

Escuela Superior Politécnica del Litoral

Facultad de Ciencias Naturales y Matemáticas

Optimización de rutas vehiculares con recolección y entrega para una empresa
de distribución de productos masivos en Guayaquil

Proyecto Integrador

Previo la obtención del Título de:

Ingeniero en Logística y Transporte

Presentado por:

CASTRO QUIMIS IRENE STEFANIA

RODRIGUEZ BARZOLA DANIELA STEPHANIE

Guayaquil - Ecuador

Año: 2023

Dedicatoria

El presente proyecto se lo dedico primero a Dios. A mis padres, Edith y Peter. A mis hermanos, Verónica y Alex, a todos ellos por ser pilar fundamental y confiar en mi en cada etapa, por su amor y apoyo incondicional.

Daniela Stephanie Rodríguez Barzola.

Agradecimientos

Mi más sincero agradecimiento a mis padres por su apoyo a lo largo de la carrera, a Hernán Muñoz por compartirme sus conocimientos y guiarme en mi desarrollo profesional, y a mi tutor Fernando Sandoya por su acompañamiento en el desarrollo de la tesis.

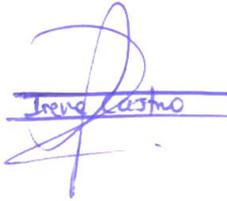
Irene Stefania Castro Quimis

Agradezco a Dios por haberme permitido alcanzar esta meta. A mis amados padres y hermanos por ser ejemplos de superación y fortaleza, por inculcarme principios y que todo se puede lograr si perseveramos. A quien ha sido mi compañero en todo momento por no dejarme rendir con su apoyo, amor y consejos. También a mi tutor Fernando Sandoya por su soporte en el desarrollo de este proyecto.

Daniela Stephanie Rodríguez Barzola.

Declaración expresa

“Los derechos de titularidad y explotación, nos corresponde conforme al reglamento de propiedad intelectual de la institución; *Irene Stefania Castro Quimis, Daniela Stephanie Rodriguez Barzola* damos nuestro consentimiento para que la ESPOC realice la comunicación pública de la obra por cualquier medio con el fin de promover la consulta, difusión y uso público de la producción intelectual”.

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Irene Castro', with a horizontal line drawn through it.

Autor 1

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Daniela RB', with a horizontal line drawn through it.

Autor 2

Evaluadores

Carlos Alfredo Ronquillo Franco

Profesor de la materia



Fernando Francisco Sandoya Sánchez

Profesor tutor

ABSTRACT

This project addresses the inefficiency in the distribution of products in Guayaquil by implementing a route optimization algorithm. Data on load, kilometers and fuel were collected, and the improved nearest neighbor algorithm was applied. Experimental iterations improved performance, highlighting the effectiveness of the combination of simulated annealing and nearest neighbor heuristics. The results demonstrated a significant reduction in total distance traveled, generating estimated savings annually and decreasing daily fuel consumption. The successful implementation of this methodology not only optimizes resources and reduces costs, but also improves operational efficiency, supporting the usefulness of the proposed algorithm in logistics route planning. The comprehensive approach demonstrates its effectiveness in addressing the challenging problem of time-windowed vehicle routing, showing the synergy between simulated annealing and improved nearest neighbor strategies. In conclusion, this project offers a robust and economically beneficial solution for the optimization of logistics routes in Guayaquil, marking a significant advance in the efficiency and profitability of the product distribution system.

Keywords; Simulated annealing algorithm, Nearest neighbor algorithm, search profile, optimize

Índice general

Índice general.....	7
Capítulo 1.....	11
1 Introducción.....	12
1.1 Descripción del Problema	12
1.2 Justificación del Problema	12
1.3 Objetivos	13
1.3.1 Objetivo general.....	13
1.3.2 Objetivos específicos	13
1.4 Marco teórico	14
1.4.1 Metaheurísticas	14
1.4.2 Recocido simulado (ARS)	14
1.4.3 Vecino más cercano (VMC)	14
1.4.4 Vecino más cercano mejorado (VMCM).....	15
1.4.5 VRP.....	15
1.4.6 VRPTW.....	15
1.4.7 Trabajos previos.....	15
Capítulo 2.....	18
2 Metodología.....	19
2.1 Técnicas de investigación.....	19
2.2 Levantamiento de la información.....	20
2.2.1 Recopilación de datos	21
2.2.2 Formulación de las alternativas de solución	21
2.2.3 Algoritmo del Vecino Más Cercano (AVMC).....	21
2.2.4 Algoritmo de Inserción Más Cercana (AIMC)	23
2.2.5 Algoritmos Genéticos (AG).....	24

2.2.6	Algoritmo de Recosido Simulado (ARS)	25
2.3	Selección de la mejor alternativa de solución	26
2.4	Diseño conceptual y metodología de diseño	27
2.4.1	Diseño conceptual.....	27
2.5	Diseño detallado del servicio	29
2.6	Especificaciones técnicas del servicio de optimización logístico VRPTW	31
2.7	Uso de software	32
2.7.1	Microsoft Excel.....	32
2.7.2	Wolfram Mathematica	32
2.8	Consideraciones éticas y legales	32
2.8.1	Consideraciones éticas	33
2.8.2	Consideraciones legales	33
2.9	Cronograma de trabajo	34
Capítulo 3.....		35
3	Resultados y análisis	36
3.1	Obtención de la matriz distancias.....	36
3.2	Obtención de la matriz de tiempos de viaje	37
3.3	Perfil de búsqueda	37
3.4	Aplicación del algoritmo del Recocido simulado	38
3.5	Descripción de la situación actual	39
3.6	Comparación situación actual vs solución propuesta.....	41
3.6.1	Impacto Económico	41
3.6.2	Impacto Ambiental.....	43
3.7	Análisis de costos	44
3.7.1	Costos relacionados con la solución propuesta.....	44
Capítulo 4.....		47
4	Conclusiones y recomendaciones	48

4.1	Conclusiones	48
4.1.1	Optimización de Rutas Logísticas	48
4.1.2	Impacto en Eficiencia y Costos.....	48
4.1.3	Perfil de Búsqueda	48
4.2	Recomendaciones.....	49
4.2.1	Validación Empírica	49
4.2.2	Sensibilidad de Parámetros	49
4.2.3	Integración con Sistemas Existentes	50
4.3	Trabajos Futuros.....	50
4.3.1	Escalabilidad	50
4.3.2	Consideraciones Ambientales	50
5	BIBLIOGRAFIA	51

Indices de Figuras

Figura 2.1	<i>Flujograma de procesos</i>	20
Figura 2.2	<i>Metodología integrada para resolver el VRPTW</i>	29
Figura 2.3	<i>Módulos correspondientes al servicio de optimización logística VRPTW. Entrada de datos (A, B), Optimización (C) y Salida de datos (D).</i>	30
Figura 2.4	<i>Cronograma de trabajo</i>	34
Figura 3.1	<i>Matriz de distancia</i>	37
Figura 3.2	<i>Matriz de tiempo</i>	37
Figura 3.3	<i>Perfil de búsqueda de la solución. Iteraciones del algoritmo de Recocido Simulado</i>	38
Figura 3.4	<i>Resultados de la implementación del Algoritmo de Recocido Simulado en Wolfram Mathematica para la instancia de 16 clientes</i>	39
Figura 3.5	<i>Desempeño y características de las rutas de distribución actuales para una instancia con 16 clientes</i>	39
Figura 3.6	<i>Ruta 506205</i>	40
Figura 3.7	<i>Ruta 506223</i>	40
Figura 3.8	<i>Ruta 506226</i>	40

Indices de tablas

Tabla 1 <i>Resultado de iteraciones del algoritmo del recocido simulado para la instancia de 16 clientes</i>	38
Tabla 2 <i>Calculo del rendimiento</i>	42
Tabla 3 <i>Total consumo de combustible actual vs propuesto</i>	42
Tabla 4 <i>Costo actual de personal</i>	43
Tabla 5 <i>Costo personal en solución propuesta</i>	43
Tabla 6 <i>Impacto de la solución propuesta en la huella de carbono</i>	44
Tabla 7 <i>Costos anualizados por desarrollo, implementación y mantenimiento de la solución propuesta</i>	45

Capítulo 1

1 INTRODUCCIÓN

1.1 Descripción del Problema

Actualmente el transporte de reparto local se ha visto afectado por varios factores críticos como la optimización de rutas, congestionamiento vehicular, restricciones de seguridad, las mismas que obligan a las empresas a implementar estrategias para mejorar el nivel de servicio, minimizando costos y tiempos de entrega. La distribución de productos de consumo masivo en entornos urbanos, como Guayaquil, es una tarea logística compleja que involucra la planificación de rutas de entrega eficientes. La falta de un orden lógico en la planificación actual ha generado problemas tales como rutas que incluyen clientes ubicados en extremos opuestos de la ciudad, así como la coincidencia de múltiples camiones en una misma área geográfica, lo que genera que rutas excedan significativamente las horas laborales previstas. Esta ineficiencia no solo impacta negativamente en los costos operativos de la empresa, sino que también afecta la satisfacción del cliente al retrasar las entregas. Se ha identificado una oportunidad de mejora implementando un ruteo diseñado con bases en optimización para realizar un reordenamiento de los clientes por cada ruta lo que permitirá realizar un reparto más viable, generando rutas más eficientes y que reduzcan el número de kilómetros recorridos; así mismo una mejora significativa en la puntualidad de las entregas y una mayor satisfacción del cliente al evitar largos tiempos de espera. La adopción de este enfoque de optimización también podría tener un impacto positivo en la reducción de la huella de carbono de la empresa al minimizar el consumo de combustible.

