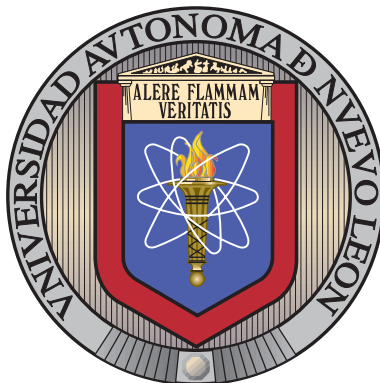


UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



ALGORITMO DE SEGMENTACIÓN PARA CALENDARIZAR ENTREGAS  
DE OXÍGENO MEDICINAL EN MÉXICO

POR

BRENDA FERNANDA MERRITT BALDERAS

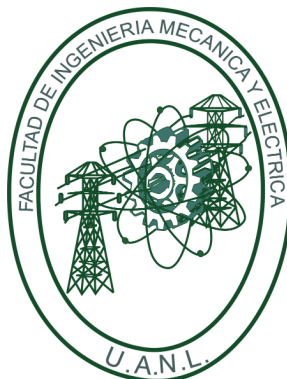
COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO DE  
MAESTRÍA EN LOGÍSTICA Y CADENA DE SUMINISTRO

JUNIO 2025

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA

SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO



ALGORITMO DE SEGMENTACIÓN PARA CALENDARIZAR ENTREGAS  
DE OXÍGENO MEDICINAL EN MÉXICO

POR

BRENDA FERNANDA MERRITT BALDERAS

COMO REQUISITO PARA OBTENER EL GRADO DE

MAESTRÍA EN LOGÍSTICA Y CADENA DE SUMINISTRO

JUNIO 2025

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN**  
**Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica**  
**Posgrado**

Los miembros del Comité de Evaluación de Tesis recomendamos que la Tesis "Algoritmo de segmentación para calendarizar entregas de oxígeno medicinal en México", realizada por la estudiante Brenda Fernanda Merritt Balderas, con número de matrícula 2127016, sea aceptada para su defensa como requisito parcial para obtener el grado de Maestría en Logística y Cadena de Suministro.

**El Comité de Evaluación de Tesis**

Dra. Jania Astrid Saucedo Martínez  
Director

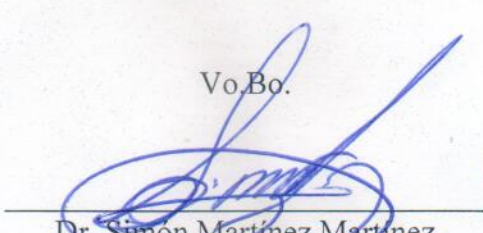
Dr. Luis Alfonso Infante Rivera  
Co-director

Dr. Tomás Eloy Salais Fierro  
Revisor

Dra. Edith Lucero Ozuna Espinosa  
Revisor

Dr. José Daniel Mosquera Artamonov  
Revisor

Vo.Bo.

  
Dr. Simón Martínez Martínez  
Subdirector de Estudios de Posgrado



Institución 190001

Programa 642597

Acta Núm. 4510

Ciudad Universitaria, a 23 de junio del 2025.



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN  
FACULTAD DE INGENIERÍA MECÁNICA Y ELÉCTRICA  
SUBDIRECCIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO

Los miembros del Comité de Tesis recomendamos que la Tesis «Algoritmo de segmentación para calendarizar entregas de oxígeno medicinal en México», realizada por el alumno Brenda Fernanda Merritt Balderas, 2127016, sea aceptada para su defensa como requisito para obtener el grado de Maestría en Logística y Cadena de Suministro

El Comité de Tesis

---

Dra. Jania Astrid Saucedo Martínez  
Asesor

---

Dr. Luis Infante Rivera  
Revisor

---

Revisor

Vo. Bo.

---

Dr. Simón Martínez Martínez  
Subdirector de Estudios de Posgrado

San Nicolás de los Garza, Nuevo León, junio 2025

# ÍNDICE GENERAL

---

|                                           |           |
|-------------------------------------------|-----------|
| <b>Agradecimientos</b>                    | <b>xI</b> |
| <b>1. Introducción</b>                    | <b>1</b>  |
| 1.1. Descripción del problema . . . . .   | 3         |
| 1.2. Objetivo general . . . . .           | 4         |
| 1.3. Hipótesis . . . . .                  | 4         |
| 1.4. Justificación . . . . .              | 5         |
| 1.5. Metodología . . . . .                | 6         |
| 1.6. Estructura de la tesis . . . . .     | 7         |
| <b>2. Antecedentes</b>                    | <b>8</b>  |
| 2.1. Métodos heurísticos . . . . .        | 10        |
| 2.2. Algoritmos de agrupamiento . . . . . | 12        |
| 2.2.1. Basados en centroides . . . . .    | 14        |
| 2.2.2. Basados en jerarquía . . . . .     | 16        |
| 2.3. Métodos de asignación . . . . .      | 18        |

---

|                                                                                                                        |           |
|------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| 2.4. Métodos de cobertura . . . . .                                                                                    | 20        |
| 2.5. Conclusiones del capítulo . . . . .                                                                               | 24        |
| <b>3. Metodología</b>                                                                                                  | <b>27</b> |
| 3.1. Contexto inicial y dificultades en la distribución del producto del caso<br>de estudio . . . . .                  | 27        |
| 3.2. Proceso de selección de datos . . . . .                                                                           | 32        |
| 3.3. Criterios y Modelos de Agrupación de Clientes para la Generación de<br>Rutas en Centros de Distribución . . . . . | 34        |
| 3.4. Construcción del modelo de segmentación . . . . .                                                                 | 36        |
| 3.5. Modelación matemática suave . . . . .                                                                             | 38        |
| 3.5.1. Función objetivo . . . . .                                                                                      | 39        |
| 3.5.2. Restricciones . . . . .                                                                                         | 39        |
| 3.5.3. Naturaleza de las variables . . . . .                                                                           | 40        |
| 3.5.4. Parámetros de ponderación . . . . .                                                                             | 41        |
| 3.6. Simulación Diaria . . . . .                                                                                       | 41        |
| <b>4. Experimentación y resultados</b>                                                                                 | <b>48</b> |
| 4.1. Recopilación y organización de datos . . . . .                                                                    | 48        |
| 4.2. Segmentación de clientes . . . . .                                                                                | 49        |
| 4.3. Funcionamiento del programa y prueba de caso . . . . .                                                            | 51        |
| 4.3.1. Validación operativa mediante simulación de rutas . . . . .                                                     | 54        |

---

|                                                         |           |
|---------------------------------------------------------|-----------|
| 4.3.2. Resultados de otros sistemas factibles . . . . . | 61        |
| 4.3.3. Ejemplo de un sistema no viable . . . . .        | 62        |
| <b>5. Conclusiones</b>                                  | <b>67</b> |
| 5.1. Contribuciones . . . . .                           | 69        |
| 5.2. Trabajos a futuro . . . . .                        | 69        |

# ÍNDICE DE FIGURAS

---

|                                                                              |    |
|------------------------------------------------------------------------------|----|
| 1.1. Eslabón de la cadena de suministro de producción . . . . .              | 2  |
| 1.2. Metodología . . . . .                                                   | 7  |
| 2.1. Mapa de algoritmos de agrupamiento . . . . .                            | 14 |
| 2.2. Método de asignación . . . . .                                          | 19 |
| 3.1. Análisis SIG aplicado al caso de estudio de la empresa . . . . .        | 29 |
| 3.2. Metodología . . . . .                                                   | 34 |
| 3.3. Algoritmo para describir la conformación de 6 zonas . . . . .           | 46 |
| 3.4. Proceso de selección de pedidos . . . . .                               | 47 |
| 4.1. Comportamiento del programa cuando segmenta al sistema . . . . .        | 50 |
| 4.2. Ventana emergente con resultados del solver para el sistema 88153 . .   | 55 |
| 4.3. Distribución de los clientes en 6 zonas segmentadas . . . . .           | 55 |
| 4.4. Pantalla de simulación de rutas con lista de órdenes y días asignados   | 57 |
| 4.5. Lista de órdenes generadas para el Día 1 (lunes): Cliente 337 al inicio | 59 |



---

|                                                                                                  |    |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------|----|
| 4.6. Lista de órdenes generadas para el Día 2 (martes): 39 clientes progra-<br>mados . . . . .   | 60 |
| 4.7. Segmentación de clientes en los seis sistemas factibles . . . . .                           | 63 |
| 4.8. Mensaje del sistema indicando que no se cumple con el parámetro de<br>factibilidad. . . . . | 66 |

# ÍNDICE DE TABLAS

---

|                                                                             |    |
|-----------------------------------------------------------------------------|----|
| 2.1. Tabla de ventajas de métodos logísticos . . . . .                      | 25 |
| 2.2. Tabla de desventajas de métodos logísticos . . . . .                   | 26 |
| 3.1. Datos de órdenes generadas . . . . .                                   | 44 |
| 3.2. Descripción del manejo de órdenes según el retraso permitido . . . . . | 44 |
| 4.1. Resumen del sistema 88153 tras la ejecución del algoritmo . . . . .    | 55 |
| 4.2. Sistemas seleccionados por tamaño y factibilidad . . . . .             | 57 |
| 4.3. Sistemas seleccionados por tamaño y factibilidad . . . . .             | 65 |
| 4.4. Resumen de información del sistema 88200 (No Factible) . . . . .       | 65 |

---

Agradecimientos

# AGRADECIMIENTOS

---

Infinitas gracias al Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías (CONAHCYT), así como al equipo del Posgrado en Logística y Cadena de Suministro, por confiar en mí y brindarme la oportunidad de adentrarme en un mundo en constante transformación: el de la logística y la cadena de suministro.

Expreso mi más profundo agradecimiento a mi asesora, la Dra. Jania Saucedo y al Dr Luis Infante, por considerarme para este gran proyecto y por confiar en una geógrafa para formar parte del posgrado. Juntos logramos descubrir puntos de encuentro entre la logística y la geografía; después de todo, la ubicación lo es todo.

Gracias también a la empresa del caso de estudio por abrirme sus puertas y depositar su confianza en mí. A la Dra. Nancy Arellano, le expreso mi gratitud por su acompañamiento, enseñanzas y paciencia a lo largo de este camino. A mis profesores, gracias por compartir sus conocimientos y herramientas, fundamentales para contribuir a esta investigación.

A mi mamá, por ser siempre mi impulso y mi fortaleza; a mi familia, a mi novio y a mis grandes amigos de la maestría, gracias por acompañarme y ser parte esencial de este hermoso proceso de crecimiento y aprendizaje.

## CAPÍTULO 1

# INTRODUCCIÓN

---

El oxígeno medicinal es un gas muy importante y es utilizado para atender a todo tipo de personas en cualquier etapa de su vida, el suministro debe ser constante y fiable. Asimismo, cumple un papel importante para la atención domiciliaria, por ese motivo debe con rapidez y primordial el servicio de entrega.

La llegada del COVID-19 a principios del 2020, fue un fenómeno de gran impacto, aumentando considerablemente la demanda de oxígeno medicinal y generando grandes efectos positivos y negativos en las etapas de la cadena de suministro. Este recurso se posiciona según Organización Mundial de la Salud (OMS) como un medicamento fundamental para el tratamiento del virus.

Sin duda, la demanda del producto aumentó considerablemente, generando áreas de oportunidad en los eslabones de la cadena. El suministro eficiente del recurso depende en gran medida de la configuración estratégica de una red logística (Lee, 2014). La cadena del caso de estudio se compone por plantas de fabricación, plantas de producción, centros de distribución y finalmente el cliente final. El caso de estudio se centrará en las últimas dos etapas de la cadena de suministro, desde los centros de distribución hasta el cliente final.

En la Figura 1.1, se observa a más detalle cómo se compone el eslabón de la cadena de suministro del gas medicinal. La atención domiciliaria de gas medicinal

requiere de una gestión estratégica.

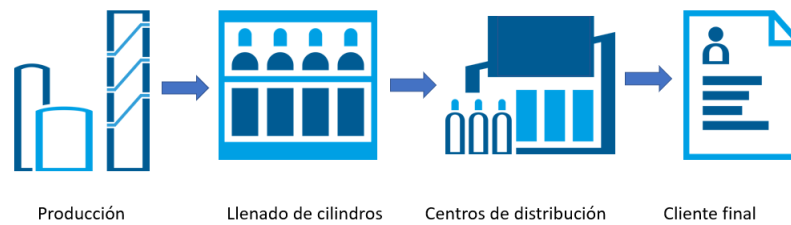


FIGURA 1.1: Eslabón de la cadena de suministro de producción

La empresa del caso de estudio cuenta con aproximadamente con más de 30 Centros de Distribución (CEDIS) localizados alrededor de México. Previamente, la empresa había trabajado en un proyecto para asignar a cada paciente un CEDIS ya que su anterior asignación no contaba con herramientas adecuadas y era necesario trabajar una asignación estandarizada sobre la cadena de suministro para minimizar los costos de distribución, solucionar los retrasos en la entrega y solucionar el inventario des balanceado. En una investigación previa los Santos Ventura y Martínez (2021), se propuso un algoritmo de asignación para lograr reducir los costos de distribución contemplando la distancia entre los clientes y la capacidad de transportar un número de cilindros, entre otras. Una vez resuelto este problema, se percato otra área de oportunidad en la planificación de las entregas de oxígeno medicinal. Como se menciona anteriormente el impacto por COVID-19 fue tan grande, disparando de forma significativa la demanda del oxígeno medicinal, sin dejar atrás que, al ser un producto de alta necesidad, su entrega debe ser rápida. La cadena de valor en una empresa es muy importante, el análisis de la cadena de valor ayuda a las empresas a identificar donde pueden agregar valor y en que áreas pueden ser más eficientes (Chopra y Meindl, 2007).

Debido que a que la cantidad de datos a desarrollar es abundante y que el tiempo en solucionarlo se requiere que sea rápido, se basará en un método heurístico, las respuestas no garantizan ser óptimas, pero suelen ser lo suficientemente buenas para muchas aplicaciones prácticas. En diversos problemas se puede aplicar la satis-

facción de restricciones al ser un enfoque utilizado para la resolución de problemas, aplicándose en la búsqueda de soluciones dentro de diversas metodologías para su resultado (Álvarez Loyola, 2013).

Existen herramientas matemáticas que sirven de apoyo para la planificación de entregas. Los métodos de agrupamiento, se utilizan para simplificar datos y situar los en diferentes grupos ya sea similares entre sí o distintos a otros conjuntos. Dicho método, se ha empleado en una amplia variedad de campos, incluso con el apoyo de Sistemas de Información Geográfica (SIG). El sistema adopta las herramientas necesarias para crear clústeres, según el número de grupos a crear se exploran soluciones para que los sujetos dentro de cada grupo sean lo más semejantes entre sí. Es necesario, definir y cuantificar un compuesto de observaciones. Asimismo, el diseño metodológico proporciona la base para la alineación de la metodología de investigación y sirve de apoyo a la hora de definir las variables, la muestra, los instrumentos de recolección de datos y el análisis a utilizar para solucionar las preguntas de investigación.

## 1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

En el contexto del suministro de oxígeno medicinal, se han reportado problemáticas como el incumplimiento de plazos de entrega, rutas logísticas ineficientes y tiempos de espera prolongados, especialmente durante situaciones de alta demanda como la pandemia. Aunque no se cuenta con registros numéricos precisos, estas deficiencias motivaron el desarrollo del presente proyecto. La empresa del caso de estudio enfrentó diversos retos logísticos que dificultaron el cumplimiento de los tiempos de entrega establecidos. Aunque actualmente cuentan con una herramienta para generar rutas, esta ha resultado insuficiente frente a la complejidad operativa y el volumen de pedidos que deben atenderse diariamente. La alta dispersión geográfica de los clientes, sumada a la gran demanda de oxígeno medicinal, ha evidenciado que dicha herramienta no logra dar respuesta eficiente en escenarios críticos, donde se

requiere precisión, velocidad y adaptabilidad.

Incluso con la tecnología disponible, persistieron los problemas de entregas fuera de tiempo, saturación de rutas, tiempos muertos y acumulación de órdenes no cumplidas. Esto no solo impactó la eficiencia operativa, sino que también puso en riesgo la atención oportuna a pacientes que dependen de este insumo vital. Ante esta situación, se identificó la necesidad de incorporar un enfoque matemático que permitiera modelar el sistema logístico de forma más rigurosa, optimizar la asignación de recursos y garantizar entregas confiables bajo condiciones de alta presión y demanda.

## 1.2 OBJETIVO GENERAL

Actualmente, la empresa del caso de estudio no cuenta con un indicador cuantitativo formal que refleje el nivel de cumplimiento de las entregas. No obstante, a partir de la observación directa de los procesos logísticos y la retroalimentación del personal operativo, se han identificado retrasos frecuentes, reprogramaciones y dificultades para cumplir con las fechas establecidas. Estas condiciones evidencian una necesidad concreta de mejorar la planificación de entregas y organizar de forma más eficiente la atención a los clientes. Por ello, el presente trabajo propone el diseño de una herramienta matemática que permita cumplir con las entregas programadas y agendar a los clientes por día de la semana, atendiendo las particularidades operativas de la empresa.

## 1.3 HIPÓTESIS

Si se desarrolla una herramienta de asignación matemática basada en el agrupamiento de clientes por localización geográfica, demanda y distancia al centro de distribución, entonces será posible cumplir con las entregas programadas y agendar



a los clientes de forma eficiente por día de la semana.

