

Optimización de la programación de rutas de distribución secundaria en una empresa de consumo masivo en Colombia

Trabajo de grado presentado como requisito parcial para obtener título de

Magíster en Gerencia de Operaciones
(Modalidad de profundización)

Jose Guillermo Sanabria Rey

Directores – Coautores

Carlos Leonardo Quintero Araújo, PhD.

Oscar Emir Rincón Rodríguez, M.Sc.

Universidad de La Sabana

Escuela Internacional de Ciencias Económicas y Administrativas

Chía, Colombia

2018

Nota de aceptación:

Firma del representante del jurado

Firma del jurado

Firma del jurado

AGRADECIMIENTOS

A Dios y mi familia, este logro es para ustedes.

Al Director del proyecto CARLOS LEONARDO QUINTERO ARAÚJO, PhD, por su excelente disposición para el desarrollo del proyecto. Los resultados acá plasmados no hubieran sido posibles sin su orientación académica.

Al Co-Director del proyecto OSCAR EMIR RINCÓN RODRÍGUEZ. Gracias por su incondicional apoyo y respaldo.

A ALPINA PRODUCTOS ALIMENTICIOS, por permitirme cursar la maestría y desarrollar el presente proyecto.

A la Universidad de La Sabana, en especial al programa Maestría en Gerencia de Operaciones por el conocimiento y experiencia aportada.

A los compañeros del cohorte VII Maestría Gerencia de Operaciones. Gracias por el tiempo compartido estos dos años.

Resumen: Los sistemas logísticos de las organizaciones requieren operaciones eficientes, orientadas no sólo al uso adecuado de los recursos, sino al cumplimiento de los requisitos organizacionales, legales y por supuesto del cliente. Para Alpina S.A, multinacional líder, en la fabricación, distribución y comercialización de productos de origen lácteo, es de gran importancia, en su operación logística, garantizar el cumplimiento de las actividades de distribución, que permitan el adecuado uso de los recursos disponibles, buscando cumplir con los acuerdos de servicio con clientes. De allí, la necesidad de mejorar los procesos de planeación y control de la red de distribución secundaria, con el propósito no sólo de alcanzar mayor eficiencia en la utilización de los mismos sino del costo operativo de la empresa.

Este trabajo busca proporcionar una herramienta de apoyo a la programación de distribución secundaria basada en el algoritmo del vecino más cercano con aleatorización sesgada, donde los resultados obtenidos muestran un aumento en la ocupación y disminución en la necesidad de vehículos en los días en que se realizó el análisis.

Palabras clave: Ruteo de vehículos; Ruteo con ventanas de tiempo; Capacidad vehículos, Aleatorización sesgada.

Abstract: The logistics systems of the organizations require efficient operations, oriented not only to the appropriate use of the resources, but also to the fulfillment of the organizational, legal and customer requirements. For Alpina SA, a leading multinational, in the manufacture, distribution and marketing of products of dairy origin, it is of great importance in its logistics operation, to guarantee the fulfillment of distribution activities, allowing the correct use of the available resources. Hence, the need for improving the planning and control processes of the secondary distribution network, with the purpose not only of achieving greater efficiency in the use of them, but also in the operative cost of the company.

This work seeks to provide a starting point to improve the transportation planning process, which allows the organization to meet the demands of the customers, optimizing the use of the fleet used in the region distribution of the products, were the results obtained seem promising.

Keywords: Vehicle routing problem; Time Windows; Vehicle capacity, biased randomization.

TABLA DE CONTENIDO

Listado Tablas.....	6
Listado Figuras.....	7
1. Introducción.....	8
2. Planteamiento del Problema.....	9
3. Objetivos.....	12
3.1 Objetivo General.	
3.2 Objetivos Específicos.	
4. Justificación.....	13
5. Marco Teórico.....	14
5.1 Problema Ruteo Vehículos	
5.2 Métodos Solución.....	18
5.2.1 Investigación de Operaciones	
5.2.2 Algoritmos Aproximados.....	19
5.2.3 Conclusiones Capítulo.....	21
5.3 Nuevas Tendencias.....	22
5.3.1 Conclusiones Capítulo.....	23
5.4 Problema planteado	
5.4.1 Supuestos	
5.4.2 Formulación Matemática.....	24
6 Desarrollo.....	25
6.1 Procesos de programación actual	
6.1.1 Diagnostico del proceso actual.....	26
6.1.2 Metodología de Trabajo.....	27
6.2 Modelo propuesto para la programación.....	29
6.3 Experimentación y resultados.....	32
6.3.1 Impacto económico	36
7 Conclusiones y Recomendaciones	36
7.1 Conclusiones	
7.2 Recomendaciones.....	37
8 Bibliografía.....	39