1.2 Justificación del Problema

En Ecuador, algunas empresas realizan su planificación de flotas de vehículos de manera empírica, lo que conlleva tener procesos ineficientes. Otras compañías cuentan con sistemas informáticos para optimizar las rutas de entrega, sin embargo, no logran cumplir los plazos necesarios para que los camiones visiten todos los puntos de entrega, lo que provoca

insatisfacción por parte de los clientes y por ende del consumidor final, y también genera costos operativos adicionales que tienen un gran impacto en la economía de la empresa.

La empresa en estudio cuenta con un sistema llamado “Despacho Dinámico” el cual provee la planificación de las rutas que llevara cada uno de los camiones encargados de la entrega de productos, pero esto es realizado desde el extranjero por personal que desconoce de las restricciones vehiculares de la ciudad de Guayaquil, generando así inconvenientes en las entregas.

Considerando lo mencionado anteriormente, el objetivo de este proyecto es optimizar los kilómetros recorridos en las rutas de entrega asignadas en las diferentes zonas de la ciudad de Guayaquil, respetando la capacidad de cada uno de los camiones. El proyecto tiene como alcance la planificación para una flota de 12 camiones, los mismos que se encuentran en el CD del cliente ubicado en el km 8 ½ vía a Daule, que es el punto de partida y la optimización de rutas se dará a los puntos de entrega de Guayaquil.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Implementar un algoritmo que permita optimizar las rutas de entregas de una empresa encargada de la distribución de productos, aplicando una metaheurística que permita minimizar kilómetros recorridos y demás costos operativos.

1.3.2 Objetivos específicos

1. Examinar el escenario actual de la empresa, kilometraje recorrido por rutas, ventanas de tiempo y ubicación geográfica de los clientes.
2. Geocodificar ubicaciones de los clientes para obtener una matriz de distancias.
3. Implementar una metaheurística para encontrar una mejor solución utilizando un lenguaje de programación.

4. Comparar la situación actual de la empresa con la propuesta originada.

1.4 Marco teórico

Para la solución, diseño e implementación de problemas de ruteo vehicular se parte de un concepto básico de un modelo de optimización de transporte que ejerce un papel importante en la gestión logística, la recolección de residuos sólidos urbanos, la programación de vehículos, entre otros.

1.4.1 Metaheurísticas

Las metaheurísticas son procedimientos iterativos que se basan en la exploración de un espacio de soluciones, utilizando estrategias para moverse de forma inteligente por el espacio de búsqueda y para escapar de los óptimos locales(Herrera et al., 1998)

1.4.2 Recocido simulado (ARS)

El algoritmo de recocido simulado (ARS) es un método de optimización estocástico que se basa en la simulación del proceso de recocido de los materiales. El objetivo del ARS es encontrar la solución óptima de un problema de optimización, definida como la solución que minimiza o maximiza una función objetivo.

El ARS se basa en la idea de que una solución óptima es más probable de encontrarse a bajas temperaturas. El algoritmo comienza a una temperatura alta y, a medida que la temperatura disminuye, el algoritmo se vuelve más conservador y es menos probable que acepte soluciones que sean peores que la solución actual.(Kirkpatrick et al., 1983)

1.4.3 Vecino más cercano (VMC)

El algoritmo del vecino más cercano es un método de clasificación que asigna una instancia nueva a la clase mayoritaria de sus k vecinos más cercanos(Cover & Hart, 1952).

1.4.4 Vecino más cercano mejorado (VMCM)

El algoritmo del vecino más cercano mejorado (VMCM) es una variante del algoritmo del vecino más cercano (VMC) que incorpora un proceso de mejora para mejorar la calidad de la clasificación. El proceso de mejora se basa en la idea de que las instancias que se encuentran a una distancia corta entre sí son más probables de pertenecer a la misma clase.

El (VMCM) es un método que ha demostrado ser efectivo en una variedad de problemas de clasificación. El proceso de mejora ayuda a mejorar la precisión del (VMC) al evitar que el algoritmo se quede atrapado en óptimos locales (Zhang, Z., & Zhang, X., 2009).

1.4.5 VRP

Dado un conjunto de puntos de entrega, cada uno con una demanda, el VRP consiste en encontrar una ruta que visite todos los puntos de entrega una sola vez, minimizando la distancia total recorrida.(Paolo Toth & Daniel Vigo, 2002)

1.4.6 VRPTW

Dado un conjunto de puntos de entrega, cada uno con una demanda y una ventana temporal, el VRPTW consiste en encontrar una ruta que visite todos los puntos de entrega en un tiempo determinado, minimizando la distancia total recorrida(Paolo Toth & Daniel Vigo, 2002)

1.4.7 Trabajos previos

De estos modelos bases parten los trabajos previos que haremos referencia en nuestro proyecto de sustentación.

El primer trabajo previo expone un enfoque un enfoque novedoso mediante la introducción de un algoritmo de recocido simulado híbrido para abordar el problema del viajante de comercio con ventanas temporales y recogida y entrega (VRPTW). El método propuesto fusiona dos estrategias de búsqueda: una estrategia local fundamentada en el vecino más cercano mejorado (VMCM) y una estrategia global basada en el recocido simulado.

Los resultados derivados de los experimentos realizados indican que el algoritmo propuesto demuestra su eficacia al encontrar soluciones de alta calidad para el VRPTW. En comparación con otros algoritmos de recocido simulado, se observa una mejora significativa en la calidad de las soluciones logradas por el algoritmo propuesto (Afifi et al., 2013).

Este nuevo modelo aborda de manera efectiva un algoritmo genético híbrido para abordar el Problema de Ruteo de Vehículos con Ventanas Temporales y Recogida y Entrega (VRPTWPD). El algoritmo propuesto combina dos estrategias de búsqueda: una estrategia local basada en la búsqueda tabú y una estrategia global basada en un algoritmo genético.

Los resultados obtenidos de los experimentos indican que el algoritmo propuesto demuestra ser eficaz al encontrar soluciones de alta calidad para el VRPTWPD. En comparación con otros algoritmos genéticos, se observa una mejora significativa en la calidad de las soluciones logradas por el algoritmo propuesto (Zhang, J., Li, J., & Zhang, L., 2023).

El tercer artículo propone un método innovador para abordar el problema de ruteo de vehículos con un algoritmo de búsqueda local estocástico diseñado para resolver el Problema de Ruteo de Vehículos con Recogida y Entrega y Demandas Inciertas (VRPPD). El algoritmo propuesto emplea una estrategia de búsqueda tabú para explorar el espacio de soluciones, junto con una estrategia de perturbación para analizar soluciones de manera aleatoria.

Los resultados obtenidos de los experimentos realizados respaldan la eficacia del algoritmo propuesto al encontrar soluciones de alta calidad para el VRPPD. En comparación con otros algoritmos de búsqueda local, se observa una mejora significativa en la calidad de las soluciones alcanzadas por este enfoque.

Ambos trabajos citados son recientes y se centran en problemáticas similares a las que se plantean en su proyecto de sustentación. El primero de ellos propone un algoritmo híbrido que combina dos estrategias de búsqueda para resolver el Problema de Ruteo de Vehículos con Ventanas Temporales y Recogida y Entrega (VRPTWPD). En cambio, el segundo trabajo

presenta un algoritmo de búsqueda local estocástico dirigido a abordar el VRPPD (Alavi, A., Asghari, A., & Fard, M. A., 2023).

Con estas metodologías y las variantes que proporcionan cada trabajo previo, podremos tomar los hallazgos más importantes para cumplir con la construcción de un modelo exitoso de optimización de rutas vehiculares con recolección y entrega para una empresa de distribución de productos masivos en Guayaquil.

Capítulo 2

2 METODOLOGÍA

La resolución efectiva del problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo representa un desafío fundamental en la optimización logística. Este problema, común en la gestión de flotas y servicios de entrega, requiere una cuidadosa planificación para satisfacer las demandas de tiempo específicas asociadas con cada cliente o ubicación. La presente investigación aborda la complejidad del problema mediante la implementación de una metodología que combina el algoritmo del vecino más cercano mejorado para la construcción inicial de soluciones y el algoritmo de recocido simulado para la optimización global.

La elección de esta metodología se fundamenta en la capacidad probada de estos algoritmos para abordar problemas de optimización combinatoria y, en particular, para enfrentar las restricciones temporales que caracterizan al problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo. Este capítulo proporciona una visión detallada de la estrategia metodológica adoptada, abarcando desde la formulación del problema hasta la implementación práctica de los algoritmos seleccionados.

2.1 Técnicas de investigación

Se emplearon técnicas de investigación cuantitativas con el objetivo de obtener los datos necesarios para implementar un modelo de optimización de ruta:

Entrevistas presenciales con el coordinador de operaciones.

