercer componente presenta las herramientas que dan solución a estos.

Tabla 2.

Matriz de componentes para ecuación de búsqueda.

COMPONENTE 1	COMPONENTE 2	COMPONENTE 3
Routing model	Perishable food	Heuristic
Vehicle routing	Fruit	Model
Route optimization	Vegetable	Simulation
Transportation planning	Fresh food	

Con los conceptos presentados en la Tabla 2, se organiza y se obtiene la siguiente ecuación de búsqueda:

- ("vehicle routing" OR "routing model" OR "route optimization" OR "transportation planning") AND ("perishable food" OR "fresh food" OR fruit OR vegetable)

Una vez formulada la ecuación de búsqueda se consultaron las bases de datos de Scopus y Web of Science. Asimismo, se establecieron los criterios de inclusión para la búsqueda, con el objetivo de definir el tema para que se ajuste con mayor precisión a la información relacionada con la investigación.

Criterios de inclusión

- Es necesario que algunos y/o todos los términos claves estén contenidos en los campos de búsqueda como título, el resumen, contenido y/o palabras clave.
- Se incluyen artículos de investigación científica y artículos de revisión.
- Publicaciones que comprenden el periodo del 2010 al 2025.
- Escritos originalmente en inglés y español.

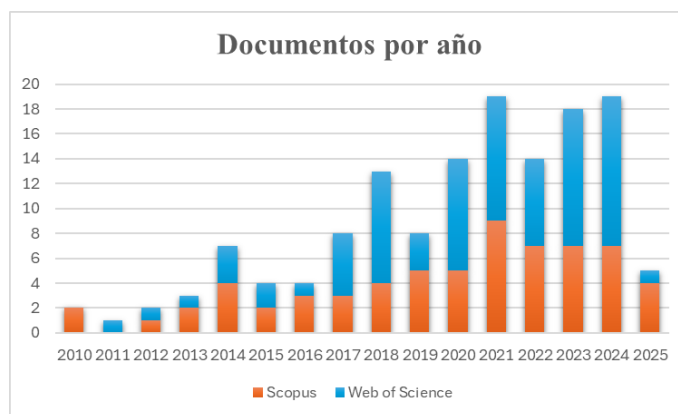
Posteriormente, a partir de este conjunto de artículos, se llevó a cabo un proceso de depuración y selección orientado a identificar evidencia relevante que sustentara la revisión de literatura. De modo que, los artículos finales incluidos fueron seleccionados con base en criterios específicos, los cuales se presentan en la sección 5.1.4.

5.1.1 Evolución de publicaciones por año

La evolución de las publicaciones sobre el tema estudiado presenta una tendencia creciente en los temas relacionados con los modelos de ruteo aplicados al transporte de alimentos perecederos en los últimos años. En la Figura 4 se muestra el número de publicaciones en las bases de datos consultadas desde el 2010 hasta el 2025. En esta se observa un crecimiento sostenido en las publicaciones a partir del 2018, con un aumento considerable entre 2020 y 2024, en donde se alcanzó el punto máximo de publicaciones en el 2024. Este comportamiento refleja el creciente interés en temas relacionados con el VRP de alimentos perecederos.

Figura 4.

Publicaciones por año.



Nota. Adaptado de Scopus y Web of Science.

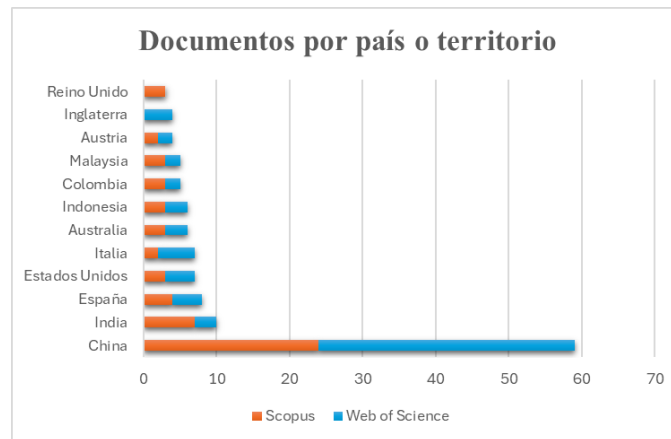
5.1.2 Publicaciones por país

Los países con mayores publicaciones en el tema de estudio se presentan en la Figura 5. En esta destaca China, ya que concentra la mayor cantidad de artículos publicados en las bases de datos analizadas, hecho que puede atribuirse a diversos factores, como su desarrollo tecnológico acelerado, la alta inversión en investigación, y la necesidad de mejorar las cadenas de suministro en el país, además de alinearse con los compromisos en relación con la seguridad alimentaria, la sostenibilidad en el transporte y la reducción de las pérdidas de alimentos. India, España y Estados Unidos también destacan como países con alta producción de artículos relacionados con el tema.

Colombia se encuentra entre los países que han realizado publicaciones relacionadas con el tema de estudio, lo cual señala un interés en el país en la investigación de herramientas que ayuden en la logística del transporte.

Figura 5.

Publicaciones por país.



Nota. Adaptado de Scopus y Web of Science.

5.1.3 Análisis de palabras clave

El mapa de concurrencia de términos clave, presente en la Figura 6, permite identificar relaciones temáticas presentes en la literatura sobre el problema de ruteo de vehículos aplicado al transporte de productos perecederos.

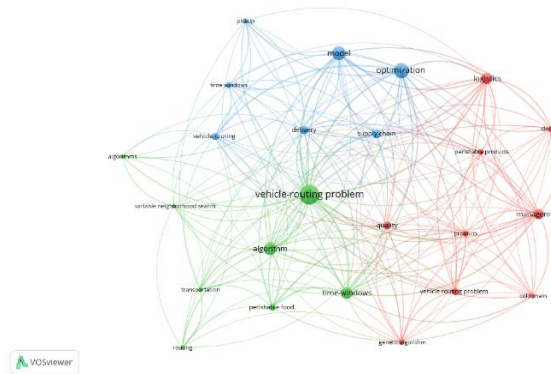
Como nodo central se presenta el término “*vehicle routing problem*”, alrededor del cual se agrupan términos que permiten identificar diferentes líneas de investigación, como el caso de la conexión con “*perishable food*”, “*cold chain*” y “*quality*”, que presenta el desarrollo de modelos de VRP que atienden al tema de estudio del trabajo de grado, es decir, VRP que atienda las características de perecederos de los alimentos y la importancia de mantener su calidad mediante herramientas que permitan tener condiciones controladas durante la distribución.

Además, términos como “*algorithm*”, “*genetic algorithm*”, “*variable neighborhood search*” y “*optimization*” muestran los métodos de solución que predominan en la literatura.

También, palabras como “*customer satisfaction*”, “*management*”, “*design*” y “*logistic*” presentan las preocupaciones en donde los modelos permiten no solo la mejora en los recorridos, sino que también ayudan con el cumplimiento de las expectativas del cliente final.

Figura 6.

Concurrencia de palabras clave.



Nota. Tomado de Vosviewer.

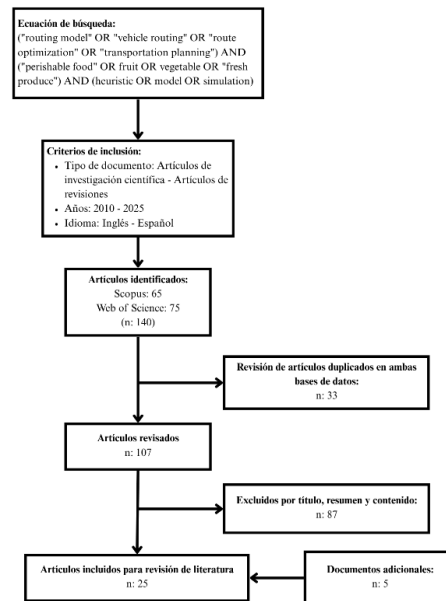
5.1.4 Selección de artículos

Inicialmente, se identificaron 140 artículos utilizando la ecuación de búsqueda establecida en la Tabla 2 a partir de las dos bases de datos consultadas. Posteriormente, se eliminaron 33 artículos duplicados y se realizó una evaluación de los documentos por resumen, título y contenido que permitió acotar la literatura a 20 documentos para la revisión preliminar, considerando que el acceso al texto estuviera disponible, y que estuvieran relacionados con el tema del problema de transporte de alimentos perecederos, como frutas y verduras, y presentaran modelos que ayudan en su solución, excluyendo aquellos que consideran otros tipos de productos.

Adicionalmente, se consultaron documentos externos a los encontrados en la ecuación de búsqueda para enriquecer el proceso de búsqueda. En la Figura 7, se puede observar el proceso de búsqueda y selección de literatura realizado.

Figura 7.

Diagrama descripción del proceso de búsqueda y selección de literatura.



5.2 Revisión de la literatura

La revisión de literatura se estructuró en torno a cuatro ejes: el problema de ruteo de vehículos y sus variantes, las condiciones particulares del VRP aplicado a los alimentos perecederos, la sostenibilidad en la distribución de este tipo de productos, y los modelos y enfoques metodológicos identificados en la literatura. Los hallazgos de esta revisión, incluyendo las tendencias futuras, se presentan a continuación.

5.2.1 Problema de ruteo de vehículos (VRP)

El problema de ruteo de vehículos (VRP, por sus siglas en inglés) representa uno de los modelos más analizados en el ámbito de la investigación de operaciones especialmente en lo que respecta a su aplicación directa en la mejora de la logística y distribución de productos. Fue formulado inicialmente por Dantzig y Ramser (1959), quienes propusieron un modelo que permitiera minimizar los costos de distribución tomando en cuenta una flota homogénea de vehículos que parte de un único depósito para atender un conjunto de clientes con demandas conocidas. Este modelo, conocido como el VRP clásico, constituye la base sobre la cual se han desarrollado múltiples variantes que se orientan hacia las restricciones que se presentan en las operaciones día a día.

En la práctica, los sistemas logísticos enfrentan condiciones operativas que incluyen restricciones físicas, preferencias de servicio, dinámicas temporales e incertidumbre, lo que ha generado que se formulen diversas variantes del VRP. Entre las más destacadas se encuentran, según Li y Li (2022): el VRP con flota heterogénea (HFVRP), que considera un conjunto de vehículos con capacidades distintas; el VRP con ventanas de tiempo (VRPTW), en el que los clientes deben ser atendidos dentro de intervalos horarios específicos; el VRP con múltiples depósitos (MDVRP), que representa estructuras de distribución en la que cuentan con varios depósitos desde los cuales los vehículos pueden partir para realizar la entrega; y el VRP estocástico (SVRP), que incorpora incertidumbre en la demanda, lo tiempo de viaje o las condiciones de servicio.

Estos problemas, como presentan Dündar et al. (2020), son difíciles de resolver, ya que la cantidad de rutas posibles crece de manera exponencial conforme incrementa el número de clientes, generando que sea computacionalmente complejo (NP-hard). Debido a esto se

ha impulsado el desarrollo y la aplicación de métodos heurísticos y metaheurísticos que permiten encontrar soluciones aproximadas en tiempos razonables. Algunas de las técnicas más empleadas incluyen los algoritmos genéticos, la búsqueda tabú, el recocido simulado, los algoritmos de colonia de hormigas, y la búsqueda de vecindario variable (VNS), las cuales muchas veces son integradas y adaptadas según el contexto específico donde se va a aplicar.

5.2.2 Problema de ruteo de vehículos para alimentos perecederos

El transporte de alimentos perecederos, como frutas y verduras, representa un VRP más complejo. Estos productos tienen una vida útil corta y su calidad disminuye progresivamente desde el momento de la cosecha, además, las condiciones de temperatura, humedad y manipulación inadecuada pueden acelerar el deterioro de los productos. Todo esto genera restricciones logísticas que deben ser incorporadas en los modelos de solución del problema de transporte.

Uno de los factores críticos para preservar la calidad de los productos perecederos es la conservación de la temperatura a lo largo de la distribución, lo cual requiere el uso de un sistema de cadena de frío. Según Pérez-Lechuga et al. (2024), mantener una temperatura constante durante el transporte permite conservar las propiedades organolépticas de los productos, extendiendo la vida del producto para su comercialización. Estas condiciones generan restricciones para el ruteo de vehículos como la necesidad de vehículos refrigerados y la programación de tiempo de entrega para evitar pérdidas significativas en la frescura.

Además, el transporte inadecuado también puede generar pérdidas en frescura debido a la vibración o las condiciones viales, lo que afecta la calidad física de los productos. Estos efectos han llevado a que las variaciones de los modelos VRP adaptados a los alimentos

perecederos incluyan funciones objetivo que consideren la pérdida de valor o la disminución de la frescura durante el recorrido mediante la incorporación de variables como tiempo, temperatura, tipo de vehículo o condiciones ambientales externas. Un ejemplo de ello es el caso de Accorsi et al. (2017), quienes desarrollaron un modelo enfocado en cómo las condiciones ambientales externas afectan el deterioro y el consumo energético durante del transporte. Por su parte, Gharehyakheh et al. (2020) incorporan la relación entre la temperatura interna del vehículo, las emisiones de carbono y la vida útil del producto.

5.2.3 Sostenibilidad en la distribución de alimentos perecederos

Si bien la cadena de frío es indispensable para mantener la calidad de los alimentos perecederos durante su transporte, su implementación enfrenta desafíos en términos ambientales. Los sistemas de refrigeración y cámaras térmicas requieren de un alto consumo de energía y generan altas emisiones de carbono para operar, lo cual, produce un conflicto entre la conservación de la calidad y la sostenibilidad ambiental que ha motivado el desarrollo de modelos de VRP que integren criterios sostenibles como el *Green Vehicle Routing Problem* (GVRP) que incorpora la reducción de las emisiones de carbono y el consumo de combustibles. En su investigación, Yao et al. (2022) presentan un modelo que toma en cuenta no solo los costos económicos relacionados con la distribución, sino también los impactos ambientales relacionados con las operaciones de distribución, considerando el impacto de los impuestos del carbono en las emisiones de carbono.

Akkerman et al. (2010) plantean que la sostenibilidad en la distribución de los alimentos no puede abordarse de manera aislada respecto a la calidad del producto y la seguridad alimentaria, ya que estos elementos se encuentran interrelacionados por medio de las

decisiones logísticas que afectan directa o indirectamente el impacto ambiental de las operaciones.

5.2.4 Modelos y enfoques metodológicos del VRP para alimentos perecederos

En la tabla 3 se sintetizan las características estructurales y los enfoques metodológicos de algunos modelos de ruteo de transporte de productos perecederos.

Tabla 3.

Modelos de ruteo de transporte de productos perecederos.

Publicación	Modelo	M D	V T	F H	F S T E	Solución propuesta
Accorsi et al (2017)	MILP climático				✓ ✓	Modelo de programación lineal entera mixta (MILP)
Amorim y Almada – Lobo (2014)	MO-VRPTW-P		✓		✓	ε-constraint y algoritmo genético multiobjetivo
Bei et al. (2025)	Modelo de transporte intermodal		✓		✓ ✓	Enjambre de partículas multiobjetivo (MOPSO)
D. Li et al. (2020)	GFLHF-VRP		✓	✓	✓	Algoritmo genético con mutación de recocido simulado adaptativo (GAASAM)
Hsiao et al. (2018)	VRPTW		✓		✓	Algoritmo genético (GA)
Li et al. (2015)	VRPTW		✓		✓	Algoritmo genético mejorado (IGA)
Song y Ko (2016)	Modelo no lineal		✓	✓	✓	Heurística basada en prioridades (PBH)
Sreerag y Shanmugam (2025)	VRPB con backhauling			✓	✓	Algoritmo de búsqueda de vecindad grande (ALNS) y GAMS
Tsang et al. (2020)	IoT-MTDPS		✓		✓ ✓	Algoritmo genético multiobjetivo de dos fases (2PMGAO)
Wang et al. (2018)	MO-VRPMTW-P		✓		✓	Búsqueda de vecindad variable y algoritmo genético (ST-VNSGA)
Wang et al. (2021)	WVRP				✓ ✓	Búsqueda local iterativa e Inserción por arrepintiendo (RI-ILS)

Tabla 3. (continuación)

Publicación	Modelo	M D	V T	F H	F S	T E	Solución propuesta
Yao et al. (2022)	VRPTW		✓		✓	✓	Colonia de hormigas mejorada (IACO)
Zulvia et al. (2019)	MO-GVRP		✓		✓	✓	Algoritmo de evolución de gradiente de muchos objetivos (MOGE)

Nota. MD=Múltiples depósitos; VT=Ventanas de tiempo; FH=Flota heterogénea; F=Frescura del producto;

S=Sostenibilidad; TE=Tecnologías emergentes.

A partir de la tabla 3 se puede analizar que existe una incorporación de criterios relacionados con la frescura del producto en los modelos de los productos perecederos. Este criterio hace referencia a aspectos, como la vida útil y la temperatura, que son variables que se tienen en cuenta en la estructuración del modelo. Se pueden destacar modelos como el propuesto por Li et al. (2015) en donde se integran aspectos relacionados con las condiciones de las carreteras y el impacto de las vibraciones sobre frutas y verduras. Además, en relación con la frescura se desarrollan modelos que consideran el uso de contenedores refrigerados y variables como la pérdida de calidad del producto, los costos y las emisiones simultáneamente, como el desarrollado por Bei et al. (2025).