LISTADO TABLAS

Tabla#1: Tiempos de servicio.....	23
Tabla#2: Número de vehículos usados en distribución.....	32
Tabla#3: Porcentajes Ocupación de los vehículos.....	33
Tabla#4: Promedio cubetas por vehículo.....	33
Tabla#5: Número de vehículos usados en distribución.....	34
Tabla#6: Número de vehículos con ocupación inferior al 50%.....	34
Tabla#7: Porcentaje de vehículos con ocupación inferior al 50%.....	34

LISTADO FIGURAS

Figura#1: Mapa operación Alpina Colombia.....	9
Figura#2: Ejemplo de un VRP y su resultado.....	15
Figura#3: Proceso de aleatorización sesgada para generar múltiples soluciones.....	20
Figura#4: Modelo Matemático VRPTW.....	25
Figura#5: Proceso despacho distribución Secundaria CEDI Alpina.....	26
Figura#6: Diagrama de flujo de algoritmo propuesto.....	29
Figura#7: Ingreso Datos Excel.....	30
Figura#8: Resultados rutas Excel.....	31
Figura#9: Rutas propuestas para el 25 y 26 de Mayo 2018.....	35
Figura#10: Rutas propuestas para el 28 y 29 de Mayo 2018.....	35
Figura#11: Rutas propuestas para el 30 y 31 de Mayo 2018.....	36

1. INTRODUCCIÓN

En las cadenas de suministro el transporte es uno de los eslabones más difícil de tratar dada su complejidad operacional generada por las diversas variables que intervienen en esta operación. Actualmente, la investigación sobre este campo ha propuesto un sinnúmero de soluciones, las cuales plantean metodologías basadas en herramientas formales como la investigación de operaciones y algoritmos aproximados que abarcan gran parte de los problemas que se presentan en un entorno de operaciones. El problema de ruteo de vehículos (Vehicle Routing Problem o VRP) y sus variantes, son la base para representar y resolver las diversas problemáticas que afrontan compañías y cadenas de suministros en la gestión de las tareas de transporte. El VRP, en su versión con restricciones de capacidad, busca encontrar una serie de rutas cubiertas por una flota de vehículos, generalmente de capacidad homogénea para realizar la entrega de productos a los clientes, al menor costo total, respetando la capacidad de cada uno de los vehículos.

El presente trabajo se enfoca en la distribución final de los productos de una empresa de consumo masivo en Colombia, la cual actualmente realiza la programación diaria de distribución de una forma empírica, generando así ineficiencias operacionales. Al ser este un proceso que no está estructurado y que no tiene bases para desarrollarlo de una forma eficiente, plantear una solución basada en modelos formales de apoyo a la toma de decisiones, puede llegar a representar eficiencias que se traducirán en beneficios económicos. Para llegar a dicha propuesta, el paso más importante es entender el proceso actual de programación de despacho en un centro de distribución y de esta forma determinar cuáles son las restricciones de la operación y las características de una solución factible al problema. Una vez conocido el proceso, se realiza una indagación acerca de metodologías de solución avanzadas tanto en la literatura como en soluciones prácticas, para poder definir la herramienta más apropiada para dar solución a la problemática encontrada. Por último, se propone un método de solución heurístico, basado en aleatorización sesgada, a la programación de las rutas realizadas por los vehículos encargados de la distribución secundaria. El método propuesto es probado con datos reales de la compañía en estudio y se hace un comparativo entre lo ejecutado realmente en la operación de distribución y la solución dada por el proceso de planeación planteado en busca de determinar el impacto de la solución propuesta.

2. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Alpina S.A. es una multinacional productora de alimentos de origen lácteo, orientada a la satisfacción de las necesidades de alimentación saludable de los hogares colombianos. Fundada en Colombia en el año 1945, la marca incursiona en el mercado con la fabricación de quesos, llegando a convertirse hoy en día, en una de las compañías con mayor cobertura en el mercado nacional. Su propósito superior es estar comprometida con crear un mundo de bienestar, alimentando todos los momentos de la vida de sus consumidores, garantizando el desarrollo sostenible de Alpina con innovación y calidad, generando los retornos esperados, e impactando positivamente a sus grupos de interés (Alpina Productos Alimenticios SA, 2018).



Figura#1: Mapa operación Alpina Colombia

Actualmente, en el ámbito operacional, la compañía cuenta con seis (6) plantas de producción ubicadas en Sopó, Facatativá, Entrerrios, Caloto, Chinchiná y Popayán, desde allí se realiza la distribución y comercialización de los productos, a través, de seis (6) Centros de Distribución Nacional (CEDI Nacional), ubicados en cada una de las plantas principales y adicionalmente cuenta con siete (7) Centros de Distribución Regionales (CEDI Regionales), como se puede observar en la Figura#1, los cuales se encargan de realizar la distribución secundaria. Cuenta con una flota de 454 de vehículos entre tracto camiones, remolques y camiones, para realizar la distribución de sus productos.

La operación de distribución se clasifica en dos grandes categorías, las cuales se detallan a continuación:

- **DISTRIBUCIÓN PRIMARIA:** Se conoce como distribución primaria a la realizada desde los CEDI Nacionales hacia los CEDI Regionales y hacia algunos distribuidores autorizados los cuales no tienen restricciones para recibir tracto camiones en sus instalaciones. Los vehículos utilizados para este tipo de distribución son de 28 toneladas de capacidad.
- **DISTRIBUCIÓN SECUNDARIA:** La distribución secundaria se realiza con vehículos de capacidad de carga entre 2 y 7 toneladas, los cuales realizan las entregas desde los CEDI Regionales a los clientes de sus zonas de influencia, lo que es conocido como entregas de última milla.

El presente trabajo se enfoca en la distribución secundaria, la cual presenta mayores oportunidades de mejora debido a las restricciones que presenta, al ser una entrega a clientes dentro de ciudades y de pedidos pequeños.

El costo logístico de distribución secundaria representa, para muchas empresas, un porcentaje significativo dada la complejidad de realizar las entregas a cada uno de los clientes en las ciudades. Adicional a la complejidad inherente a los problemas de programación de rutas, en la operación diaria se pueden encontrar dificultades por congestión vehicular, localización de los clientes, tamaño de pedido, zonas de circulación prohibidas, estado de la malla vial, estilos de conducción, entre otros. En el año 2017, el costo de la distribución secundaria en los 7 CEDI Regionales de Alpina fue de aproximadamente 40.000 MM COP, representando cerca del 28% del total del costo logístico, siendo este uno de los más altos para la empresa. El proceso de programación de la distribución se basa principalmente en los conocimientos y destrezas de las personas encargadas, quienes en su mayoría los han obtenido de manera empírica. Es claro que, ante cualquier cambio en la realidad del negocio como ingreso de nuevos clientes, cambios drásticos en los patrones de demanda, entre otros, los esquemas empíricos empiezan a fallar y puede incurrirse en ineficiencias operacionales que van desde subutilización de la capacidad de los vehículos, carga laboral descompensada en los equipos de distribución, hasta el incumplimiento de las ventanas de tiempo de recibo en clientes dando como resultado venta perdida para la empresa. Actualmente, existen soluciones tecnológicas las cuales ofrecen soluciones a dichos problemas; sin embargo, por el alto costo de las mismas no es posible que algunas empresas accedan a ellas o, por otro lado, las dejen rezagadas a un segundo plano, ya que

no se considera una solución estratégica para la empresa. Además, los motores de solución disponibles en dichas tecnologías no utilizan técnicas de última generación en el proceso de generación de las soluciones al ruteo diario. Por tal motivo, la realización del presente trabajo surge como una alternativa para aportar a la generación de eficiencias operacionales en la programación de rutas de distribución secundaria de Alpina.