## 1.4 JUSTIFICACIÓN

Es una prioridad para las empresas estructurar eficazmente las redes logísticas para lograr una mejora en la entrega del producto. En la economía actual, la competitividad en la Cadena de Suministro (CS) posee ventajas como el valor agregado y los pequeños costos de producción.

En el tema logístico, la distribución es un interventor clave en la rentabilidad total de una empresa ya que influye directamente tanto el costo de la cadena de suministro como en el valor para el cliente. La distribución es un actor importante en la CS, se describe cómo el traslado de los productos terminados del fabricante al consumidor final. El valor de los productos entregados aumenta cuando se requiere de un transporte rápido porque las empresas desean reducir los costos de intereses vinculados a la tienda o inventarios. La necesidad de reducir los costos de las tiendas que implica una entrega más frecuente de materiales en el momento adecuado y en el lugar correcto en el proceso de producción (Linfati *et al.*, 2014).

El transporte y la distribución es un proceso en serie de movimiento productos de un lugar a otro. Un aspecto importante en logística es la circulación y la carga de la mercancías y los aspectos de calidad del servicio, sin embargo, la gestión de inventario y la distribución de mercancías disponibles desde el origen hasta el consumidor final, son factores importantes. En la distribución, el transporte tiene un papel muy importante ya que la ubicación de la distribución debe ser obtenida estratégicamente. La asignación de lugares de distribución y las actividades del transporte son elementos clave para que un producto se deslace más preciso y eficiente (Nurprihatin y Tannady, 2018).

Algunas investigaciones estudiaron la efectividad de minimizar los costos de distribución. Existen estudios con relacionados con la eficiencia de métodos de asig-

nación de recursos y rutas vehiculares con respecto a los recursos y la capacidad de transporte y tiempos de entrega.

Con la llegada de COVID-19, las empresas distribuidoras de gas medicinal tienen la necesidad de costear convenientemente el producto, con el objetivo de mejorar la rentabilidad con ayuda de minimizar los costos alcanzando a eficientizar los procesos y reconocer el consumo del producto. La distribución es una de las etapas de la cadena de suministro, la orientación logística está enfocada a establecer el mejor sistema para ubicar la mercancía donde el cliente lo requiere. Para alcanzar que los productos logren el destino al cliente, es preciso emplear estrategias que sean positivas para el transporte y la gestión de los productos.

Una adecuada planificación de entregas mejora la cadena de suministro por varias razones creando una eficiencia operativa, asignando eficientemente los recursos (como vehículos, inventario, producto). Al cumplir con los plazos de entrega te vuelves en una empresa confiable para el mercado y mejora la satisfacción del cliente. Cuando optimizas rutas, minimizando distancias se reducen costos en combustible y los mantenimientos de las unidades, además contribuye a disminuir la huella ecológica del planeta. Lo más importante una cadena de suministro bien planificada es un factor diferenciador y clave en el mercado, desarrollando mayor competitividad (?).

La cadena de valor funciona para desarrollar una comprensión de cómo, dónde y cuánto valor creado del producto se alcanza en las etapas del producto a lo largo de la CS. La condición es que cada actividad a lo largo de la cadena de valor establecerá valor que sobrepase el costo de proporcionar el producto, lo que será beneficioso para la empresa (Closs *et al.*, 2011).

## 1.5 METODOLOGÍA

Se analiza y define el problema a resolver, se buscará una posible solución al problema buscando en la literatura correspondiente a fin de encontrarse posi-

bles formas de solución al problema estudiar las diferentes técnicas de solución, se identificarán la más adecuada para el problema de la investigación. Finalmente, el análisis de los resultados donde se profundiza toda la información para alcanzar las conclusiones correspondientes de la investigación.

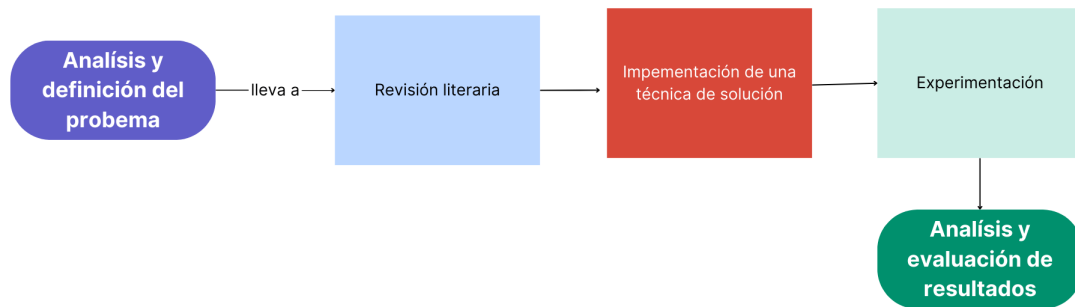


FIGURA 1.2: Metodología

## 1.6 ESTRUCTURA DE LA TESIS

La presente investigación está estructurada en los siguientes capítulos, el primer capítulo está compuesto por la introducción, la descripción del problema, los objetivos, la hipótesis, la justificación de la investigación. El segundo capítulo profundiza, los antecedentes del problema planteado, se identifican los principales conceptos relacionados con la temática propuesta, asimismo, las herramientas necesarias para la investigación. El tercer capítulo, desarrolla la metodología incluyendo el modelo matemático empleado. En el cuarto capítulo, se analizará el caso de estudio real. Finalmente, el capítulo cinco, se examinan los resultados y se presentan las conclusiones y consideraciones.

## CAPÍTULO 2

# ANTECEDENTES

---

Cuando se presentó la pandemia por COVID-19, la demanda de oxígeno medicinal aumentó significativamente, lo que evidenció la necesidad de contar con herramientas más robustas para mejorar su distribución. Esta investigación da continuidad a un sistema previo que asignó clientes a centros de distribución considerando diversos factores operativos. No obstante, dicho sistema presentó limitaciones en la programación eficiente de las entregas.

Con el objetivo de diseñar una nueva herramienta que permita cumplir con las entregas programadas y agendar a los clientes por día de la semana, se realizó una revisión bibliográfica exhaustiva. Para ello, se consultaron bases de datos académicas como *Scopus*, *ScienceDirect*, *SpringerLink* y *Google Scholar*, enfocándose en artículos publicados entre 2010 y 2023. Las palabras clave utilizadas incluyeron: *last-mile delivery*, *vehicle routing problem*, *medical oxygen distribution*, *clustering algorithms*, *supply chain optimization* y *home healthcare logistics*. Se dio prioridad a publicaciones en revistas indexadas relacionadas con logística, ingeniería industrial y operaciones, tales como *Computers & Industrial Engineering*, *European Journal of Operational Research* y *Transportation Research Part E*.

La investigación aborda un problema complejo que involucra características tanto de problemas típicos de clusterización como de problemas de asignación y

cubrimiento. Al fusionar elementos distintivos de estas tres áreas, el enfoque busca ofrecer una perspectiva integral para abordar desafíos que tradicionalmente se asocian con cada uno de estos dominios por separado.

La Figura 2.2 ilustra el método de asignación utilizado para resolver el problema de agrupamiento entre servidores y clientes. Se representa un conjunto de nodos que simulan a los clientes ( $j$ ), los cuales están conectados a un conjunto de servidores o centros de distribución ( $i$ ) mediante arcos que indican la relación o posibilidad de asignación. A la derecha se muestra la solución del problema, donde se identifican grupos de clientes asociados a un servidor específico, formando subconjuntos que reflejan la distribución final. Esta representación gráfica permite visualizar cómo se estructura la asignación óptima bajo criterios como distancia, capacidad o demanda, y constituye una herramienta clave para comprender la lógica del modelo matemático implementado (Martello y Toth, 2000).

A continuación, examinaremos algunas investigaciones similares y cómo se resolvieron, también se desarrollan métodos de asignación, cobertura y clusterización ya que los enfoques de estos problemas serían los más adecuados para la investigación.

Assent (2012) consideran los métodos de clusterización como algoritmos heurísticos porque utilizan enfoques aproximados para encontrar soluciones a problemas complejos de agrupamiento, donde no siempre es posible o práctico encontrar la solución óptima debido a la alta dimensionalidad y la naturaleza de los datos. El problema específico que se busca resolver en esta investigación consiste en diseñar una herramienta que permita agrupar y programar adecuadamente a los clientes de oxígeno medicinal, asignándolos a días específicos de la semana, de forma que se asegure el cumplimiento de las fechas de entrega y se reduzcan las ineficiencias logísticas. Esto implica superar las limitaciones del sistema anterior, incorporando criterios de localización, demanda y capacidad operativa para lograr una asignación eficiente y automatizada de rutas. De esta manera, se busca apoyar a la empresa del

caso de estudio en la planificación y distribución del producto en un entorno de alta demanda y dispersión geográfica.

## 2.1 MÉTODOS HEURÍSTICOS

Las heurísticas son estrategias o reglas generales que simplifican la toma de decisiones y la resolución de problemas. Estudiar las heurísticas es importante porque estas estrategias mentales simplificadas juegan un papel crucial en la toma de decisiones, la resolución de problemas y la eficiencia cognitiva en diversos campos (Tversky y Kahneman, 1974).

En psicología, las heurísticas son fundamentales para entender cómo las personas toman decisiones rápidas y efectivas en situaciones complejas y de incertidumbre. Investigadores como Daniel Kahneman y Amos Tversky, en su estudio seminal de 1974 titulado *\*Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases\**, demostraron cómo las heurísticas pueden llevar a sesgos cognitivos y errores sistemáticos, influyendo en comportamientos y percepciones humanas.

En economía, las heurísticas ayudan a comprender cómo las personas toman decisiones financieras y económicas bajo incertidumbre y limitaciones de información. Los estudios de economía del comportamiento han demostrado que las decisiones económicas a menudo se desvían de los modelos racionales debido al uso de heurísticas (Thaler y Sunstein, 2008).

En las ciencias sociales, las heurísticas son cruciales para comprender cómo las personas toman decisiones en contextos sociales y políticos. Los estudios han demostrado que las heurísticas influyen en las opiniones políticas, las decisiones de voto y el comportamiento social en general (Gigerenzer, 2008).

Los métodos heurísticos han demostrado ser aplicables en una amplia variedad de disciplinas, desde las ciencias sociales hasta la ingeniería y la optimización de

sistemas logísticos. Su utilidad radica en ofrecer soluciones aproximadas y eficientes a problemas complejos, donde los métodos exactos serían demasiado costosos computacionalmente.

De acuerdo con Blum y Roli (2003), las heurísticas pueden clasificarse en constructivas, de mejora local y metaheurísticas. Más recientemente, estudios como los de Kochenberger et al. (2014) y Talbi (2021) han profundizado en la categorización y aplicación de estos métodos, destacando su rol en problemas de asignación, cobertura y ruteo en la cadena de suministro.

Las heurísticas juegan un papel importante en la gestión de la cadena de suministro, ayudando a las empresas a tomar decisiones rápidas y efectivas en un entorno caracterizado por la incertidumbre y la complejidad. Las heurísticas se utilizan ampliamente para abordar problemas logísticos debido a su capacidad para proporcionar soluciones rápidas y eficientes cuando los métodos exactos son demasiado complejos o lentos. Aquí se describen algunas heurísticas comunes aplicadas en problemas logísticos específicos (Silver *et al.*, 2016). Existen métodos que describen algunas heurísticas comunes aplicadas en problemas logísticos específicos

Basado en heurísticas hay investigaciones muy comunes como, el Problema del Viajante (TSP), Heurística de Ahorros de Clarke y Wright, Heurística de Cantidad de Pedido Económica (EOQ), entre otros. Por otra parte, las heurísticas de clustering son métodos utilizados para agrupar datos eficientemente sin necesidad de conocer de antemano el número exacto de grupos o la estructura precisa de los datos. A continuación se presentan algunas heurísticas comunes empleadas en clustering:

Por otro lado, el algoritmo K-Medias (K-Means) también se considera heurístico porque no garantiza encontrar una solución globalmente óptima, sino que busca una solución suficientemente buena de manera eficiente. Es un método iterativo que se basa en una serie de pasos para minimizar una función objetivo (la suma de las distancias al cuadrado de cada punto al centroide más cercano) (Jiawei y Micheline, 2006).

La Heurística de Vecinos Más Cercanos (NN) asigna cada punto al mismo grupo que su vecino más próximo. Esta técnica es efectiva para conjuntos de datos donde los grupos son bien definidos y tienen forma esférica.

La Heurística de Aglomeración (*Hierarchical Agglomerative Clustering*) comienza considerando cada punto como un clúster independiente y luego fusiona iterativamente los clústeres más cercanos hasta cumplir con un criterio de parada previamente establecido.

La Heurística de Partición de Calidad (*Quality Threshold Clustering*) agrupa los datos en conjuntos que cumplen con un nivel mínimo de similitud, generalmente determinado por una medida de distancia o similitud predefinida.

En el siguiente apartado se detallan de mejor manera cada uno.

## 2.2 ALGORITMOS DE AGRUPAMIENTO

La clusterización, también conocida como agrupamiento, es una técnica fundamental en el análisis de datos y minería de datos. Su propósito principal es descubrir patrones y estructuras inherentes en conjuntos de datos, organizando elementos similares en grupos y separando aquellos que difieren. Este enfoque resulta particularmente valioso al trabajar con conjuntos de datos extensos y complejos (Rokach y Maimon, 2005). En el campo de la Estadística existen similitudes para resolver el problema de la investigación y se trata del clásico problema de clusterización (agrupamiento). (Jain *et al.*, 1999) explican que, en este problema, se busca identificar grupos de clientes (nodos) dentro de un sistema compuesto por estos nodos. Estos grupos se definen con base en alguna característica compartida, como su proximidad entre sí u otras propiedades específicas.

Los métodos de agrupamiento son flexibles y adaptables a diferentes tipos de datos y distribuciones, permitiendo su aplicación en una amplia variedad de domi-



nios y problemas. Estos algoritmos facilitan la exploración de patrones inherentes en los datos, mejorando la comprensión de las relaciones entre observaciones y revelando información valiosa que podría estar oculta en el conjunto de datos (Rokach y Maimon, 2005).

La automatización del proceso de agrupamiento que ofrecen estos métodos reduce la carga de trabajo manual y permite a los analistas concentrarse más en la interpretación de resultados que en la manipulación directa de los datos.

Los algoritmos de agrupamiento ofrecen una opción valiosa para explorar datos desconocidos y pueden revelar conexiones inesperadas. Existen diversos tipos de algoritmos de agrupamiento, dependerá del basado en la densidad y cómo manejan distintos tipos de datos. (Xu y Tian, 2015).

El algoritmo de agrupamiento se ha utilizado comúnmente en muchas investigaciones debido a su simplicidad y baja complejidad computacional (Kodinariya y Makwana, 2013). La agrupación de datos es una especie de la minería de datos que tiene como finalidad clasificar o agrupar aspectos de datos dentro de un conjunto de datos en función de sus similitudes y diferencias. La técnica de agrupación depende de cuántos números de grupos se generen y a partir de una serie de datos, que afecta a los resultados de la agrupación.

A continuación, se presenta el mapa conceptual de métodos de agrupamiento *clustering*, el cual se organiza en varias categorías principales, cada una con sus respectivos enfoques. En la Figura 2.1 se ilustran dichas categorías, y a continuación se describen brevemente sus principales características y métodos.

En el vasto campo de la minería de datos y el análisis de datos, existen numerosos métodos de agrupamiento, cada uno con sus propias ventajas y aplicaciones específicas. Sin embargo, para esta investigación, se ha decidido describir los principales métodos de agrupamiento: los basados en centroides y los jerárquicos.

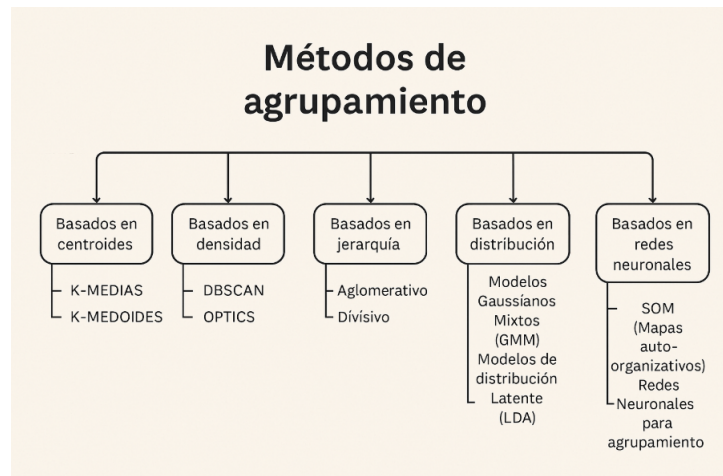


FIGURA 2.1: Mapa de algoritmos de agrupamiento

### 2.2.1 BASADOS EN CENTROIDES

Los algoritmos de agrupamiento basados en centroides son técnicas esenciales en el análisis de datos y en el aprendizaje automático, empleada para identificar estructuras y patrones ocultos en conjuntos de datos sin etiquetar. Dentro de los métodos de agrupamiento, los algoritmos basados en centroides son algunos de los más populares y ampliamente utilizados. Estos algoritmos funcionan identificando centros (o centroides) alrededor de los cuales los datos se agrupan. Los algoritmos basados en centroides son valorados por su simplicidad, eficiencia y capacidad para gestionar grandes conjuntos de datos. (Kodinariya y Makwana, 2013).

Los k-medias y k-medoides destacan su importancia son los más conocidos y utilizados, hay varias otras variantes y extensiones que también utilizan la idea de centroides para agrupar datos. Sin embargo, sólo se basaran en estos dos:

Los algoritmos de k-medias esta basado en definir clusteres de acuerdo a un centriode imaginario y las distancias de los nodos del cluster al centriode. Asimismo, autores se han apoyado de dicho algoritmo para segmentar a sus clientes en grupos homogéneos basándose en diversos comportamientos o características. Cada grupo está formado por datos que son más similares entre sí que a los datos de otros grupos.