Otro criterio destacado en los modelos analizados es el de las ventanas de tiempo, variables que se relacionan con la satisfacción del cliente debido al cumplimiento de entregas con relación a un espacio de tiempo que es determinado por el cliente, como el propuesto por Raoui et al. (2021), quienes plantean un problema de distribución basado en el cliente que incorpora tiempos objetivos y prioridades de servicio. Además, se desarrollan modelos que consideran flotas heterogéneas como el caso de Lin et al. (2023), quienes abordan el

problema de transporte de servicios heterogéneos para operaciones de preprocesamiento postcosecha.

Se destacan además estudios que implementan el uso de las tecnologías emergentes, como el Internet de las Cosas (IoT), el cual permite que se monitoreen en tiempo real las condiciones térmicas que se presentan en el transporte y realiza una planificación dinámica en las que se consideran los incidentes inesperados, este modelo es propuesto por Tsang et al. (2020). Y el realizado por Gharehyakheh et al. (2020), quienes proponen un modelo que integra la predicción de temperatura, vida útil y emisiones en un modelo multiobjetivo para la distribución sostenible.

Además, también se aborda esta problemática desde una perspectiva colombiana en donde Padilla et al. (2018) consideran el daño mecánico que se genera sobre el producto a partir de las condiciones viales deficientes y sus efectos en la calidad. Su modelo multiobjetivo penaliza la pérdida de la calidad mediante la distancia que se recorre en el transporte.

5.2.5 Tendencias futuras en la investigación del ruteo de productos perecederos

A la luz de los hallazgos y las limitaciones identificadas en los estudios, se recomiendan múltiples líneas de investigación por parte de los autores para abordar en trabajos futuros. Primeramente, se presenta la necesidad de profundizar en variantes del modelo VRP poco abordadas, como el VRP open y el VRP con múltiples vehículos, especialmente en contextos que requieran el ahorro de energía y la sostenibilidad de las operaciones de distribución. Además, la continuación de las investigaciones en estrategias que permitan reducir las emisiones de carbono en la cadena de frío se considera fundamental, en donde se incorporen

modelos que consideren restricciones ambientales, tales como la penalización por emisiones (Yao et al., 2022).

Otra línea de investigación son los modelos VRP estocásticos, los cuales llegan a abordar incertidumbre en la demanda (Lin et al., 2023) y fluctuaciones en temperatura (Hsiao et al., 2018), los cuales requieren tanto la formulación de modelos robustos como de enfoques de programación que sean dinámicos en donde se consideren condiciones de tráfico variables y solicitudes de servicio en tiempo real (Tsang et al., 2020). Igualmente, aspectos como la recolección inversa, la volumetría de carga, la disponibilidad limitada de vehículos y operadores (Pérez-Lechuga et al., 2024), así como la gestión de múltiples productos con diferentes condiciones de conservación, representan oportunidades para profundizar en relación con este tema (Gharehyakheh et al., 2020).

En cuanto al diseño de algoritmos, se recomienda explorar nuevas metodologías heurísticas y metaheurísticas que se adapten a las condiciones particulares de la distribución de productos perecederos. Modelos como la Búsqueda de Vecindario Variable Generalizada (GVNS) podrían permitir la generación de soluciones y el estudio de las características ambientales en el modelo, como la congestión de las rutas y/o la reducción de las emisiones de CO₂, de acuerdo con Raoui et al. (2021). Para problemas a gran escala, Yao et al. (2022) sugieren considerar el uso de algoritmos de *deep learning*, tales como las redes neuronales convolucionales (CNN), que han mostrado potencial para capturar estructuras complejas en datos espaciales y temporales.

Desde otra perspectiva, Padilla et al. (2018) recomiendan investigar el impacto de variables físicas y ambientales, tales como el tipo de empaque, las condiciones del camino y la velocidad del vehículo, sobre la calidad del producto durante el transporte. A esto se le

suma la incorporación de indicadores de tiempo y temperatura en tiempo real que puedan permitir una modelación más precisa de la degradación del producto (Tsang et al., 2020).

Los hallazgos de esta revisión permiten identificar que el campo de investigación del VRP para alimentos perecederos tiene múltiples oportunidades de desarrollo. En particular, se evidencia la necesidad de modelos que integren de manera simultánea la heterogeneidad de la flota, el deterioro del producto y las restricciones de tiempo, adaptados a contextos urbanos con condiciones de tráfico variable.

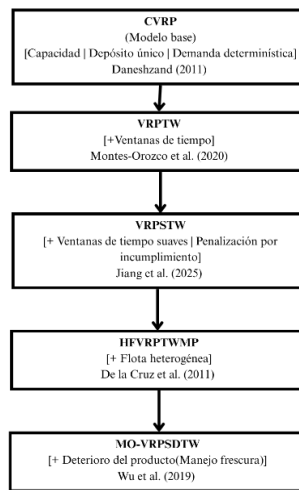
6. Diseño del modelo de ruteo de vehículos de alimentos perecederos

6.1 Proceso de construcción del modelo de ruteo

El proceso de construcción del modelo de ruteo se desarrolló a partir de un proceso de aprendizaje progresivo, en donde se analizaron diferentes formulaciones del VRP con el fin de comprender cómo se incorporaban diferentes características dentro de estos modelos. Para profundizar en el análisis, cada uno de los modelos estudiados fue desarrollado en GAMS, lo que permitió una mejor comprensión de su estructura. En la Figura 8, se muestra cómo se desarrolló este proceso de aprendizaje.

Figura 8.

Proceso de aprendizaje – Modelo de ruteo.



Inicialmente, se estudió el modelo base del problema de ruteo de vehículos capacitado (CVRP), el cual permitió entender la estructura del problema bajo restricciones de capacidad y un depósito central. Posteriormente, el proceso de aprendizaje se orientó a incorporar restricciones adicionales, analizando el modelo VRPTW, donde se introducen las ventanas de tiempo para la atención de los clientes, y el modelo VRPSTW, que permite tener flexibilidad en el cumplimiento de dichas ventanas de tiempo mediante la incorporación de penalizaciones por incumplimiento.

En una etapa posterior, se estudiaron modelos de mayor complejidad, como el HFVRPWMP, donde se incorporaban características como flotas heterogéneas y los múltiples depósitos. Asimismo, se analizó el modelo MO-VRPSDTW, que incorporaba restricciones que permitían modelar la calidad de los productos perecederos, considerando que esto dependía del tiempo y la temperatura durante el transporte. Este análisis fue fundamental, ya que permitió comprender cómo modelar un factor que es determinante en la conservación de la frescura de los alimentos perecederos.

6.2 Descripción problema de transporte

El problema de distribución que se aborda corresponde a un caso en la ciudad de Bucaramanga, Santander, donde una empresa dedicada a la distribución de frutas y verduras realiza entregas a restaurantes ubicados en diferentes sectores de la ciudad. Bucaramanga es una ciudad que enfrenta condiciones de congestión vehicular creciente, lo que genera mayores tiempos de desplazamiento y representa un factor crítico para la distribución de productos perecederos en entornos urbanos.

Para cumplir con la tarea de distribución, la empresa cuenta con una flota de vehículos que cuenta con características distintas, tanto en capacidad de carga como en costos de operación y condiciones de conservación del producto. Algunos vehículos permiten mantener la cadena de frío en el transporte, mientras que otros no, lo que genera que no todos permitan que los productos se entreguen en las mismas condiciones.

Los productos que se distribuyen, frutas y verduras, son sensibles al tiempo y a las condiciones en que son transportados. A medida que el tiempo de transporte aumenta o las condiciones no son las adecuadas, la calidad de los productos va disminuyendo. Esta pérdida de calidad puede generar inconformidad en los clientes y, en consecuencia, pérdidas económicas para la empresa. Por lo cual, al momento de realizar la planificación de las rutas se debe tener en cuenta no solo el costo del transporte, sino también el impacto que este tiene sobre la calidad de los productos al momento de la entrega.

Adicionalmente, los clientes de la empresa establecen horarios que son preferidos para la entrega de sus pedidos. Estas franjas buscan facilitar la recepción de la mercancía, sin embargo, cumplir estrictamente con todos los horarios puede resultar complejo en la práctica,

por lo que la empresa acepta que, en algunos casos, se realicen las entregas fuera de estos tiempos, siempre que se reconozca que esto afecta la satisfacción del cliente. Por lo tanto, los incumplimientos de los horarios deben ser considerados como un factor que genera resultados negativos dentro de la planificación.

En la actualidad, la asignación de rutas y vehículos se realiza de manera manual, sin realizar un análisis que tenga en cuenta el deterioro de los productos ni las consecuencias de no cumplir con los horarios de entrega establecidos por el cliente. Esto genera que las decisiones se tomen principalmente con base en la experiencia, sin garantizar que estas rutas sean las más eficientes ni las más adecuadas para preservar la calidad de los productos.

Ante este panorama, surge la necesidad de formular un modelo que permita organizar las rutas de distribución de una manera más eficiente. Este modelo debe decidir qué vehículos usar, qué rutas seguir y en qué orden atender a los clientes, teniendo en cuenta las capacidades de los vehículos, la naturaleza perecedera de los productos y las restricciones de tiempo de los clientes. El objetivo principal es reducir los costos totales de la operación incorporando no solo los costos de transporte, sino también las penalizaciones asociadas al deterioro del producto y al incumplimiento de los horarios de entrega.

6.2.1 Características del problema

Para representar el problema de distribución de alimentos perecederos, se planea un problema de ruteo HFVRPTW que tiene en cuenta tanto las diferencias entre los vehículos, las restricciones de tiempo de los clientes y las particularidades propias de los productos. Las principales características del problema son las siguientes:

- La empresa cuenta con un único centro de distribución, desde el cual salen todos los vehículos al inicio de la jornada y al que deben regresar una vez finalizan sus rutas.
- La flota de transporte es heterogénea, es decir que está compuesta por distintos tipos de vehículos. Cada uno presenta capacidades de carga diferentes y condiciones de operaciones distintas, que influyen directamente en la forma en la que se transportan los productos.
- Cada vehículo cuenta con un costo de operación, el cual representa los gastos que implica su uso para el proceso de distribución.
- Los productos que se transportan son frutas y verduras, los cuales no se comportan de la misma manera a medida que pasa el tiempo. Cada tipo de producto tiene una vida útil propia y su calidad se ve afectada a medida que aumenta el tiempo de transporte o cuando no se mantienen las condiciones adecuadas.
- Se asume que el producto sale del centro de distribución en su mejor estado de calidad posible.
- El deterioro de los productos depende tanto del tiempo que dura la ruta como del tipo de vehículo que los transporta, ya que no todos ofrecen las mismas condiciones para conservar la frescura.
- Cada cliente establece una franja horaria para recibir su pedido. Cuando una entrega se realiza por fuera de este horario se considera que la satisfacción del cliente disminuye, lo que se representa mediante una penalización.
- El objetivo del modelo es minimizar el costo total del sistema. Este costo no solo incluye los gastos propios del transporte, sino también las penalizaciones

asociadas a la pérdida de calidad de los productos y al incumplimiento de los tiempos de entregas.

- No se permite que ningún vehículo supere su capacidad máxima de carga.
- La demanda de cada cliente es conocida y puede estar compuesta por uno o varios tipos de productos, cada uno con diferentes necesidades de conservación.
- Se asume que las condiciones de tráfico y las velocidades de los vehículos se mantienen constantes durante el proceso de distribución, de modo que los tiempos de recorrido no varían por factores externos.

6.3 Modelo matemático

El modelo matemático propuesto a continuación se constituye tomando como referencia el trabajo de Ayu y Nahry (2021), el cual desarrolla un problema de ruteo con flota heterogénea y ventanas de tiempo, proporcionando la estructura base para la asignación de vehículos. Además, el modelo matemático se apoya en los aportes de Wu et al. (2019), especialmente en la forma de representar la frescura de los productos y el uso de las penalizaciones.

Conjuntos y parámetros

- $V = \{0, 1, 2, \dots, n\}$: Nodos del modelo, donde el 0 representa el depósito.
- $C = V \setminus \{0\}$: Conjunto de clientes
- M : Conjunto tipos de vehículos
- K_m : Conjunto de vehículos disponibles del tipo m
- $P = \{1, 2, \dots, r\}$: Tipo de producto
- c : Costo de viajar del nodo i al nodo j usando k_m
- α_m : Factor de costo asociado al tipo de vehículo m
- t_{ij} : Tiempo de viajar de i a j
- s_i : Tiempo de servicio en el nodo i

- Q_{k_m} : Capacidad máxima del vehículo k_m
- d_{ip} : Demanda del cliente i para el producto p
- EE_i, TT_i : Límites inferior y superior de la venta de tiempo aceptada del cliente i
- E_i, T_i : Límite inferior y superior de la venta de tiempo preferida del cliente i
- w_1 : Penalización por llegar temprana, antes de E_i
- w_2 : Penalización por llegar tardía, después de T_i
- γ_{pm} : Tasa de deterioro del producto p cuando es transportado en un vehículo del tipo m
- ρ_p : Costo por unidad asociado al deterioro del producto p
- $\bar{D}_p$: Nivel máximo deterioro permitido para el producto p
- $M=1000$

Variables de decisión

- $x_{ijk_m} \in \{0,1\}$: 1 si el vehículo k_m viaja de i a j
- $Y_{ik_m} \in \{0,1\}$: 1 si el cliente i es atendido por el vehículo k_m
- r_i : posición del cliente i dentro de la ruta
- u_i : Tiempo en que el vehículo asignado llega al nodo i
- δ_i^- : Tiempo que llega k_m a i antes de E_i
- δ_i^+ : Tiempo que llega k_m a i después de T_i
- $q_{ik_m p}$: Cantidad de p que se transporta en k_m antes de salir de i
- D_{ip} : Pérdida de calidad del producto p entregada a i , expresada en puntos porcentuales de deterioro acumulado (p.p.).
- z_{ik_m} : Deterioro acumulado del producto p entregando al cliente i

$$\min Z = \sum_{m \in M} \sum_{k \in k_m} \sum_{i \in V} \sum_{\substack{j \in V \\ j \neq i}} \alpha_m c_{ijk_m} x_{ijk_m} + \sum_{i \in C} (w_1 \delta_i^- + w_2 \delta_i^+) + \sum_{i \in C} \sum_{p \in P} \rho_p D_{ip} \quad (1)$$

s.a

$$\sum_{m \in M} \sum_{k \in k_m} \sum_{\substack{i \in V \\ i \neq j}} x_{ijk_m} = 1 \quad \forall j \in C \quad (2)$$

$$\sum_{\substack{i \in V \\ i \neq j}} x_{ijk_m} - \sum_{\substack{h \in V \\ h \neq j}} x_{jhk_m} = 0 \quad \forall j \in C, \forall m \in M, \forall k \in k_m \quad (3)$$

$$\sum_{j \in C} x_{0jk_m} \leq 1 \quad \forall m \in M, \forall k \in k_m \quad (4)$$

$$\sum_{i \in C} x_{i0k_m} \leq 1 \quad \forall m \in M, \forall k \in k_m \quad (5)$$

$$\sum_{j \in C} x_{0jk_m} = \sum_{i \in C} x_{i0k_m} \quad \forall m \in M, \forall k \in k_m \quad (6)$$

$$y_{ik_m} = \sum_{\substack{j \in V \\ j \neq i}} x_{ijk_m} \quad \forall i \in C, \forall m \in M, \forall k \in K_m \quad (7)$$

$$r_i - r_j + |C| \sum_{m \in M} \sum_{k \in k_m} x_{ijk_m} \leq |C| - 1 \quad \forall i, j \in C, i \neq j \quad (8)$$

$$1 \leq r_i \leq |C| \quad \forall i \in C \quad (9)$$

$$u_0 = 0 \quad (10)$$

$$u_j \geq u_i + s_i + T_{ij} - M(1 - x_{ijk_m}) \quad \forall i \in V, \forall j \in C, \forall m \in M, \forall k \in K_m \quad (11)$$

$$EE_i \leq u_i \leq TT_i \quad \forall i \in C \quad (12)$$

$$\delta_i^- \geq E_i - u_i \quad \forall i \in C \quad (13)$$

$$\delta_i^+ \geq u_i - T_i \quad \forall i \in C \quad (14)$$

$$q_{0k_mp} = \sum_{i \in C} d_{ip} y_{ik_m} \quad \forall m \in M, \forall k \in k_m, \forall p \in P \quad (15)$$

$$q_{jk_mp} \geq q_{ik_mp} - d_{ip} - Q_{k_m}(1 - x_{ijk_m}) \quad \forall i \in V, \forall j \in C, \forall m \in M, \forall k \in k_m, \forall p \in P \quad (16)$$

$$q_{jk_mp} \leq q_{ik_mp} - d_{ip} + Q_{k_m}(1 - x_{ijk_m}) \quad \forall i \in V, \forall j \in C, \forall m \in M, \forall k \in k_m, \forall p \in P \quad (17)$$

$$\sum_{p \in P} q_{ik_mp} \leq Q_{k_m} \quad \forall i \in V, \forall m \in M, \forall k \in k_m \quad (18)$$

$$z_{ik_m} \leq TT_i y_{ik_m} \quad (19)$$

$$z_{ik_m} \leq u_i \quad (20)$$

$$z_{ik_m} \geq u_i - TT_i(1 - y_{ik_m}) \quad (21)$$

$$z_{ik_m} \geq 0 \quad (22)$$

$$D_{ip} = \sum_{m \in M} \sum_{k \in k_m} \gamma_{pm} z_{ik_m} \quad \forall i \in C, \forall p \in P \quad (23)$$

$$D_{ip} \leq \bar{D}_p \quad \forall i \in C, \forall p \in P \quad (24)$$

$$x_{ijk_m} \in \{0,1\} \quad \forall i, j \in V, \forall m \in M, \forall k \in k_m \quad (25)$$

$$y_{ik_m} \in \{0,1\} \quad \forall i \in C, \forall m \in M, \forall k \in k_m \quad (26)$$

$$q_{ik_mp} \geq 0 \quad \forall i \in V, \forall m \in M, \forall k \in k_m, \forall p \in P \quad (27)$$

$$u_i \geq 0 \quad \forall i \in V \quad (28)$$

$$\delta_i^- \geq 0 \quad \delta_i^+ \geq 0 \quad \forall i \in C \quad (29)$$

$$D_{ip} \geq 0 \quad \forall i \in C, \forall p \in P \quad (30)$$

La función objetivo (1) tiene como propósito minimizar el costo total de la operación de distribución, que está compuesto por el costo del transporte, el cual depende tanto de la distancia recorrida como del tipo de vehículo y a través del factor α_m , se diferencian los costos operativos de acuerdo con los diferentes tipos de vehículos; el costo de penalización por incumplimiento de las ventanas de tiempo que son preferidas por los clientes, en cuanto a llegadas anticipadas y tardías; y el costo asociado al deterioro de los productos.