Con base en el alto costo logístico en el que se está incurriendo para poder llegar al cliente, nace la pregunta de investigación del presente trabajo: ¿Cómo puede mejorarse la programación diaria de distribución secundaria de Alpina mediante la implementación de modelos de ruteo de vehículos basados en técnicas avanzadas de optimización?

3. OBJETIVOS

3.1 OBJETIVO GENERAL

- Desarrollar una herramienta de apoyo a la toma de decisiones que permita optimizar la programación de las rutas de los vehículos de distribución secundaria en una empresa de consumo masivo.

3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar una caracterización del proceso actual de distribución secundaria y su respectivo diagnóstico.
- Diseñar e implementar un algoritmo de apoyo a la toma de decisiones en la programación de las rutas de los vehículos de distribución secundaria.
- Validar la herramienta propuesta mediante la realización de pruebas con datos reales de la operación de distribución secundaria de la compañía.
- Evaluar los impactos que pueden generarse gracias a la implementación de la herramienta propuesta.

4. JUSTIFICACIÓN

La distribución de productos en ciudades desarrolladas siempre ha sido un reto logístico para todas las compañías, las cuales siempre buscan la optimización de sus recursos. El costo de transporte es uno de los más altos en las empresas, lo que ha conllevado a muchas de ellas a buscar otras compañías que se hagan cargo de esta operación. En esta búsqueda de hacer uso de los recursos de forma eficiente ha llevado, desde la disciplina de la investigación de operaciones, al desarrollo de modelos de transporte. La distribución urbana de productos se puede basar en el Problema de Ruteo de Vehículos (VRP por su sigla en inglés). El VRP busca, como se dijo anteriormente, encontrar una serie de rutas originadas en un depósito central que permitan atender la demanda de todos los clientes a costo total mínimo. Como es obvio, la demanda total atendida por un vehículo no puede superar la capacidad de éste. En aplicaciones más recientes, se han incorporado al VRP otros objetivos como la reducción de las emisiones generadas en la operación de transporte o el balance de la carga laboral entre las distintas rutas, entre otras.

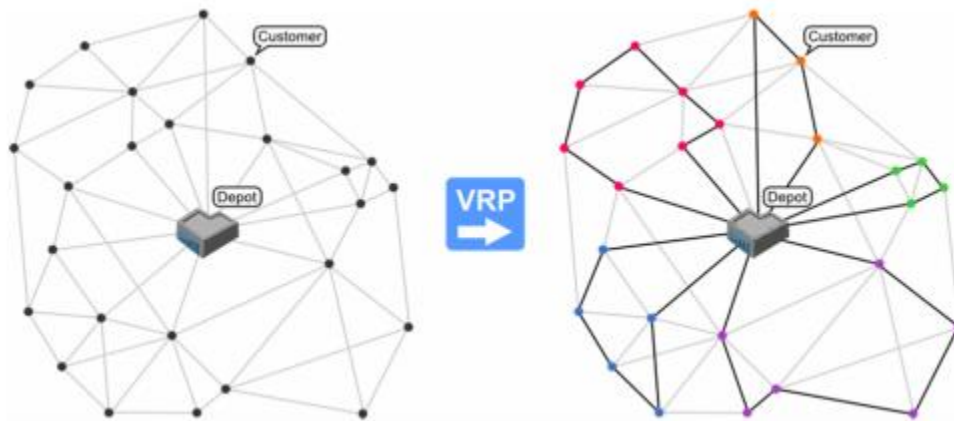
Actualmente, Alpina SA no cuenta con un proceso estructurado para la programación de la distribución de los vehículos de distribución secundaria, lo cual hace que éste sea ineficiente y propenso a errores, ya que sustenta sus decisiones diarias en el conocimiento y experiencia de la persona encargada de realizarlo. Lo anterior deriva en sobrecostos en la operación logística y alta carga laboral en las tripulaciones de los vehículos. Hasta los últimos años se han comenzado a implementar herramientas tecnológicas en el área de transporte, pero enfocadas en la distribución de productos entre CEDI Nacional a CEDI Regionales, la cual ya ha generado algunas eficiencias sin embargo, la siguiente área a trabajar es la distribución secundaria, la cual tiene complejidades distintas a la distribución primaria. Estas diferencias permiten realizar una aproximación a proponer soluciones aplicando metodologías que se vienen trabajando en la academia, los cuales permiten hacer frente a los problemas de distribución, los cuales están presentes en todas las compañías que deban realizar despacho de pedidos.