Observación de la operación, incluyendo la hora de salida, tiempo en ruta y novedades en la misma.

Revisión de documentos, como la planificación diaria, número de cajas despachadas, clientes visitados, gasto de combustible mensual y kilómetros recorridos.

La empresa proporcionó la lista de clientes, la cual fue geo codificada. También se suministraron datos sobre el gasto de combustible actual, kilómetros recorridos y

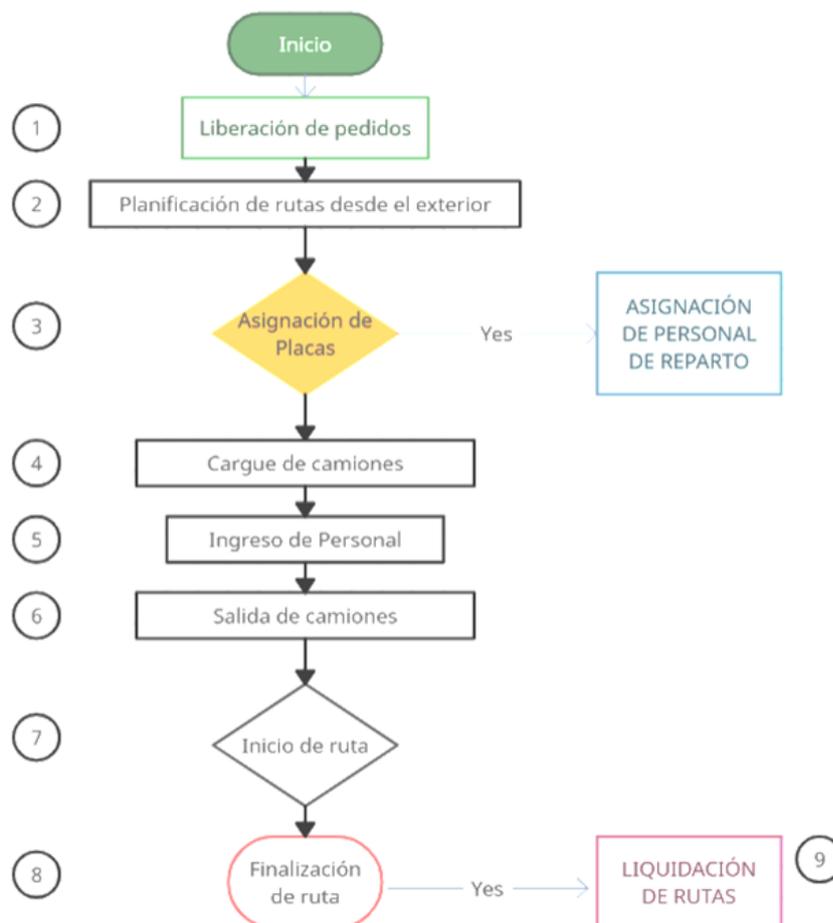
planificación diaria. Estos datos se validaron para proceder con la comparación del modelo propuesto.

2.2 Levantamiento de la información

En la recopilación de datos, fue fundamental comprender el flujo operativo de la distribución de mercadería, desde la planificación de rutas hasta la entrega al cliente. Este proceso se ilustra en la Figura 2.1

Figura 2.1

Flujograma de procesos



Nota. La figura muestra los procesos diarios de la operación

Para elaborar el flujograma, se visitó la empresa junto con el coordinador, detallando cada paso del proceso. Se identificó que, después de liberar los pedidos del día, la

planificación de rutas se realiza externamente, y luego se asignan las placas y el personal de cada ruta. Después de la asignación, el conductor nocturno traslada las unidades a los diferentes andenes para cargar bebidas, un proceso que dura de 4 a 6 horas.

Se registró el horario de ingreso de los colaboradores a las 6:20 a.m. Después de verificar la carga, salen a la ruta a más tardar a las 7:30 a.m. Se dirigieron a diferentes clientes, comenzando a entregar pedidos a partir de las 8:00 a.m. Se identificaron clientes con restricciones horarias, y en estos casos, los trabajadores realizan la ruta según su criterio basado en la experiencia laboral.

2.2.1 Recopilación de datos

La flota consta de 9 a 11 camiones diarios, cada uno con una capacidad máxima de 300 cajas. Para diseñar la solución, se analizaron las planificaciones de los meses de septiembre, octubre y noviembre.

2.2.2 Formulación de las alternativas de solución

En la búsqueda de una solución eficaz al desafiante problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo, se exploraron diversas alternativas computacionales. Estas opciones, meticulosamente consideradas durante la fase de formulación de la metodología, abarcaron desde enfoques clásicos hasta técnicas avanzadas de optimización. Cada alternativa se fundamentó en una formulación matemática específica que reflejaba su enfoque único para abordar las complejidades del problema. A continuación, se presenta una breve introducción a cada alternativa, destacando las características clave que guiaron la toma de decisiones en la elección de la estrategia final.

2.2.3 Algoritmo del Vecino Más Cercano (AVMC)

Durante la fase de exploración de alternativas, se consideró el clásico algoritmo del vecino más cercano. Este enfoque se basa en asignar a cada cliente el vehículo más cercano,

según la distancia euclidiana entre ellos (Zachariadis & Kiranoudis, 2010) La formulación matemática utilizada en este contexto fue la siguiente:

$$\min z = \sum_{\forall i} \sum_{\forall j} c_{ij} x_{ij} \quad \text{Ecuación (2. 1)}$$

$$\sum_{\forall i} x_{ij} = 1, \quad \forall j \quad \text{Ecuación (2. 2)}$$

$$\sum_{\forall j} x_{ij} = 1, \quad \forall i \quad \text{Ecuación (2. 3)}$$

$$\sum_{\forall i} t_i x_{ij} + s_j \leq cap, \quad \forall j \quad \text{Ecuación (2. 4)}$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \text{Ecuación (2. 5)}$$

Donde:

c_{ij} : distancia entre el cliente i y el vehículo j

t_i : tiempo de servicio del cliente i

s_j : tiempo de salida del vehículo j

cap : capacidad máxima del vehículo

La Ecuación 2.1 representa la función objetivo, correspondiente a la suma ponderada de las distancias entre cada cliente y el vehículo al que se le asigna, utilizando la variable de asignación x_{ij} .

Las restricciones dadas por las ecuaciones 2.2 a 2.4, imponen condiciones esenciales para asegurar la coherencia y viabilidad de las soluciones. La primera restricción (Ecuación 2.2) garantiza que cada vehículo esté asignado a exactamente un cliente, mientras que la segunda (Ecuación 2.3) asegura que cada cliente sea atendido por un único vehículo. La tercera restricción (Ecuación 2.4) modela la capacidad de cada vehículo, asegurando que la

suma de los tiempos de servicio y el tiempo de salida de los clientes asignados no exceda la capacidad del vehículo.

Las variables de decisión (Ecuación 2.5), representadas por x_{ij} , son binarias y determinan si un cliente i es asignado al vehículo j o no.

2.2.4 Algoritmo de Inserción Más Cercana (AIMC)

Durante la fase de evaluación de estrategias, se analizó detenidamente el algoritmo de inserción más cercana como alternativa para abordar el problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo. Este método se centra en la inserción eficiente de clientes en una ruta, minimizando la distancia total recorrida (Castañeda Jiménez et al., 2017). La formulación matemática asociada a este enfoque se describe mediante las siguientes ecuaciones:

$$\min z = \sum_{\forall i} \sum_{\forall j} \sum_{\forall k} c_{ijk} x_{ijk} \quad \text{Ecuación (2. 6)}$$

$$\sum_{\forall j} \sum_{\forall k} x_{ijk} = 1, \quad \forall i \quad \text{Ecuación (2. 7)}$$

$$\sum_{\forall i} \sum_{\forall k} x_{ijk} = 1, \quad \forall j \quad \text{Ecuación (2. 8)}$$

$$\sum_{\forall i} \sum_{\forall j} x_{ijk} = 1, \quad \forall k \quad \text{Ecuación (2. 9)}$$

$$x_{ijk} \in \{0,1\} \quad \text{Ecuación (2.10)}$$

Donde:

c_{ijk} : distancia entre el cliente i y el cliente j en la ruta del vehículo k

La Ecuación 2.6 describe a la función objetivo, la cual pretende minimizar la distancia total recorrida por los vehículos al insertar clientes en las rutas.

Las restricciones representadas por las ecuaciones 2.7 a 2.9 imponen condiciones esenciales para garantizar la coherencia y viabilidad de las soluciones generadas. La primera restricción (Ecuación 2.7) asegura que cada cliente i sea insertado una vez en alguna ruta k ,

la segunda restricción (Ecuación 2.8) garantiza que cada cliente i sea insertado en una única posición en alguna ruta k , y la tercera restricción (Ecuación 2.9) asegura que cada posición en una ruta k sea ocupada por un único cliente i .

Las variables de decisión (Ecuación 2.10), representadas por x_{ijk} , son binarias y determinan si un cliente i es insertado después del cliente j en la ruta del vehículo k o no.