La elección de una función objetivo orientada a la eficiencia responde a que el principal criterio de decisión en el contexto abordado es la reducción de los costos totales de operación, lo cual es consistente con la tendencia identificada en la revisión de la literatura. En cuanto a los objetivos de efectividad, como el nivel de servicio o la tasa de cumplimiento, estos se incorporan de manera implícita en el modelo: las penalizaciones por incumplimiento de las ventanas de tiempo capturan el impacto sobre la satisfacción del cliente, y las restricciones de deterioro máximo garantizan un estándar mínimo de calidad, por lo que la efectividad queda representada como restricción y no como objetivo adicional.

En cuanto a las restricciones del modelo, la restricción (2) garantiza que cada cliente sea atendido exactamente una vez, por otra parte, la restricción (3) asegura la continuidad de las rutas, es decir, que si un vehículo entra a un nodo debe salir de él. Las restricciones (4), (5) y (6) establecen que cada vehículo debe salir y regresar al depósito como máximo una vez. La restricción (7) permite identificar qué vehículo atiende a cada cliente.

Las restricciones (8) y (9) corresponden a la eliminación de subrutas mediante la formulación MTZ, es decir, no permite que se generen rutas que no inicien y terminen en el depósito.

La restricción (10) determina que el tiempo de inicio de la operación se da en el depósito, mientras que la restricción (11) determina la continuidad del tiempo a lo largo de la ruta, de manera que el tiempo de llegada a cada cliente depende del tiempo de servicio y del tiempo de viaje del nodo predecesor. La restricción (12) permite el cumplimiento de la ventana de tiempo aceptada, mientras que las restricciones (13) y (14) determinan las desviaciones respecto a la ventana de tiempo preferida por el cliente, permitiendo la penalización en la función objetivo.

La restricción (15) define la carga inicial de cada vehículo de acuerdo con los clientes que va a atender. Además, la restricción (16) y (17) permiten que la carga del vehículo vaya cambiando a medida que se realizan las entregas de productos. La restricción (18) asegura que la capacidad del vehículo no sea excedida.

Las restricciones (19) a (22) definen la variable auxiliar z_{ik_m} que representa el tiempo de llegada al cliente i cuando es atendido por el vehículo k_m . La restricción (23) calcula la pérdida de calidad acumulada del producto al momento de la entrega depende del tiempo de llegada al cliente y del tipo de vehículo utilizado, de modo que, a mayor tiempo de transporte y menor capacidad de conservación del vehículo, mayor es el deterioro del producto. La restricción (24) establece un límite máximo de deterioro permitido por los clientes, el cual evita soluciones que comprometan en gran medida la calidad. Las restricciones (25) a (30) definen la naturaleza de las variables, ya sean variables binarias o continuas no negativas.

7. Selección del método de solución para el modelo VRP

Con el fin de identificar el método de solución más adecuado para el modelo formulado en la Fase 2, se realizó una segunda revisión de literatura. Esta revisión tuvo como objetivo identificar y clasificar los métodos de solución más utilizados en la literatura para problemas VRP con características similares al modelo planteado.

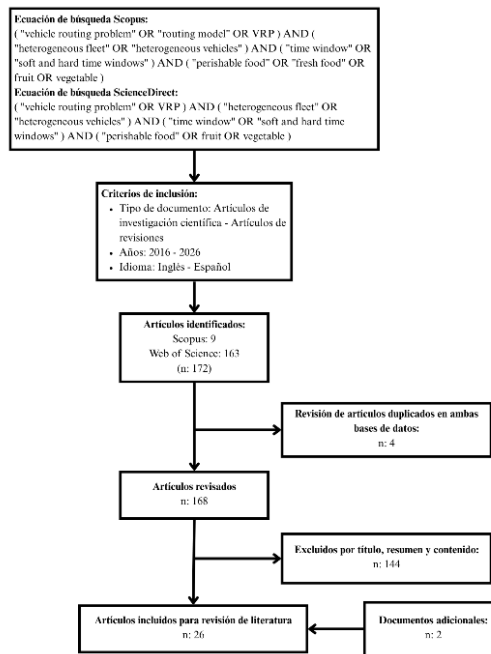
7.1 Revisión literatura

La búsqueda se llevó a cabo en Scopus y ScienceDirect, mediante una ecuación de búsqueda que integró términos relacionados con el VRP, flota heterogénea, ventanas de tiempo y distribución de productos perecederos, considerando artículos publicados entre 2016 y 2026, en inglés y español.

Se identificaron inicialmente 172 artículos, los cuales pasaron a un proceso de depuración donde se analizaron primeramente los duplicados y posteriormente se revisó por título, resumen y palabras clave que los artículos estuvieran relacionados con modelos similares a los que se definieron en la etapa 2. Este proceso de depuración permitió seleccionar 24 artículos a los que se le sumaron 2 documentos adicionales identificados a partir de referencias bibliográficas. El proceso descrito con las ecuaciones de búsquedas usadas se presenta en la Figura 9.

Figura 9.

Proceso de selección de literatura.



Finalmente, los artículos seleccionados fueron analizados según el tipo de algoritmo de solución empleado, de acuerdo con la clasificación descrita en el marco teórico, es decir: exacto, heurístico o metaheurístico. Esto con el objetivo de identificar las tendencias que predominan en la literatura, por lo cual, a continuación, en la Tabla 4 se presenta el resumen de los algoritmos analizados y su respectiva clasificación.

Tabla 4.

Clasificación de algoritmos de solución encontrados en la literatura.

Autor	Algoritmo	Clasificación
Agrawal et al. (2022)	Algoritmo genético (GA)	Metaheurístico
Ahmadi-Javid et al. (2023)	Búsqueda general de vecindarios variables (GVNS)	Metaheurístico
Amorim et al. (2012)	Algoritmo genético con búsqueda de vecindad variable (ALNS)	Metaheurístico
Asih et al. (2025)	Algoritmo genético (GA)	Metaheurístico
Chen et al. (2023)	GA con parámetros adaptativos	Metaheurístico
Fernando et al. (2024)	Clarke & Wright y Búsqueda local guiada (CW + GLS)	Metaheurístico
Guerriero et al. (2025)	Programación por objetivos	Exacto

Tabla 4. (continuación)

Autor	Algoritmo	Clasificación
Hsiao et al. (2018)	Algoritmo genético (GA)	Metaheurístico
Huang et al. (2024)	Búsqueda adaptativa de grandes vecindades mejorada (I-ALNS)	Metaheurístico
Li y Li (2023)	Algoritmo genético multiobjetivo de clasificación no dominada II (DDNSGA-II)	Metaheurístico
Liang et al. (2023)	Búsqueda de vecindad variable combinada con recocido simulado (VNS + SA)	Metaheurístico
Liang Y. et al. (2020)	Ramificación y precio	Exacto
Liang Y. et al. (2020)	Algoritmo genético con búsqueda de vecindad variable (ALNS)	Metaheurístico
Lin et al. (2024)	CPLEX	Exacto
Lin et al. (2024)	Búsqueda adaptativa de grandes vecindades (ALNS) mejorado	Metaheurística
Liu et al. (2024)	Optimización por colonia híbrida de hormigas HACO (ACO + búsqueda local)	Metaheurística
Lu et al. (2025)	Algoritmo genético (GA), Algoritmo genético de ordenación no dominante II (NSGA-II) y Recocido simulado adaptativo con recalentamiento (SAARH)	Metaheurística
Ma et al. (2017)	Optimización por colonia híbrida de hormigas HACO (ACO + búsqueda local + LNS)	Metaheurística
Nakandala et al. (2016)	Algoritmo genético guiado por lógica difusa (FGA)	Metaheurística
Pratap et al. (2021)	Algoritmo de polinización de flores (FPA) y Algoritmo de búsqueda de Cuco (CSA)	Metaheurística
Sethanan y Pitakaso (2016)	Evolución diferencial (DE)	Metaheurística
Shan y Yao (2024)	Algoritmo genético (GA)	Metaheurística
Song y Ko (2016)	Heurística basada en prioridades (PBH)	Heurístico
Song, M. et al. (2020)	Algoritmo mejorado de enjambre artificial de peces (IAFS)	Metaheurística
Wang et al. (2016)	Algoritmo genético híbrido con búsqueda de vecindad variable STVNS-GA (GA + VNS + ST)	Metaheurística
Wang et al. (2018)	Algoritmo genético híbrido con búsqueda de vecindad variable STVNS-GA (GA + VNS + ST)	Metaheurística
Zhang et al. (2025)	Algoritmo genético adaptativo con estrategia de inmigración (AIGA)	Metaheurística
Zulvia et al. (2019)	Algoritmo evolutivo de gradiente de muchos objetivos (MOGE)	Metaheurística

A partir de la clasificación es posible identificar una tendencia clara en la literatura reciente: el uso predominante de metaheurísticas para resolver problemas de ruteo con características similares al modelo planteado. En particular, se observa una fuerte presencia de algoritmos genéticos y sus variantes, incluyendo versiones adaptativas, multiobjetivo y

combinadas con otras estrategias de búsqueda. Asimismo, destacan los métodos basados en vecindarios, como la búsqueda de vecindarios variables (VNS), la búsqueda de grandes vecindades (LNS) y la búsqueda adaptativa de grandes vecindades (ALNS). También se identifican enfoques diferentes, donde se combinan diferentes metaheurísticas, por ejemplo, algoritmos genéticos con estrategias de búsqueda por vecindarios. Por otra parte, los métodos exactos aparecen en menor proporción. En estos casos, se hizo uso de técnicas como la ramificación y precio o CPLEX. Finalmente, solo en uno de los trabajos que fueron revisados se hizo uso de una heurística constructiva.

Con todo ello, esta clasificación permite evidenciar que, cuando se trata de modelos de ruteo con flotas heterogéneas, ventanas de tiempo y características adicionales asociadas a la naturaleza del producto, las metaheurísticas constituyen el método más recurrente en la investigación actual. Esta tendencia se confirma de manera más clara al observar la Figura 10, donde se presenta la distribución porcentual de los métodos de solución identificados. Del total de 28 métodos de solución revisados, el 86% emplea metaheurísticas como estrategia principal, mientras que los métodos exactos representan el 11% y los heurísticos apenas el 4%.

Figura 10.

Distribución porcentual de tipos de algoritmos encontrados



7.1.1 Metaheurísticas encontradas

Dado que las metaheurísticas representan el mayor grupo, es importante examinar con mayor detalle su composición interna. La figura 11 presenta la distribución de los principales grupos de algoritmos metaheurísticos que fueron encontrados.

Figura 11.

Distribución de metaheurísticas en literatura analizada.



B = Biobjetivo; M = Multiobjetivo

En la figura 11 se observa, que, dentro de estos grupos, los algoritmos evolutivos son los que aparecen con mayor frecuencia en la revisión de la literatura que se desarrolló, especialmente a través del algoritmo genético y sus variantes. Después estos se encuentran los métodos basados en vecindarios, donde se repiten los VNS, LNS, GVNS y ALNS, además de algunas combinaciones con otros métodos. En menor medida, se identificaron también algunos algoritmos metaheurísticos que se basan en la naturaleza, como el ACO, HACO, CSA, FPA y el IAFS. Además de esto se encontró que varios métodos fueron usados en problemas biobjetivos o multiobjetivo, mientras que otros se aplicaron en formulaciones con un solo objetivo.

7.2 Análisis para la selección del método de solución

Una vez identificadas las tendencias en la literatura, el siguiente paso fue determinar cuál de los métodos se ajusta mejor a las condiciones del modelo planteado. El modelo propuesto corresponde a un problema de ruteo con flota heterogénea y ventanas de tiempo, en el que se considera la naturaleza perecedera de los productos, el efecto del tipo de vehículo sobre su conservación y las penalizaciones asociadas al incumplimiento de los horarios de entrega, buscando minimizar el costo total de la operación.

Dado que la literatura muestra una tendencia clara hacia el uso de metaheurísticas, y en particular hacia los algoritmos evolutivos y la búsqueda en vecindarios, se analizaron con mayor detalle los artículos que hacían uso de la combinación de estos dos tipos en contextos similares. El trabajo de Agrawal et al. (2022) confirma que es pertinente hacer uso de un algoritmo genético para problemas de distribución de productos perecederos con estructura cercana a la del modelo formulado, especialmente en aspectos relacionados con el costo, el tiempo y la calidad del producto. Adicionalmente, Wang et al. (2018) muestran que generar un híbrido del GA con búsqueda de vecindarios variables mejora el desempeño del proceso de búsqueda y facilita la exploración de soluciones de mejor calidad.

Sin embargo, no se considera incorporar de forma completa la lógica espacio-temporal propuesta por Wang et al. (2018), esto debido a que esta característica fue planteada en un contexto donde la dispersión de los clientes y la relación inicial entre distancia y tiempo tiene un papel más determinante dentro de la construcción de la solución. En el caso del problema abordado, el escenario se desarrolla en un entorno urbano, donde la principal dificultad no se encuentra tanto en la dispersión espacial de los clientes, sino en lograr una asignación eficiente de vehículos y rutas en donde se considere la capacidad, las ventanas de

tiempo y las condiciones necesarias para la conservación del producto. Por esta razón, lo que se tiene en cuenta de dicho estudio es la idea de fortalecer el algoritmo genético mediante una fase de búsqueda de vecindarios que permita mejorar las soluciones generadas.

Por lo tanto, el método de solución que se plantea como base para este trabajo corresponde a un algoritmo genético con búsqueda de vecindarios (GA+VNS), el cual combina la capacidad exploratoria del algoritmo genético para recorrer el espacio de soluciones con un mecanismo de mejora local que permite mejorar las rutas generadas. Esta hibridación resulta adecuada para abordar un problema de ruteo con múltiples restricciones y penalizaciones, como el planteado en el modelo desarrollado.

7.3 Algoritmo genético híbrido con búsqueda de vecindario variable (GA+VNS)

Para estructurar la solución del HFVRPTW planteado en el trabajo de grado, se tuvo en cuenta el esquema del algoritmo genético híbrido que desarrollaron Wang et al. (2018), el cual integra el GA con el VNS. En esta hibridación, el GA actúa como el mecanismo de búsqueda global, explorando el espacio de soluciones mediante operadores evolutivos, mientras que el VNS opera como mecanismo de mejora local sobre las soluciones generadas por el GA, permitiendo refinar las rutas antes de continuar con la siguiente generación. Con esta integración se aprovechan las características de cada método: la capacidad exploratoria del GA y la búsqueda local del VNS.

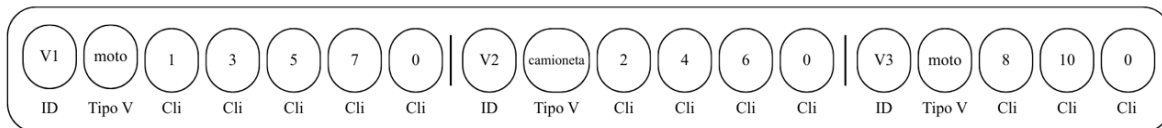
Para el diseño del algoritmo genético, es importante definir cómo se codifica una solución dentro de los cromosomas. Dado que el problema involucra una flota heterogénea, donde el vehículo asignado a cada cliente afecta directamente el costo del transporte, la tasa de deterioro del producto y la capacidad disponible que se tiene, se consideró definir la

estructura del cromosoma por ruta. Con esta representación, cada cromosoma es una lista de genes, donde cada gen asocia un vehículo específico con la ruta que realizará.

Como se muestra en la Figura 12, cada gen está compuesto por el identificador del vehículo (ID), el tipo de vehículo y la secuencia de clientes que visitará. El depósito, al ser el punto de partida y retorno común entre todos los vehículos, está implícito en todas las rutas y no se codifica de forma explícita en el cromosoma. Esta representación permite realizar la asignación de las rutas a los vehículos y facilitar la evaluación de la solución en la función objetivo.

Figura 12.

Estructura de cromosoma en GA + VNS.



Es importante mencionar que, con esta representación del cromosoma, los operadores genéticos pueden generar cromosomas que no son factibles, en donde, por ejemplo, se puede presentar que aparezca un cliente repetido o se quede un cliente sin asignar. Por lo cual, en la estructura del algoritmo se incluyó un operador de reparación que se ejecuta después de la operación genética, y permite eliminar duplicados y agregar los clientes faltantes en los vehículos que tienen menor carga acumulada, garantizando así que todos los individuos de la población representan una asignación completa de los clientes, y que esta está bien definida.