Este proyecto busca diseñar una herramienta eficiente de programación de vehículos de distribución secundaria, en el cual se tenga en cuenta la capacidad de los vehículos y las ventanas horarias de recibo en los clientes, explorando por medio de este proceso poder presentar ahorros efectivos tanto en la gestión de los despachos, como cumplimiento de las entregas a los clientes. Cabe resaltar el área de Transportes es la que mayor presupuesto asignado para la operación de la compañía, por lo cual la optimización de sus recursos podría representar grandes beneficios monetarios y de procesos.

5. MARCO TEÓRICO

5.1 PROBLEMAS DE RUTEO DE VEHÍCULOS

El despacho de los productos en todas las empresas juega un papel importante en el costo de los mismos y en la rentabilidad. Una de las formas más comunes y acertadas de disminuir costos en esta operación, es usar los medios de transporte a máxima capacidad buscando el costo de transporte por unidad sea mínimo. Este uso efectivo de la capacidad de los vehículos es una importante oportunidad para la eficiencia de los sistemas de transporte urbano y reducción de la congestión vehicular (Sun, Veelenturf, Dabia, & Woensel, 2018), sin embargo se tienen otras variables de operación, las cuales no permiten en muchos casos cumplir este objetivo. Entre estas variables podemos encontrar horas pico de tránsito, donde la velocidad promedio de desplazamiento se puede ver reducida, restricciones de horario laboral de las tripulaciones, que no permiten que el vehículo pueda realizar largos trayectos, ventanas de recibo en clientes, las cuales casi siempre son las mismas y no permiten los vehículos lleven gran cantidad de pedidos, entre otras. Se han propuesto un gran número de soluciones para dicho problema, las cuales están llevando a las empresas a pensar de forma distinta su operación de transporte, encaminados a cumplir su objetivo primordial el cual siempre ha sido el de reducción de costos. Esta problemática real de la distribución ha permitido identificar oportunidades de mejoramiento en este campo y temas de estudio han surgido, como lo es el Problema de Ruteo de Vehículos (Vehicle Routing Problem VRP) introducido por Dantzing y Ramser en 1956. Este se basa en cumplir la demanda de cierto número de clientes, con una flota homogénea y rutas con inicio en un depósito en específico, donde su objetivo es la optimización de las rutas reduciendo distancia recorrida o costo de la misma (Jacek & Adam, 2016). Desde su complejidad, el VRP pertenece a la categoría de problemas NP-Hard. Un problema es NP-Hard si no existen métodos exactos que puedan resolverlo de manera óptima cualquier tamaño del problema. Para los problemas NP-Hard, los métodos aproximados surgen como la alternativa más apropiada para resolver problemas de tamaño medio o grande (Lenstra & Kan, 1981), ya que el espacio de soluciones potenciales crece de forma exponencial conforme los parámetros del problema crecen (Grasas, Angel, Faulin, de Armas, & Ramalhinho, 2017). Pese a esto, el VRP en su forma tradicional es una representación bastante simple de lo que ocurre en la realidad operacional de las actividades de distribución de última milla. En tal sentido, el VRP clásico ha ido complementándose mediante el desarrollo de diversas variantes con el objeto de tener representaciones más cercanas de la realidad. En la figura#1, se puede apreciar la representación gráfica del VRP y de una solución al mismo.



Figura#2: Ejemplo de un VRP (izquierda) y su resultado (derecha). (Mohammeda, y otros, 2017).