2.2.5 Algoritmos Genéticos (AG)

En la etapa de investigación, se examinó la viabilidad de implementar algoritmos genéticos, los cuales emplean operadores de cruce y mutación con el propósito de generar soluciones novedosas (Kramer, 2017). La formulación matemática genérica se presentó de la siguiente manera:

$$cromosoma = [i_1, i_2, \dots, i_n] \quad \text{Ecuación (2.11)}$$

$$cruce(x, y) = [x[1], x[2], \dots, x[k], y[k + 1], y[k + 2], \dots, y[n]] \quad \text{Ecuación (2.12)}$$

$$mutación(x) = [x[1], x[2], \dots, x[k], x[j], x[k + 1], \dots, x[n]] \quad \text{Ecuación (2.13)}$$

$$aptitud(x) = \sum_{\forall i} c_i \quad \text{Ecuación (2.14)}$$

Donde:

x : cromosoma padre

y : cromosoma madre

k : punto de cruce

j : índice de mutación

c_i : costo asociado al cliente i

Las ecuaciones 2.11 a 2.14 encapsulan los pilares fundamentales de un algoritmo genético para la optimización del problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo.

Estas ecuaciones se centran en la representación genética de soluciones, la aplicación de operadores genéticos clave y la evaluación de la aptitud.

La Ecuación 2.11 refiere a la codificación de soluciones mediante la representación de cromosomas. Cada cromosoma, denotado como x , encapsula la información que describe una posible solución al problema de ruteo.

Las ecuaciones 2.12 y 2.13 describen los operadores de cruce y mutación, respectivamente. El operador de cruce (Ecuación 2.12) combina dos cromosomas parentales x, y , para generar nuevos cromosomas descendientes, permitiendo la exploración de nuevas soluciones. Por otro lado, el operador de mutación (Ecuación 2.13) introduce variaciones aleatorias en un cromosoma existente para fomentar la diversidad genética y potenciar la búsqueda.

La Ecuación 2.14 define la función de aptitud, que evalúa la calidad de un cromosoma x en función de la minimización del costo total asociado al problema de ruteo. La aptitud proporciona la base para la selección de cromosomas en la población, favoreciendo aquellos con mejores características.

Estas ecuaciones representan la esencia del proceso evolutivo de un algoritmo genético, donde la población evoluciona a lo largo de generaciones mediante la aplicación sucesiva de operadores genéticos y la evaluación constante de la aptitud, con el objetivo último de converger hacia soluciones óptimas para el problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo.

2.2.6 Algoritmo de Recocido Simulado (ARS)

Otra de las alternativas de solución evaluadas fue la implementación del algoritmo de recocido simulado, que utiliza un proceso de enfriamiento controlado para explorar soluciones en el espacio de búsqueda (Chopard & Tomassini, 2018). La probabilidad de aceptación de una solución vecina se formuló como:

$$P(S, S') = e^{\frac{f(S) - f(S')}{T}} \quad \text{Ecuación (2. 15)}$$

Donde:

$f(S)$: función de costo de la solución S

T : temperatura actual del sistema, controlando la probabilidad de aceptar soluciones peores

Las formulaciones presentadas proporcionan un panorama detallado de las alternativas consideradas y respaldan la elección retrospectiva del algoritmo de recocido simulado como la estrategia más adecuada para abordar el problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo.

2.3 Selección de la mejor alternativa de solución

La elección de la estrategia de optimización para abordar el desafiante problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo se basó en una cuidadosa evaluación de diferentes enfoques. Después de un análisis exhaustivo, se ha optado por la combinación del algoritmo de recocido simulado y la construcción de solución inicial mediante el algoritmo del vecino más cercano mejorado.

El algoritmo de recocido simulado fue seleccionado por su capacidad para explorar el espacio de soluciones de manera más amplia y superar óptimos locales. Su naturaleza estocástica y la capacidad de aceptar soluciones subóptimas con una probabilidad determinada son especialmente valiosas para problemas combinatorios como el de ruteo de vehículos.

La construcción de solución inicial mediante el algoritmo del vecino más cercano mejorado aporta un componente determinístico y eficiente para generar soluciones iniciales de alta calidad. Este enfoque, que se basa en mejorar la heurística del vecino más cercano, proporciona una sólida base para el proceso de optimización global.

La combinación de estas dos estrategias busca aprovechar las fortalezas individuales de cada algoritmo. La construcción inicial eficiente del vecino más cercano establece un punto de partida sólido, mientras que el recocido simulado permite explorar y refinar la solución de manera global.

Se llevarán a cabo experimentos controlados para ajustar y validar los parámetros clave de ambos algoritmos, como la temperatura inicial y la tasa de enfriamiento en el recocido simulado, así como la mejora específica en la construcción inicial. La evaluación de resultados se centrará en métricas relevantes para el problema de ruteo, como la minimización de distancias y la eficiencia en la gestión de ventanas de tiempo.

La elección de esta combinación estratégica se fundamenta en la intención de alcanzar soluciones óptimas o cercanas a óptimas, considerando la complejidad inherente del problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo.

2.4 Diseño conceptual y metodología de diseño

2.4.1 Diseño conceptual

2.4.1.1 Algoritmo de Recocido Simulado

El algoritmo de recocido simulado se fundamenta en la simulación del proceso físico de recocido de metales. Este enfoque de optimización estocástica busca explorar el espacio de soluciones mediante la aceptación de soluciones subóptimas con una probabilidad decreciente a lo largo del tiempo. La formulación de la temperatura y la función de aceptación de soluciones juegan un papel clave en el proceso de enfriamiento gradual, permitiendo la exploración más amplia en las primeras etapas y la convergencia hacia soluciones óptimas en etapas posteriores.

2.4.1.2 Algoritmo del Vecino Más Cercano Mejorado

La construcción de la solución inicial se realizará mediante una variante mejorada del algoritmo del vecino más cercano. Este método determinista parte de la elección del cliente inicial y, en cada paso, selecciona el cliente más cercano aún no visitado. La mejora radica en

la consideración de factores adicionales, como la capacidad de los vehículos y la gestión de las ventanas de tiempo, para tomar decisiones más informadas durante la construcción inicial.

2.4.1.3 Metodología del diseño

La resolución eficiente del problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo representa un desafío significativo en la optimización logística. En esta investigación, se propone la combinación estratégica del algoritmo de recocido simulado con la construcción de solución inicial mediante el algoritmo del vecino más cercano mejorado. Este enfoque busca aprovechar la capacidad de exploración global del recocido simulado y la eficiencia en la construcción inicial del vecino más cercano para obtener soluciones de alta calidad en términos de eficiencia en la gestión de ventanas de tiempo y minimización de distancias.

2.4.1.4 Definición y ajuste de parámetros iniciales

Se inició con la definición y ajuste de los parámetros críticos de ambos algoritmos. La temperatura inicial (100 °C) y la tasa de enfriamiento (0.93) fueron configuradas para el recocido simulado, mientras que se establecieron los criterios de selección y construcción del vecino más cercano mejorado.

2.4.1.5 Construcción de solución inicial

Se aplicó el algoritmo del vecino más cercano mejorado para generar una solución inicial de alta calidad. Este proceso determinista se enfocó en considerar la capacidad de los vehículos y la gestión eficiente de las ventanas de tiempo.

2.4.1.6 Implementación del Recocido Simulado

El algoritmo de recocido simulado se implementó sobre la solución inicial generada, iniciando el proceso de exploración global y refinamiento local. La temperatura disminuyó gradualmente, permitiendo una transición suave entre la exploración inicial y la explotación de soluciones prometedoras.

2.4.1.7 Evaluación y ajuste iterativo

Se realizaron iteraciones experimentales para evaluar el rendimiento de la combinación de algoritmos en función de métricas específicas, tales como la eficiencia en la gestión de ventanas de tiempo y la minimización de distancias. Los parámetros fueron ajustados en consecuencia, refinando así la estrategia de optimización.

2.4.1.8 Validación y generalización

Se llevaron a cabo pruebas y validaciones utilizando instancias del problema con diferentes características para verificar la robustez y generalidad de la solución propuesta. La capacidad de adaptación a diversos escenarios logísticos se consideró un indicador clave del éxito.