7.3.1 Estructura del algoritmo genético híbrido con búsqueda de vecindario variable (GA+VNS)

7.3.1.1 Estructura del GA.

- Población inicial: El algoritmo genético inicia con la generación de una población de soluciones de forma aleatoria. Para cada individuo, la lista de clientes se ordena aleatoriamente y se asigna uno a uno a los vehículos disponibles. En cada asignación se verifica si algún vehículo tiene capacidad suficiente para atender al cliente, se selecciona aleatoriamente entre los vehículos factibles. Si ningún vehículo puede atender al cliente sin exceder su capacidad, se asigna al vehículo con menor carga acumulada en este momento, aceptando temporalmente la violación. Este proceso se repite hasta completar la población, buscando la diversidad en soluciones iniciales.
- Selección por torneo: En cada generación, los padres que darán origen a la descendencia se eligen mediante torneos independientes. En cada torneo se seleccionan tres individuos al azar de la población y el de menor costo total se convierte en el padre. Este costo total corresponde a la suma de la función objetivo Z más penalizaciones adicionales definidas por violaciones de capacidad, ventanas de tiempo y deterioro máximo. Este criterio permite que el algoritmo priorice la calidad de la solución y la factibilidad de estas.
- Cruce: La operación del cruce combina la estructura de rutas de ambos padres para generar un hijo en dos etapas. En la primera etapa, se recorre cada vehículo del primer padre y, mediante una decisión aleatoria, se determina si su ruta completa se hereda al hijo. De esta manera, el hijo hereda el patrón de clientes por vehículo del primer padre. En la segunda etapa, los clientes que no fueron heredados se incluyen en el

hijo siguiendo el orden en que aparecen en las rutas del segundo padre, asignando cada cliente al vehículo con menor carga acumulada que tenga capacidad disponible.

Así, el hijo hereda el patrón de agrupación del primer padre y el orden del segundo.

- Mutación: Cada hijo es sometido a una mutación que permite tener variaciones de la población. El operador elige al azar entre tres posibles operaciones: *relocate*, que retira un cliente de su posición actual y lo inserta en cualquier otra ruta; *swap*, que intercambia la posición de dos clientes elegidos al azar; y *reverse*, que invierte un segmento de la ruta, cambiando únicamente el orden de visita sin modificar la asignación del cliente a los vehículos.
- Reparación: Después del cruce y de la mutación, cada descendiente pasa por un operador de reparación. Este operador elimina clientes duplicados, incorpora clientes faltantes, intenta redistribuir la carga cuando un vehículo supera su capacidad y reasigna determinados clientes a vehículos refrigerados cuando el deterioro esperado en un vehículo normal supera el límite definido. Cuando una solución continúa presentando violaciones, su evaluación incorpora penalizaciones por capacidad, por ventanas de tiempo aceptadas y por deterioro máximo.
- Elitismo: Con el fin de evitar que las mejores soluciones que fueran encontradas se perdieran por operadores de cruce o mutación, se determinó que los cinco individuos con menor costo penalizado pasarán sin modificaciones a la siguiente generación. Este mecanismo permite que la calidad de la mejor solución conocida no se pierda ni se retroceda en la búsqueda. Es importante mencionar, que los individuos elites no son excluidos del proceso de reproducción del GA, ya que estos son candidatos para la selección por torneo.

7.3.1.2 Estructura del VNS. Al final de cada iteración del GA, los mejores individuos pasan a la fase del VNS. Esta fase se implementó como una búsqueda local sistemática basada en vecindarios variables. Para cada individuo seleccionado se exploran las vecindades *relocate*, *swap* y *2-opt*. Cuando una vecindad produce una mejora, la solución se actualiza y la exploración se reinicia desde la primera estructura; de lo contrario, se avanza a la siguiente. Esta implementación corresponde a una variante simplificada, orientada a intensificar las soluciones generadas por el algoritmo genético.

La primera vecindad, *relocate*, evalúa qué ocurre al extraer un cliente de su posición actual y acomodarlo en la mejor posición que esté disponible en cualquier ruta. La segunda, *swap*, examina todos los pares posibles de clientes que pueden realizar un intercambio de posiciones. La tercera, *2-opt*, invierte segmentos de la ruta para mejorar el orden de visita, sin cambiar las asignaciones de clientes por vehículo. Las tres vecindades evalúan todos los movimientos posibles dentro de la vecindad y acepta únicamente el que produce una mejora.

Adicionalmente, con el fin de robustecer la búsqueda a medida que el algoritmo se ejecuta, la intensidad del VNS se incrementa de forma adaptativa a lo largo de las generaciones. En las generaciones iniciales, el VNS permite hasta 8 iteraciones sin mejora antes de pasar a la siguiente vecindad. A partir de la generación 40, este límite se incrementa a 12 iteraciones, profundizando la exploración local en las etapas avanzadas de la búsqueda. Este esquema adaptativo garantiza que, aunque el criterio de parada esté definido por el número máximo de generaciones, la calidad de la búsqueda se intensifica progresivamente a lo largo de la ejecución del algoritmo.

7.3.2 Configuración del algoritmo híbrido GA+VNS

Se ejecuto el algoritmo híbrido con una población de 40 individuos durante 80 generaciones. En cada generación se conservaron las cinco mejores soluciones mediante el elitismo. La selección de padres se realizó mediante un torneo de tres individuos, con probabilidades de cruce y de mutación de 0,80 y 0,25, respectivamente. Posteriormente, el 40% de las mejores soluciones fue sometido a una fase de búsqueda local basada en tres estructuras de vecindad: relocate, swap y 2-opt. Para favorecer la reproducibilidad, se fijó la semilla aleatoria en 42.

A continuación, se presenta el pseudocódigo del algoritmo híbrido GA+VNS, cuya versión completa se presenta en el Apéndice A, y que sintetiza la estructura del proceso descrito.

```

ENTRADA: Datos del problema (clientes, vehículos, parámetros del modelo)
SALIDA: Mejor solución encontrada
1. INICIALIZACIÓN
  1.1 Para cada individuo de la población:
    a. Ordenar clientes aleatoriamente
    b. Para cada cliente:
      SI existe vehículo con capacidad disponible:
        asignar al vehículo factible elegido aleatoriamente
      SI NO:
        asignar al vehículo con menor carga acumulada
  1.2 Evaluar costo total de cada individuo
  1.3 Ordenar población por costo total
  1.4 mejor_solución ← individuo[0]
2. CICLO PRINCIPAL
  PARA generación = 1 HASTA generaciones_máx:
    2.1 intensidad_VNS ← obtener_intensidad(generación)
      generaciones 0–39: máx. 8 iteraciones sin mejora
      generaciones 40+: máx. 12 iteraciones sin mejora
    2.2 FASE GA
      nueva_población ← copiar los mejores individuos (elitismo)
      MIENTRAS tamaño(nueva_población) < tamaño_población:
        padre_1 ← torneo(3 individuos → menor costo total)
        padre_2 ← torneo(3 individuos → menor costo total)
        CRUCE(padre_1, padre_2) → hijo:
          Etapa 1: PARA cada vehículo de padre_1:
            decidir aleatoriamente si heredar ruta completa al hijo
          Etapa 2: clientes no heredados se insertan según orden de padre_2,
            al vehículo con menor carga y capacidad disponible
            (priorizando refrigerados si el producto lo requiere)
        MUTACIÓN del hijo:
          Elegir aleatoriamente entre:

```

```

relocate: extraer un cliente y reinsertarlo en otra ruta
swap: intercambiar posiciones de dos clientes al azar
reverse: invertir un segmento de ruta
REPARACIÓN del hijo:
  Eliminar clientes duplicados
  Reasignar clientes faltantes al vehículo con mayor capacidad disponible
  Reubicar clientes con necesidad de refrigeración si están en vehículos normales
  Agregar hijo a nueva_población
  Ordenar nueva_población por costo total
2.3 FASE VNS (proporción de mejores individuos de nueva_población)
  PARA cada individuo seleccionado:
     $k \leftarrow 0$ ; iteraciones_sin_mejora  $\leftarrow 0$ 
    vecindades = [relocate, swap, 2-opt]
    MIENTRAS  $k < 3$  Y iteraciones_sin_mejora  $<$  intensidad_VNS:
      candidato  $\leftarrow$  mejor movimiento en vecindad[k]
      SI costo(candidato)  $<$  costo(individuo):
        individuo  $\leftarrow$  candidato
         $k \leftarrow 0$ ; iteraciones_sin_mejora  $\leftarrow 0$ 
      SI NO:
         $k \leftarrow k + 1$ ; iteraciones_sin_mejora  $\leftarrow$  iteraciones_sin_mejora + 1
    Ordenar nueva_población por costo total
    población  $\leftarrow$  nueva_población
2.4 SI costo(población[0])  $<$  costo(mejor_solución):
  mejor_solución  $\leftarrow$  población[0]
3. RETORNAR mejor_solución

```

8. Verificación computacional del modelo propuesto y su método de solución

8.1 Verificación del modelo matemático propuesto

Con el fin de verificar la coherencia y el correcto funcionamiento del modelo matemático propuesto, se realizó un proceso de validación computacional mediante la implementación del modelo en el software GAMS (Apéndice B), en donde se utilizó una instancia de prueba pequeña para probar su funcionamiento. En esta instancia se tuvo en cuenta un único depósito, con 4 clientes, 2 vehículos (uno refrigerado y uno normal) y con capacidades diferenciadas.

El proceso para llevar a cabo esta validación se desarrolló de manera progresiva, incorporando inicialmente las restricciones básicas de ruteo y capacidad, y posteriormente los componentes de ventanas de tiempo, penalizaciones y deterioro de los productos. Este

enfoque permitió identificar inconsistencias en la formulación del modelo, dando lugar a ajustes en el modelo hasta lograr una versión funcional.

En primer lugar, se verificó que el modelo garantizara la correcta asignación de los clientes, observando que cada uno de estos fuera atendido exactamente una vez por un único vehículo. Los resultados que se obtuvieron muestran que esa condición se cumple en su totalidad, sin duplicaciones ni clientes omitidos en la atención. De igual forma, las restricciones de conservación de flujo se cumplen adecuadamente, evidenciando que cada vehículo que llega a un cliente continúa su recorrido de manera progresiva.

En relación con la estructura de las rutas, se observó que los vehículos parten del depósito, atienden un conjunto de clientes y finalmente regresan al depósito, lo cual es coherente con el planteamiento del problema. En la Tabla 5 se pueden observar las rutas que fueron generadas por el modelo en la instancia presentada.

Tabla 5.

Rutas obtenidas por vehículo – Validación modelo.

Vehículo	Ruta
<i>k1 – m2</i>	<i>d0 → c2 → c3 → c4 → d0</i>
<i>k2 – m2</i>	<i>d0 → c1 → d0</i>

Posteriormente, se validó el comportamiento de las ventanas de tiempo. Los tiempos de llegada que se obtuvieron para cada cliente se encuentran dentro de las ventanas de tiempo aceptadas por los clientes en la instancia analizada, confirmando que las restricciones asociadas a este aspecto se cumplen correctamente. Además de esto, se observó que para las rutas propuestas había presencia de penalizaciones por llegadas tempranas en algunos clientes, mientras que, casos de tardanza no se presentaron. Esto indicó que el modelo tiene

en cuenta el incumplimiento de las ventanas preferidas y que dicho incumplimiento se ve reflejado en la función objetivo. Estas características mencionadas se pueden observar a continuación en la Tabla 6.

Tabla 6.

Tiempos de llegada y penalizaciones – Validación modelo.

Cliente	u_i (min)	EE_i (min)	TT_i (min)	E_i (min)	T_i (min)	δ_i^- (min)	δ_i^+ (min)
c1	12	10	120	20	80	8	0
c2	18	15	130	25	90	7	0
c3	35	20	135	30	95	0	0
c4	49	25	140	35	100	0	0

En cuanto a la capacidad de los vehículos, se realizó una revisión de cómo evolucionó la carga a lo largo de las rutas. Inicialmente, se identificaron inconsistencias en la formulación de esta parte, ya que se evidenciaba que en la solución el comportamiento de la carga no reflejaba la dinámica de las entregas de los productos. Tras este hallazgo se mejoraron las restricciones de la actualización de carga, permitiendo llegar a resultados que muestran un comportamiento que sigue la dinámica de la carga a medida que se realizan las entregas en la ruta, como el que se observa en la Tabla 7, que muestra los resultados de la prueba realizada para el vehículo k3-m3.

Tabla 7.

Evolución de la carga en la ruta k1-m1 – Validación modelo.

Nodo	$p1$ (kg)	$p2$ (kg)
d0	18	20
c2	12	12
c3	5	7
c4	0	0

Por otra parte, se analizó el comportamiento del deterioro de los productos. En la Tabla 8 se presentan los valores que fueron obtenidos en la ruta de k3-m3.

Tabla 8.

Deterioro por cliente y producto – Validación modelo.

Nodo	D_{p1} (p.p)	D_{p2} (p.p)
c2	0.54	0.36
c3	1.05	0.70
c4	1.47	0.98
c1	1.68	0.96

Los resultados muestran que el deterioro depende, como se había planteado, del tiempo de llegada y del tipo de vehículo que fue asignado, además, se verificó que los valores del deterioro en la entrega cumplieran con límites de calidad que fueron establecidos, confirmando las restricciones de calidad.

Adicionalmente se buscó evaluar cómo influía la variación de la capacidad de los vehículos, las ventanas de tiempo y el costo unitario del deterioro. Para ello, se inició con el análisis de variación de la capacidad de los vehículos que exponen que al reducir la capacidad de los vehículos el modelo reasigna los clientes entre rutas para mantener la factibilidad, lo que genera un aumento en el costo de deterioro y en las penalizaciones por tiempo al modificar el orden de visita. Cuando la capacidad total disponible es inferior a la demanda total de la instancia, el modelo deja de encontrar soluciones factibles. El análisis descrito se observa en la Tabla 9.

Tabla 9.

Análisis de variación – Capacidad de los vehículos.

Escenario	Nivel	Cap. k1 (kg)	Cap. k2 (kg)	Z (\$)	<i>Factible</i>	<i>Observaciones</i>
Base	Alto	40	60	505,2	Sí	No se ve afectada la solución
A	Medio	32	45	668,6	Sí	Reasignación de clientes; aumento costo deterioro (+46,5%) y penalización por tiempo (+26,7)
B	Bajo	24	32	668,6	Sí	Misma solución que A; mayor utilización de flota
C	Muy bajo	20	30	-	No	Capacidad total inferior a demanda

En cuanto a las variaciones ventanas de tiempo, encontramos el costo total aumenta progresivamente, impulsado principalmente por el costo del deterioro. Ante escenarios de ventanas muy estrictas, el algoritmo reorganiza el orden de visita para cumplir mejor con los intervalos preferidos, aunque esto incrementa el tiempo acumulado de transporte y con ello el deterioro del producto. Los resultados de las variaciones se presentan en la Tabla 10.

Tabla 10.

Análisis de variación – Ventanas de tiempo.

Escenario	Nivel	Z (\$)	<i>Factible</i>	<i>Observaciones</i>
Base	Amplias	505,2	Sí	No se ve afectada la solución
A	Moderadas	557,8	Sí	Aumento en penalización por tiempo (+33,3%) y costo de deterioro (+12,5%); costo de transporte constante
B	Reducidas	639,8	Sí	Mayor restricción temporal incrementa costo de deterioro (+36,4%); penalización por tiempo constante
C	Muy reducidas	705,8	Sí	Costo de deterioro aumenta (+60,4%); penalización por tiempo disminuye (-20%) al reorganizar las rutas

Los resultados de la Tabla 11 muestran que, ante variaciones en el costo unitario del deterioro, varía es el peso económico que ese deterioro tiene en la función objetivo. La diferencia en el impacto entre los escenarios A y B está directamente relacionada con el deterioro acumulado por cada producto a lo largo de la ruta: p1 acumula 4,74 p.p. en total frente a 3,00 p.p. de p2, lo que representa un 58% más de deterioro físico. Por esta razón, un

misimo aumento porcentual en p genera un incremento mayor en el costo total cuando afecta a p_1 (+13,9%) que cuando afecta a p_2 (+6,1%). El escenario C confirma que el efecto es aditivo y que p_1 domina la sensibilidad económica del modelo ante este parámetro.

Tabla 11.

Análisis de variación - Deterioro máximo.

Escenario	Nivel	ρ_{p_1}	ρ_{p_2}	Z (\$)	Factible	Observaciones
Base	Bajo	50	35	505,2	Si	Solución de referencia
A	Mayor ρ_1	60	35	552,6	Si	La ruta no cambia; el costo de deterioro aumenta +13,9%
B	Mayor ρ_2	50	42	526,2	Si	La ruta no cambia; aumento menor (+6,1%)
C	Mayo ρ_1 y ρ_2	60	42	573,6	Si	Efecto combinado; el costo de deterioro aumenta +20,0%

Los resultados que se obtuvieron en la validación del modelo permiten concluir que el modelo matemático propuesto es consistente con lo planteado en el problema de este trabajo, mostrando que las restricciones de ruteo, capacidad, ventanas de tiempo y deterioro se cumplen de manera simultánea y que el modelo responde de forma lógica ante la variación de los parámetros evaluados.