La similitud se mide utilizando la distancia euclidiana (Syakur *et al.*, 2018).

Hay investigaciones donde abordan los K-medias, por ejemplo el autor Sharma aborda el desafío de enrutamiento o y reenvío de mensajes en redes oportunísticas (*Oppnets*) Se definen cuatro características de red cruciales para identificar posibles reenviadores de mensajes eficientes. Asimismo, se emplea un aprendizaje automático no supervisado a través de un algoritmo de agrupamiento k-Means optimizado para entrenar con estas características y tomar decisiones de selección de próximo salto.

Este Holzapfel se muestra un concepto de planificación un concepto de planificación para definir patrones de entrega repetitivos según los cuales las tiendas de un minorista de comestibles son abastecidas desde un centro de distribución. La aplicación de patrones de entrega repetitivos ofrece ventajas significativas al programar la fuerza laboral para el reabastecimiento de estantes, definir rutas de transporte cíclicas y gestionar las capacidades del almacén.

Los K-medoides es una variante del K-Means que intenta solucionar algunas de sus limitaciones, especialmente la sensibilidad a los valores atípicos. En lugar de usar la media de los puntos del clúster como centroide, K-Medoides utiliza puntos reales del conjunto de datos, llamados medoides (Park y Jun, 2009).

Varios autores y estudios han aplicado el algoritmo de K-Medoides en diferentes contextos debido a su robustez frente a valores atípicos y su capacidad para manejar datos con ruido. Li et al. (2000) en su trabajo utilizaron k-medoides como parte de su enfoque para la clasificación basada en patrones emergentes.

En el contexto de la logística y la programación de rutas, diversos estudios recientes han explorado el uso de algoritmos de agrupamiento como *K-Medoides* para mejorar la eficiencia de las entregas y la segmentación geográfica de clientes (Nguyen *et al.*, 2019).

A diferencia de k-medias, el algoritmo k-medoides utiliza puntos reales (medoides) en lugar de la media de los puntos del clúster, lo que lo hace más robusto frente

a valores atípicos. Sin embargo, puede ser computacionalmente más costoso que k-medias. Ambos algoritmos buscan minimizar la distancia dentro de los clústeres y agrupar datos en k clústeres predefinidos, mientras que k-medias utiliza la media de los puntos, k-medoides emplea puntos reales, lo que ofrece una mayor robustez a cambio de una mayor complejidad computacional.

En resumen, tanto k-medias como k-medoides son herramientas poderosas en el análisis de datos, cada una con sus propias ventajas y desventajas. Comprender cuándo y cómo utilizarlas puede marcar una diferencia significativa en la calidad de los análisis y en la toma de decisiones basada en datos.

### 2.2.2 BASADOS EN JERARQUÍA

Los agrupamientos jerárquicos son un método de análisis de datos que busca organizar elementos similares en grupos anidados, formando una estructura jerárquica. En este enfoque, la similitud entre elementos determina cómo se agrupan. Inicialmente, cada elemento se considera un grupo independiente, y luego se fusionan gradualmente en clústeres más grandes según su similitud (Johnson, 1967).

Este método puede ser aplicado en diversas disciplinas, como la minería de datos, la biología, la sociología y otras áreas donde la clasificación y organización de datos basada en similitudes sea esencial. La estructura jerárquica resultante permite una visualización intuitiva de las relaciones entre elementos y facilita la interpretación de la estructura de clústeres (Nielsen y Nielsen, 2016).

Los métodos jerárquicos se dividen en dos categorías principales: aglomerativo y divisivo. Cada uno de estos enfoques adopta una estrategia diferente para construir la jerarquía de clústeres.

El método de agrupamiento aglomerativo sigue estos pasos:

- **Inicialización:** Cada objeto comienza en su propio clúster, resultando en tan-

tos clústeres como objetos.

- **Iteración:** En cada etapa, se identifican los dos clústeres más similares y se fusionan en uno solo.
- **Repetición:** Este proceso se repite hasta que todos los objetos estén en un único clúster o se cumpla un criterio de parada.

Los criterios de vinculación para determinar la similitud entre clústeres incluyen:

- **Enlace único:** Distancia entre los puntos más cercanos de los clústeres.
- **Enlace completo:** Distancia entre los puntos más lejanos de los clústeres.
- **Enlace promedio:** Distancia promedio entre todos los puntos de los clústeres.
- **Método de Ward::** Minimiza la variación total dentro del clúster.

El resultado del proceso se representa generalmente en un dendrograma, un diagrama en forma de árbol que muestra las secuencias de fusiones o divisiones (Liao *et al.*, 2019).

La agrupación aglomerativa, también conocida como agrupación jerárquica, puede resultar muy útil en logística para tareas como la optimización de la ubicación del almacén y la gestión de la cadena de suministro. En este artículo los autores necesitan optimizar ubicaciones y minimizar costos de transporte (Ackermann *et al.*, 2014).

En el contexto de la investigación, en los artículos mencionados se vuelven especialmente relevante al explorar cómo los clústeres pueden influir en la eficiencia de los protocolos de enrutamiento.

Los algoritmos de agrupamiento divisivo, también conocidos como métodos de agrupamiento "de arriba hacia abajo", comienzan con todos los puntos de datos en

un solo grupo y los dividen de forma recursiva en grupos más pequeños. DIANA es uno de los algoritmos de agrupamiento divisivo más conocidos. Comienza con un único grupo que contiene todos los puntos de datos. En cada paso, se selecciona el grupo con el diámetro más grande (Hossen y Auwul, 2020).

En resumen, los métodos de agrupación tienen aplicaciones prácticas en escenarios del mundo real, ya sea en la coordinación posterior a un desastre, la optimización de rutas de vehículos o la gestión de clústeres en redes inalámbricas. Estos enfoques son fundamentales para mejorar la toma de decisiones y la eficiencia operativa en diversos dominios. Los algoritmos de agrupamiento jerárquico, tanto aglomerativos como divisivos, son herramientas poderosas en el análisis de datos, proporcionando una visión profunda de la estructura jerárquica de los datos. Su capacidad para revelar relaciones y patrones a múltiples niveles de granularidad los hace esenciales en muchas aplicaciones de minería de datos y análisis de datos. Entender cuándo y cómo utilizar estos métodos puede mejorar significativamente la calidad del análisis y las decisiones basadas en datos.

## 2.3 MÉTODOS DE ASIGNACIÓN

Los métodos de asignación son herramientas fundamentales empleadas en diversas disciplinas para distribuir eficientemente recursos, tareas o elementos. Estos métodos han evolucionado gracias a aportes de matemáticos, científicos de la computación, ingenieros industriales y especialistas en logística. En particular, la programación lineal y otros enfoques matemáticos han sido clave para su desarrollo y aplicación en contextos modernos como la logística y la optimización de redes de distribución (Pardalos *et al.*, 2014). Estos métodos implican la asignación de elementos desde un conjunto de origen hacia un conjunto de destino, teniendo en cuenta restricciones específicas y objetivos previamente definidos. Como se menciona, se busca la segmentación para calendarizar en seis zonas (lunes a sábado) los días de entrega de producto del centro de distribución finalmente al cliente final. En

el campo de la investigación de operaciones, surgen varios problemas que conducen a la formación de “grupos” de entidades o nodos, como es el caso del problema de asignación como se muestra en la Figura 2.2.

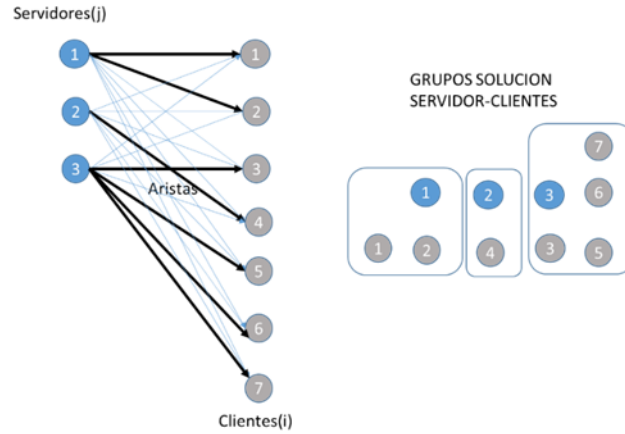


FIGURA 2.2: Método de asignación

Existen investigaciones que exploran problemas de asignación y pueden transformarse en problemas relacionados con la ruta, la distribución y la programación mediante la modificación de restricciones y la adición de nuevas. La solución de estos problemas, algunos de los cuales tienen complejidad exponencial, plantea desafíos, especialmente al tratar con instancias más grandes.

Seda (2022), en lugar de usar métodos heurísticos aproximados o estocásticos, se centra en el uso directo de modelos de programación entera mixta en el entorno *GAMS*. El autor destaca la capacidad de *GAMS* para resolver instancias mucho más grandes que en el pasado, sin requerir configuraciones de parámetros complejas (Seda, 2022).

El artículo proporciona códigos fuente que pueden ser útiles, especialmente porque *GAMS* no es tan conocido como *MATLAB Optimisation Toolbox*. Adicionalmente se hacen mediciones considerando las diferentes situaciones del problema.

También, los problemas de asignación pueden abordar políticas de almacenamiento, como en el caso de una tesis de maestría que presenta políticas más apropiadas.

das para los proveedores de logística de terceros de pequeñas y medianas empresas (SME-3PL) al tratar el problema de asignación de ubicación de almacenamiento (SLAP) (Myhr, 2020).

La implementación del método de asignación puede depender de varios factores a considerar como los recursos disponibles, el tamaño del conjunto de datos, la complejidad del problema, entre otros. Sin embargo, este problema, consta de un conjunto de servidores y un grupo diverso de clientes que deben ser atendidos. Resolver este problema implica organizar a los clientes en grupos relacionados a un servidor específico. La cantidad de servidores es extensa y compleja, no es posible implementar adecuadamente el método.

## 2.4 MÉTODOS DE COBERTURA

Los métodos de cobertura desempeñan un papel crucial en diversas disciplinas, especialmente en campos como la teoría de grafos, la optimización combinatoria y la logística. Su objetivo principal es la selección de un conjunto mínimo de elementos que abarque la totalidad de un conjunto más amplio, siendo esenciales para la eficiente asignación de recursos y la toma de decisiones en contextos donde se busca cubrir integralmente un conjunto específico.

En la teoría de grafos, se emplean métodos de cobertura para identificar conjuntos de nodos o arcos que permitan abarcar todos los elementos del grafo con la menor cantidad posible de selecciones. Este enfoque se aplica en problemas como la planificación de rutas, la conectividad de redes y la optimización de sistemas complejos. En la optimización combinatoria, los métodos de cobertura se utilizan para la selección de subconjuntos que cumplen con criterios específicos, siendo relevantes en problemas de asignación de recursos limitados. Además, en la logística, estos métodos resultan fundamentales para asegurar una cobertura eficiente de áreas geográficas o la distribución óptima de servicios (Johnson, 1973).



Un antecedente importante en este ámbito es el problema de la cobertura de conjuntos (*Set Cover Problem*), que representa un problema clásico en la teoría de la complejidad computacional. Se atribuye a Richard M. Karp la formulación del *Set Cover Problem* como un problema NP-completo en 1972, evidenciando la complejidad intrínseca de encontrar soluciones eficientes para este tipo de problemas. Desde entonces, los métodos de cobertura han experimentado evolución y aplicación en diversos contextos, abarcando desde la planificación logística hasta la optimización de algoritmos en inteligencia artificial (Karp, 2010).

Autores como Ghezavati *et al.* desarrollan artículos donde se presenta un nuevo modelo matemático destinado al diseño de redes de distribución en sistemas de cadena de suministro, considerando restricciones de nivel de servicio y optimizando decisiones estratégicas, tácticas y de asignación. Enfrenta la realidad de que en casos del mundo real, parámetros como la demanda, el tiempo de viaje y otros pueden cambiar con el tiempo, y aborda esta incertidumbre mediante escenarios discretos. El modelo propuesto incluye restricciones de nivel de servicio para evitar pérdidas de inventario en los centros de distribución (CD) y supone que la demanda del cliente sigue una distribución de Poisson, mientras que los CD tienen restricciones de radio de cobertura.

La resolución del modelo implica la selección y optimización de la ubicación de los CD, la asignación de clientes a los CD según el radio de cobertura y la determinación del mejor flujo de productos desde el proveedor hasta los CD y desde los CD hasta los clientes, todo con el objetivo de satisfacer la demanda de los clientes al menos con el nivel de servicio establecido. Para abordar este problema de programación entera no lineal, se propone una solución basada en un algoritmo genético y se presenta un nuevo método heurístico que se apoya en los resultados del algoritmo genético y en reglas optimizadoras.

En términos de resultados computacionales, se demuestra la efectividad y robustez del algoritmo genético, y se comparan sus resultados con un método heurísti-

co para evaluar la optimización del algoritmo genético. En conclusión, el modelo propuesto destaca por considerar la incertidumbre ambiental mediante escenarios discretos, así como por abordar restricciones de nivel de servicio y radio de cobertura, proporcionando una herramienta integral para el diseño eficiente de redes de distribución en cadenas de suministro. Se plantean también posibles direcciones futuras para la investigación en este campo. Por otra parte, se presenta este artículo que aborda la problemática de problemas de localización del mundo real que involucren un gran número de puntos de demanda (DP), lo que lleva a que los modelos de ubicación sean computacionalmente intratables. La agregación de DPs es una forma viable de abordar este problema, ya que permite agrupar los DPs originales en un conjunto más pequeño de DPs representativos. Sin embargo, la agregación de DPs conlleva inevitablemente una pérdida de información en los datos originales y resulta en errores en la solución de ubicación. El artículo propone un método de agregación de DPs, denominado método ACRS (Aproximado Common Reachability Set), que introduce errores cercanos a cero, especialmente para problemas de cobertura. Se centra principalmente en problemas de cobertura, ya que el método existente de Current y Schilling no es aplicable a casos más generales donde la cobertura de las instalaciones disminuye gradualmente. El ACRS aborda esta limitación refinando el concepto de Conjunto Común de Alcanzabilidad (CRS). El artículo demuestra la efectividad del método ACRS utilizando datos generados aleatoriamente y datos de una aplicación del mundo real. Además, destaca la importancia de considerar la calidad gradual de la cobertura en lugar de una definición binaria Jain *et al.* (1999).

El artículo de Melo *et al.* (2009) se centra en la identificación de ubicaciones eficientes para centros de distribución (*CD*) en sistemas logísticos. El diseño de sistemas logísticos eficientes implica equilibrar cuidadosamente los costos de instalaciones, inventario, transporte y la capacidad de respuesta al cliente. Se presenta un enfoque de modelado que proporciona una visión integral de estos factores en el contexto de la distribución de vehículos terminados por parte de un fabricante de automóviles. El conflicto inherente entre reducir costos mediante la centralización

de inventarios y mejorar la capacidad de respuesta al cliente acercando los productos al consumidor final destaca la importancia de tomar decisiones críticas sobre la ubicación de los *CD*. El artículo utiliza datos de costos de inventario y transporte en la economía estadounidense para respaldar la relevancia de estas decisiones.

El modelo propuesto por Nozick y Turnquist (2001) aborda la interacción compleja entre los costos de inventario, los costos de transporte y los niveles de servicio. El artículo destaca la importancia de comprender las compensaciones entre servicio y costo al tomar decisiones de ubicación. El procedimiento de análisis desarrollado ofrece una herramienta integral para evaluar y comprender estas compensaciones, facilitando la toma de decisiones óptimas en la ubicación de centros de distribución.

En el contexto de la investigación sobre la definición de conjuntos o grupos de clientes para un solo *CD*, los métodos de cobertura pueden ser relevantes. La cobertura en este caso podría referirse a la identificación de conjuntos de clientes que pueden ser atendidos eficientemente por un solo Centro de Distribución. Al aplicar técnicas de cobertura, se podrían agrupar clientes de manera que se minimicen los costos logísticos, considerando factores como la distancia, la demanda y la capacidad de respuesta al cliente.

En particular, el artículo que aborda la cobertura en la cadena de suministro mediante la identificación de ubicaciones para los centros de distribución (*CD*) proporciona un enfoque integrado para comprender y equilibrar los costos de instalaciones, inventario, transporte y capacidad de respuesta al cliente. Este enfoque puede inspirar la aplicación de métodos de cobertura en el diseño de la cadena de suministro, contribuyendo a la definición eficiente de conjuntos de clientes para un solo Centro de Distribución.

## 2.5 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

En resumen, al revisar la literatura existente, se evidencia que el problema de establecer conjuntos o grupos de clientes para un centro de distribución, considerando restricciones como distancia, tiempo, demanda y número de vehículos, ha sido abordado desde diversas perspectivas mediante el uso de métodos de asignación, cobertura y clusterización. Cada enfoque presenta soluciones distintas y adaptadas a diversos contextos logísticos. La conclusión general basada en estos métodos se destaca a continuación:

Los métodos de Asignación son enfoques que buscan asignar clientes a un centro de distribución de manera óptima, considerando factores como la demanda, la distancia y la capacidad del centro. Utilizan técnicas matemáticas para optimizar la asignación y minimizar los costos asociados. No obstante, es crucial tener en cuenta la complejidad computacional y la necesidad de ajustar los modelos a la dinámica cambiante de la demanda y las condiciones logísticas.