Esta metodología integrada pretende ofrecer una solución robusta y eficiente para el desafiante problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo, aprovechando la sinergia entre el recocido simulado y la heurística mejorada del vecino más cercano. Véase la Figura 2.2

Figura 2.2

Metodología integrada para resolver el VRPTW



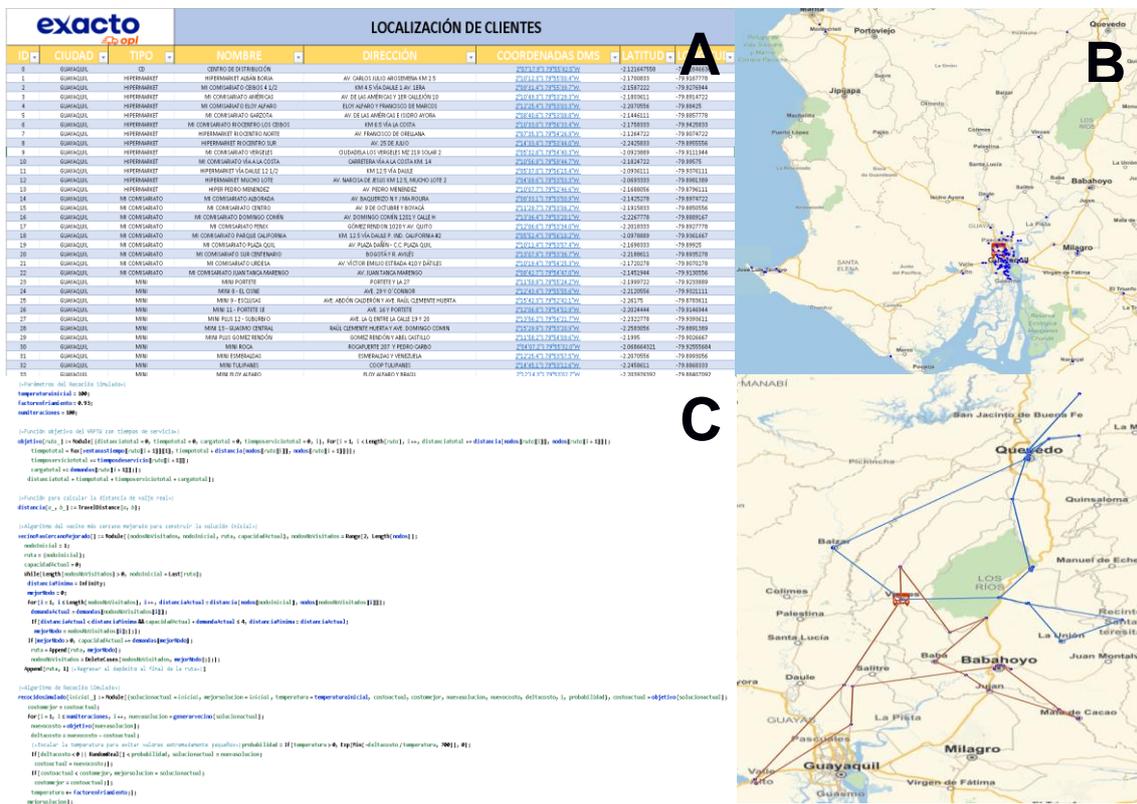
2.5 Diseño detallado del servicio

El servicio de optimización logística VRPTW se concibe como una solución integral para mejorar la eficiencia en la gestión de flotas de vehículos enfrentando el desafío del Problema de Ruteo de Vehículos con Ventanas de Tiempo (VRPTW). Fundamentado en una arquitectura modular, el sistema se compone de tres módulos clave: el de entrada de datos, el

de optimización, y el de salida de datos. El primero recopila información relevante sobre clientes, ubicaciones y restricciones logísticas, mientras que el módulo de optimización implementa el algoritmo de recodido simulado, enriquecido con la construcción inicial mejorada del vecino más cercano. Finalmente, el módulo de salida ofrece resultados detallados para visualizar y ajustar las rutas optimizadas. Véase la Figura 2.3

Figura 2.3

Módulos correspondientes al servicio de optimización logística VRPTW. Entrada de datos (A, B), Optimización (C) y Salida de datos (D).



La interfaz de usuario, diseñada para la simplicidad y comprensión, permite a los usuarios ingresar datos logísticos de manera efectiva y visualizar las rutas optimizadas. Facilita la realización de simulaciones y ajustes en tiempo real, lo que contribuye a una evaluación dinámica de diferentes escenarios logísticos. La eficiencia computacional se

prioriza mediante estrategias como la paralelización de procesos y la optimización de algoritmos, asegurando un rendimiento óptimo a medida que el sistema escala para manejar volúmenes crecientes de datos y flotas más extensas.

Además, el diseño del servicio aborda consideraciones éticas y legales, garantizando la privacidad de la información y el cumplimiento de regulaciones específicas de la industria logística.

2.6 Especificaciones técnicas del servicio de optimización logístico VRPTW

El servicio de optimización logística VRPTW se integra de manera eficiente con fuentes de datos externas, permitiendo la importación de información desde hojas de cálculo de Excel. Utilizando bibliotecas especializadas en lectura de archivos Excel, el sistema puede capturar de manera efectiva datos clave como ubicaciones de clientes, ventanas de tiempo y capacidades de vehículos. Esta capacidad de importación simplifica el flujo de trabajo para los usuarios, eliminando la necesidad de manualmente ingresar grandes conjuntos de datos logísticos.

Para el proceso de optimización, el sistema aprovecha la potencia de Mathematica, un entorno computacional que proporciona funcionalidades avanzadas para la implementación de algoritmos complejos. La integración de Mathematica garantiza la ejecución eficiente del algoritmo de recocido simulado con construcción inicial mejorada del vecino más cercano.

Los usuarios se benefician de un proceso de optimización robusto y preciso, respaldado por la capacidad de Mathematica para manejar cálculos matemáticos intensivos de manera eficiente.

La salida de datos optimizados se presenta de manera clara y accesible, permitiendo a los usuarios visualizar y comprender fácilmente las rutas optimizadas. La flexibilidad de Mathematica en la generación de gráficos y la presentación de resultados facilita una interpretación intuitiva de las soluciones óptimas, brindando a los usuarios una visión clara de

la eficiencia logística alcanzada mediante la aplicación del servicio. En resumen, la combinación de importación desde Excel y el uso de Mathematica como motor de optimización y presentación de resultados crea un servicio de optimización logística integral y eficaz.

2.7 Uso de software

2.7.1 *Microsoft Excel*

Microsoft Excel es una potente aplicación de hojas de cálculo que forma parte del conjunto de programas de Microsoft Office. Diseñado para la manipulación de datos numéricos y la creación de gráficos, Excel ofrece una interfaz intuitiva que permite a los usuarios organizar, analizar y visualizar información de manera eficiente. Sus características incluyen fórmulas, funciones, tablas dinámicas y herramientas de gráficos, lo que lo convierte en una herramienta esencial para tareas como análisis de datos, presupuestos, seguimiento de proyectos y más.

2.7.2 *Wolfram Mathematica*

Wolfram Mathematica es un entorno computacional multifuncional utilizado para cálculos simbólicos y numéricos, visualización de datos, programación y desarrollo de algoritmos. Con una amplia gama de capacidades matemáticas, científicas y técnicas, Mathematica se destaca en la implementación eficiente de algoritmos complejos, como el recocido simulado para la optimización. Ofrece una interfaz interactiva y una sintaxis orientada a la expresión, lo que facilita la manipulación de datos y la resolución de problemas matemáticos avanzados. Su versatilidad lo convierte en una herramienta valiosa para la investigación científica, la ingeniería y la modelización.

2.8 Consideraciones éticas y legales

A continuación, se presentan algunas consideraciones éticas y legales que podrían aplicarse:

2.8.1 Consideraciones éticas

2.8.1.1 Privacidad de datos

Respetar la privacidad de los individuos es crucial. Cualquier servicio que recopile, almacene o procese datos personales debe cumplir con normativas como la Ley Orgánica de Protección de Datos Personales en Ecuador.

2.8.1.2 Equidad en la asignación de recursos

Garantizar que la optimización logística no discrimine a ciertos sectores o comunidades. Las decisiones relacionadas con las rutas y asignación de recursos deben ser equitativas y justas.

2.8.1.3 Transparencia en la Optimización

Los usuarios y partes interesadas deben ser informados claramente sobre cómo se lleva a cabo la optimización logística y cómo se toman las decisiones relacionadas con las rutas y asignación de recursos.

2.8.2 Consideraciones legales

2.8.2.1 Normativas de Transporte y Logística

Cumplir con las regulaciones específicas relacionadas con el transporte y la logística en Ecuador. Esto incluye normativas sobre tiempos de conducción, restricciones de vehículos y requisitos de seguridad.

2.8.2.2 Derechos Laborales

Asegurarse de que las condiciones laborales de los conductores y empleados involucrados en el proceso de logística cumplan con las leyes laborales ecuatorianas.

2.8.2.3 Impacto Ambiental

Considerar y cumplir con las leyes y regulaciones ambientales aplicables para minimizar el impacto ambiental de las operaciones logísticas.

2.8.2.4 Derechos de Propiedad Intelectual

Respetar los derechos de propiedad intelectual, especialmente si el servicio de optimización logística utiliza algoritmos o metodologías patentadas.

Capítulo 3

3 RESULTADOS Y ANÁLISIS

El presente capítulo muestra los resultados obtenidos a través de la aplicación del algoritmo híbrido con recocido simulado y del vecino más cercano mejorado, en el contexto del problema de ruteo de vehículos con capacidad y ventanas de tiempo. Los resultados se describen detalladamente, comparando la solución propuesta con la situación actual para una instancia que utiliza tres camiones con capacidades y distancias predefinidas. Las distancias consideradas y los tiempos de viaje son valores reales obtenidos sobre el ruteo en un sistema de información geográfica.

En esta sección, se abordará la descripción de la solución encontrada en cada iteración del algoritmo, destacando las rutas y la distancia total recorrida. Posteriormente, se realizará un análisis comparativo con la situación actual, resaltando las mejoras logradas en términos de eficiencia en la distribución de entregas y optimización de recursos.

Además, se llevará a cabo una sección específica de Análisis de Costos, donde se describirán y evaluarán los costos asociados al diseño y ejecución de la solución propuesta. Este análisis proporcionará una visión clara sobre la viabilidad económica y la factibilidad tecnológica de la solución planteada.