Entre las principales restricciones contempladas por las diversas variantes del VRP se pueden encontrar: la capacidad de los vehículos, las ventanas horarias de cada uno de los clientes, flotas heterogéneas, por nombrar unos pocos. Estas restricciones, además de permitir representaciones más realistas, incrementan la complejidad del problema y por tanto la dificultad para encontrar buenas soluciones. A continuación, se listan algunas de las principales variantes del VRP:

- VRP Asimétrico (AVRP): en esta variante el costo de ir del cliente i al cliente j no necesariamente es igual al costo de ir del cliente j al cliente i . (Quintero Araújo, 2017)
- VRP con flota heterogénea (HVRP): en esta variante la flota está compuesta por vehículos de diferentes capacidades y características entre ellos. Por lo tanto, la demanda de los clientes atendidos por un determinado vehículo debe respetar su respectiva capacidad. (Quintero Araújo, 2017)
- VRP con múltiples depósitos (MDVRP): en esta variante se consideran diferentes depósitos desde los cuales se pueden atender los distintos clientes. Previo a la tarea de ruteo, es necesario que cada cliente sea asignado a algún depósito desde el cual es atendido. (Quintero Araújo, 2017)
- VRP con entregas y recogidas (VRPPD): en esta variante los clientes pueden demandar producto que les es enviado desde el depósito o realizar devoluciones de productos. En el primer caso, la tarea del vehículo consiste en entregar producto, mientras que en el segundo se centra en recoger. En todo momento de la ruta, se debe respetar la capacidad del vehículo. (Quintero Araújo, 2017)
- VRP con ventanas de tiempo (VRPTW): en esta situación, cada cliente tiene un intervalo de tiempo en el cual puede ser atendido. Llegar antes del inicio de dicho intervalo genera un tiempo de espera mientras que llegar después del final implica soluciones no factibles. En algunos casos

se puede flexibilizar la llegada tardía, es decir, se puede llegar tarde, pero se debe penalizar dicha situación. (Quintero Araújo, 2017)

- VRP con entregas fraccionadas (VRPSD): la demanda de los clientes podría fraccionarse y ser atendido por más de un vehículo, siempre que esta situación genere menores costos que hacerlo con un único vehículo. (Quintero Araújo, 2017)
- VRP con devoluciones (VRPB): en esta variante algunos clientes demandan producto (*linehaul*) y otros regresan (*backhaul*). Todos los clientes que demandan producto deben ser atendidos en primer lugar y, una vez el vehículo se ha descargado completamente, se empiezan a atender clientes que devuelven productos. (Quintero Araújo, 2017)

En la última década, gracias al desarrollo de nuevos algoritmos de solución y del incremento en la potencia computacional, el interés de la comunidad científica se ha dirigido hacia variantes más realistas del VRP, las cuales se conocen como problemas enriquecidos de ruteo de vehículos (Rich VRP). Sin embargo, la definición de lo que es un problema de ruteo enriquecido está aún en construcción siendo la propuesta por Caceres-Cruz, Riera, & Angel (2014) una de las más aceptadas. Dicha definición establece que: “Un problema enriquecido trata con funciones de optimización realistas (y algunas veces multi-objetivo), incertidumbre y dinamismo combinados con una amplia variedad de restricciones de la vida real, relacionadas con tiempo y distancia, uso de flotas heterogéneas, manejo de inventarios y programación de producción, aspectos ambientales y energéticos, entre otros”.

Problema de Ruteo con Ventanas de Tiempo

El VRPTW es una de las muchas variantes del problema original de VRP, siendo una extensión del CVRP (Capacited Vehicle Routing Problem) y es considerado un problema NP-hard (Cordeau, Desaulniers, Desrosiers, Solomon, & Soumis), donde el objetivo de esta versión es poder visitar a todos los clientes disminuyendo la distancia recorrida y por ende los costos de operación. En este problema se tiene en cuenta una restricción de ventanas horarias de recibo en clientes, las cuales son horarios específicos donde se debe visitar cada uno de ellos. El no cumplir con estos horarios significa incumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio y por ende venta perdida, es por ello que en bastantes ocasiones los planes de distribución se realizan tomando las rutas más costosas siempre y cuando se cumpla la ventana horaria sin tener en cuenta otras combinaciones posibles (Ticha, Absi, Feillet, & Quilliot, 2017). Existen operaciones donde se tienen ventanas rígidas de atención o intervalos de tiempo, dando como resultado en el primer caso que el vehículo que lo atienda tenga