Los métodos de clusterización o agrupamiento de clientes emerge como una estrategia para formar grupos coherentes basados en similitudes geográficas, de demanda u otras características relevantes. Estos grupos pueden facilitar una distribución más eficiente al permitir estrategias específicas para cada conjunto. No obstante, es necesario considerar la heterogeneidad y dinámica de los datos para obtener agrupamientos efectivos.

Los métodos de Cobertura presentan soluciones en la problemática de definir conjuntos de clientes, los métodos de cobertura se centran en identificar conjuntos mínimos que cubran todos los elementos del conjunto de clientes. Estos enfoques son esenciales para asegurar eficiencia en la asignación de recursos y pueden aplicarse en situaciones que requieran cobertura completa con restricciones específicas.

En conjunto, estos métodos ofrecen perspectivas valiosas para abordar el pro-

blema planteado, cada uno con ventajas y consideraciones propias. La elección del enfoque dependerá de la naturaleza específica de los datos, las restricciones del problema y los objetivos logísticos particulares. Además, la integración de enfoques, como la combinación de métodos de asignación con técnicas de clusterización, podría representar una estrategia prometedora para abordar la complejidad en la definición de conjuntos de clientes en el contexto de un centro de distribución.

A continuación, se proporcionará la Tabla 2.1 exhaustiva que detalla las ventajas y desventajas...

| Método               | Ventaja                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                                |
|----------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Método de Asignación | La flexibilidad del método de asignación permite la configuración de grupos basados en diversos criterios. Al utilizar este enfoque, se pueden optimizar las asignaciones para garantizar una distribución eficiente y equitativa de los recursos, maximizando así la eficacia en la entrega de productos al cliente final (Nozick y Turnquist, 2001). |
| Método de Agrupación | La clusterización permite identificar patrones y similitudes entre diferentes entidades o nodos, lo que facilita la formación de grupos homogéneos (Jain <i>et al.</i> , 1999).                                                                                                                                                                        |
| Método de Cobertura  | La estructura de cobertura proporciona una base clara para la toma de decisiones logísticas al establecer conjuntos mínimos. Esto simplifica el proceso de planificación y ejecución al ofrecer una visión clara de las necesidades de cobertura y la asignación de recursos (Karp, 2010).                                                             |

TABLA 2.1: Tabla de ventajas de métodos logísticos

| Método               | Desventaja                                                                                                                                                |
|----------------------|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| Método de Asignación | La optimización de la asignación puede volverse más desafiante a medida que se introducen nuevos parámetros o restricciones (Seda, 2022).                 |
| Método de Agrupación | Si la heterogeneidad en los datos es significativa, la formación de grupos puede ser inexacta y llevar a decisiones logísticas subóptimas (Assent, 2012). |
| Método de Cobertura  | El método de cobertura puede tener limitaciones en entornos altamente dinámicos, donde los cambios operativos son frecuentes (Johnson, 1973).             |

TABLA 2.2: Tabla de desventajas de métodos logísticos

## CAPÍTULO 3

# METODOLOGÍA

---

En este capítulo, se detalla el modelo del algoritmo diseñado para abordar el problema de investigación. Se inicia con la propuesta de un método de solución específico, consistiendo del desarrollo del algoritmo personalizado y adaptado con las particularidades del problema, del caso de estudio. El objetivo principal de este algoritmo es agrupar nodos o clientes, considerando los aspectos del problema, y garantizar una implementación sencilla y eficaz.

### 3.1 CONTEXTO INICIAL Y DIFICULTADES EN LA DISTRIBUCIÓN DEL PRODUCTO DEL CASO DE ESTUDIO

En este capítulo, se explorará la evolución de las estrategias logísticas implementadas por la empresa para mejorar la eficiencia en la distribución de oxígeno medicinal. Se comienza con una introducción que resuma la problemática inicial y el contexto general de la investigación. Explica cómo el aumento de la demanda de oxígeno medicinal planteó desafíos logísticos significativos y la necesidad de encontrar soluciones eficientes. Asimismo, el algoritmo que plantea mejorar esa distribución.

La situación antes de la implementación de la investigación actual. La empresa cuenta con CEDIS y detalla cómo se gestionaban las entregas de producto antes del

aumento en la demanda. Resalta las dificultades específicas que surgieron debido a este incremento y la necesidad de una estrategia más eficiente. Para comprender mejor la situación, se realizó un análisis exhaustivo con el apoyo de Sistemas de Información Geográfica (SIG). Este análisis permitió visualizar la ubicación exacta de cada CEDIS y su proximidad a los clientes asignados.

Se recopilaron datos geográficos de los centros de distribución (CEDIS) y de los clientes, incluyendo coordenadas de latitud y longitud. Esta información se integró en un sistema de información geográfica (SIG) para crear mapas interactivos que mostraran la distribución espacial de los CEDIS, así como las áreas de servicio asignadas a cada uno.

El análisis espacial reveló varios puntos críticos. Algunos CEDIS presentaban áreas de cobertura superpuestas, mientras que otros abarcaban zonas excesivamente amplias, lo que generaba ineficiencias en las rutas de distribución. Además, se detectaron regiones con alta concentración de demanda que no estaban adecuadamente atendidas con la configuración actual de la red de distribución.

En ese momento, el método de asignación de clientes se basaba en parámetros como la distancia, el número de clientes y la demanda estimada. No obstante, este enfoque mostró limitaciones importantes, lo que evidenció la necesidad de diseñar una solución más eficiente.

A partir de estos hallazgos, se desarrolló un nuevo algoritmo para mejorar la asignación de entregas en seis días a la semana, con el objetivo de incrementar la eficiencia logística y atender de forma más efectiva la creciente demanda de oxígeno medicinal. Posteriormente, se actualizó el mapa logístico de la empresa mediante la reconfiguración de los puntos de asignación utilizando las mismas herramientas SIG empleadas en el análisis inicial.

La Figura 3.1 presenta un ejemplo del análisis SIG aplicado, destacando la distribución espacial de los CEDIS y la reasignación optimizada de las zonas de cobertura.



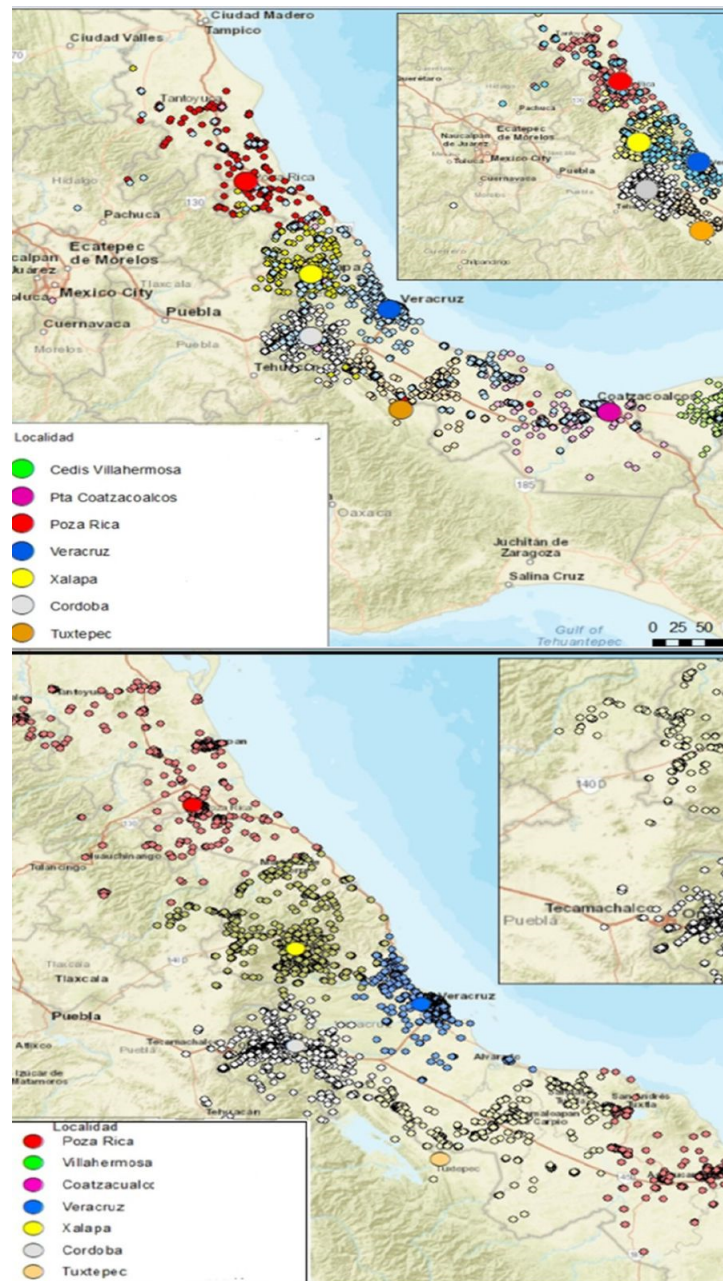


FIGURA 3.1: Análisis SIG aplicado al caso de estudio de la empresa

El método de asignación de clientes utilizado en ese momento se basaba en criterios como la distancia, el número de clientes y la demanda. Sin embargo, este enfoque presentaba varias limitaciones:

- Algunas áreas de servicio estaban superpuestas, mientras que otras eran excesivamente amplias, lo que resultaba en rutas de distribución ineficientes y tiempos de entrega prolongados.
- Algunos CEDIS estaban sobrecargados con un número excesivo de clientes, mientras que otros no utilizaban su capacidad máxima, lo que resultaba en un uso ineficiente de los recursos disponibles.
- La capacidad de respuesta a la demanda fluctuante no era óptima, lo que ocasionaba problemas en el abastecimiento y en la puntualidad de las entregas.

La necesidad de mejorar el proceso de asignación de entregas se volvió crucial por varias razones:

- El incremento constante en la demanda de oxígeno medicinal requería una respuesta más rápida y eficiente para satisfacer las necesidades de los clientes de manera oportuna.
- Crear un sistema flexible que pueda adaptarse a cambios en la demanda y escalar según sea necesario para atender un mayor número de clientes o nuevas áreas geográficas.
- Mejorar la eficiencia en las rutas de distribución al minimizar las distancias recorridas y reducir los tiempos de entrega.
- El algoritmo fue diseñado para asignar las entregas de manera óptima en 6 días de la semana, garantizando que cada CEDIS opere en su máxima capacidad sin sobrecargarse.

- La puntualidad y fiabilidad en las entregas son factores cruciales para la satisfacción del cliente. Mejorar estos aspectos podría fortalecer la relación con los clientes y la reputación de la empresa.

La implementación del nuevo algoritmo de asignación llevó a una actualización completa del mapa logístico de la empresa. Los nuevos puntos de asignación de clientes a los CEDIS, configurados utilizando las mismas herramientas de SIG empleadas en el análisis inicial, mostraron una mejora notable en la eficiencia de la distribución. Los resultados confirmaron que el nuevo enfoque no solo satisfacía mejor la demanda creciente de oxígeno medicinal, sino que también optimizaba los recursos y mejoraba la satisfacción del cliente. Asimismo, el nuevo algoritmo de asignación se diseñó considerando varios criterios y variables clave para optimizar la distribución. Esto incluye la utilización de una línea de apertura medida desde 0 a 90 grados para segmentar las zonas de distribución de manera eficiente, priorizando las entregas a clientes con mayor demanda y considerando la distancia al cliente más lejano en cada zona de servicio para optimizar las rutas y minimizar los tiempos de viaje y costos operativos. presenta varias mejoras significativas con respecto al anterior. Primero, al considerar criterios adicionales como la línea de apertura, la importancia de la demanda y la distancia al cliente más lejano, este algoritmo puede crear asignaciones más eficientes y equilibradas. Esto significa que las entregas se realizarán de manera más rápida y precisa, reduciendo los tiempos de viaje y los costos operativos.

Además, al priorizar las entregas a clientes con mayor demanda, el algoritmo garantiza una asignación óptima de recursos, maximizando la satisfacción del cliente y minimizando la posibilidad de escasez. Asimismo, al optimizar las rutas para minimizar los tiempos de viaje y los costos operativos, se mejora la eficiencia logística y se reduce el impacto ambiental.

En resumen, este nuevo algoritmo ofrece una solución más completa y eficiente para la asignación de entregas, lo que se traduce en una mejora significativa en la calidad del servicio, la eficiencia operativa y la satisfacción del cliente en comparación

con el algoritmo anterior.

## 3.2 PROCESO DE SELECCIÓN DE DATOS

El proyecto se enfoca en la segmentación y la programación de entregas de oxígeno medicinal. Para ello, se ha recopilado un conjunto de datos que incluye el número de clientes, sus ubicaciones geográficas y las ubicaciones de los centros de distribución en la zona de estudio. Una exploración exhaustiva de estos datos nos permitirá entender mejor su estructura y las interrelaciones entre las distintas variables. Se identificarán las características clave que impactan en el objetivo del estudio y se descartarán aquellas irrelevantes para mejorar la eficiencia del modelo. Al finalizar, se procederá a la interpretación y análisis de los resultados del modelo. Este análisis proporcionará conclusiones significativas y conocimientos valiosos sobre la segmentación planeada.

Para la recopilación de datos en este proyecto, se enfrentó a diversos desafíos significativos. La empresa de estudio guarda todos sus datos en una base de datos SQL. Como no tenía experiencia previa con este lenguaje, fue necesario dedicar tiempo considerable para aprender SQL y comprender cómo extraer la información necesaria.

Sin embargo, una vez adquiridos los conocimientos básicos de SQL, surgió otro obstáculo. El acceso a la base de datos estaba restringido por un VPN que no permitía conexiones fuera de la oficina. Esta limitación complicaba la descarga de los datos, especialmente cuando se necesitaba trabajar de forma remota. Dado que la extracción de datos mediante SQL desde fuera de la oficina se volvió impracticable. Se decidió optar por una solución alternativa y se migró los datos a Microsoft Access. Esta migración facilitó significativamente la manipulación y el análisis de la información.

Con los datos de demanda de los clientes ya en Excel y Access, fue mucho más

sencillo calcular la frecuencia de las necesidades de cada cliente. Utilizando estas herramientas, se pudo organizar los datos, realizar análisis y, finalmente, asignar un peso específico a cada cliente en función de su demanda. Este enfoque no solo simplificó el proceso de recopilación de datos, sino que también permitió un análisis más eficiente y preciso, asegurando que la información fuera útil para la toma de decisiones logísticas.

En el contexto del manejo y análisis de datos, es crucial disponer de un proceso estructurado y eficaz que permita extraer información significativa de grandes volúmenes de datos. Este trabajo describe un diagrama de flujo 3.2 que ilustra las fases clave en el proceso de análisis de datos, aplicado específicamente al estudio de la demanda, ubicación y asignación de los clientes. Dicho diagrama ofrece una visión clara y metódica de los pasos seguidos, desde la recopilación inicial de datos hasta la selección del software apropiado para su programación y análisis detallado.

El proceso inicia con la obtención de datos mediante consultas en el programa de datos SQL, asegurando una recolección precisa y enfocada. Después, se utiliza Microsoft Access para un análisis preliminar, donde se determinan promedios y frecuencias de las demandas de los clientes. Este análisis preliminar es crucial para identificar tendencias y patrones en los datos. Estos paquetes de software fueron los más adecuados para el proyecto debido a su fácil acceso y obtener un análisis exhaustivo y detallado. Este enfoque metódico y jerarquizado no solo garantiza la precisión en el manejo de datos, sino que también mejora la eficacia en la obtención de perspectivas para la toma de decisiones.

El diagrama de flujo que se presenta a continuación y proporciona una representación visual del proceso.

El siguiente paso implica el paso de información a archivos planos, utilizando archivos separados por comas (CSV). Esta estructura de archivos permite pasar la información a la aplicación en C++, facilitando un análisis y procesamiento más avanzado. El diagrama de flujo que se presenta a continuación proporciona una

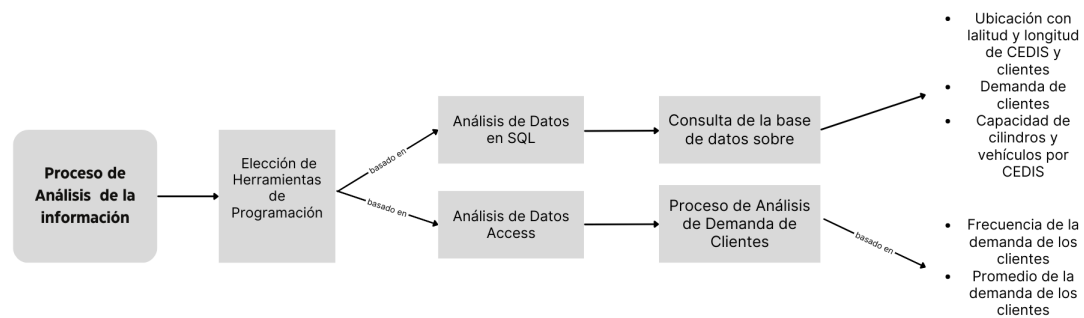


FIGURA 3.2: Metodología

representación visual del proceso completo, detallando cada fase desde la recolección de datos hasta el análisis final.

### 3.3 CRITERIOS Y MODELOS DE AGRUPACIÓN DE CLIENTES PARA LA GENERACIÓN DE RUTAS EN CENTROS DE DISTRIBUCIÓN

En el ámbito de la logística, la generación de rutas y la segmentación de clientes son procesos fundamentales para optimizar la distribución de productos y mejorar la eficiencia operativa. La generación de rutas implica el diseño de trayectos óptimos para la entrega de bienes, reduciendo tiempos y costos de transporte. Por su parte, la segmentación de clientes consiste en agrupar a los clientes en categorías específicas basadas en criterios como ubicación geográfica, volumen de pedidos y frecuencia de compra, lo que permite una mejor planificación y distribución de los recursos.

logísticos.