3.1 Obtención de la matriz distancias

Con el apoyo del lenguaje Wolfram, se obtuvo la matriz de distancias de las coordenadas de cada uno de los clientes con la finalidad de utilizarlo para el análisis del algoritmo implementado en el proyecto. Ver Figura 3.1

Figura 3.1

Matriz de distancia

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	0.	5.92045	21.4788	13.0252	4.47134	53.0324	68.6879	3.9348	9.39852	9.77558	26.8344	2.76424	5.79261	7.9026	9.87551	4.43177	17.8372
2	4.96553	0.	25.4864	8.53293	8.47903	51.2506	66.9061	1.21072	4.90626	13.7833	22.3422	2.86962	1.5445	10.7892	12.7621	7.31834	13.3449
3	21.4911	26.3826	0.	19.9666	17.0267	47.4729	65.9051	24.3969	29.8066	20.2122	45.8965	23.2264	20.3492	25.7235	27.6964	21.561	26.0768
4	13.91	8.94328	20.641	0.	17.4235	48.5196	64.1751	10.1462	8.07914	22.7278	27.1512	12.0406	7.90926	19.6949	21.6678	16.2214	7.22778
5	5.34787	10.2393	16.9374	17.3441	0.	54.6508	71.5982	8.25367	13.7174	7.02735	31.1533	7.08311	10.1115	10.0682	12.0411	6.5974	22.1561
6	51.0158	50.6691	53.3562	48.4839	55.6728	0.	18.4827	51.2152	53.8581	58.3256	72.3647	52.7828	48.8664	60.4371	62.4101	56.9663	54.5941
7	66.7342	66.3875	69.0747	64.2023	71.3913	18.4935	0.	66.9336	69.5766	77.9063	88.0831	68.5013	64.5849	76.1556	78.1285	72.6847	70.3125
8	4.26647	2.46558	24.7874	9.57032	7.77997	52.288	67.9435	0.	5.94365	13.0842	23.3796	2.17056	2.33774	10.0901	12.063	6.61928	14.3823
9	11.4407	6.48299	26.0315	7.87851	16.0352	53.9101	69.5656	7.68588	0.	17.4707	20.8512	10.0444	7.48103	16.1153	18.0882	12.6445	11.0712
10	9.8246	14.716	21.9672	21.8208	6.30229	59.6806	79.4604	12.7304	18.1941	0.	31.9892	10.3681	14.5882	7.62458	10.4569	5.50694	27.0543
11	27.775	22.8173	47.6298	26.8367	31.0386	72.6606	88.3161	24.0202	18.9582	32.4741	0.	25.0478	23.8154	31.1187	33.0916	27.6479	29.2308
12	3.41342	3.71879	23.9343	10.8235	6.92692	52.4984	68.1539	1.73314	7.19686	9.59542	24.6362	0.	3.59095	8.23999	10.2129	4.76916	19.7012
13	6.24558	1.89783	21.8227	8.13429	9.75908	49.7014	65.3569	2.49077	6.15755	15.0633	23.5935	4.14967	0.	12.0692	14.0421	8.59839	12.9463
14	7.83439	12.3016	26.0238	19.4063	9.43266	61.0053	76.6608	10.3159	15.2892	7.47454	30.2252	8.60402	12.1738	0.	2.20162	3.4334	25.2902
15	10.2305	14.6977	28.4199	21.8024	11.8287	63.4014	79.0569	12.712	17.6853	9.87062	32.6213	11.0001	14.5698	2.39609	0.	5.82948	27.6863
16	4.68659	9.15379	22.876	16.2585	6.28486	57.8575	73.513	7.16814	12.1414	5.36827	27.0774	5.45622	9.02595	3.47083	5.44374	0.	22.1424
17	22.8561	17.9218	27.2211	7.50565	25.4888	55.0997	70.7552	19.1247	14.0627	26.9243	30.4452	19.498	13.3841	25.5689	27.5418	22.098	0.

3.2 Obtención de la matriz de tiempos de viaje

Con el apoyo del programa Wolfram se obtuvo la matriz de tiempos de viaje que existen entre cada uno de los puntos, para considerar las ventanas horarias de cada uno de los clientes. Ver Figura 3.2

Figura 3.2

Matriz de tiempo

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
1	0.	5.75	20.	15.	5.	50.	64.	4.	9.	10.	23.	3.25	7.	12.	14.	6.25	20.
2	4.75	0.	24.	10.	8.75	48.	62.	1.4	4.75	14.	18.	3.	3.	13.	16.	8.25	16.
3	19.	24.	0.	21.	16.	44.	61.	22.	27.	19.	40.	21.	22.	26.	28.	21.	28.
4	15.	12.	23.	0.	19.	45.	59.	14.	11.	24.	27.	14.	11.	25.	27.	19.	9.25
5	6.25	11.	16.	20.	0.	49.	65.	9.	14.	8.75	28.	8.	12.	15.	17.	9.25	25.
6	46.	46.	45.	43.	49.	0.	18.	47.	49.	53.	63.	46.	44.	57.	59.	51.	49.
7	60.	60.	60.	57.	63.	18.	0.	61.	63.	67.	77.	60.	58.	71.	73.	66.	63.
8	4.5	2.5	23.	12.	8.25	49.	63.	0.	5.75	14.	20.	2.75	4.	13.	15.	7.75	17.
9	11.	6.5	28.	11.	15.	51.	65.	7.75	0.	19.	18.	9.25	8.5	18.	20.	12.	14.
10	10.	15.	21.	24.	7.75	55.	71.	13.	18.	0.	29.	12.	16.	11.	13.	8.75	27.
11	24.	19.	41.	26.	27.	65.	79.	20.	15.	30.	0.	21.	21.	29.	32.	24.	25.
12	4.	3.75	23.	13.	7.75	49.	63.	2.25	7.	12.	21.	0.	5.25	11.	13.	5.75	18.
13	7.25	2.75	24.	11.	11.	47.	61.	3.75	6.75	16.	21.	5.5	0.	16.	18.	11.	16.
14	11.	15.	27.	24.	12.	59.	73.	13.	17.	10.	28.	11.	16.	0.	2.75	4.75	26.
15	14.	17.	30.	26.	15.	62.	76.	16.	20.	13.	31.	14.	19.	3.	0.	7.5	29.
16	6.5	10.	22.	19.	7.75	55.	69.	8.75	13.	8.75	24.	6.75	12.	5.25	7.5	0.	22.
17	21.	17.	30.	9.5	23.	52.	66.	18.	13.	27.	26.	17.	17.	26.	28.	20.	0.

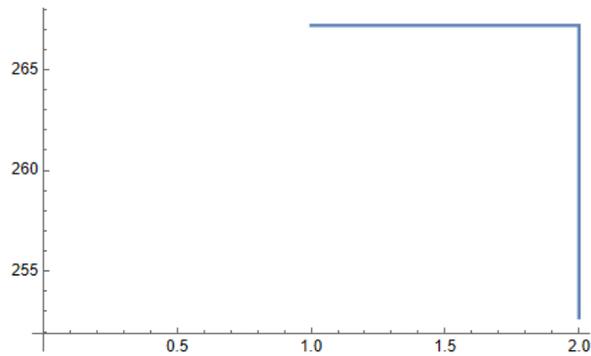
3.3 Perfil de búsqueda

En la Figura 3.3 se presenta el perfil de búsqueda de la solución obtenido a través de las iteraciones del Algoritmo de Recocido Simulado con los parámetros $T_0=1000^\circ\text{C}$, $\alpha=0.99$ y $n=10$. Dónde T_0 es la temperatura inicial, α es el factor de enfriamiento y n corresponde al número de iteraciones del algoritmo. Este perfil refleja la evolución de la distancia total recorrida en cada iteración, proporcionando una visualización clara del proceso de

optimización. La disminución progresiva de la distancia total a lo largo de las iteraciones demuestra la eficacia del algoritmo en la mejora de la solución inicial.

Figura 3.3

Perfil de búsqueda de la solución. Iteraciones del algoritmo de Recocido Simulado



3.4 Aplicación del algoritmo del Recocido simulado

Se aplicó el algoritmo del recocido simulado considerando la capacidad máxima por camión de 300 cajas y con una instancia de 16 clientes. Se realizaron 13 iteraciones tal como se indica en la Tabla 1 y obteniendo así la nueva ruta que se muestra en la Figura 3.4

Tabla 1

Resultado de iteraciones del algoritmo del recocido simulado para la instancia de 16 clientes

ITERACIÓN	TOUR	DISTANCIA (km)
1	1-12-5-10-16-15-14-8-2-11-9-3-6-7-4-17-13-1	267.194
2	1-3-6-7-4-17-11-9-2-13-8-12-16-15-14-10-5-1	252.690
3	1-8-13-2-11-9-17-4-3-7-6-12-5-10-14-15-16-1	260.167
4	1-5-10-16-12-8-2-13-9-11-17-4-7-6-3-14-15-1	266.131
5	17-4-16-10-11-8-3-15-2-14-9-5-6-7-13-12-1-1	357.521
6	1-16-15-14-10-5-12-2-13-8-11-9-17-4-3-6-7-1	255.131
7	1-11-9-17-4-6-7-3-5-8-2-13-12-10-16-15-14-1	264.663
8	1-12-8-7-6-3-10-15-14-16-11-9-4-17-13-2-5-1	271.040
9	1-12-16-15-14-5-10-3-6-7-4-17-11-9-13-8-2-1	257.992
10	1-12-11-9-2-8-5-3-6-7-4-17-13-16-10-14-15-1	263.563
11	1-8-17-4-3-6-7-13-9-11-2-14-15-10-5-16-12-1	271.461
12	1-5-10-14-15-16-12-11-9-17-4-3-6-7-2-8-13-1	257.560
13	1-13-2-8-16-14-15-10-5-12-11-9-3-6-7-17-4-1	271.759

Figura 3.4

Resultados de la implementación del Algoritmo de Recocido Simulado en Wolfram Mathematica para la instancia de 16 clientes.