8.2 Verificación del método de solución

8.2.1 Verificación del método de solución vs método exacto

Con el propósito de verificar el funcionamiento del algoritmo híbrido GA+VNS, se realizó un proceso de comparación de soluciones obtenidas mediante el algoritmo híbrido contra los obtenidos a través de un modelo de Programación Entera Mixta (MIP)

implementado en GAMS. El Apéndice C presenta la información de las instancias de validación y los resultados de estas.

Para esta validación se diseñaron tres instancias de prueba con diferentes niveles de complejidad en términos de número de clientes, cantidad y tipos de vehículos, y parámetros de deterioro, con el propósito de verificar el comportamiento del algoritmo bajo distintas condiciones operativas. Las diferencias en los parámetros de cada instancia permiten analizar como varían los resultados cuando cambian las restricciones del problema. La Tabla 12 resume las características principales de cada escenario.

Tabla 12.

Características de las instancias de validación.

Característica	Instancia 1	Instancia 2	Instancia 3
Número de clientes	6	4	5
Número de vehículos	2	2	3
Tipo de vehículos	Refrigerado, Normal	Refrigerado, Normal	3 tipos diferenciados
Productos	p1, p2	p1, p2	p1, p2
Capacidad vehículo refrigerado (kg)	60	40	80/120
Capacidad vehículo normal (kg)	100	60	180
Deterioro máximo p1 (p.p)	15	15	2
Deterioro máximo p2 (p.p)	8.5	8.5	2.5

En la instancia 1 se consideraron seis clientes atendidos por dos vehículos de diferente tipo, uno refrigerado (k1) y uno normal (k3), con tasas de deterioro que difieren de acuerdo con el tipo de vehículo. La instancia 2 redujo el problema a cuatro clientes manteniendo la misma flota de vehículos, con capacidades más restrictivas. La instancia 3 incrementó la complejidad de la flota al incluir tres vehículos con tres tipos distintos con factores de costo $\propto$ diferentes (1.0, 1.3 y 1.8), y con umbrales de deterioro máximo más estrictos.

Los resultados de la comparación entre el método exacto y la metaheurística GA+VNS para las tres instancias se presenta en la Tabla 13.

Tabla 13.

Comparación de resultados entre GAMS y GA+VNS.

Indicador	Instancia 1		Instancia 2		Instancia 3	
	GAMS	GA+VNS	GAMS	GA+VNS	GAMS	GA+VNS
Función Objetivo Z (\$)	1.101,2	1.101,2	505,2	505,2	892,8	892,8
Costo transporte (\$)	201,0	201,0	133,2	133,2	163,8	163,8
Penalización tiempo (\$)	36,0	36,0	30,0	30,0	42,0	42,0
Costo deterioro (\$)	864,2	864,2	342,0	342,0	687,0	687,0
Solución factible	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Gap (%)	0,0%		0,0%		0,0%	

Adicionalmente, los tiempos de llegada a cada cliente y los niveles de deterioro fueron idénticos en ambos métodos con las tres instancias, en donde se respetaron las ventanas de tiempo dura de los clientes y los límites máximos establecidos por producto, lo que confirma la factibilidad de las soluciones dadas.

Esta verificación permite concluir que el algoritmo híbrido GA + VNS mostró consistencias funcionales con la formulación MIP implementada en GAMS en las tres instancias evaluadas, reproduciendo el valor de la función objetivo, las rutas, los tiempos de llegada y los niveles de deterioro con una diferencia relativa del 0%. Este resultado respalda la correcta implementación del modelo matemático y el comportamiento del algoritmo en las condiciones analizadas, sin extenderse como garantía general de optimalidad.

8.2.2 Validación del método de solución en escenarios de mayor escala

Para evaluar el comportamiento del algoritmo en instancias de mayor complejidad, se plantearon tres instancias adicionales, cuyas características se presentan en la Tabla 14.

Dado que el método exacto implementado en GAMS no encuentra soluciones al aumentar el tamaño del problema, no se realizó ninguna comparación.

Tabla 14.

Características de los escenarios de mayor escala.

Característica	Escenario 4	Escenario 5	Escenario 6
Número de clientes	12	20	50
Número de vehículos	4	4	6
Vehículos refrigerados	2 (k1, k2)	2 (k1, k2)	3 (k1, k2, k3)
Vehículos normales	2 (k3, k4)	2 (k3, k4)	3(k4, k5, k6)
Productos	p1, p2	p1, p2	p1, p2
Capacidad vehículos refrigerados (kg)	60	60	100
Capacidad vehículo normal (kg)	100	100	150
Deterioro máximo p1 (p.p)	15	16	30
Deterioro máximo p2 (p.p)	8,5	9	18

Para las instancias 4 y 5 se tuvo en cuenta la misma flota heterogénea (dos vehículos refrigerados y dos vehículos normales), en donde la principal diferencia entre los dos problemas es el tamaño del conjunto de clientes que se tiene que visitar, ya que el caso 4 representa una instancia con 12 clientes, mientras que el caso 5 representa una instancia con 20 clientes. Para el caso 6 se aumentó la flota de vehículos a 6 ya que se busca atender la demanda generada por 50 clientes.

Todas las instancias fueron ejecutadas en un equipo con procesador Inter Core i5-1235U de 12ª generación (1,30 GHz) y 24,0 GB de RAM. En la Tabla 15, se presentan los resultados del algoritmo GA+VNS en las instancias 4, 5 y 6.

Tabla 15.

Resultados GA+VNS en escenarios de mayor escala.

Indicador	Instancia 4	Instancia 5	Instancia 6
Función Objetivo Z (\$)	2.290,6	8.240,0	25.713,4
Costo transporte (\$)	417	585	2.040
Penalización tiempo (\$)	80	136	216
Costo deterioro (\$)	1793,6	7.519	23.457
Solución factible	✓	✓	✓
Tiempo de cómputo	57 s	3 min	2 horas

Los resultados obtenidos en las instancias de 12, 20 y 50 clientes muestran que el GA+VNS mantuvo la capacidad de generar soluciones factibles al aumentar el tamaño del problema. El tiempo de cómputo creció de 57 segundos para 12 clientes, a 3 minutos para 20 clientes y a 2 horas para 50 clientes, lo que evidencia que el aumento del tamaño tiene un efecto significativo sobre el esfuerzo computacional, comportamiento relacionado con la naturaleza NP-hard del problema. Por lo tanto, los resultados respaldan la aplicabilidad del método en las instancias estudiadas, pero no constituyen una demostración general de su escalabilidad ni de su cercanía al óptimo en problemas de mayor dimensión.

9. Evaluación del modelo por análisis de escenarios

9.1 API de Distance Matrix de Google Maps

La API de *Distance Matrix de Google Maps Platform* es un servicio web que permite calcular distancias y tiempo de viaje entre diferentes puntos geográficos de forma simultánea. De acuerdo con la documentación oficial de Google, La API recibe un conjunto de coordenadas de latitud y longitud como orígenes y destinos, y entrega la matriz de distancias y tiempos, considerando opciones de transporte y las condiciones de tráfico. En particular

permite generar matrices bajo tres modelos de tráfico: optimista, mejor estimación y pesimista. El acceso a la API se realiza mediante una llave que dispone créditos mensuales gratuitos los cuales se usan de acuerdo con las consultas que se realicen.

En el presente trabajo, esta API se utiliza para obtener los tiempos de transporte entre los clientes en la ciudad de Bucaramanga. A partir de las coordenadas geográficas de cada cliente, se realizan consultas a la API que permiten construir la matriz de distancias y tiempos que se usan en el modelo, permitiendo trabajar con condiciones reales de transporte que se presentan en la ciudad, en lugar de distancias euclidianas o aproximaciones geométricas.

9.2 Definición de escenarios de evaluación

Para la evaluación del modelo se establecieron 5 escenarios en donde se presenta variación en las condiciones de tráfico la demanda la disponibilidad de vehículos y los parámetros de operación. Para todos esto se mantienen los mismos clientes y se tienen en cuenta matrices de tiempo generadas a partir de la API de *Distance de Google Maps*. La información detallada de los parámetros de los escenarios se encuentra en el Apéndice D.

9.2.1 Escenario base

El caso de estudio que se consideró como escenario base está compuesto por una empresa distribuida que cuenta con un depósito ubicado en el barrio San Francisco en Bucaramanga y 15 puntos de entrega que corresponden a restaurantes de la ciudad. La selección de los clientes se realizó tomando como base los clientes actuales de la empresa, complementada con restaurantes adicionales, con el fin de construir una instancia representativa del problema real de distribución. Las coordenadas geográficas de cada punto se obtuvieron de Google Maps y se utilizaron para consultar la API de *Distance Matrix*,

permitiendo obtener matrices de tiempos de transporte que reflejan las condiciones reales de tráfico en la ciudad. Si bien las condiciones de tráfico no son una variable controlable por el decisor, su variación afecta directamente la planificación de las rutas, los costos de operación y la factibilidad de las entregas, por lo que anticiparse a estas condiciones permite al tomador de decisiones evaluar los riesgos y ajustar los recursos disponibles según el escenario esperado.

La flota está compuesta por cuatro vehículos: dos refrigerados con capacidad de 60 kg, que permiten mantener la cadena de frío durante el transporte, y dos normales (sin refrigeración) con capacidad de 100 kg, cuyas capacidades corresponden a las de la flota real de la empresa. Los dos tipos de productos considerados en el problema presentan comportamientos de deterioro distintos: p1 corresponde a frutas, con mayor sensibilidad al tiempo y las condiciones de transporte, y p2 a verduras, con tasa de deterioro menor. Las tasas de deterioro representan la pérdida de calidad por minuto según el tipo de vehículo, siendo significativamente menores en vehículos refrigerados y los umbrales de deterioro máximo reflejan el nivel de pérdida de calidad que los clientes están dispuestos a aceptar al momento de recibir el producto. Las coordenadas geográficas de los restaurantes se presentan en la Tabla 16.

Tabla 16.

Puntos de entrega – Caso de estudio Bucaramanga.

Nodo	Nombre	Latitud	Longitud
0	Bodega San Francisco (depósito)	7,128516	-73,122270
1	Bufalos	7,131446	-73,117228
2	Burritos (Megamall)	7,130726	-73,112493
3	Snauck	7,117260	-73,110611
4	Casalins (Cabecera)	7,110334	-73,108165

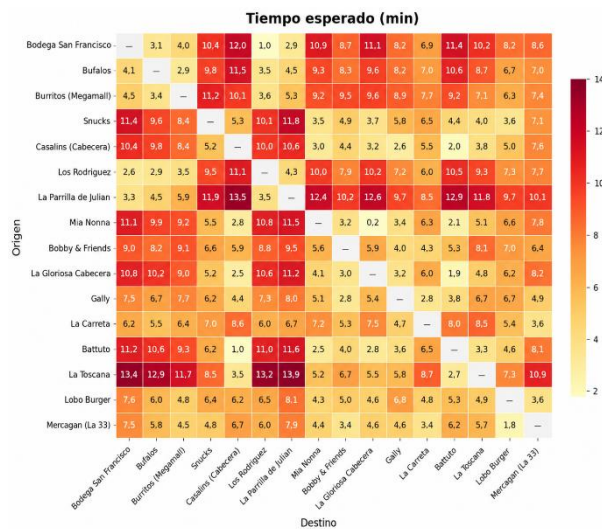
Tabla 16. (continuación)

Nodo	Nombre	Latitud	Longitud
5	Los Rodriguez	7,127469	-73,122184
6	La Parrilla de Julian	7,130915	-73,127171
7	Mia Nonna	7,112691	-73,109019
8	Bobby & Friends	7,112114	-73,111953
9	La Gloriosa Cabecera	7,111954	-73,109131
10	Gally	7,110892	-73,112918
11	La Carreta	7,118457	-73,115129
12	Battuto	7,111146	-73,107516
13	La Toscana	7,118996	-73,104799
14	Lobo Burger	7,120148	-73,110783
15	Mercagan (La 33)	7,121135	-73,112122

Para este escenario base se utilizó la matriz de tiempos generada con el modelo *best_guess* de la API, que refleja las condiciones de trafica típicas para el transporte en Bucaramanga. En la Figura 13, se presenta la matriz de tiempos esperados en minutos que se obtuvo por medio de la API.

Figura 13.

Matriz de tiempo esperado (min) – Escenario base.



Los parámetros de operación del escenario base se presentan en la Tabla 17.

Tabla 17.

Parámetros del escenario base.

Parámetro	Valor
Número de clientes	15
Capacidad vehículos refrigerados (k1, k2) [kg]	60
Capacidad vehículos normales (k3, k4) [kg]	100
Demanda total [kg]	242
Productos	p1, p2
Deterioro máximo p1 [p.p]	15
Deterioro máximo p2 [p.p]	9

El algoritmo GA+VNS encontró una solución factible que cumple con la restricción del modelo. Los resultados de la función objetivo se presentan en la Tabla 18.

Tabla 18.

Resultados de la función objetivo – Escenario base.

Componente	Valor
Costo de transporte (\$)	137,78
Penalización por ventanas de tiempo (\$)	17,6
Costo por deterioro del producto (\$)	350,88
Valor objetivo Z (\$)	506,26
Solución factible	✓

Las rutas generadas por el algoritmo para cada vehículo se presentan en la Tabla 19, y la secuencia de visita de cada vehículo se puede observar Figura 14, mediante la conexión directa de los puntos ubicados geográficamente.

Tabla 19.

Rutas obtenidas por vehículo – Escenario base.

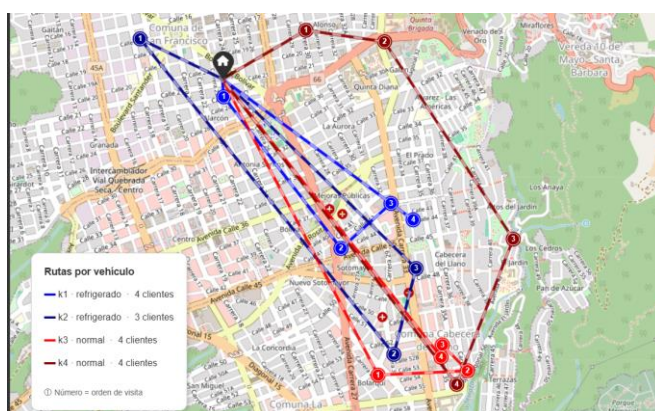
Vehículo	Tipo	Rutas	Carga (kg)	Capacidad (kg)
K1	Refrigerado	Depósito → La Parrilla de Julian → Gally → Bobby & Friends → Depósito	48	60
K2	Refrigerado	Depósito → Los Rodriguez → La Carreta → Mercagan (La 33) → Lobo Burger → Depósito	60	60

Tabla 19. (continuación)

Vehículo	Tipo	Rutas	Carga (kg)	Capacidad (kg)
K3	Normal	Depósito → Bufalos → Snucks → Mia Nonna → La Gloriosa Cabecera → Depósito	68	100
K4	Normal	Depósito → Burrittos (Megamall) → La Toscana → Battuto → Casalins (Cabecera) → Depósito	67	100

Figura 14.

Rutas obtenidas por algoritmo GA+VNS – Escenario base.

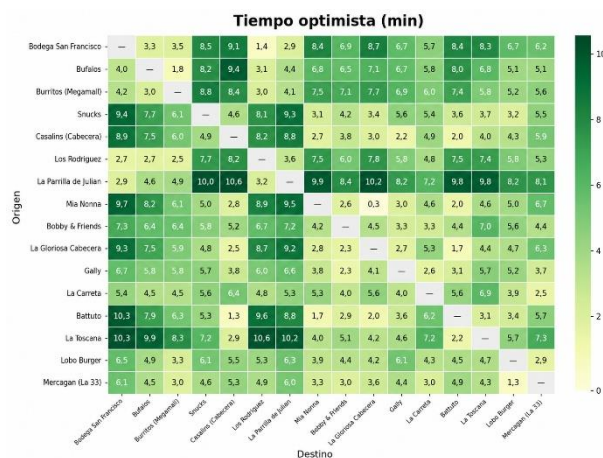


9.2.2 Escenario 1 – Condición de tráfico óptima

En este escenario se hace uso de la matriz de tiempo generada con el modelo *optimistic* de la API, la cual estima los tiempos de viaje bajo condiciones de tránsito fluido. El resto de los parámetros operativos (demanda, flota, ventanas de tiempo y umbrales de deterioro) permanecen igual al escenario base. En la Figura 15, se presenta la matriz de tiempos optimistas en minutos generada por la API.

Figura 15.

Matriz de tiempo optimista (min) – Escenario 1.



El algoritmo encontró una solución factible que no presenta violaciones. Los resultados de la función objetivo se presentan en la Tabla 20.

Tabla 20.

Resultados de la función objetivo – Escenario 1.

Componente	Escenario base	Escenario 1	Variación
Costo de transporte (\$)	137,58	125,58	-8,85%
Penalización por ventanas de tiempo (\$)	20,8	14,6	-17,05%
Costo por deterioro del producto (\$)	347,51	308.18	-12,17%
Valor objetivo Z (\$)	505,89	448,36	-11,44%
Solución factible	✓	✓	-

El escenario 1 presenta una variación negativa respecto al escenario base de -11,4%, impulsada principalmente por la caída en las penalizaciones por ventanas de tiempo, que disminuye un -17%, esto refleja que con tiempos de viaje menores los vehículos llegan con mayor margen dentro de las ventanas de tiempo preferidos por los clientes. Las rutas obtenidas se presentan en la Tabla 21 y la distribución geográfica de esta ruta se presenta en la Figura 16.