El valor de esta segmentación se basa en los siguientes criterios:

1. **Cantidad e importancia de clientes en cada segmento:** Esto se mide mediante una escala en la que la frecuencia de pedidos de cada cliente determina su valor. La fórmula para calcular el peso de un cliente  $i$  es:

$$\text{peso}_i = \left\lceil \frac{(Fr[i] - f_{\min})}{(f_{\max} - f_{\min})} \cdot (mw - 1) \right\rceil + 1$$

donde  $Fr[i]$  es la frecuencia de pedidos del cliente  $i$ ,  $f_{\min}$  y  $f_{\max}$  son las frecuencias mínima y máxima de los clientes, respectivamente, y  $mw$  es el valor máximo en la escala. El peso total para una zona  $z_j$  es la suma de los pesos de todos los clientes en esa zona:

$$P1 = \sum_{i \in z_j} \text{peso}_i$$

2. **Ángulo de apertura de la zona:** Este criterio valora el ángulo  $\theta$  de apertura de la zona. Un ángulo más amplio significa una peor ponderación. La fórmula es:

$$P2 = 1 - \frac{(\theta - \theta_{\min})}{(\theta_{\max} - \theta_{\min})}$$

donde  $\theta_{\min}$  y  $\theta_{\max}$  son los ángulos mínimo y máximo permitidos, respectivamente.

3. **Distancia al cliente más lejano:** Se evalúa la distancia del cliente más alejado desde el depósito. Un valor cercano al depósito es mejor, con una ponderación de 1, y una distancia mayor tiene un valor cercano a 0.

4. **Distancia entre clientes:** Se calcula una distancia media  $dm$  entre los clientes en la zona. Se crea una línea divisoria imaginaria y se mide la distancia de los clientes respecto a esta línea. Una distancia menor significa una mejor ponderación.

Estos criterios aseguran que las zonas segmentadas cumplan con los requisitos de factibilidad en términos de tiempo y demanda, aumentando la eficiencia de la logística. El algoritmo de segmentación evalúa la calidad de cada segmento basado en estos criterios y optimiza la segmentación para mejorar el servicio de distribución.

Se definirán 6 zonas, correspondientes a los días de entrega del producto. Los ángulos que definen cada zona,  $\alpha$  y  $\Delta$ , serán suficientes para determinar si un nodo está dentro de la zona. El primer ángulo se establecerá en una zona semi aleatoria del cuadrante, con un promedio de 60 grados para asignar los nodos dentro de la zona.

### 3.4 CONSTRUCCIÓN DEL MODELO DE SEGMENTACIÓN

El algoritmo consta de una serie de pasos que permiten dividir el área de estudio en distintas zonas, evaluando la calidad de cada una de ellas y optimizando su configuración.

En el modelo propuesto, se consideraron distintos parámetros clave para la asignación y agrupamiento de clientes. Los pesos de los clientes se representaron mediante  $\omega_{max}$  y  $\omega_{min}$ , correspondientes al peso máximo y mínimo permitido, respectivamente. Para definir el rango de cada zona en términos espaciales, se utilizaron los ángulos de apertura  $\theta_{max}$  y  $\theta_{min}$ , que determinan el sector angular cubierto por cada zona. Además, se introdujeron los coeficientes  $\beta_1$ ,  $\beta_2$  y  $\beta_3$  como factores de ponderación para ajustar la influencia relativa de distintos criterios de agrupamiento (como distancia, demanda o cercanía al centro de distribución). La variable  $I$  establece el número máximo de zonas que se pueden generar, mientras que  $\varepsilon$  se define como una cantidad pequeña (por ejemplo,  $\varepsilon = 1^\circ$ ), utilizada para incrementar o reducir gradualmente la apertura angular durante el proceso iterativo de ajuste. Se estableció una calidad de la zona con el fin de mejorar la precisión en la asignación de nodos dentro de cada área. Al definir y evaluar la calidad de cada zona, se puede determinar con mayor exactitud qué nodos son los más adecuados para asignarse a una región específica. Esto asegura que los nodos seleccionados cumplan con los criterios necesarios para operar eficientemente en su zona designada, optimizando así el rendimiento y la fiabilidad del sistema en su conjunto. El algoritmo considera para sus cálculos de calidad de zona y función objetivo, el modelo matemático suave



ya que el algoritmo puede calcular zonas que estén fuera de los rangos de ángulo y peso permitidos. Esta metodología permite una asignación más precisa y adaptable, garantizando que los nodos se sitúen en las posiciones óptimas para maximizar la eficacia del sistema.

El algoritmo se construye de la siguiente manera:

1. Iniciar en la zona cero.
2. Elegir un ángulo inicial entre 0 y 90 grados de forma aleatoria.
3. Definir un rango de apertura aleatorio para la zona actual basado en el ángulo elegido.
4. Calcular la calidad de la zona actual basándose en los nodos dentro de ella.
5. Si la calidad de la zona no cumple con un mínimo establecido, ajustar el rango de apertura para mejorarla.
6. Si la calidad de la zona es demasiado alta, reducir el rango de apertura para evitar excesos.
7. Obtener los valores de calidad de la zona actual.
8. Avanzar al siguiente ángulo de apertura y prepararse para la siguiente zona.
9. Repetir los pasos anteriores hasta cubrir todas las zonas o alcanzar un número máximo predefinido.
10. Sumar los valores de calidad de todas las zonas para evaluar la solución general del sistema.

Una vez que se hayan definido los clústeres, es crucial evaluar la calidad de cada uno. Definir la calidad en el contexto del algoritmo implica establecer criterios objetivos y relevantes para evaluar y comparar diferentes áreas en función de sus atributos específicos. En nuestro caso, los criterios para determinar la calidad de un

clúster incluyen el peso de los nodos dentro del clúster, el tamaño de apertura del clúster y la distancia del nodo más lejano al depósito.

Para construir una solución efectiva del sistema, es esencial contar con información precisa, como las coordenadas de cada cliente y del depósito asignado, así como la demanda de los clientes. El algoritmo identificará si un nodo está o no dentro de un clúster según sus coordenadas en el cuadrante, adaptándose si se encuentra entre las dos líneas que definen el segmento radial semiabierto.

Una vez que se haya definido una zona, se evaluará su calidad según tres criterios: la cantidad e importancia de clientes en el segmento, el ángulo de apertura de la zona y la distancia al cliente más lejano. Es importante considerar que no todos los clientes tienen el mismo peso, ya que su demanda puede variar. Por ejemplo, un cliente con mayor demanda tendrá un peso mayor.

Los pasos para el proceso incluyen iniciar en la zona cero, elegir un ángulo inicial de forma aleatoria, definir un rango de apertura para la zona actual, calcular la calidad de la zona, ajustar el rango de apertura según sea necesario, obtener los valores de calidad de la zona actual, avanzar al siguiente ángulo y prepararse para la siguiente zona. Este proceso se repite hasta cubrir todas las zonas o alcanzar un número máximo predefinido. Finalmente, se suman los valores de calidad de todas las zonas para evaluar la solución general del sistema.

Como se puede apreciar en la siguiente figura 3.3, el método trabaja el algoritmo con una zona después de establecerse va sucesivamente con la siguiente hasta cumplir las 6 zonas necesarias.

### 3.5 MODELACIÓN MATEMÁTICA SUAVE

La suavidad, en el contexto de algoritmos, se refiere a la habilidad para generar resultados que no muestran fluctuaciones abruptas ni cambios súbitos, sino

que exhiben una transición progresiva y uniforme. Un algoritmo suave es aquel que reduce las oscilaciones y el ruido en los datos analizados, ofreciendo una salida más consistente y predecible.

Para construir una solución efectiva del sistema, es esencial contar con información precisa, como las coordenadas de cada cliente y del depósito asignado, así como la demanda de los clientes. El algoritmo identificará si un nodo está o no dentro de un clúster según sus coordenadas en el cuadrante, adaptándose si se encuentra entre las dos líneas que definen el segmento radial semiabierto.

La función objetivo y las restricciones del modelo se describen a continuación:

### 3.5.1 FUNCIÓN OBJETIVO

La función objetivo es:

$$\max: Z = \sum_i (\beta_1 P_{1i} + \beta_2 P_{2i} + \beta_3 P_{3i}) - \lambda \left( \sum_i \nu_i \right) - \kappa \left( \sum_i \varpi_i \right) \quad (3.1)$$

donde:

- $\beta_1, \beta_2, \beta_3$  son los coeficientes de ponderación.
- $\lambda$  y  $\kappa$  son parámetros de penalización.
- $\nu_i$  y  $\varpi_i$  son las variables de penalización.

### 3.5.2 RESTRICCIONES

1.

$$P_{1i} = \frac{P'_{1i} - w_{\min}}{w_{\max} - w_{\min}}$$

Para todo  $i$  y para todo  $j$ ,  $\Omega_{ij} \in (\alpha_i, \Delta_{i,j})$ .

2.

$$P'_{1i} = \sum_j (\text{peso}_j \cdot \Omega_{ij})$$

Para todo  $i$  y para todo  $j$ ,  $\Omega_{ij} \in (\alpha_i, \Delta_{i,j})$ .

3.

$$P'_{1i} - w_{\text{máx}} \leq \nu_i$$

Para todo  $i$ .

4.

$$P_{2i} = 1 - \frac{\Delta_i - \Delta_{\text{mín}}}{\Delta_{\text{máx}} - \Delta_{\text{mín}}}$$

Para todo  $i$ .

5.

$$\Delta_{\text{mín}} - \Delta_i \leq \varpi_i$$

Para todo  $i$ .

6.

$$d_{\text{máx},i} \geq d_j \cdot \Omega_{ij}$$

Para todo  $i$  y para todo  $j$ .

7.

$$P_{3i} = 1 - \frac{d_{\text{máx},i}}{d_{\text{máx},g}}$$

Para todo  $i$ .

### 3.5.3 NATURALEZA DE LAS VARIABLES

- $0 < \alpha_i < 360^\circ$

- $0 < \Delta_i < 90^\circ$

- $d_{\max,i} \geq 0$
- $P_{1i} \geq 0$
- $P_{2i} \geq 0$
- $P_{3i} \geq 0$
- $\nu_i \geq 0$
- $\varpi_i \geq 0$

### 3.5.4 PARÁMETROS DE PONDERACIÓN

Los parámetros de ponderación deben cumplir:

$$\beta_1 + \beta_2 + \beta_3 = 1 \quad (3.2)$$

donde  $\beta_1, \beta_2, \beta_3 \geq 0$ .

En este modelo, utilizamos los mismos índices  $i$  y  $j$  del modelo anterior, pero se agregan variables de penalización. La cantidad de peso mayor al máximo ( $\nu_i$ ) como se establece en (4) se considera un parámetro para la función de penalización  $\lambda(x)$ . Cuando el peso es menor al mínimo, se penaliza restando valor al objetivo. Asimismo, el valor del ángulo menor al mínimo ( $\varpi_i$ ), como se establece en (6), se considera un parámetro para la función de penalización  $\kappa(x)$ . No se considera un valor mayor al máximo porque esto también restaría valor al objetivo.

## 3.6 SIMULACIÓN DIARIA

La simulación es una herramienta crucial en la planificación y optimización de operaciones. Permite anticipar el comportamiento del sistema bajo diversas condi-

ciones y tomar decisiones basadas en datos simulados en lugar de en supuestos o conjeturas. En este contexto, la simulación diaria nos proporciona una visión clara de cómo se comportará el sistema en un día de trabajo típico.

Para la simulación de un día de labor, es fundamental conocer el número de órdenes que se ejecutarán en ese día. Para ello, se puede calcular el promedio y la desviación estándar de las órdenes en una zona específica, obtenida dentro de un período de estudio. Este análisis se complementa con la frecuencia de los pedidos de los clientes, el período de espera (**ESPERA**), los días en que se solicita la entrega de la mercancía (**FECHA\_PROMETIDA**), y la fecha en que se realizó la orden (**FECHA\_ORDEN**).

Para la simulación, se contemplan aproximadamente 150 órdenes diarias, obtenidas según el historial de demanda. Antes de realizar la simulación, se creó una base de datos utilizando datos históricos de demanda de clientes, extraídos de SQL, abarcando un periodo de 4 meses.

Se calculó la desviación estándar utilizando el método de la campana y se obtuvo el promedio de las órdenes generadas en un día típico (150 órdenes). Posteriormente, se ponderó a los clientes según su frecuencia de pedido semanal: algunos clientes realizaban más de 2 pedidos por semana, mientras que otros solo entre cero y uno.

El rango de órdenes diarias (**OD**) se calcula utilizando la fórmula:

$$OD = [\mu \pm \sigma Z] \quad (3.3)$$

donde  $Z = 1.28155$  corresponde al valor  $z$  para un nivel de confianza del 90 %.

Dado que:

$$OD = [150 \pm 61 \times 1.28155] \quad (3.4)$$

Calculamos:

$$OD_{\max} = 150 + 61 \times 1.28155 = 228 \quad (3.5)$$

$$OD_{\min} = 150 - 61 \times 1.28155 = 71 \quad (3.6)$$

A continuación, se debe crear un conjunto  $LC$  y generar  $J$  órdenes para  $I$  días. La cantidad de órdenes para el día de simulación se debe generar de acuerdo con la probabilidad de que un cliente emita una orden. En total, debemos generar  $I \times J$  órdenes dentro del conjunto  $LC$ :

$$LC = [lc_{(i,j)} = \text{gendia}(FLC) \mid i \in I, j \in J] \quad (3.7)$$

Para la generación de órdenes:

1. Se simula un cliente  $i$  al azar.
2. Se genera un número aleatorio entre 0 y 1. Si este número cae dentro de la probabilidad del cliente, el cliente es elegido.
3. El mismo cliente no puede ser elegido más de una vez en el mismo día.

La cantidad máxima de cilindros que un cliente puede pedir se estima utilizando la media y la desviación estándar de la cantidad de artículos ordenados por el cliente. La fórmula utilizada es:

$$CL = [\sigma Z + \mu] \quad (3.8)$$

donde  $Z = 1.28155$  para un nivel de confianza del 90 %.

La Tabla 3.1 presenta una simulación de las órdenes en el sistema. El objetivo es elegir las órdenes que sean más convenientes de cumplir, considerando ciertos criterios de selección.

| Día (i) | Num.orden (j) | Cliente | Grupos | Cantidad | Espera |
|---------|---------------|---------|--------|----------|--------|
| 1       | 1             |         | 2      | 2        |        |
| 1       | 2             |         | 2      | 1        |        |
| ⋮       | ⋮             | ⋮       | ⋮      | ⋮        | ⋮      |
| I       | J             |         | 3      | 1        |        |

TABLA 3.1: Datos de órdenes generadas

La Tabla 3.2 describe los parámetros establecidos para manejar las órdenes en función del retraso permitido. Estos criterios permiten priorizar adecuadamente qué órdenes conviene atender primero, basándose en su antigüedad y tolerancia al retraso.

| Día (i) | Descripción           | Retraso permitido                 |
|---------|-----------------------|-----------------------------------|
| 1       | Día anterior a HOY    | Retraso permitido: hasta 1 día    |
| 2       | Dos días antes de HOY | Retraso permitido: hasta 2 días   |
| ⋮       | ⋮                     | ⋮                                 |
| I       | Día I antes de HOY    | Retraso permitido: máximo posible |

TABLA 3.2: Descripción del manejo de órdenes según el retraso permitido

Para seleccionar los pedidos, con estos datos, y utilizando un Problema de Ruteo de Vehículos (VRP) y el algoritmo del vecino más cercano, se generaron rutas para estimar el tiempo y la distancia a recorrer para atender a los clientes con alta demanda.

1. **Comenzamos con el Día 1:** Revisamos los pedidos con un día de espera.
2. **Luego el Día 2:** Revisamos los pedidos con uno o dos días de espera.



3. **Continuamos con los siguientes días:** De manera similar, revisamos los pedidos con más días de espera.

Los pedidos pueden provenir de diferentes grupos de clientes. Para priorizar:

- **Primera preferencia:** Pedidos del grupo del día actual.
- **Segunda preferencia:** Pedidos de grupos contiguos al del día actual.

Debemos cumplir al menos con la cantidad mínima de pedidos  $OD_{\min}$  sin exceder la cantidad máxima  $OD_{\max}$ . Si la cantidad de pedidos es mayor que la máxima, se deben priorizar los pedidos con retraso hasta ajustar la cantidad adecuada.

La figura 3.4a continuación muestra los tiempos de espera que se deben cubrir.