Mejor Solución Final: {1, 3, 6, 7, 4, 17, 11, 9, 2, 13, 8, 12, 16, 15, 14, 10, 5, 1}

Mejor Distancia Total: 252.69



3.5 Descripción de la situación actual

En la situación actual se emplean tres rutas (tres camiones) con capacidades del 25%, 1%, y 7%, y una distancia total recorrida en las tres rutas de 289.03 km, tal y como se muestra en la Figura 3.5, Figura 3.6, Figura 3.7 y Figura 3.8

Figura 3.5

Desempeño y características de las rutas de distribución actuales para una instancia con 16 clientes

ID de ruta	Tiempo				Equipo			Cantidad manejada	
	Viaje	Servicio	escanso	Total	Distancia	adadas	Frioidad	Equivalenc	Cajas
506205	02:32	01:32	00:45	04:49	129.74	13	0 25%	60.668	74.960
506223	00:07	00:06	00:45	00:58	4.09	1	0 1%	3.500	7.000
506226	02:18	00:20	00:45	03:23	155.20	2	0 7%	16.850	18.500
3 Rutas									
Total	04:58	01:59	02:15	09:12	289.03	16	0	81.018	100.460
Promedio	01:39	00:39	00:45	03:04	96.34	5	0 11%	27.006	33.487
Menor	00:07	00:06	00:45	00:58	4.09	1	0 1%	3.500	7.000
Superior	02:32	01:32	00:45	04:49	155.20	13	0 25%	60.668	74.960

Figura 3.6
Ruta 506205

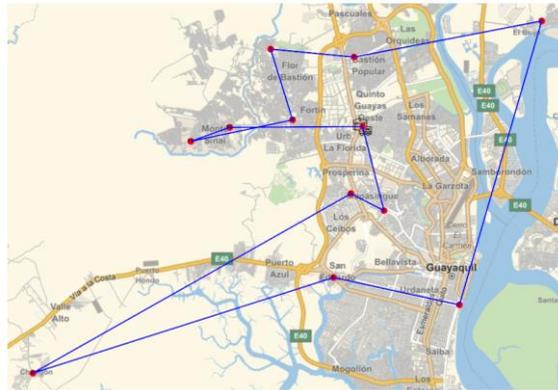


Figura 3.7
Ruta 506223

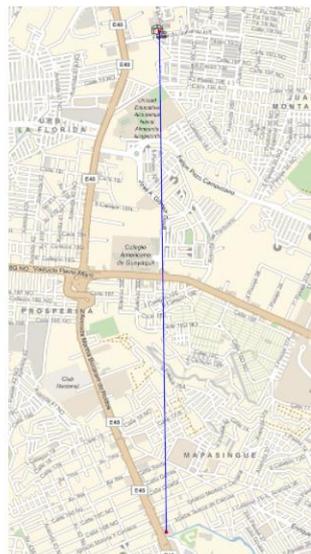


Figura 3.8
Ruta 506226



3.6 Comparación situación actual vs solución propuesta.

La solución propuesta a la instancia de 16 clientes presenta una distancia total recorrida de 252.69 km ver Figura 3.4, lo que representa una mejora significativa en la eficiencia del recorrido. A continuación, se detallan las ventajas de la nueva solución:

- **Reducción en la Distancia Total Recorrida:** La solución propuesta logra reducir la distancia total recorrida en comparación con la situación actual. Este factor es crucial para optimizar los recursos y minimizar costos asociados al transporte.
- **Optimización de Recursos:** La implementación de la nueva solución implica una distribución más eficiente de las entregas entre los camiones, asegurando que se cumplan las restricciones de capacidad y ventanas de tiempo. Esto conlleva a un mejor aprovechamiento de los recursos disponibles.
- **Número de Camiones Utilizados:** La solución propuesta utiliza un solo camión, en comparación con los tres camiones utilizados en la situación actual. Esto no solo implica ahorros en términos de combustible y mantenimiento, sino que también reduce la huella ambiental asociada al transporte.

3.6.1 Impacto Económico

3.6.1.1 Ahorro del combustible

Para el análisis del consumo de combustible escogimos los kilómetros recorridos de un camión de 5 toneladas junto con el consumo de combustible y se procedió a calcular el rendimiento del mismo tal como se detalla en la Tabla 3 obteniendo como resultado 0,20 litros por cada kilómetro recorrido.

Tabla 2

Calculo del rendimiento

RENDIMIENTO					
KM INICIO MES	KM FIN MES	KM RECORRIDOS	GALONAJE	RENDIMIENTO	UNIDADES
184031	185915	1884	101,2221	18,6125362	KM/GL
				0,053727229	GL/KM
				0,203088927	LT/KM

Como se aprecia en la Tabla 3 la cantidad de galones de Diesel actuales está en promedio de 15,53 lo que genera un costo de combustible de \$27,17 y al aplicar solución propuesta, esta disminuyó a \$23,76 lo que genera un ahorro de \$3,41 diarios, el mismo que al multiplicarlo por los 26 días de operación al mes da como resultado \$88,66 teniendo así un ahorro anual de \$1066,04.

Tabla 3*Total consumo de combustible actual vs propuesto*

RUTAS ACTUALES VS PROPUESTA			
DESCRIPCIÓN	ACTUAL	PROPUESTO	UNIDADES
KILOMETROS	90177,36	78839,28	Km
RENDIMIENTO	0,054	0,054	GL/Km
GALONES DE DIESEL	4844,98	4235,82	GL
PRECIO	\$1,75	\$1,75	\$
TOTAL \$	\$8.478,71	\$7.412,68	\$

3.6.1.2 Ahorros colaboradores

Considerando que planificar un camión implica la contratación de un conductor y dos ayudantes se puede apreciar en la Tabla 4 el costo en un día de operación por un total de \$177 mientras que en la Tabla 5 el costo que se pagaría por personal al aplicar el modelo es de \$59, teniendo así un ahorro de personal de \$118 que al multiplicarlo por 26 días de operaciones da \$3.068, teniendo así un ahorro anual de \$36.816,00, lo que genera beneficios económicos y a su vez permite a la empresa reasignar estos recursos a diferentes áreas estratégicas.

Tabla 4*Costo actual de personal*

COSTOS ACTUALES DE PERSONAL					
DESCRIPCIÓN	CANTIDAD	COSTO DIARIO	COSTO TOTAL DIARIO	COSTO TOTAL MENSUAL (26 DÍAS)	COSTO TOTAL ANUAL
CONDUCTOR	3	\$25	\$75	\$1.950,00	\$23.400,00
AYUDANTES	6	\$17	\$102	\$2.652,00	\$31.824,00
TOTAL, COSTOS ACTUALES DE PERSONAL			\$177	\$4.602,00	\$55.224,00

Tabla 5*Costo personal en solución propuesta*

COSTOS DE PERSONAL SOLUCIÓN PROPUESTA					
DESCRIPCIÓN	CANTIDAD	COSTO DIARIO	COSTO TOTAL DIARIO	COSTO TOTAL MENSUAL (26 DÍAS)	COSTO TOTAL ANUAL
CONDUCTOR	1	\$25	\$25	\$650,00	\$7.800,00
AYUDANTES	2	\$17	\$34	\$884,00	\$10.608,00
TOTAL, COSTOS SOLUCIÓN PROPUESTA DE PERSONAL			\$59	\$1.534,00	\$18.408,00
AHORRO			\$118	\$3.068,00	\$36.816,00

3.6.2 Impacto Ambiental

Se observa que la reducción de la distancia recorrida en un 13,2%, se traduce en una reducción de las emisiones de CO₂ en un 10%. Ver Tabla 6

Para calcular las emisiones de CO₂, se utilizaron los siguientes factores de emisión:

- Combustible: gasolina con un factor de emisión de 2,204 kg de CO₂ por tonelada de combustible.
- Peso de la carga: 5 toneladas.
- Velocidad de conducción: 60 km/h.

Estos factores se pueden obtener de fuentes públicas, como la Agencia de Protección Ambiental de los Estados Unidos (EPA).