Este escenario representa el mejor desempeño al que se puede llegar en el sistema bajo las condiciones actuales de flota y demanda. La diferencia entre este resultado y el escenario base evidencia qué la programación de rutas en franjas horarios dónde hay menor congestión puede traducirse en mejoras simultáneas en los tres componentes del costo, lo que constituye una decisión operativa concreta y accionable para el decisor, aun cuando las condiciones de tráfico no sean directamente controlables.

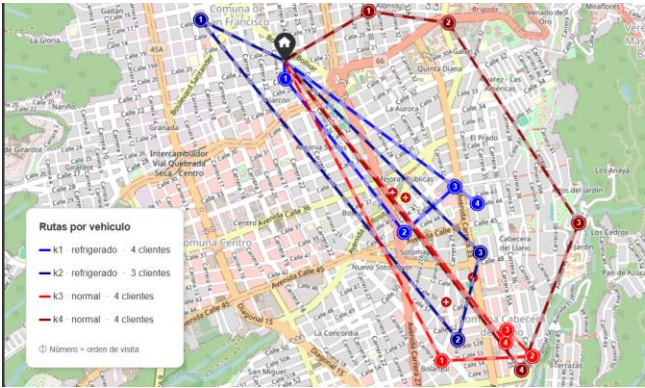
Tabla 21.

Rutas obtenidas por vehículo – Escenario 1.

Vehículo	Tipo	Rutas	Carga (kg)	Capacidad (kg)
K1	Refrigerado	Depósito → Los Rodriguez → La Carreta → Mercagan (La 33) → Lobo Burger → Depósito	60	60
K2	Refrigerado	Depósito → La Parrilla de Julian → Bobby & Friends → Snucks → Depósito	50	60
K3	Normal	Depósito → Gally → Battuto → Mia Nonna → La Gloriosa Cabecera → Depósito	69	100
K4	Normal	Depósito → Bufalos → Burritos (Megamall) → La Toscana → Casalins (Cabecera) → Depósito	64	100

Figura 16.

Rutas obtenidas por algoritmo GA+VNS – Escenario 1.



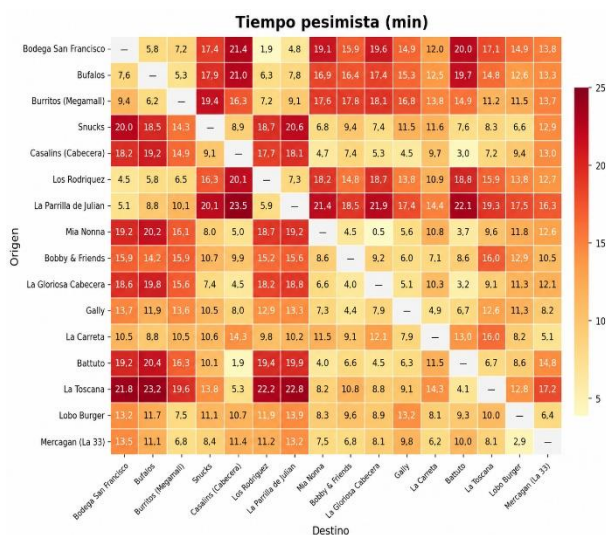
9.2.3 Escenario 2 – Condición de tráfico pesimista

En este escenario se utilizó la matriz de tiempos generada con el modelo *pessimistic* de la API, que representa los tiempos de transporte bajo condiciones de alta congestión vehicular. El resto de los parámetros operativos se mantienen iguales al escenario base.

En la Figura 17, se presenta la matriz de tiempo en minutos generada con la API en condiciones pesimistas de transporte

Figura 17.

Matriz de tiempo pesimista – Escenario 2.



Aunque el algoritmo encontró una solución factible, la función objetivo sufrió un aumento respecto al escenario base como muestra la Tabla 22.

Tabla 22.

Resultados de la función objetivo – Escenario 2.

Componente	Escenario base	Escenario 2	Variación
Costo de transporte (\$)	137,58	237,0	72,01%
Penalización por ventanas de tiempo (\$)	20,8	174,8	893,18%
Costo por deterioro del producto (\$)	347,51	475,06	35,39%

Tabla 22. (continuación)

Componente	Escenario base	Escenario 2	Variación
Valor objetivo Z (\$)	505,89	886,9	75,19%
Solución factible	✓	✓	-

Los tres componentes de la función objetivo registran aumentos significativos respecto al escenario base. El costo de transporte aumenta un 72%, consecuencia directa de mayores tiempos de recorrido cuando se presenta mayor tráfico. La penalización por ventanas de tiempo se incrementa un 893,2%, debido a que el algoritmo no logra encontrar rutas en donde todos los clientes sean atendidos dentro de las ventanas de tiempo preferidas. El costo por deterioro crece un 35,4%, debido a que los productos permanecen mayor tiempo en tránsito antes de ser entregado.

Este escenario evidencia que la congestión vehicular representa un factor de riesgo para la operación, ya que su efecto sobre la penalización por ventanas de tiempo preferidas es desproporcionalmente mayor que sobre los demás componentes del costo. Esto sugiere que en condiciones de tráfico pesimistas la empresa puede mantener la operación dentro de los límites aceptables, pero a costa de una mayor penalización por incumplimiento de preferencias y mayor deterioro acumulado del producto, lo que puede verse en menor satisfacción del cliente mayores pérdidas de calidad.

Las rutas encontradas por el algoritmo para el escenario 2 se presentan en la Tabla 23, y la Figura 18 presenta la distribución de estas.

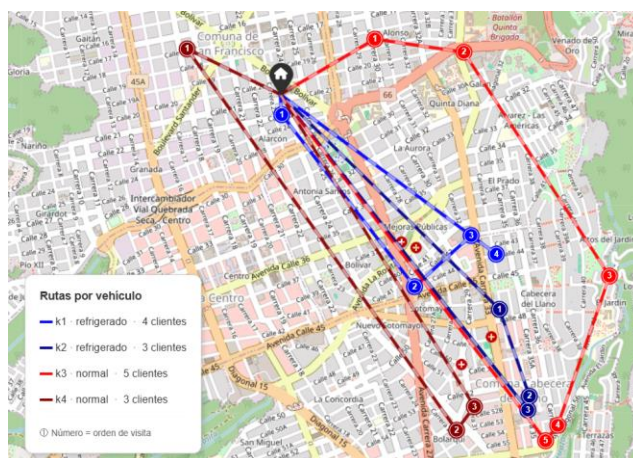
Tabla 23.

Rutas obtenidas por vehículo – Escenario 2.

Vehículo	Tipo	Rutas	Carga (kg)	Capacidad (kg)
K1	Refrigerado	Depósito → Los Rodriguez → La Carreta → Mercagan (La 33) → Lobo Burger → Depósito	60	60
K2	Refrigerado	Depósito → Snucks → Mia Nonna → La Gloriosa Cabecera → Depósito	54	60
K3	Normal	Depósito → Bufalos → Burritos (Megamall) → La Toscana → Battuto → Casalins (Cabecera) → Depósito	81	100
K4	Normal	Depósito → La Parrilla de Julian → Gally → Bobby & Friends → Depósito	48	100

Figura 18.

Rutas obtenidas por algoritmo GA+VNS – Escenario 2.



9.2.4 Escenario 3 – Incremento en la demanda

En este escenario se aumentó la demanda de cada cliente en un 25% respecto al escenario base y se utilizó la matriz de tiempos *best-guess* (Figura 11), los demás parámetros de operación se mantuvieron iguales. La demanda total pasó de 242 a 303 kg, usando la capacidad total de la flota un 94,7%. Este escenario simula condiciones de alta rotación de producto, como las que se pueden presentarse en temporadas de mayor consumo.

El algoritmo encontró una solución factible y se obtienen resultados los presentados en la Tabla 24.

Tabla 24.

Resultados de la función objetivo – Escenario 3.

Componente	Escenario base	Escenario 3	Variación
Costo de transporte (\$)	137,58	138,15	0,27%
Penalización por ventanas de tiempo (\$)	20,8	6,2	-64,77%
Costo por deterioro del producto (\$)	347,51	391,96	11,71%
Valor objetivo Z (\$)	505,89	536,31	5,94%
Solución factible	✓	✓	-

El incremento de Z respecto al escenario base es del 6%, presentado principalmente por el aumento en el costo de deterioro (+11,7), que muestra que con una demanda mayor el algoritmo redistribuye el cliente entre rutas para respetar las restricciones de capacidad, lo que en algunos casos puede retrasar la atención de ciertos puntos dentro de la secuencia y elevar el tiempo acumulado de transporte del producto antes de la entrega.

El costo de transporte prácticamente no varía (+0.3%), lo que indica que el algoritmo logró reorganizar las rutas sin necesidad de recorridos más largos significativamente. La penalización por ventanas de tiempo disminuye respecto al escenario base (-64,8%), generada a partir de una reorganización de clientes entre rutas que favoreció el cumplimiento de los intervalos que son preferidos por los clientes.

Las rutas se presentan en la Tabla 25 y se pueden visualizar en la Figura 19.

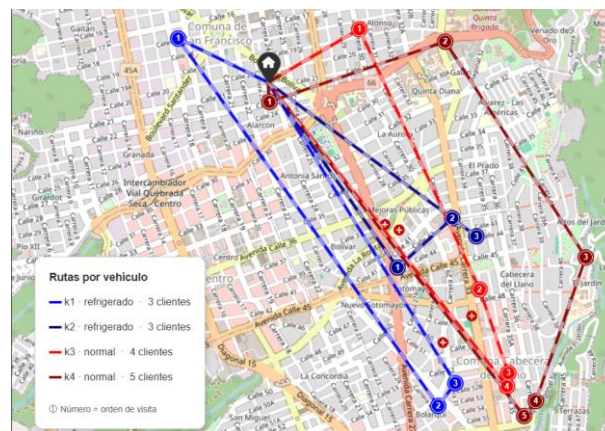
Tabla 25.

Rutas obtenidas por vehículo – Escenario 3.

Vehículo	Tipo	Rutas	Carga (kg)	Capacidad (kg)
K1	Refrigerado	Depósito → La Parrilla de Julian → Gally → Bobby & Friends → Depósito	60	60
K2	Refrigerado	Depósito → La Carreta → Mercagan (La 33) → Lobo Burger → Depósito	60	60
K3	Normal	Depósito → Bufalos → Snucks → Mia Nonna → La Gloriosa → Cabecera → Depósito	86	100
K4	Normal	Depósito → Los Rodriguez → Burritos (Megamall) → La Toscana → Battuto → Casalins (Cabecera) → Depósito	98	100

Figura 19.

Rutas obtenidas por algoritmo GA+VNS – Escenario 3.



9.2.5 Escenario 4 – Condiciones adversas

El objetivo de este escenario es evaluar el comportamiento del modelo ante condiciones operativas adversas que pueden presentarse en la operación real de distribución, como que un vehículo no se encuentre disponible por mantenimiento o falla mecánica, combinado con restricciones más estrictas en los horarios de atención por parte de los clientes y condiciones de tráfico desfavorables. Ante estas situaciones, el modelo permite identificar

qué restricciones no pueden cumplirse con los recursos disponibles y qué clientes se verían afectados, información que el decisor puede utilizar para evaluar alternativas operativas como contratar un vehículo adicional, renegociar las ventanas de tiempo con algunos clientes o la priorización de entregas.

Para este escenario, se combinaron cuatro variaciones respecto al modelo base: la matriz de tiempos pesimistas (Figura 15), reducción de la flota disponible a tres vehículos (k1 y k2 refrigerado, k3 normal), el retraso del 15% en la apertura de las ventanas de tiempo de cada cliente, y una demanda ajustada a 204 kg para que la carga total fuera acorde con la capacidad de la flota reducida (220 kg).

El algoritmo no encontró una solución factible. Las violaciones registradas en la mejor solución encontrada involucran capacidad, ventanas de tiempo y deterioro máximo excedido, lo cual refleja la alta presión de operación del escenario. Los resultados de la solución encontrada se presentan en la Tabla 26.

Tabla 26.

Resultados de la función objetivo – Escenario 4.

Componente	Escenario 4
Costo de transporte (\$)	234,64
Penalización por ventanas de tiempo (\$)	133,2
Costo por deterioro del producto (\$)	500,8
Valor objetivo Z (\$)	868,64
Solución factible	X

Las violaciones en la mejor solución encontrada por el modelo fueron: capacidad excedida en k2 (63 kg >60 kg), ventana de tiempo dura en 4 clientes (Snuck, Mercagan (La 33), Lobo Burger, La Gloriosa Cabecera) y deterioro que supera el límite en La Gloriosa Cabecera para ambos productos (D_p1=15,1>15; D_p2=9,1>9).

El valor de z que se presenta para el escenario adverso corresponde a los componentes económicos de la mejor solución encontrada, aun cuando esta solución no cumple todas las restricciones del modelo. En consecuencia, de esto, el resultado se interpreta como la mejor solución encontrada frente presión operativa e insuficiencia de recursos, no como una alternativa factible ni como un costo directamente comparable con los escenarios base, optimista, pesimista y de incremento de demanda.

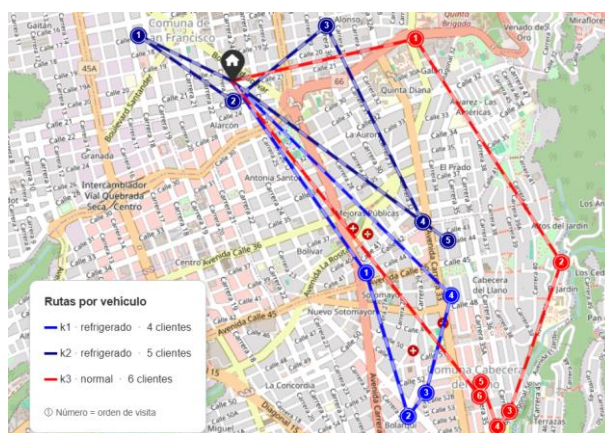
Tabla 27.

Rutas obtenidas por vehículo – Escenario 4.

Vehículo	Tipo	Rutas	Carga (kg)	Capacidad (kg)
K1	Refrigerado	Depósito → La Carreta → Gally → Bobby & Friends → Snuck → Depósito	58	60
K2	Refrigerado	Depósito → La Parrilla de Julian → Los Rodriguez → Bufalo → Mercagan (La 33) → Lobo Burger → Depósito	63	60
K3	Normal	Depósito → Burritos (Megamall) → La Toscana → Battuto → Casalins (Cabecera) → Mia Nonna → La Gloriosa Cabecera → Depósito	91	100

Figura 20.

Rutas obtenidas por algoritmo GA+VNS – Escenario 4.



9.3 Comparación de resultados entre los escenarios

Una vez ejecutado el modelo en los cinco escenarios definidos, se comparan los resultados obtenidos con el fin de evaluar el comportamiento del modelo frente a diferentes condiciones operativas y analizar cómo se comporta el algoritmo GA+VNS ante diferentes en los parámetros del sistema. En la Tabla 28 y la Figura 21 se presentan los valores de la función objetivo y sus tres componentes para cada uno de los escenarios, junto con el porcentaje que cada componente representa dentro del Z total.

Tabla 28.

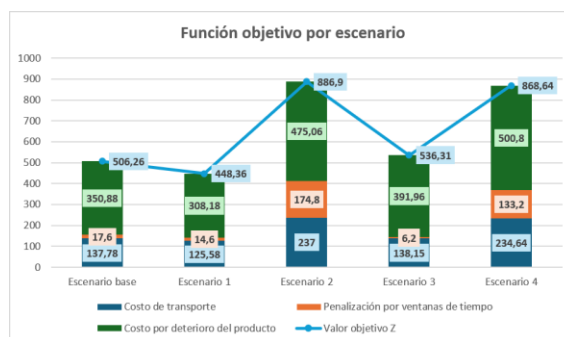
Comparación de resultados entre escenarios.

Componente	Base	E1 Optimista	E2 Pesimista	E3 Demanda	E4 Adverso*
Costo de transporte (\$)	137,78	125,58	237	138,15	234,64
Penalización por ventanas de tiempo (\$)	17,6	14,6	174,8	6,2	133,2
Costo por deterioro del producto (\$)	350,88	308,18	475,06	391,96	500,8
Valor objetivo Z (\$)	506,26	448,36	886,9	536,31	868,64
% C. Transporte	27,22%	28,01%	26,72%	25,76%	27,01%
% C. Tiempo	3,48%	3,26%	19,71%	1,16%	15,33%
% C. Deterioro	69,31%	68,73%	53,56%	73,08%	57,65%
Solución factible	✓	✓	✓	✓	✗

**Nota: El escenario E4 no es factible. Sus componentes se presentan con fines de diagnósticos y no representan el valor de una solución factible.*

Figura 21.

Comparación entre escenarios.



En la Tabla 29 y la Figura 22 se presenta la variación de cada uno de los componentes en los escenarios respecto al base.

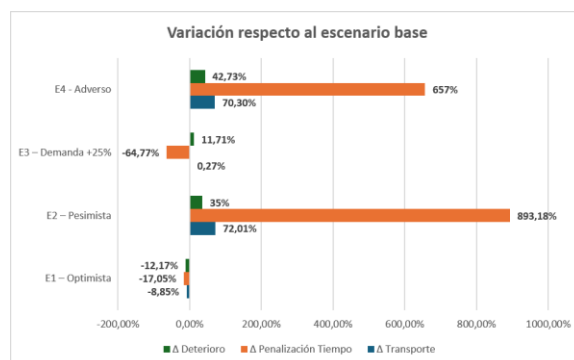
Tabla 29.