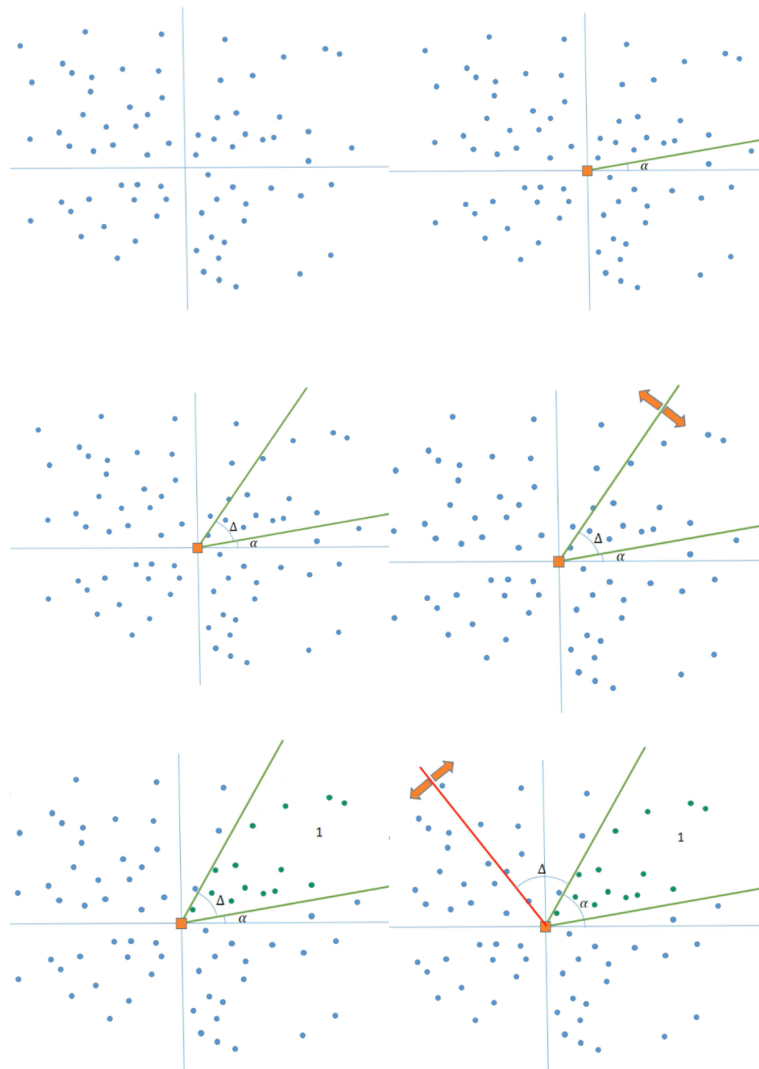


FIGURA 3.3: Algoritmo para describir la conformación de 6 zonas

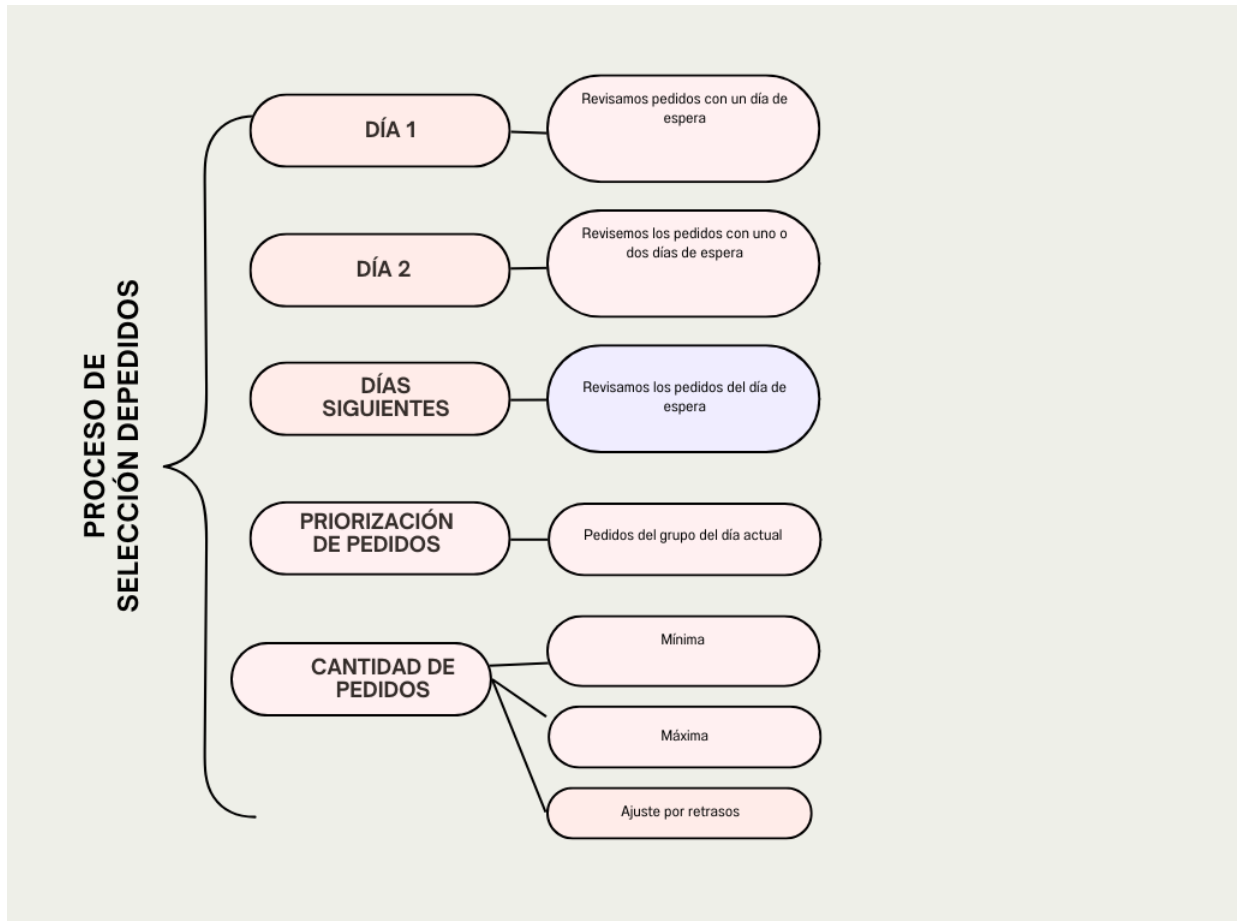


FIGURA 3.4: Proceso de selección de pedidos

## CAPÍTULO 4

# EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS

---

Para evaluar la efectividad de la estrategia de segmentación de clientes recomendada, se llevó a cabo un proceso de experimentación. En primer lugar, se realizó la segmentación de los clientes con base en criterios definidos. Posteriormente, se simuló la generación de órdenes diarias y se diseñaron las rutas de distribución correspondientes, con el objetivo de analizar el desempeño de la solución propuesta.

### 4.1 RECOPIACIÓN Y ORGANIZACIÓN DE DATOS

El proceso de recopilación de datos inició con la extracción de información desde una base de datos remota alojada en SQL Server. Dado que el acceso a esta base requería el uso de VPNs y permisos administrativos adicionales, se implementó un procedimiento de migración de datos para optimizar su disponibilidad y procesamiento.

En primera instancia, se obtuvieron las coordenadas geográficas (latitudes y longitudes) de los clientes y depósitos, junto con información detallada sobre las entregas de mercancía, como fechas de despacho, volúmenes transportados y otros parámetros operativos clave. Esta información se exportó en formato CSV, lo que permitió su compatibilidad con diversas herramientas de análisis y facilitó su mani-

pulación en etapas posteriores.

Para mejorar la eficiencia en la gestión de los datos, los archivos CSV fueron importados a una base de datos local en Microsoft Access. Este paso permitió estructurar la información en tablas relacionales, optimizando la ejecución de consultas y la integración con otros sistemas sin necesidad de depender de una conexión permanente a la base de datos remota. Además, la utilización de Access permitió realizar depuraciones y transformaciones en los datos, asegurando su coherencia y facilitando su posterior procesamiento.

Finalmente, la información almacenada en Microsoft Access fue convertida a un formato compatible con la aplicación desarrollada para la investigación. Este proceso garantizó la correcta integración de los datos en la simulación de escenarios de distribución, asegurando que las pruebas y análisis se llevaran a cabo con información precisa y estructurada. El desarrollo del software se realizó en lenguaje C++ y su ejecución se llevó a cabo en una computadora portátil personal con procesador Intel(R) Core(TM) i5-10300H CPU @ 2.50GHz y una memoria RAM instalada de 8.00 GB (7.83 GB utilizable). Esta configuración resultó suficiente para realizar las simulaciones requeridas sin necesidad de recursos de cómputo avanzados.

## 4.2 SEGMENTACIÓN DE CLIENTES

Con el objetivo de generar zonas de atención eficientes para la distribución, se desarrolló un algoritmo de segmentación en C++, aprovechando su eficiencia y manejo de estructuras de datos complejas. Se emplearon librerías estándar y específicas para manipulación de archivos, coordenadas y cálculos espaciales. La integración con Microsoft Access permitió importar datos de 39 centros de distribución mediante archivos compatibles.

El sistema inicia al crear un nuevo proyecto desde la opción “Nuevo sistema”, lo que habilita la carga de información de un CEDIS y sus clientes. La interfaz per-

mite visualizar una tabla con datos clave (nombre del CEDIS, número de clientes, promedio de órdenes, distancia máxima), como se observa en la , así como ejecutar la segmentación de forma automática, como se muestra en Figura 4.1, el comportamiento del sistema es estable.

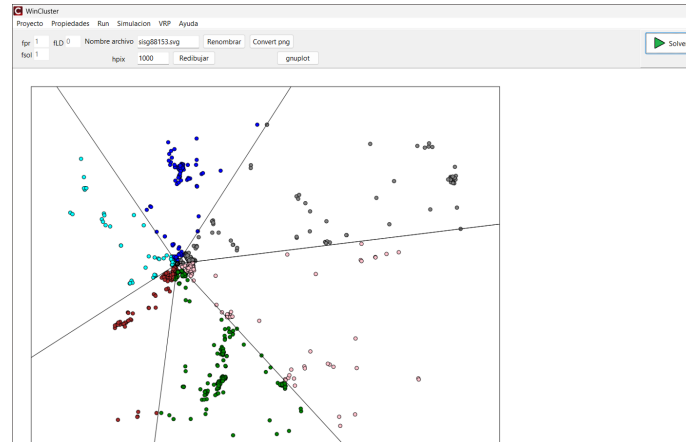


FIGURA 4.1: Comportamiento del programa cuando segmenta al sistema

El algoritmo segmenta a los clientes en zonas radiales distribuidas en seis sectores desde el centro de distribución, equilibrando la carga de trabajo entre zonas. Para evaluar la eficacia de la segmentación, se establecieron criterios de selección para los centros de distribución y sus clientes:

1. Distribución homogénea de clientes en torno al CEDIS.
2. Distancias dentro de los límites operativos.
3. Información completa sobre demanda y localización.
4. Suficiente cantidad de clientes registrados.

Con base en estos criterios, se seleccionaron los CEDIS adecuados para continuar con la simulación de órdenes y análisis del desempeño logístico.

Este sistema fue cargado en el software desarrollado en C++, el cual permite visualizar gráficamente la ubicación geográfica de los clientes mediante un plano

cartesiano dividido en seis zonas. Esta división es clave para la lógica del algoritmo, ya que permite una distribución más equilibrada de los clientes alrededor del centro de distribución.

Los puntos que representan a los clientes están repartidos equitativamente en los seis cuadrantes, cumpliendo con uno de los principales criterios para aplicar el modelo de segmentación. Esto garantiza una carga de trabajo más balanceada por zona, evitando concentraciones excesivas en regiones específicas.

A partir de esta segmentación, se aplicó el procedimiento de simulación de órdenes diarias, generando listas de pedidos para cada cliente con base en la demanda estimada. Posteriormente, se diseñaron rutas de distribución considerando parámetros logísticos clave como la distancia máxima entre nodos ( $d_{maxg}$ ), los pesos mínimos y máximos por ruta, el promedio de carga y la apertura Delta.

### 4.3 FUNCIONAMIENTO DEL PROGRAMA Y PRUEBA DE CASO

Con el objetivo de validar la funcionalidad del algoritmo propuesto, se eligió el sistema identificado con el ID **88153**, correspondiente a un centro de distribución ubicado en **Pachuca, Hidalgo**, con coordenadas geográficas  $20.06805^\circ$  N,  $-98.7425^\circ$  O. Este sistema cuenta con un volumen operativo considerable: un total de **735 clientes** y **6,374 órdenes** generadas entre el 30 de enero y el 8 de agosto de 2023, lo que representa un periodo de 163 días.

Este caso fue seleccionado por su complejidad intermedia, caracterizada por:

- Un número elevado de clientes en una zona geográfica con dispersión media.
- Una demanda promedio de **39 órdenes** por cliente, con una desviación estándar de 15.

- Tiempos de espera promedio de **3 días**, con una desviación de 2 días.

#### 4.3.0.1 PARÁMETROS UTILIZADOS

Para la ejecución del algoritmo, se emplearon los siguientes parámetros de segmentación:

- **Número de zonas de reparto:** 6
- **División espacial:** radial, con ángulos de 60° desde el centro de distribución
- **Distancia máxima permitida por zona:** 150 km
- **Equilibrio de carga:** basado en la demanda promedio
- **Tolerancia de desviación de carga:**  $\pm 10\%$

#### 4.3.0.2 CARGA Y EJECUCIÓN DEL ALGORITMO

La información del sistema fue consolidada en una base de datos **.csv** generada a partir de SQL Server, la cual contenía los siguientes campos: ID del cliente, latitud, longitud y demanda promedio. Esta base fue depurada y estructurada en *Microsoft Access* para su revisión.

Posteriormente, el archivo fue procesado por el algoritmo desarrollado en **C++**. El programa leyó las coordenadas, calculó el ángulo de cada cliente respecto al CEDIS y los asignó a una de las seis zonas de reparto, considerando tanto la ubicación como la carga de demanda. El objetivo fue mantener el equilibrio entre zonas y no exceder el límite de distancia establecido.



#### 4.3.0.3 RESULTADO DEL CASO 88153

La segmentación del sistema 88153 resultó exitosa, cumpliendo con los criterios de distancia y balance de carga. El siguiente resumen presenta los principales indicadores obtenidos:

El resultado se consideró **satisfactorio** ya que:

- Ninguna zona excedió los 150 km de radio establecidos.
- Las cargas entre zonas se mantuvieron dentro del rango de tolerancia del  $\pm 10\%$ .
- La segmentación respeta los criterios operativos y logísticos esperados.

Este caso demuestra que el algoritmo es capaz de procesar conjuntos de datos reales de alta densidad, brindando una solución viable para la planificación de entregas regionales.

A continuación se describe el procedimiento que fue aplicado al sistema con identificador **88153**, cuyo análisis se muestra a lo largo de esta sección.

1. **Selección del sistema:** El primer paso consiste en seleccionar el identificador del sistema que se desea analizar. En este caso, se eligió el sistema 88153 desde la interfaz principal del programa.
2. **Ejecución del *solver*:** Una vez seleccionado el sistema, se ejecuta el *solver*, que activa el algoritmo de segmentación. El programa procesa los datos de ubicación (latitud y longitud) y demanda de los clientes asociados al sistema.
3. **Evaluación de factibilidad:** Al terminar el procesamiento, el programa muestra una ventana emergente donde informa si el sistema es **factible** o **no factible**, es decir, si fue posible segmentar correctamente a los clientes bajo los parámetros establecidos. En el caso del sistema 88153, el resultado fue:

- Estado: **Factible**
- Tiempo de ejecución:
- Tiempo de ejecución: 0.2810 h
- Clientes asignados: 735
- Calidad de segmentación: 0.4708

Esta información puede observarse en la Figura 4.2.

Todas las duraciones mencionadas en este capítulo están expresadas en horas, salvo que se indique lo contrario.

4. **Confirmación y generación de zonas:** Al presionar el botón OK, el programa genera una nueva ventana que muestra la segmentación de los clientes en 6 grupos o zonas geográficas. Cada grupo corresponde a un rango angular desde la ubicación del centro de distribución, definido previamente en el algoritmo.

Esta segmentación busca asegurar que cada zona tenga una carga balanceada y que los clientes estén lo más cercanos posible al CEDIS en términos de distancia radial. La representación visual de este resultado puede verse en la Figura 4.3.

Este flujo representa una interfaz sencilla pero poderosa para validar rápidamente sistemas logísticos bajo diferentes configuraciones de parámetros. La capacidad de identificar la factibilidad, calidad y tiempos de ejecución permite comparar distintos escenarios y evaluar el rendimiento del algoritmo en condiciones reales.