Tabla 6

Impacto de la solución propuesta en la huella de carbono

Factor	Situación actual	Solución propuesta
Distancia recorrida (Km)	289.03	252,74
Combustible utilizado(l)	1,447.17	1,263.72
Emisiones de CO ₂	3,608.69	3,191.46
Reducción de la huella de carbono (%)		10

3.7 Análisis de costos

El análisis de costos desempeña un papel crucial en la evaluación de la solución propuesta, abarcando desde la construcción del modelo hasta su implementación. En esta sección, se detallan los costos asociados con el desarrollo y ejecución de la solución, contrastando la propuesta con la situación actual basada en tres rutas con capacidades variadas. La viabilidad económica y la factibilidad tecnológica son consideraciones esenciales en este análisis.

3.7.1 Costos relacionados con la solución propuesta

La implementación del algoritmo de recocido simulado con construcción de la solución inicial mediante el algoritmo del vecino más cercano mejorado conlleva ciertos costos, que se desglosan a continuación:

- Costos de Desarrollo del Modelo: Incluyen el tiempo de investigación, programación y pruebas del algoritmo. El esfuerzo requerido para ajustar los parámetros y garantizar un rendimiento óptimo también se considera en esta categoría.
- Costos de Ejecución del Modelo: Abarcan los recursos computacionales necesarios para llevar a cabo las simulaciones y ejecuciones del algoritmo. Esto involucra el uso

de hardware, así como posiblemente la adquisición de servicios en la nube para garantizar una ejecución eficiente.

- **Costos de Mantenimiento:** Incluyen cualquier esfuerzo continuo para mejorar y mantener el modelo a lo largo del tiempo. Esto puede implicar actualizaciones, correcciones de errores y ajustes en respuesta a cambios en los datos de entrada o requisitos del problema. En la Tabla 7 se detallan los costos mencionados.

Tabla 7

Costos anualizados por desarrollo, implementación y mantenimiento de la solución propuesta

Análisis de costos	Valores anuales
Licencia de Wólffram	\$ 1.500.00
Desarrollo del Algoritmo	\$ 500.00
Ejecución del Algoritmo	\$ 20.00
Mantenimiento	\$ 100.00
Otros gastos	\$ 50.00
Total	\$ 2.170.00

Como consideraciones y suposiciones que se hicieron para establecer las estimaciones confiables de costos se tienen las siguientes:

- Los costos son estimaciones y pueden variar según factores específicos del proyecto y las tarifas del proveedor de servicios.
- El Desarrollo del Algoritmo incluye gastos relacionados con la creación y mejora del algoritmo, desarrollo de software, y cualquier investigación adicional requerida.
- La Ejecución del Algoritmo abarca los costos asociados con la implementación del modelo en un entorno de producción, incluyendo el uso de recursos computacionales.
- El Mantenimiento cubre los gastos continuos para correcciones de errores, actualizaciones y soporte técnico.
- Otros Gastos pueden incluir cualquier costo adicional no cubierto por las categorías anteriores.

En este capítulo, se presentaron los resultados obtenidos mediante la aplicación del algoritmo de Recocido Simulado con construcción inicial a través del Vecino Más Cercano Mejorado. Las iteraciones del algoritmo proporcionaron soluciones finales con distancias totales significativamente mejoradas en comparación con la situación actual de rutas logísticas. Tabla 1 muestra las soluciones obtenidas en cada iteración, destacando la mejora progresiva en la eficiencia de las rutas.

Al comparar la mejor solución encontrada con el sistema actual, se evidencia una reducción considerable en la distancia total recorrida, indicando un posible impacto positivo en la optimización de recursos y costos asociados al transporte. Además, la Figura 3.4 muestra el perfil de búsqueda del algoritmo, evidenciando la convergencia hacia soluciones óptimas a medida que avanza el proceso de optimización.

En la siguiente sección, se aborda el análisis de costos asociados al desarrollo, implementación y mantenimiento de la solución propuesta. Este análisis contribuirá a evaluar la viabilidad económica y tecnológica de la implementación del modelo propuesto en un entorno real.

Capítulo 4

4 CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El presente capítulo aborda las conclusiones y recomendaciones derivadas del desarrollo del proyecto, centrándose en la evaluación de los resultados obtenidos, las implicaciones prácticas y las posibles direcciones futuras de investigación.

4.1 Conclusiones

4.1.1 *Optimización de Rutas Logísticas*

El algoritmo de Recocido Simulado con construcción inicial a través del Vecino Más Cercano Mejorado demostró ser eficaz en la optimización de rutas logísticas. Las soluciones obtenidas en cada iteración del algoritmo reflejaron mejoras significativas en la eficiencia del transporte, reduciendo la distancia total recorrida en comparación con el sistema actual. Este resultado respalda la capacidad del enfoque propuesto para generar soluciones viables y mejorar la utilización de recursos.

4.1.2 *Impacto en Eficiencia y Costos*

La mejor solución identificada mediante el algoritmo propuesto presenta un impacto positivo en la eficiencia operativa, al disminuir la distancia total recorrida en comparación con el sistema actual que utiliza tres rutas con capacidades específicas. Esta reducción en la distancia implica un potencial ahorro de costos asociados al combustible y al tiempo de operación de los vehículos, contribuyendo así a la optimización de recursos financieros.

4.1.3 *Perfil de Búsqueda*

El análisis del perfil de búsqueda del algoritmo proporciona información valiosa sobre la convergencia del proceso de optimización. A medida que avanzan las iteraciones, se observa una tendencia descendente en la distancia total recorrida, indicando una mejora continua en la calidad de las soluciones generadas. Este comportamiento respalda la eficacia y la capacidad del algoritmo para explorar y explotar soluciones óptimas.

4.1.4 Ventajas de la Automatización en el Proceso de Ruteo

Un aspecto fundamental que surge como conclusión clave de este proyecto es la ventaja inherente de contar con un proceso automatizado en la planificación de rutas logísticas. La aplicación del algoritmo de Recocido Simulado con construcción inicial a través del Vecino Más Cercano Mejorado no solo ha demostrado su eficacia en la optimización de rutas, sino que también resalta la eliminación de la influencia de criterios subjetivos en el proceso de toma de decisiones.

La automatización reduce significativamente la dependencia de la experiencia y juicio individual de los analistas a cargo del proceso de ruteo. Esto conlleva a una disminución notable de errores humanos, ya que el algoritmo sigue patrones lógicos y objetivos en la generación de soluciones. La consistencia y objetividad resultante contribuyen a una mejora general en la calidad del proceso de planificación logística.

4.2 Recomendaciones

4.2.1 Validación Empírica

Se recomienda llevar a cabo una validación empírica de las soluciones propuestas en un entorno operativo real. Esto permitirá evaluar la efectividad del modelo en condiciones prácticas y ajustar parámetros según sea necesario.

4.2.2 Sensibilidad de Parámetros

Es importante realizar análisis de sensibilidad en relación con los parámetros del algoritmo, como la temperatura inicial y el factor de enfriamiento. Explorar cómo estos afectan la calidad de las soluciones puede proporcionar puntos de vista valiosos para futuras implementaciones.

4.2.3 Integración con Sistemas Existentes

Considerar la integración del modelo propuesto con sistemas existentes de gestión logística. Esto asegurará una transición fluida y permitirá aprovechar la infraestructura ya establecida en las operaciones logísticas.

4.3 Trabajos Futuros

4.3.1 Escalabilidad

Explorar la escalabilidad del modelo para manejar conjuntos de datos más grandes y complejos. Investigar cómo el algoritmo se desempeña a medida que aumenta el tamaño de la red logística.

4.3.2 Consideraciones Ambientales

Incorporar consideraciones ambientales en la optimización, como la minimización de emisiones de gases de efecto invernadero. Esto alinearía la solución con prácticas sostenibles y responsables desde el punto de vista medioambiental.

5 BIBLIOGRAFIA

- Afifi, S., Dang, D.-C., & Moukrim, A. (2013). *A Simulated Annealing Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows and Synchronization Constraints A Simulated Annealing Algorithm for the Vehicle Routing Problem with Time Windows and Synchronization Constraints A simulated annealing algorithm for the vehicle routing problem with time windows and synchronization constraints* *. 7, 10. <https://doi.org/10.1007/978>
- Castañeda Jiménez, J., Andrés, J., & Arias, C. (2017). Design of a Reverse Logistics Network to recover Oil Used in Pereira implementing CVRP. *Scientia et Technica Año XXII*, 22(2).
- Chopard, B., & Tomassini, M. (2018). Simulated annealing. In *Natural Computing Series* (pp. 59–79). Springer Verlag. https://doi.org/10.1007/978-3-319-93073-2_4
- Cover, T. M., & Hart, P. E. (1952). Approximate formulas for the information transmitted by a discrete communication channel. In *IEEE TRANSACTIONS ON INFORMATION THEORY* (Vol. 24, Issue 1).
- Herrera, F., Lozano, M., & Verdegay, J. L. (1998). Tackling Real-Coded Genetic Algorithms: Operators and Tools for Behavioural Analysis. In *Artificial Intelligence Review* (Vol. 12).
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). *Optimization by Simulated Annealing* (Vol. 220).
- Kramer, O. (2017). *Genetic Algorithm Essentials* (Vol. 679). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-52156-5>
- Paolo Toth, & Daniel Vigo. (2002). *THE VEHICLE ROUTING PROBLEM*.
- Zachariadis, E. E., & Kiranoudis, C. T. (2010). *An Open Vehicle Routing Problem metaheuristic for examining wide solution neighborhoods*.