Variación de cada componente respecto al escenario base.

Escenario	ΔZ	Δ Transporte	Δ Penalización Tiempo	Δ Deterior
E1 – Optimista	-11,44%	-8,85%	-17,05%	-12,17%
E2 – Pesimista	75,19%	72,01%	893,18%	35%
E3 – Demanda +25%	5,94%	0,27%	-64,77%	11,71%
E4 - Adverso	71,58%	70,30%	657%	42,73%

Figura 22.

Variación porcentual de cada componente respecto al escenario base.



A partir de los resultados se identificaron cuatro patrones que caracterizan el comportamiento del modelo bajo las distintas condiciones evaluadas.

El primero corresponde a que el deterioro domina en porcentaje de la función objetivo. En los tres escenarios que encontraron unas soluciones factibles, el costo por deterioro representa entre el 53% y el 73% del Z, mostrando que este componente tiene mayor peso en la función objetivo frente al costo de transporte y el costo por penalización de ventanas de tiempo. Este comportamiento es consecuencia de la calibración de los parámetros del modelo, en donde el costo por deterioro acumulado supera las penalizaciones por incumplimiento de las ventanas de tiempo preferidas por el cliente, generando que el GA+VNS tienda a priorizar la minimización de los tiempos de llegada acumulados y la asignación de vehículos con menores tasas de deterioro, por encima del cumplimiento de las ventanas de tiempo preferidas. En consecuencia, el algoritmo acepta soluciones con mayores penalizaciones por tiempo o mayor costo de transporte, siempre que estas permitan reducir el deterioro acumulado del producto.

Además, la penalización por ventanas de tiempo es el componente más sensible a las condiciones de tráfico que se generan en entornos urbanos. Mientras el costo de deterioro y el costo de transporte crecen de manera proporcional al aumento en los tiempos de desplazamiento, la penalización por ventanas presenta altos incrementos en escenarios de congestión en el tráfico (E2: +893,1% y E4:657%). Esto se debe a que en estos escenarios el tráfico aumenta los tiempos de llegada a los clientes que a su vez genera que los vehículos no puedan cumplir con las ventanas de tiempo preferidas que todos los clientes han determinado independiente de como sean organizadas las rutas.

En cuanto al efecto de la demanda, se identificó el incremento de la demanda no compromete la factibilidad, pero genera presión en el costo del deterioro. El escenario 3 muestra que el modelo logró encontrar una solución factible frente a un incremento del 25%

en la demanda sin violar ninguna restricción. Sin embargo, esta solución frente a la encontrada en el escenario base genera un aumento del 6% en el costo de deterioro, ya que, con mayor carga por ruta, algunos clientes quedan en posiciones más tardías dentro de la secuencia de entrega, acumulando más tiempos transporte antes de recibir el producto.

Cuando la reducción de flota se presenta en condiciones desfavorables el sistema presenta violaciones de múltiples restricciones. El escenario 4 es el único en el que se presentó simultáneamente violaciones de capacidad, ventanas de tiempo duras y deterioro. Al eliminar un vehículo se generó que los demás vehículos tuvieran que atender a más clientes por ruta, lo que elevó los tiempos de llegada a los puntos de entrega, presionó las ventanas de tiempo duras y empujó al deterioro más allá de sus umbrales en los últimos clientes de las rutas más largas.

Adicionalmente, se analizó el balanceo de cargas de las rutas a partir del porcentaje de utilización de cada vehículo respecto a su capacidad. Los resultados se presentan en la Tabla 30.

Tabla 30.

Utilización de la flota por vehículo y escenario.

Escenario	Vehículo	Carga (kg)	Capacidad (kg)	Utilización
Escenario base	K1 (Refrig.)	48	60	80%
	K2 (Refrig.)	60	60	100%
	K3(Nomal)	68	100	68%
	K4(Nomal)	67	100	67%
E1 – Optimista	K1 (Refrig.)	60	60	100%
	K2 (Refrig.)	50	60	83,3%
	K3(Nomal)	81	100	81%
	K4(Nomal)	48	100	48%
E3 – Demanda +25%	K1 (Refrig.)	60	60	100%
	K2 (Refrig.)	60	60	100%
	K3(Nomal)	86	100	86%

Tabla 30. (continuación)

Escenario	Vehículo	Carga (kg)	Capacidad (kg)	Utilización
E4 – Adverso*	K4(Nomal)	98	100	98%
	K1 (Refrig.)	58	60	96,7%
	K2 (Refrig.)	63	60	105%
	K3(Nomal)	91	100	91%

*E4 Infactible. K2 Excede su capacidad

En los escenarios base y E1, la utilización de los vehículos se encuentra entre el 64% y el 100%, en donde los vehículos refrigerados están por encima del 80% de su capacidad. Esto se genera porque el modelo penaliza el deterioro del producto, lo que lleva a que se priorice el uso de la cadena de frío disponible, asignando a K1 y K2 rutas con mayor carga.

En el E2, el balanceo de las rutas cambia drásticamente, ya que K4 pasa a ser utilizado un 48% mientras que los demás vehículos están por encima del 81%, resultado de que la congestión obliga a reorganizar las rutas para cumplir con las ventanas de tiempo, y los clientes son asignados a los vehículos que logran completar los recorridos dentro de las ventanas de tiempo.

En E3, por el contrario, la utilización se distribuye de manera uniforme entre todos los vehículos (entre 86% y 100%) mostrando que el incremento de la demanda permite aprovechar mejor la capacidad disponible de la flota. Finalmente, en E4 la reducción a tres vehículos fuerza una elevada utilización en toda la flota, pero lleva a K2 a exceder su capacidad (105%), siendo la solución encontrada infactible.

10. Redacción y presentación de resultados

Como mecanismo de socialización de los resultados obtenidos en este proyecto, se elaboró un artículo de investigación que agrupa la metodología, el modelo propuesto y los

principales hallazgos de la investigación. El artículo fue realizado bajo el formato de la Revista Facultad de Ingeniería de la Universidad de Antioquia y se presenta en el Apéndice E.

Con el propósito de dar a conocer los resultados de la investigación, el artículo fue sometido al evento *Workshop on Engineering Applications* (WEA) 2026, en la sección de resúmenes de investigación.

11. Discusión

11.1 Interpretación de desempeño del modelo y del método de solución

El modelo propuesto integra decisiones de asignación y secuenciación de clientes con restricciones de capacidad, ventanas de tiempo y deterioro de productos. La formulación matemática incorpora una función objetivo que no se limita al costo de transporte, sino que incluye penalizaciones por incumplimiento de ventanas de tiempo preferidas y costos asociados a la pérdida de calidad del producto, lo cual es importante para una operación de distribución de alimentos perecederos.

Desde la verificación computacional del modelo, se observa que las soluciones generadas respetan las condiciones operativas básicas: cada cliente es atendido una sola vez, los vehículos mantienen la continuidad en las rutas y los tiempos de llegada se encuentran dentro de las ventanas aceptadas. Un aspecto relevante es que el deterioro depende del tiempo de llegada y del tipo de vehículo asignado, y que al modificar los límites máximos de deterioro el modelo responde de manera lógica, aumentando el costo o dejando de encontrar soluciones factibles cuando la restricción es más exigente, como se observó en la Tabla 9.

Este comportamiento demuestra que las restricciones de calidad afectan directamente en la estructura de la solución, permitiendo que el modelo no solo asigne rutas, sino que considere qué vehículo conviene utilizar para cada cliente.

La comparación entre el GA+VNS y la formulación MIP implementada en GAMS mostró coincidencia en el valor objetivo y en las rutas para las tres instancias pequeñas evaluadas. Este resultado aporta evidencia de consistencia funcional entre ambas implementaciones dentro del conjunto de pruebas analizado, sin extenderse como garantía de optimalidad a instancias de mayor escala.

En las instancias de 12, 20 y 50 clientes, el GA+VNS encontró soluciones factibles, aunque el tiempo de cómputo aumentó de manera considerable. Por tanto, el principal aporte del algoritmo consiste en ofrecer un procedimiento capaz de construir soluciones para instancias que resultaron más difíciles de abordar mediante el método exacto. Estos resultados no permiten garantizar el óptimo en casos de mayor tamaño, pero sí muestran la utilidad del modelo como herramienta de apoyo para la planeación de rutas bajo las condiciones consideradas. Es importante distinguir este comportamiento del observado en el escenario 4, donde la infactibilidad no se originó en el tamaño del problema sino en la combinación simultánea de condiciones adversas, lo que representa un límite operativo del sistema y no una limitación del algoritmo.

La principal fortaleza del enfoque que se propuso está en que permite convertir un problema complejo en una herramienta de toma de decisiones capaz de generar rutas factibles considerando simultáneamente costo, tiempos, capacidad vehicular y deterioro del producto.

11.2 Efecto de las condiciones de tráfico

Los resultados del análisis de escenarios permiten evidenciar que las condiciones de tráfico tienen un efecto directo sobre el desempeño del modelo de ruteo, dado que varían los tiempos de desplazamiento entre clientes y, como consecuencia, generan que la duración de las rutas cambie. En este sentido, el tráfico no debe entenderse únicamente como una condición externa del entorno urbano, sino como una variable operativa que influye en el transporte, el cumplimiento de las ventanas de tiempo y en la conservación de la calidad de los productos que se transportan.

En el caso de la distribución de frutas y verduras, esta relación es relevante, debido a que el tiempo de transporte está directamente relacionado con el deterioro del producto. A diferencia de productos no perecederos, donde un retraso puede generar principalmente incumplimientos en el servicio, en los alimentos perecederos el aumento del tiempo en ruta también afecta la frescura, la vida útil y la aceptación del producto por parte del cliente. Esto refuerza la importancia de utilizar la información de tiempos de viaje mediante la API de Distance Matrix de Google Maps, ya que el modelo tiene en cuenta los tiempos de desplazamiento más cercanos a las condiciones reales de operación en Bucaramanga.

El comportamiento observado también permite discutir que el tráfico genera incertidumbre en la planificación de entregas. Cuando las condiciones de movilidad son favorables, el sistema cuenta con mayor margen para atender los clientes dentro de los tiempos establecido y reducir la exposición del producto durante el transporte. En cambio, bajo condiciones más restrictivas, las rutas pueden volverse más largas en términos de tiempos, lo que genera que se presente presión sobre las ventanas de atención y sobre los límites de deterioro establecidos en el modelo.

Por lo cual, las condiciones de tráfico representan una variable determinante en el desempeño del sistema de distribución en entornos urbanos, ya que afectan de manera simultánea los tiempos de entrega y la calidad del producto. Por ello, su incorporación en el modelo permite pasar a una planeación más realista en un contexto urbano.

11.3 Implicaciones prácticas para la distribución de frutas y verduras en Bucaramanga

Los resultados obtenidos permiten identificar implicaciones prácticas para la gestión del transporte de frutas y verduras en entornos urbanos. En primer lugar, el modelo puede utilizarse como herramienta de apoyo para la planeación de rutas, considerando simultáneamente la demanda de los clientes, la capacidad de los vehículos, los tiempos de transporte, las ventanas de tiempo y el deterioro de los productos. Esto es relevante porque, en la operación real, las decisiones de ruteo no dependen únicamente de recorrer la menor distancia, sino de cumplir las entregas en condiciones que permitan la satisfacción del cliente.

Una segunda implicación es la posibilidad de anticipar problemas operativos antes de que ocurran. Cuando alguna restricción no puede satisfacerse con los recursos disponibles, el modelo evidencia qué clientes y qué restricciones específicas generan la infactibilidad, proporcionando al decisor información concreta para evaluar ajustes como modificar horarios de salida, renegociar ventanas de tiempo con clientes afectados o ampliar la flota disponible.

Desde esta perspectiva, el modelo representa un avance respecto a la planificación manual que suele realizarse en este tipo de operaciones, donde las decisiones se toman de manera empírica, priorizando únicamente la atención de los clientes sin considerar el

deterioro del producto, las ventanas de tiempo o las características diferenciadas de los vehículos. Al integrar estos elementos en una función que busca el mejor uso de los recursos disponibles, el modelo contribuye a que la distribución de frutas y verduras en Bucaramanga se realice atendiendo a todos los clientes dentro de los horarios establecidos, minimizando las pérdidas por deterioro del producto y aprovechando la capacidad de cada vehículo.

11.4 Limitaciones del modelo y del método de solución

El estudio presenta limitaciones relacionadas con los supuestos del modelo y con el alcance de la evaluación computacional. En primer lugar, la demanda y los tiempos de viaje se consideran conocidos y constantes durante cada ejecución. En una operación real, ambos parámetros pueden variar por congestión, accidentes, condiciones climáticas, cambios en los pedidos o ausencia de vehículos.

En segundo lugar, el deterioro se representa mediante una relación lineal entre el tiempo de llegada y el tipo de vehículo. Esta aproximación permite incorporar la pérdida de calidad dentro de la función objetivo, pero no considera de forma explícita variables como temperatura, humedad, estado inicial del producto o condiciones de manipulación.

En tercer lugar, la verificación frente a GAMS se realizó con tres instancias pequeñas, mientras que las instancias de mayor tamaño se evaluaron únicamente mediante el GA+VNS. En consecuencia, no se dispone de una referencia de la solución óptima para los casos de 12, 20 y 50 clientes. Asimismo, los resultados corresponden a la configuración y semilla reportadas, por lo que no constituyen una caracterización estadística completa de la variabilidad propia de la metaheurística.

12. Conclusiones

El desarrollo de este trabajo permitió formular un modelo de ruteo para el transporte eficiente de frutas y verduras en un caso de la ciudad de Bucaramanga, incorporando una flota heterogénea restricciones, capacidad ventanas de tiempo mixtas, y un componente deterioro del producto que depende del tiempo de llegada y del tipo de vehículo utilizado.

En términos de resultados, la verificación computacional mediante GAMS confirmó el comportamiento coherente de las principales restricciones del modelo. En tres instancias pequeñas, el GA+VNS reprodujo los mismos valores de la función objetivo y las mismas rutas obtenidas por la formulación MIP; lo que respalda la consistencia funcional del método en las pruebas realizadas. En instancias de mayor escala el algoritmo generó soluciones factibles, aunque el aumento del tiempo de cómputo evidencia la necesidad de continuar mejorando la eficiencia del procedimiento.

El análisis de escenario mostró que las condiciones de tráfico, la demanda y la disponibilidad de flota modifican de manera importante la estructura de las rutas las pre licenciadas por tiempo y el deterioro acumulado y que la combinación de condiciones expertas puede comprometer la factibilidad de la operación.

Finalmente, el trabajo aporta al contexto local al demostrar, con datos de una empresa de distribución en Bucaramanga y tiempos de desplazamientos obtenidos mediante la API *Distance Matriz de Google Maps*, que es posible realizar la gestión logística basada en datos, restricciones operativas y criterios de calidad del producto. A nivel metodológico, el modelo refuerza la necesidad de incorporar el deterioro como variable en los problemas de ruteo para

alimentos perecederos, contribuyendo al desarrollo de soluciones para la toma decisiones en empresas dedicadas a la distribución urbana de este tipo de productos.

13. Recomendaciones y trabajos futuros

A partir de los resultados y limitaciones identificadas, se plantean las siguientes líneas de trabajo futuro para fortalecer el modelo y el método de solución propuestos.

En cuanto al método de solución, se recomienda evaluar el comportamiento estadístico del GA+VNS mediante múltiples ejecuciones con diferentes semillas, reportando valores promedio, dispersión y frecuencia de factibilidad. Adicionalmente, sería conveniente comparar el método híbrido con el algoritmo genético sin búsqueda local y con otras metaheurísticas, con el fin de estimar el aporte específico de la hibridación y orientar futuras mejoras del algoritmo.

En relación con el modelo matemático, se recomienda explorar una formulación multiobjetivo que permita analizar de manera independiente los tres componentes de la función objetivo (costo de transporte, penalización por ventanas de tiempo y costo de deterioro) ofreciendo soluciones según el criterio que se priorice en cada operación. Asimismo, en futuras versiones del modelo se pueden incorporar tiempos de viaje dinámicos, demanda incierta y solicitudes de servicio en tiempo real, con el fin de representar con mayor precisión la incertidumbre propia del entorno urbano. Para el deterioro, se recomienda considerar modelos calibrados con variables como temperatura, humedad, tipo de producto y condiciones de manipulación, lo que permitiría una representación más precisa del comportamiento de la calidad durante el transporte.

Desde el punto de vista computacional, se pueden estudiar cotas Big-M más ajustadas, evaluación incremental de movimientos, listas de candidatos, y criterios de terminación anticipada. Estas mejoras permitirían reducir el tiempo de cómputo y ampliar la aplicabilidad del método a redes de distribución de mayor tamaño.