#### 4.3.1 VALIDACIÓN OPERATIVA MEDIANTE SIMULACIÓN DE RUTAS

Una vez segmentados los clientes en 6 grupos, el objetivo principal del algoritmo queda cubierto: asignar clientes a un nodo de distribución (en este caso, el sistema 88153) considerando parámetros de **distancia y tiempo** aceptables. La factibilidad del sistema y el valor de calidad obtenidos respaldan esta asignación inicial.

| ID Sistema | Clientes | Órdenes Totales | Prom. Órdenes | Distancia Máxima (km) |
|------------|----------|-----------------|---------------|-----------------------|
| 88153      | 735      | 6,374           | 39            | 143.2                 |

TABLA 4.1: Resumen del sistema 88153 tras la ejecución del algoritmo

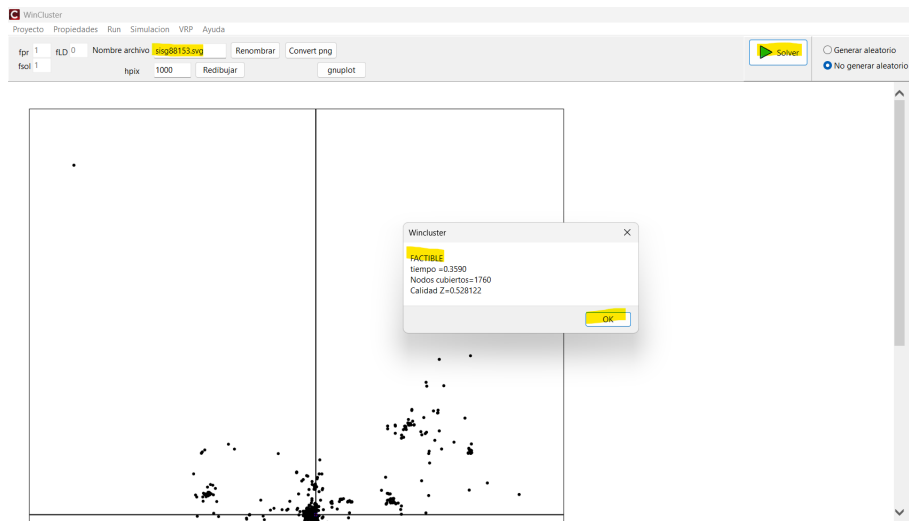


FIGURA 4.2: Ventana emergente con resultados del solver para el sistema 88153

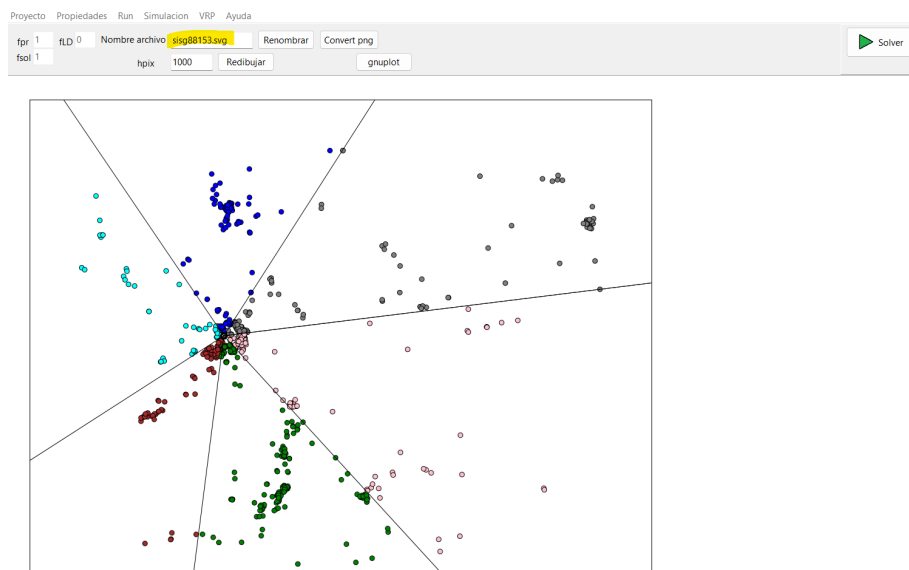


FIGURA 4.3: Distribución de los clientes en 6 zonas segmentadas

Sin embargo, para verificar si las rutas pueden llevarse a cabo de forma práctica, se decidió realizar una validación adicional mediante una simulación de rutas tipo VRP . Esta simulación permite analizar la viabilidad de atender a los clientes asignados organizando entregas en una planificación semanal, distribuidas en 6 días: de lunes a sábado.

**ACCESO A LA SIMULACIÓN:** El programa cuenta con una pestaña específica para esta función, denominada **Simulación**. Al hacer clic en esta sección y seleccionar **Lista de órdenes**, el sistema despliega un plan de rutas simuladas para los días de operación.

**INTERPRETACIÓN DE RESULTADOS:** La interfaz presenta información detallada por día de entrega. Por ejemplo:

Este enfoque permite identificar no solo si la asignación es válida, sino también si las rutas generadas cumplen con la capacidad operativa diaria, distribuyen la carga de forma equitativa a lo largo de la semana, y priorizan correctamente a los clientes más importantes.

A través de esta simulación, se valida que el nodo seleccionado puede cumplir con los requerimientos logísticos del sistema, tanto en términos de cobertura geográfica como de organización operativa.

Una vez validada la factibilidad y segmentación de clientes, el sistema permite generar una **lista de órdenes diarias**, que organiza la secuencia de visitas a clientes en función del grupo asignado y los parámetros de prioridad y demanda.

Esta funcionalidad representa un paso crucial, ya que permite verificar la carga diaria de trabajo, optimizar la planificación de rutas y anticipar posibles cuellos de botella en días con mayor concentración de clientes.

| Parámetro             | 88153   | 88158   | 88301  | 88302    | 88356   | 88357    |
|-----------------------|---------|---------|--------|----------|---------|----------|
| Clientes              | 735     | 728     | 315    | 1760     | 6238    | 754      |
| Promedio de órdenes   | 39      | 28      | 22     | 150      | 619     | 75       |
| Distancia máxima (km) | 126.667 | 140.418 | 71.739 | 218.778  | 226.795 | 166.332  |
| Calidad de la zona    | 0.2660  | 0.03440 | 0.4626 | 0.528122 | 0.4897  | 0.218633 |

TABLA 4.2: Sistemas seleccionados por tamaño y factibilidad

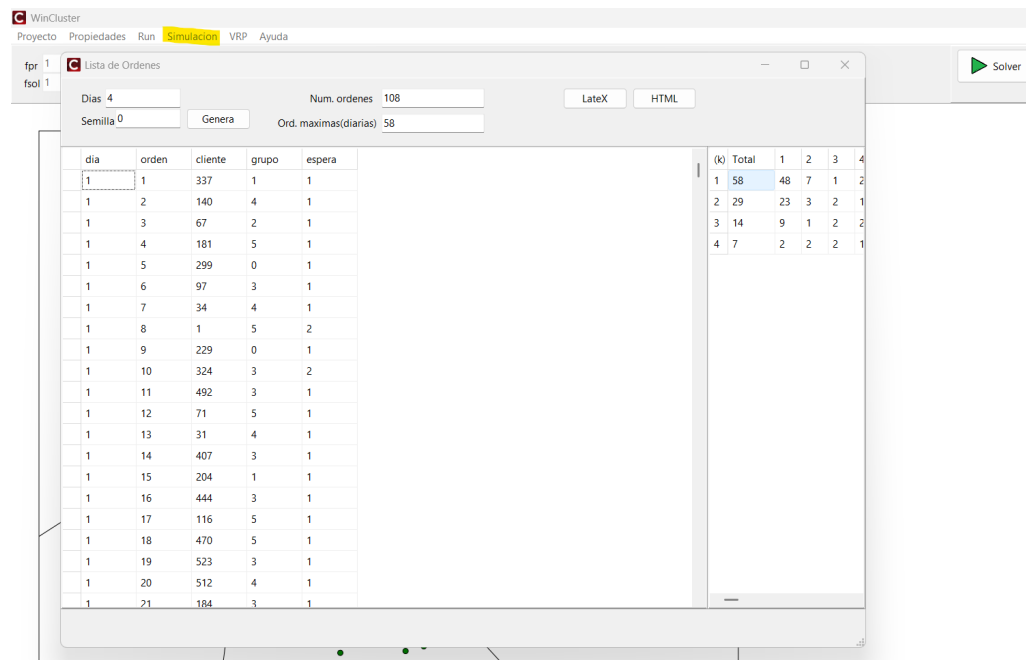


FIGURA 4.4: Pantalla de simulación de rutas con lista de órdenes y días asignados

EJEMPLO DÍA 1 (LUNES): En la siguiente figura se muestra cómo el sistema genera automáticamente la lista de órdenes correspondientes al Día 1. Este día inicia con la visita al cliente 337, y contempla un total de **28 clientes** asignados para ser atendidos.

EJEMPLO DÍA 2 (MARTES): De forma similar, la figura siguiente muestra la planificación para el Día 2. En este caso, se generan un total de **39 órdenes**, lo cual representa una mayor carga operativa para ese día.

OBSERVACIONES: Esta funcionalidad permite analizar:

- La secuencia de atención de clientes por día.
- La distribución de la carga operativa durante la semana.
- La posible necesidad de ajustes por capacidad vehicular o tiempos de servicio.

Este análisis diario aporta una validación adicional para asegurar que la segmentación de clientes y la asignación al nodo 88153 no solo es en términos de distancia, sino también viable desde el punto de vista operativo.

Con base en el análisis del sistema 88153, se confirma que el algoritmo desarrollado cumple satisfactoriamente con los objetivos establecidos. La segmentación de los 735 clientes en seis zonas fue realizada respetando los parámetros de distancia, carga equilibrada y tolerancia, mientras que la generación de órdenes por día demostró la viabilidad operativa de las rutas planificadas en un horizonte de seis días.

Este resultado valida la funcionalidad general del programa para escenarios de complejidad intermedia y permite avanzar hacia una evaluación más amplia del algoritmo.

Form8

Ordenes generadas 28 Dia 1 Genera

| i  | cliente | grupo | espera | dia | demanda |
|----|---------|-------|--------|-----|---------|
| 1  | 337     | 1     | 1      | 1   | 1       |
| 2  | 204     | 1     | 1      | 1   | 1       |
| 3  | 187     | 1     | 1      | 1   | 1       |
| 4  | 222     | 1     | 1      | 1   | 1       |
| 5  | 44      | 1     | 1      | 1   | 1       |
| 6  | 337     | 1     | 1      | 1   | 1       |
| 7  | 496     | 1     | 1      | 1   | 1       |
| 8  | 494     | 1     | 1      | 1   | 1       |
| 9  | 255     | 1     | 1      | 3   | 1       |
| 10 | 67      | 2     | 2      | 1   | 1       |
| 11 | 239     | 2     | 2      | 1   | 1       |
| 12 | 438     | 2     | 2      | 1   | 1       |
| 13 | 392     | 2     | 2      | 1   | 1       |
| 14 | 438     | 2     | 2      | 2   | 1       |
| 15 | 299     | 0     | 0      | 1   | 1       |
| 16 | 229     | 0     | 0      | 1   | 1       |

Criterio 1 9

Criterio 2 5

Criterio 3 14

|  |  |  |  |
|--|--|--|--|
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |
|  |  |  |  |

FIGURA 4.5: Lista de órdenes generadas para el Día 1 (lunes): Cliente 337 al inicio

Form8

Ordenes generadas: 39 Dia: 2 Genera

| i  | cliente | grupo | espera | día | demanda |
|----|---------|-------|--------|-----|---------|
| 1  | 67      | 2     | 2      | 1   | 1       |
| 2  | 239     | 2     | 2      | 1   | 1       |
| 3  | 438     | 2     | 2      | 1   | 1       |
| 4  | 392     | 2     | 2      | 1   | 1       |
| 5  | 438     | 2     | 2      | 2   | 1       |
| 6  | 97      | 3     | 3      | 1   | 1       |
| 7  | 492     | 3     | 3      | 1   | 1       |
| 8  | 407     | 3     | 3      | 1   | 1       |
| 9  | 444     | 3     | 3      | 1   | 1       |
| 10 | 523     | 3     | 3      | 1   | 1       |
| 11 | 184     | 3     | 3      | 1   | 1       |
| 12 | 641     | 3     | 3      | 1   | 1       |
| 13 | 465     | 3     | 3      | 1   | 1       |
| 14 | 388     | 3     | 3      | 1   | 1       |
| 15 | 673     | 3     | 3      | 1   | 1       |
| 16 | 489     | 3     | 3      | 1   | 1       |

Criterio 1: 5  
Criterio 2: 25  
Criterio 3: 9

FIGURA 4.6: Lista de órdenes generadas para el Día 2 (martes): 39 clientes programados



### 4.3.2 RESULTADOS DE OTROS SISTEMAS FACTIBLES

Además del caso detallado anteriormente, se procesaron otros cinco subsistemas que fueron seleccionados por ser los más representativos en cuanto a complejidad operativa. Estos sistemas destacan por su gran tamaño, elevado número de clientes y cumplimiento exitoso de los criterios de factibilidad definidos.

La elección de estos sistemas se basó en los siguientes aspectos:

- Representan los casos más grandes disponibles, con alta cantidad de clientes y órdenes.
- Cumplieron con los criterios de factibilidad del modelo: balance de carga, distribución radial adecuada, y distancias máximas aceptables entre nodos.
- Presentan una dispersión geográfica adecuada que desafía al algoritmo sin exceder sus límites.

Dado que estos sistemas ponen a prueba de forma rigurosa el desempeño del algoritmo, se consideró innecesario realizar pruebas adicionales con sistemas más pequeños, ya que no aportarían evidencia sustancial sobre la robustez del modelo en condiciones exigentes.

La Tabla 4.3 resume los resultados obtenidos para los sistemas seleccionados, los cuales cumplen con los criterios de tamaño, dispersión y factibilidad necesarios para probar el algoritmo.

Cabe destacar que, aunque los sistemas **88302** y **88356** presentan distancias máximas superiores al límite operativo de 150 km, fueron considerados factibles debido a que dichas distancias extremas corresponden a casos atípicos o zonas marginales que no comprometen la eficiencia general del sistema. En ambos casos, la mayoría de los clientes se encuentran dentro del radio operativo aceptable, y la carga de trabajo se mantuvo equilibrada. Esto permitió que el algoritmo segmentara adecuadamente

las zonas y generara rutas viables tanto en términos de tiempo como de carga, cumpliendo con los objetivos de planificación logística establecidos. Esta consideración se señala en la Tabla 4.3 mediante una nota al pie, que aclara esta excepción dentro del análisis de factibilidad.

A continuación, se presenta una visualización de la segmentación geográfica correspondiente a cada uno de estos sistemas. Las imágenes muestran cómo se agruparon los clientes de acuerdo con los criterios del algoritmo: distancia, equilibrio de carga y distribución por zonas.

Cada uno fue evaluado con el mismo procedimiento: carga de datos, ejecución del algoritmo, validación de factibilidad y análisis de segmentación. Los resultados permiten generalizar que el algoritmo es robusto, incluso ante escenarios de alta complejidad logística.

### 4.3.3 EJEMPLO DE UN SISTEMA NO VIABLE

En esta sección se presenta el sistema con ID **88200**, correspondiente a la zona *Medicinales Centro, Tda Azcapotzalco Medicinales*, como ejemplo de un caso en el que el algoritmo no logra cumplir con los criterios establecidos de factibilidad.

Este sistema cuenta con un total de **1629 clientes** y una demanda acumulada de **16266 órdenes** registradas entre el 28 de febrero de 2023 y el 8 de agosto de 2023, es decir, en un periodo de 162 días. El promedio de órdenes diarias es de 100, con una desviación estándar de 22. La espera promedio es de 1 día, con desviación estándar de 0, lo que indica un flujo constante de pedidos. Las coordenadas geográficas del centro son: latitud 19.461711 y longitud -99.177003.

Al ejecutar el algoritmo de segmentación con el objetivo de distribuir la carga en rutas factibles para ser cubiertas en 6 días a la semana (de lunes a sábado), el sistema arrojó como resultado un mensaje de **“No factible”**. Esto se debe principalmente

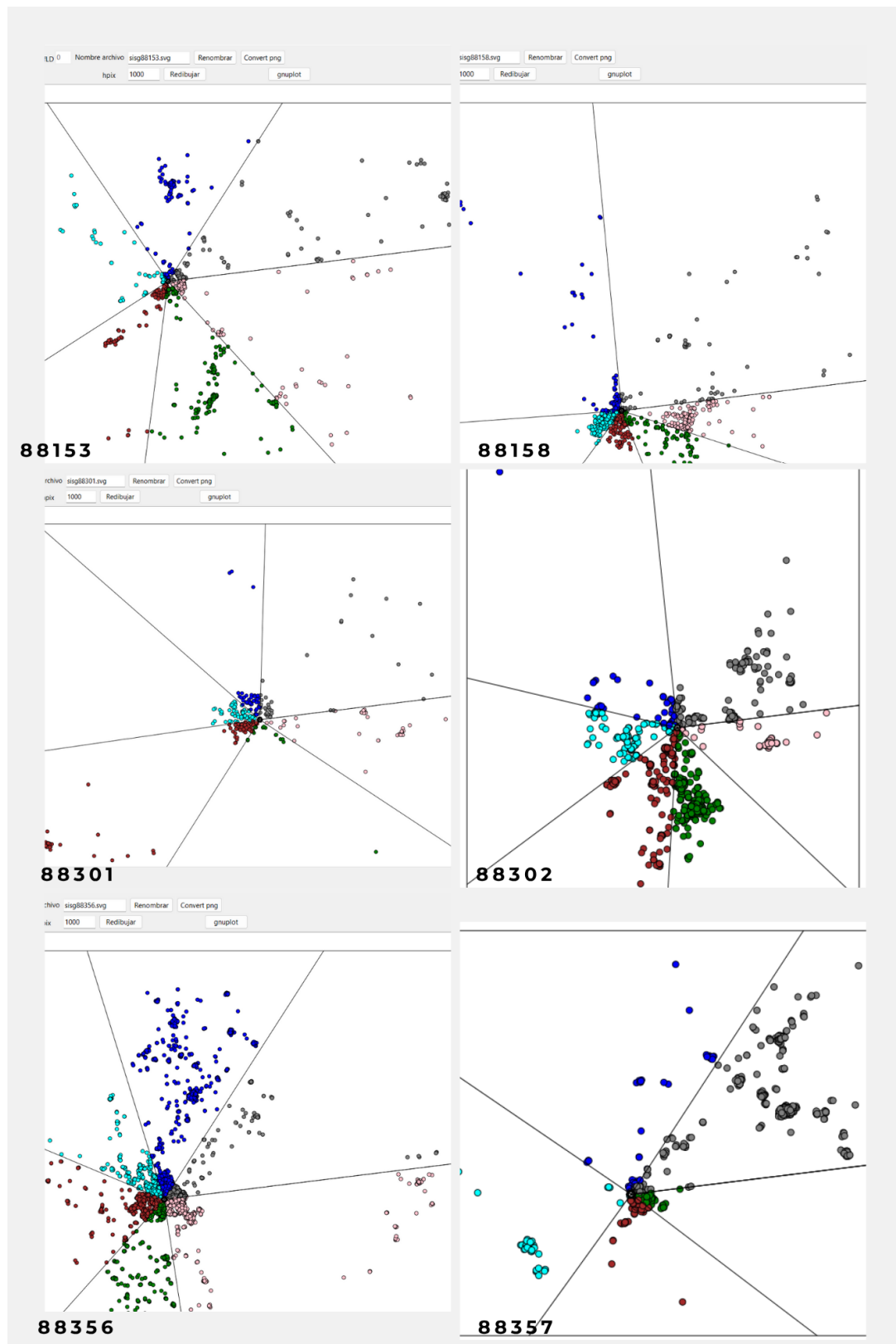


FIGURA 4.7: Segmentación de clientes en los seis sistemas factibles

a que la cantidad de nodos (clientes) es excesiva para ser atendida en el periodo establecido, incluso considerando una distribución balanceada.

A continuación, se presenta la tabla con la información del sistema y la imagen que muestra el mensaje generado por el programa:

### 4.3 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO DE EXPERIMENTACIÓN

A lo largo de este capítulo se analizaron los resultados obtenidos tras la aplicación del algoritmo de segmentación geográfica y asignación de rutas a diversos sistemas de distribución. Se presentaron tanto casos factibles como no factibles, lo cual permitió evaluar el comportamiento del modelo bajo diferentes condiciones operativas.

En particular, se comprobó que el algoritmo es capaz de generar zonas de reparto viables para sistemas con un número razonable de clientes y demandas diarias, respetando la restricción de atención en un máximo de seis días. Se documentaron seis casos representativos que cumplieron con los criterios establecidos, permitiendo una segmentación efectiva de las rutas.

Por otro lado, también se expuso un caso no factible, el cual destaca las limitaciones del modelo ante sistemas con una cantidad excesiva de nodos. Este análisis fue fundamental para identificar los factores que afectan la factibilidad del sistema, como el volumen total de clientes, la dispersión geográfica y la demanda diaria.

En resumen, los resultados obtenidos validan la utilidad del algoritmo como herramienta de apoyo para la toma de decisiones logísticas, al mismo tiempo que revelan los límites operativos bajo los cuales es necesario replantear estrategias o segmentar aún más los sistemas complejos.

TABLA 4.3: Sistemas seleccionados por tamaño y factibilidad

| <b>Parámetro</b>      | <b>88153</b> | <b>88158</b> | <b>88301</b> | <b>88302</b> | <b>88356</b> | <b>88357</b> |
|-----------------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|--------------|
| Clientes              | 735          | 728          | 315          | 1760         | 6238         | 754          |
| Promedio de órdenes   | 39           | 28           | 22           | 150          | 619          | 75           |
| Distancia máxima (km) | 126.667      | 140.418      | 71.739       | 218.778      | 226.795      | 166.332      |
| Calidad de la zona    | 0.2660       | 0.03440      | 0.4626       | 0.528122     | 0.4897       | 0.218633     |

TABLA 4.4: Resumen de información del sistema 88200 (No Factible)

|                                    |                                                  |
|------------------------------------|--------------------------------------------------|
| <b>Centro</b>                      | 88200                                            |
| <b>Coordenadas</b>                 | Lat: 19.461711, Lon: -99.177003                  |
| <b>Periodo</b>                     | 28/02/2023 – 08/08/2023 (162 días)               |
| <b>Total de órdenes</b>            | 16,266                                           |
| <b>Promedio de órdenes diarias</b> | 100                                              |
| <b>Desviación estándar (orden)</b> | 22                                               |
| <b>Espera promedio</b>             | 1 día                                            |
| <b>Clientes</b>                    | 1629                                             |
| <b>Resultado del algoritmo</b>     | <b>NO FACTIBLE</b>                               |
| <b>Motivo</b>                      | Exceso de nodos; no es posible atender en 6 días |

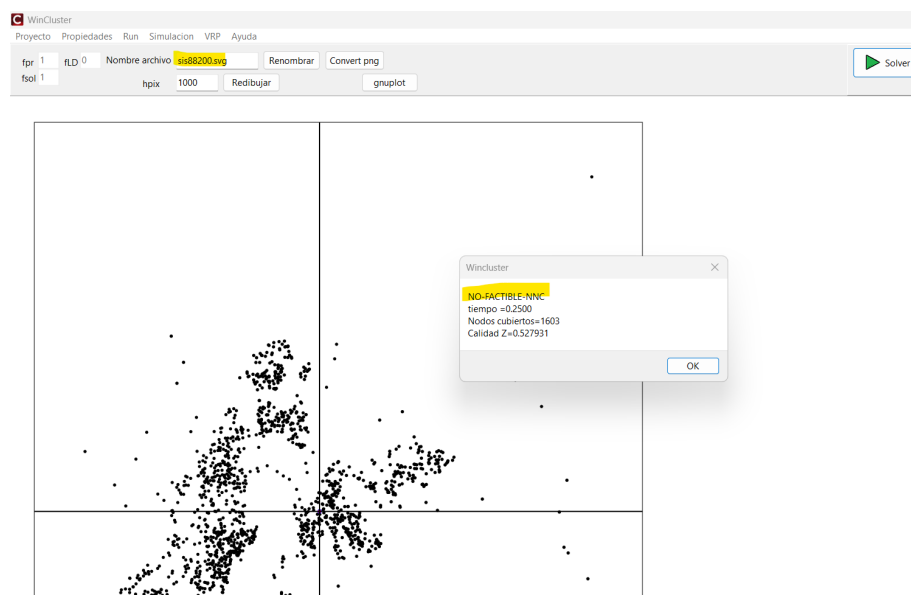


FIGURA 4.8: Mensaje del sistema indicando que no se cumple con el parámetro de factibilidad.

## CAPÍTULO 5

# CONCLUSIONES

---

El objetivo principal de esta investigación fue desarrollar una herramienta matemática que facilitara la organización de entregas mediante la segmentación de clientes por día de la semana, considerando criterios como la ubicación geográfica, la demanda y la distancia al centro de distribución. Este enfoque cobró particular relevancia en escenarios de alta demanda, como el suministro de oxígeno medicinal durante la pandemia de COVID-19, donde los desafíos logísticos exigían soluciones innovadoras y efectivas.

A lo largo de este estudio, se diseñó e implementó un algoritmo en lenguaje C++ capaz de segmentar clientes en zonas de atención basadas en coordenadas geográficas, nivel de demanda y proximidad al centro de distribución. Esta segmentación se realizó utilizando una estructura radial de seis zonas, lo cual permitió una distribución equilibrada de la carga de trabajo entre rutas, contribuyendo a una mejor eficiencia operativa.

La hipótesis planteada al inicio del trabajo fue comprobada: si se desarrolla una herramienta basada en criterios de agrupamiento espacial y demanda, entonces es posible cumplir con las entregas programadas. El algoritmo logró agendar clientes de forma eficiente, priorizando a los más relevantes, y respetando los límites de distancia y tiempo establecidos por la empresa.

Se evaluaron un total de 39 sistemas con diferentes configuraciones. De estos, se seleccionaron los cinco más grandes en términos de datos, volumen de clientes y complejidad logística. Esta selección obedeció a que dichos sistemas representarían los mayores desafíos para el modelo, permitiendo así una prueba rigurosa de su capacidad. Como todos los sistemas seleccionados resultaron factibles bajo los criterios establecidos (distancia máxima de 150 km, cumplimiento de entregas en menos de 9 horas, y balance de carga), se puede inferir que el algoritmo también funcionaría adecuadamente en sistemas más pequeños o con menor dispersión geográfica.

La validación operativa se realizó mediante simulación de rutas, siguiendo el enfoque del *Vehicle Routing Problem* (VRP). Esta simulación confirmó que el modelo genera rutas prácticas y ejecutables, adecuadas para la planificación semanal. Adicionalmente, se observó que el sistema tiene la capacidad de priorizar órdenes con base en la criticidad de la entrega, lo cual representa una ventaja significativa en contextos de emergencia o alta presión operativa, como incendios, contingencias médicas o desastres naturales.

Los beneficios de la herramienta desarrollada se extienden más allá de la operación diaria. Su capacidad de estructurar órdenes, generar rutas equilibradas y facilitar la visualización geográfica de los clientes convierte al algoritmo en una solución integral que puede integrarse dentro de un sistema más amplio de planificación logística y control de entregas.

Desde una perspectiva de cadena de suministro, la solución propuesta aporta valor a la empresa al facilitar una planificación más precisa, reducir tiempos de entrega y mejorar el servicio al cliente. Además, permite una mejor utilización de los recursos logísticos disponibles, incrementa la capacidad de respuesta ante situaciones imprevistas y promueve decisiones estratégicas basadas en datos. De esta manera, el algoritmo contribuye directamente a fortalecer la eficiencia, la flexibilidad y la resiliencia de toda la red de suministro.

En resumen, esta investigación logró cumplir con sus objetivos y validó la



hipótesis propuesta, desarrollando una solución robusta, adaptable y escalable que mejora significativamente la eficiencia en la distribución de productos, contribuye a la toma de decisiones y fortalece la resiliencia logística en situaciones complejas.

## 5.1 CONTRIBUCIONES

Esta investigación ofrece las siguientes aportaciones relevantes:

- Desarrollo de un algoritmo robusto que segmenta clientes geográficamente con base en criterios de equilibrio de carga, distancia y demanda.
- Capacidad de priorizar órdenes según el nivel de urgencia, lo que permite su uso en escenarios críticos como emergencias sanitarias, incendios o desastres naturales.
- Integración de simulaciones tipo *Vehicle Routing Problem* (VRP) para validar rutas semanales considerando carga operativa y distribución equitativa por días.
- Apoyo a la toma de decisiones logísticas mediante visualizaciones de rutas, cargas y zonas de servicio, facilitando la interpretación operativa de los resultados.
- Aplicabilidad práctica del algoritmo a redes logísticas reales, con potencial de integración a herramientas empresariales existentes.

## 5.2 TRABAJOS A FUTURO

A partir de los resultados obtenidos, se plantean las siguientes líneas de investigación como extensión del presente estudio:

- Incluir modelos de inventario como el Punto de Reorden (*Reorder Point Model*) y la Cantidad Económica de Pedido (*Economic Order Quantity, EOQ*) para optimizar la gestión de inventarios en los CEDIS.
- Considerar la cantidad de tanques de oxígeno que pueden entregarse diariamente para mejorar la planificación de rutas y la eficiencia en la atención a la demanda.
- Ampliar el algoritmo para permitir que un CEDIS pueda atender órdenes de clientes que originalmente no le fueron asignados, en casos de contingencia o sobrecarga.
- Escalar el algoritmo para manejar volúmenes mayores de clientes y órdenes, manteniendo la eficiencia operativa y la segmentación efectiva.
- Analizar la contribución del algoritmo dentro de la cadena de suministro, evaluando su impacto en términos de resiliencia, eficiencia y sostenibilidad logística.

# BIBLIOGRAFÍA

---

- ACKERMANN, M. R., J. BLÖMER, D. KUNTZE y C. SOHLER (2014), «Analysis of agglomerative clustering», *Algorithmica*, **69**, págs. 184–215.
- ASSENT, I. (2012), «Clustering high dimensional data», *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, **2**(4), págs. 340–350.
- CHOPRA, S. y P. MEINDL (2007), *Supply Chain Management: Strategy, Planning, and Operation*, tercera edición, Pearson Education, Upper Saddle River, NJ.
- CLOSS, D. J., C. SPEIER y N. MEACHAM (2011), «Sustainability to support end-to-end value chains: the role of supply chain management», *Journal of the Academy of Marketing Science*, **39**(1), págs. 101–116.
- GHEZAVATI, V. R., M. JABAL-AMELI y A. MAKUI (2009), «A new heuristic method for distribution networks considering service level constraint and coverage radius», *Expert Systems with Applications*, **36**(3), págs. 5620–5629.
- GIGERENZER, G. (2008), «Why heuristics work», *Perspectives on psychological science*, **3**(1), págs. 20–29.
- HOSSEN, M. B. y M. R. AUWUL (2020), «Comparative study of K-means, partitioning around medoids, agglomerative hierarchical, and DIANA clustering algorithms by using cancer datasets», *Biomed. Stat. Informatics*, **5**(1), pág. 20.
- JAIN, A. K., M. N. MURTY y P. J. FLYNN (1999), «Data clustering: a review», *ACM Computing Surveys*, **31**(3), págs. 264–323.

- JIawei, H. y K. MICHELINE (2006), *Data mining: concepts and techniques*, Morgan kaufmann.
- JOHNSON, D. S. (1973), «Approximation algorithms for combinatorial problems», en *Proceedings of the fifth annual ACM symposium on Theory of computing*, págs. 38–49.
- JOHNSON, S. C. (1967), «Hierarchical clustering schemes», *Psychometrika*, **32**(3), págs. 241–254.
- KARP, R. M. (2010), *Reducibility among combinatorial problems*, Springer.
- KODINARIYA, T. M. y P. R. MAKWANA (2013), «Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering», *International Journal*, **1**(6), págs. 90–95.
- LIAO, S. N., D. ZINGARO, K. THAI, C. ALVARADO, W. G. GRISWOLD y L. PORTER (2019), «A robust machine learning technique to predict low-performing students», *ACM transactions on computing education (TOCE)*, **19**(3), págs. 1–19.
- LINFATI, R., J. W. ESCOBAR y C. GACITA (2014), «Un algoritmo metaheurístico para el problema de localización y ruteo», *Nombre de la revista*.
- LOS SANTOS VENTURA, C. D. y J. A. S. MARTÍNEZ (2021), «Tool Development for the Optimal Supply of Medical Oxygen Delivered at Home», en *Computer Science and Engineering in Health Services: 5th EAI International Conference, COMPSE 2021, Virtual Event, July 29, 2021, Proceedings*, tomo 393, Springer Nature, pág. 3.
- MARTELLO, S. y P. TOTH (2000), *Knapsack Problems: Algorithms and Computer Implementations*, John Wiley & Sons.
- MELO, M., S. NICKEL y F. SALDANHA-DA GAMA (2009), «Facility location and supply chain management – A review», *European Journal of Operational Research*, **196**(2), págs. 401–412.

- MYHR, E. (2020), *Storage Location Assignment Problem for Small and Medium-Size Third Party Logistic Providers*, Tesis de Maestría, NTNU.
- NGUYEN, T., M. BUI y H. LE (2019), «Clustering techniques for optimizing vehicle routing in last-mile delivery», *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, **126**, págs. 121–135.
- NIELSEN, F. y F. NIELSEN (2016), «Hierarchical clustering», *Introduction to HPC with MPI for Data Science*, págs. 195–211.
- NOZICK, L. K. y M. A. TURNQUIST (2001), «Inventory, transportation, service quality and the location of distribution centers», *European Journal of Operational Research*, **129**(2), págs. 362–371.
- NURPRIHATIN, F. y H. TANNADY (2018), «An integrated transportation models and savings algorithm to minimize distribution costs», en *Proceeding of the 1st Asia Pacific Conference on Research in Industrial and Systems Engineering*, Department of Industrial Engineering Universitas Indonesia Depok, págs. 216–221.
- PARDALOS, P. M., R. E. BURKARD y M. DELL’AMICO (2014), *Assignment Problems*, SIAM Monographs on Discrete Mathematics and Applications, Society for Industrial and Applied Mathematics.
- PARK, H.-S. y C.-H. JUN (2009), «A simple and fast algorithm for K-medoids clustering», *Expert systems with applications*, **36**(2), págs. 3336–3341.
- ROKACH, L. y O. MAIMON (2005), «Clustering methods», *Data mining and knowledge discovery handbook*, págs. 321–352.
- SEDA, M. (2022), «The Assignment Problem and Its Relation to Logistics Problems», *Algorithms*, **15**(10), pág. 377.
- SILVER, E. A., D. F. PYKE y D. J. THOMAS (2016), *Inventory and production management in supply chains*, CRC press.

- SYAKUR, M., B. KHOTIMAH, E. ROCHMAN y B. D. SATOTO (2018), «Integration k-means clustering method and elbow method for identification of the best customer profile cluster», en *IOP conference series: materials science and engineering*, tomo 336, IOP Publishing, pág. 012017.
- THALER, R. y C. SUNSTEIN (2008), «Nudge: Improving decisions about health, wealth and happiness», en *Amsterdam Law Forum; HeinOnline: Online*, HeinOnline, pág. 89.
- TVERSKY, A. y D. KAHNEMAN (1974), «Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases: Biases in judgments reveal some heuristics of thinking under uncertainty.», *science*, **185**(4157), págs. 1124–1131.
- XU, D. y Y. TIAN (2015), «A comprehensive survey of clustering algorithms», *Annals of Data Science*, **2**, págs. 165–193.
- ÁLVAREZ LOYOLA, J. J. (2013), «Extensión al módulo de análisis de redes de gvSIG...», *Nombre de la revista*.

# RESUMEN AUTOBIOGRÁFICO

---

Brenda Fernanda Merritt Balderas

Candidato para obtener el grado de  
Maestría en Logística y Cadena de Suministro

Universidad Autónoma de Nuevo León  
Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica

Tesis:

ALGORITMO DE SEGMENTACIÓN PARA CALENDARIZAR ENTREGAS DE OXÍGENO  
MEDICINAL EN MÉXICO

Soy geógrafa y me apasiona comprender el espacio y todo lo que lo conforma. En ese camino, descubrí el fascinante mundo de la logística: un campo dinámico, en constante cambio, donde siempre hay algo nuevo por aprender. Aspiro a seguir creciendo, sumando conocimientos y experiencias que me impulsen a desarrollarme profesionalmente en este entorno tan retador como enriquecedor.