Referencias bibliográficas

Accorsi, R., Gallo, A., & Manzini, R. (2017). A climate driven decision-support model for the distribution of perishable products. *Journal Of Cleaner Production*, 165, 917-929. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.07.170>

Agrawal, A. K., Yadav, S., Gupta, A. A., & Pandey, S. (2022). A genetic algorithm model for optimizing vehicle routing problems with perishable products under time-window and quality requirements. *Decision Analytics Journal*, 5, 100139. <https://doi.org/10.1016/j.dajour.2022.100139>

Ahmadi-Javid, A., Mansourfar, M., Lee, C., & Liu, L. (2023). Optimal distribution of perishable foods with storage temperature control and quality requirements: An integrated vehicle routing problem. *Computers & Industrial Engineering*, 182, 109215. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109215>

Akkerman, R., Farahani, P., & Grunow, M. (2010). Quality, safety and sustainability in food distribution: a review of quantitative operations management approaches and challenges. *OR Spectrum*, 32(4), 863-904. <https://doi.org/10.1007/s00291-010-0223-2>

Amorim, P., Parragh, S. N., Sperandio, F., & Almada-Lobo, B. (2012). A rich vehicle routing problem dealing with perishable food: a case study. *Top*, 22(2), 489-508. <https://doi.org/10.1007/s11750-012-0266-4>

Amorim, P., & Almada-Lobo, B. (2014). The impact of food perishability issues in the vehicle routing problem. *Computers & Industrial Engineering*, 67, 223-233. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2013.11.006>

Asih, H. M., Leuveano, R. A. C., & Dharmawan, D. A. (2025). Genetic algorithm to optimize green vehicle routing and allocation planning for perishable products. *International Journal Of Advances In Intelligent Informatics*. <https://doi.org/10.26555/ijain.v11i1.1784>

Ayu, T., & Nahry. (2021). Optimizing the Heterogeneous Fleet Vehicle Routing Problem with Time Window on Urban Last Mile Delivery. *IOP Conference Series Earth And Environmental Science*, 830(1), 012100. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/830/1/012100>

Ballou, R. H. (2004). *Logística: administración de la cadena de suministro*. Pearson Educación.

Bei, H., Yu, M., Yang, T., & Murcio, R. (2024). Optimization of intermodal transportation routes for perishable goods considering customer satisfaction. *Research In Transportation Business & Management*, 59, 101261. <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2024.101261>

Betancourth, I. (2020). *Metodología basada en un algoritmo natural metaheurístico para programar el ruteo de los vehículos de la pastelería ubicada en la región cafetera* [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia]. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/78373>

Cabral-Navarro, P. A., Arias-Osorio, J. E., & Camacho-Pinto, J. C. (2023). El problema de localización y ruteo con múltiples objetivos: una revisión de literatura. *Ingeniería*, 28(2), e18734. <https://doi.org/10.14483/23448393.18734>

Camargo, J., Delgado, J., & Azuero, V. (2024, 18 diciembre). Informe Especial sobre Movilidad en el área metropolitana de Bucaramanga. *BMCV*.

<https://www.bucaramangacomovamos.org/post/informe-especial-sobre-movilidad-en-el-%C3%A1rea-metropolitana-de-bucaramanga>

Cardozo, J. P. O., Toro, D. O., & Ocampo, E. M. T. (2016). Solución al Problema de Ruteo de Vehículos con Capacidad Limitada (CVRP) usando una técnica metaheurística. *Scientia Et Technica*, 21(3), 225. <https://doi.org/10.22517/23447214.9013>

Chen, Y., Chen, T., Chiu, C., & Wu, Y. (2023). A multi-trip vehicle routing problem considering time windows and limited duration under a heterogeneous fleet and parking constraints in cold supply chain logistics. *Transportation Planning And Technology*, 46(3), 335-358. <https://doi.org/10.1080/03081060.2023.2188215>

Daneshzand, F. (2011). The Vehicle-Routing problem. En *Elsevier eBooks* (pp. 127-153). <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-385202-1.00008-6>

Dantzig, G. B., & Ramser, J. H. (1959). The truck dispatching problem. *Management Science*, 6(1), 80-91. <https://doi.org/10.1287/mnsc.6.1.80>

De la Cruz, J. J., Paternina-Arboleda, C. D., Cantillo, V., & Montoya-Torres, J. R. (2011). A two-pheromone trail ant colony system—tabu search approach for the heterogeneous vehicle routing problem with time windows and multiple products. *Journal Of Heuristics*, 19(2), 233-252. <https://doi.org/10.1007/s10732-011-9184-0>

Díez, R. P., Mosterín, J. L., Carcedo, C. M., & Madrileño, V. V. (2011, 9 septiembre). Estado del arte para la resolución de enrutamiento de vehículos con restricciones de capacidad. En *5 Th International Conference On Industrial Engineering And Industrial Management*. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=3825088>

Dündar, H., Ömürgönülşen, M., & Soysal, M. (2020). A review on sustainable urban vehicle routing. *Journal Of Cleaner Production*, 285, 125444. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125444>

Fernando, W. M., Thibbotuwawa, A., Perera, H. N., Nielsen, P., & Kilic, D. K. (2024). An integrated vehicle routing model to optimize agricultural products distribution in retail chains. *Cleaner Logistics And Supply Chain*, 10, 100137. <https://doi.org/10.1016/j.clscn.2023.100137>

Ferrer, D. (2023). *Desarrollo de un algoritmo de optimización basado en búsqueda local guiada para el problema de minimización en la huella de carbono en el ruteo de vehículos heterogéneos* [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia]. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/84862>

Gharehyakheh, A., Krejci, C. C., Cantu, J., & Rogers, K. J. (2020). A Multi-Objective Model for Sustainable Perishable Food Distribution Considering the Impact of Temperature on Vehicle Emissions and Product Shelf Life. *Sustainability*, 12(16), 6668. <https://doi.org/10.3390/su12166668>

González, N. G. (2021, 27 octubre). Al menos uno de cada diez productos del agro sale del departamento de Santander. *Diario la República*. <https://www.larepublica.co/especiales/reactivacion-de-santander/al-menos-uno-de-cada-diez-productos-del-agro-sale-del-departamento-de-santander-3253238>

Guerriero, F., Macrina, G., Mosca, V., & Scalzo, E. (2025). Product Quality and Sustainability in a Multi-Objective VRP: Case Study on the Distribution of Extra-Virgin

Olive Oil. *Procedia Computer Science*, 253, 2730-2739.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2025.01.333>

Hansen, P., Mladenović, N., & Pérez, J. A. M. (2009). Variable neighbourhood search: methods and applications. *Annals Of Operations Research*, 175(1), 367-407.
<https://doi.org/10.1007/s10479-009-0657-6>

Hillier, F. S., & Lieberman, G. J. (2010). *Investigación de operaciones* (5.^a ed.). The McGraw-Hill Companies, Inc.

Hsiao, Y., Chen, M., Lu, K., & Chin, C. (2018). Last-mile distribution planning for fruit-and-vegetable cold chains. *The International Journal Of Logistics Management*, 29(3), 862-886. <https://doi.org/10.1108/ijlm-01-2017-0002>

Hu, L. (2024). The Cold Chain Distribution Route is Optimized Using a Variable Neighborhood Genetic Algorithm. *Procedia Computer Science*, 243, 130-139.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2024.09.018>

Huang, M., Liu, M., & Kuang, H. (2024). Vehicle routing problem for fresh products distribution considering customer satisfaction through adaptive large neighborhood search. *Computers & Industrial Engineering*, 190, 110022.
<https://doi.org/10.1016/j.cie.2024.110022>

Jiang, H., Zhang, Z., Wang, C., & Xiang, X. (2025). A multiobjective evolutionary algorithm incorporating neighborhood detection for the vehicle routing problem with soft time windows. *Complex & Intelligent Systems*, 11(10). <https://doi.org/10.1007/s40747-025-02044-y>

Konstantakopoulos, G. D., Gayialis, S. P., & Kechagias, E. P. (2020). Vehicle routing problem and related algorithms for logistics distribution: a literature review and classification. *Operational Research*, 22(3), 2033-2062. <https://doi.org/10.1007/s12351-020-00600-7>

Li, D., Cao, Q., Zuo, M., & Xu, F. (2020). Optimization of Green Fresh Food Logistics with Heterogeneous Fleet Vehicle Route Problem by Improved Genetic Algorithm. *Sustainability*, 12(5), 1946. <https://doi.org/10.3390/su12051946>

Li, D., & Li, K. (2023). A multi-objective model for cold chain logistics considering customer satisfaction. *Alexandria Engineering Journal*, 67, 513-523. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.12.067>

Li, N., & Li, G. (2022). Hybrid partheno-genetic algorithm for multi-depot perishable food delivery problem with mixed time windows. *Annals Of Operations Research*. <https://doi.org/10.1007/s10479-022-04747-8>

Li, P., He, J., Zheng, D., Huang, Y., & Fan, C. (2015). Vehicle Routing Problem with Soft Time Windows Based on Improved Genetic Algorithm for Fruits and Vegetables Distribution. *Discrete Dynamics In Nature And Society*, 2015, 1-8. <https://doi.org/10.1155/2015/483830>

Lin, C., Choy, K., Ho, G., Chung, S., & Lam, H. (2013). Survey of Green Vehicle Routing Problem: Past and future trends. *Expert Systems With Applications*, 41(4), 1118-1138. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2013.07.107>

Lin, N., Akkerman, R., Kanellopoulos, A., Hu, X., Wang, X., & Ruan, J. (2023). Vehicle routing with heterogeneous service types: Optimizing post-harvest preprocessing

operations for fruits and vegetables in short food supply chains. *Transportation Research Part E Logistics And Transportation Review*, 172, 103084. <https://doi.org/10.1016/j.tre.2023.103084>

Liang, X., Wang, N., Zhang, M., & Jiang, B. (2023). Bi-objective multi-period vehicle routing for perishable goods delivery considering customer satisfaction. *Expert Systems With Applications*, 220, 119712. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119712>

Liang, Y., Lin, Y., Chen, A. H., & Chen, W. (2021). Variable Neighborhood Search for Major League Baseball Scheduling Problem. *Sustainability*, 13(7), 4000. <https://doi.org/10.3390/su13074000>

Liang, Y., Liu, F., Lim, A., & Zhang, D. (2020). An integrated route, temperature and humidity planning problem for the distribution of perishable products. *Computers & Industrial Engineering*, 147, 106623. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2020.106623>

Lin, N., Kanellopoulos, A., Akkerman, R., Zhang, J., & Ruan, J. (2024). Vehicle routing in precooling logistics with dynamic temperature-dependent product quality decay. *European Journal Of Operational Research*, 321(2), 407-427. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2024.09.041>

Liu, Z., Li, Y., Xu, J., & Bai, D. (2024). Multi-Compartment Electric Vehicle Routing Problem for Perishable Products. *International Journal Of Crowd Science*, 8(1), 38-48. <https://doi.org/10.26599/ijcs.2023.9100017>

Lu, Y., Yin, C., Xu, X., & Fu, X. (2025). Many-objective optimisation of heterogeneous transport network under multitask scenarios. *Transportmetrica A Transport Science*, 1-30. <https://doi.org/10.1080/23249935.2025.2538678>

Ma, Z., Wu, Y., & Dai, Y. (2017). A combined order selection and time-dependent vehicle routing problem with time windows for perishable product delivery. *Computers & Industrial Engineering*, 114, 101-113. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.10.010>

Matisziw, T. (2025). Shortest covering paths and other covering walks: Refinements and prospects for subtour prevention. *Computers Environment and Urban Systems*, 118, 102247. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2024.102247>

Mitchell, M. (1996). An Introduction to Genetic Algorithms. En *The MIT Press eBooks*. <https://doi.org/10.7551/mitpress/3927.001.0001>

Montes-Orozco, E., Mora-Gutiérrez, R. A., Obregón-Quintana, B., De-Los-Cobos-Silva, S. G., Rincón-García, E. A., Gutiérrez-Andrade, M. A., & Lara-Velázquez, P. (2020). Matheurísticas para resolver el problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo. *Revista de Matemática Teoría y Aplicaciones*, 27(2), 305-332. <https://doi.org/10.15517/rmta.v27i2.37889>

Nakandala, D., Lau, H., & Zhang, J. (2016). Cost-optimization modelling for fresh food quality and transportation. *Industrial Management & Data Systems*, 116(3), 564-583. <https://doi.org/10.1108/imds-04-2015-0151>

Objetivo: acabar con las pérdidas y desperdicios de alimentos en la cadena de producción. (s. f.). Food And Agriculture Organization Of The United Nations. <https://www.fao.org/in-action/seeking-end-to-loss-and-waste-of-food-along-production-chain/es/>

Padilla, M. P. B., Canabal, P. A. N., Pereira, J. M. L., & Riaño, H. E. H. (2018). Vehicle routing problem for the minimization of perishable food damage considering road

conditions. *DOAJ* (*DOAJ: Directory Of Open Access Journals*).
https://doi.org/10.23773/2018_2

PÉRDIDA Y DESPERDICIO DE ALIMENTOS EN COLOMBIA: Estudio de la Dirección de Seguimiento y Evaluación de Políticas Públicas. (2016). En *Ministerio de Salud*. Grupo de Comunicaciones y Relaciones Públicas.

Pérez-Lechuga, G., Martínez-Sánchez, J. F., Venegas-Martínez, F., & Madrid-Fernández, K. N. (2024). A Routing Model for the Distribution of Perishable Food in a Green Cold Chain. *Mathematics*, 12(2), 332. <https://doi.org/10.3390/math12020332>

Pratap, S., Jauhar, S. K., Paul, S. K., & Zhou, F. (2021). Stochastic optimization approach for green routing and planning in perishable food production. *Journal Of Cleaner Production*, 333, 130063. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.130063>

Quiroga, Y., & Vásquez, M. (2020). *Diseño de un modelo de ruteo de vehículo de tres eslabones para la eficiencia de la distribución de la yuca industrial en la cadena de suministro de la yuca del municipio de Corozal, Sucre* [Tesis de pregrado, Corporación Universitaria del Caribe – CECAR]. <https://repositorio.cecar.edu.co/items/2e76339d-903c-407f-a759-fd8ba9511623>

Raoui, H. E., Oudani, M., Pelta, D. A., & Alaoui, A. E. H. (2021). A Metaheuristic Based Approach for the Customer-Centric Perishable Food Distribution Problem. *Electronics*, 10(16), 2018. <https://doi.org/10.3390/electronics10162018>

Sethanan, K., & Pitakaso, R. (2016). Differential evolution algorithms for scheduling raw milk transportation. *Computers And Electronics In Agriculture*, 121, 245-259. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2015.12.021>

Shan, Z., & Yao, J. (2024). Resource Scheduling Optimization of Fresh Food Delivery Porters Considering Ambient Temperature Variations. *Sustainability*, 16(9), 3624. <https://doi.org/10.3390/su16093624>

Song, B. D., & Ko, Y. D. (2016). A vehicle routing problem of both refrigerated- and general-type vehicles for perishable food products delivery. *Journal Of Food Engineering*, 169, 61-71. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2015.08.027>

Song, M., Li, J., Han, Y., Han, Y., Liu, L., & Sun, Q. (2020). Metaheuristics for solving the vehicle routing problem with the time windows and energy consumption in cold chain logistics. *Applied Soft Computing*, 95, 106561. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106561>

Sreerag, R. S., & Shanmugam, P. V. (2025). Vehicle routing model with backhauling for distribution of fresh vegetables among small retail channels: a case study in Kerala, India. *OPSEARCH*. <https://doi.org/10.1007/s12597-025-00909-x>

Tsang, Y. P., Wu, C. H., Lam, H. Y., Choy, K. L., & Ho, G. T. S. (2020). Integrating Internet of Things and multi-temperature delivery planning for perishable food E-commerce logistics: a model and application. *International Journal Of Production Research*, 59(5), 1534-1556. <https://doi.org/10.1080/00207543.2020.1841315>

Wang, X., Shao, S., & Tang, J. (2021). Iterative Local-Search Heuristic for Weighted Vehicle Routing Problem. *IEEE Transactions On Intelligent Transportation Systems*, 22(6), 3444-3454. <https://doi.org/10.1109/tits.2020.2983398>

Wang, X., Wang, M., Ruan, J., & Zhan, H. (2016). The Multi-objective Optimization for Perishable Food Distribution Route Considering Temporal-spatial Distance. *Procedia Computer Science*, 96, 1211-1220. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.08.165>

Wang, X., Wang, M., Ruan, J., & Li, Y. (2018). Multi-objective optimization for delivering perishable products with mixed time windows. *Advances In Production Engineering & Management*, 13(3), 321-332. <https://doi.org/10.14743/apem2018.3.293>

Wu, X., Hu, D., & Liu, C. (2019). Optimization of Vehicle Routing Problem in Cold Chain Logistics under Low Carbon Economy. CICTP 2019, 4551-4563. <https://doi.org/10.1061/9780784482292.393>

Yang, X. (2014a). *Nature-Inspired optimization algorithms*. Elsevier Science Limited.

Yao, Q., Zhu, S., & Li, Y. (2022). Green Vehicle-Routing Problem of Fresh Agricultural Products Considering Carbon Emission. *International Journal Of Environmental Research And Public Health*, 19(14), 8675. <https://doi.org/10.3390/ijerph19148675>

Zhang, H., Ge, H., Yang, J., & Tong, Y. (2021b). Review of Vehicle Routing Problems: Models, Classification and Solving Algorithms. *Archives Of Computational Methods In Engineering*, 29(1), 195-221. <https://doi.org/10.1007/s11831-021-09574-x>

Zhang, X., Li, Y., Hao, Y., & Yuan, X. (2025). Optimization of the low-carbon cold chain delivery route for fresh products in time-dependent networks. *Journal Of Cleaner Production*, 532, 146969. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2025.146969>

Zulvia, F. E., Kuo, R., & Nugroho, D. Y. (2019). A many-objective gradient evolution algorithm for solving a green vehicle routing problem with time windows and time dependency for perishable products. *Journal Of Cleaner Production*, 242, 118428. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118428>