que esperar a ser atendido en caso de llegar antes incurriendo en tiempo perdido o costos de penalidad por no cumplir (Miranda & Vieira Conceicao, 2016). Este problema no trabaja con esta única restricción, sino que se le suma a las básicas ya mencionadas como la capacidad, el tamaño de flota, velocidad de desplazamiento, entre otras. Esta versión hace que el diseño de algoritmos de solución sea más complejo y su respuesta mucho más complicada a diferencia de un problema básico de ruteo y es considerado el núcleo de los problemas de ruteo con ventanas de tiempo RPTW (Routing Problems with Time Windows) (Schneider, Schwahn, & Daniele, 2017). Al tener en cuenta esta nueva restricción en el modelo, se agregan nuevas variables las cuales son difíciles de estimar como lo es el tiempo de desplazamiento, el cual se ve afectado por el flujo vehicular de las zonas a visitar, así como ventanas de tiempo cortas y con poca flexibilidad entre clientes apartados. Dentro de los muchos métodos de solución propuestos de este tipo de problemas, se han propuesto desde búsqueda local iterativa (Hideki, Mutsunori, & Toshihide, 2008), pasando estrategias de evolución, la cual es una heurística que trata de asemejarse a la evolución y selección natural (Mestera & Braysyb, 2005), Aleatorización Sesgada de heurísticas (Grasas, Angel, Faulin, de Armas, & Ramalinho, 2017), hasta algoritmos meméticos de ensamblaje donde se asigna una función de penalidad a las respuestas que no cumplen restricciones (Nagataa, Braysy, & Dullaert, 2010). Este tipo de problemas has sido aplicados en operaciones que van desde el despacho de dinero entre bancos, programación de despacho de alimentos, hasta la programación de buses escolares (Taş, Jabali, & Woensel, 2014).

El avance de la tecnología y la variedad de soluciones a los VRP como se evidenció en el desarrollo del presente marco teórico, han permitido desarrollar software de ruteo de vehículos, donde se pueden aplicar las restricciones que se consideren necesarias según la problemática que se tenga, que en su mayoría para el caso empresarial, buscan cumplir una demanda de productos de los clientes al menor costo. Igualmente con la ayuda de software es posible calcular la ruta óptima de forma rápida y poder realizar una operación más eficiente en cuanto a ocupación, tiempo de ruta, consumo combustible y entrega a tiempo dado que en las operaciones actuales conforme su tamaño aumenta, la demanda soluciones cada vez más rápidas y un menor tiempo disponible para encontrarlas, representa un mayor grado de dificultad.

5.2 METODOS DE SOLUCIÓN

5.2.1 INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES

La investigación de operaciones tiene como objetivo principal determinar la solución óptima en problemas con alto grado de complejidad, los cuales se encuentran sujetos a ciertas limitantes asociadas a la escasez de recursos y donde dependiendo de la función objetivo, la solución óptima puede ser un máximo o mínimo. Estos problemas pueden resolverse por métodos exactos o aproximados, donde la escogencia del método a usar está relacionado con la complejidad del problema a ser resuelto.

Los problemas de logística y transporte en su gran mayoría son de optimización combinatoria, lo que significa que la región factible del problema está compuesta por combinaciones de los datos del problema. Esto implica que el número de soluciones crece de manera exponencial con el tamaño del problema, lo que significa que los dichos problemas de optimización combinatoria son categorizados como NP-hard, donde no existen métodos exactos que puedan resolver cualquier tamaño del problema de manera óptima en un tiempo polinomial. Por lo tanto, los métodos exactos solo pueden ser usados por instancias pequeñas o tan simples que pueden estar alejadas de la realidad, por esta razón se desarrollan métodos de solución aproximados, los cuales permiten resolver problemas de tamaño considerable y más cercanos a la vida real.

- MÉTODOS EXACTOS.

Los métodos exactos garantizan la optimalidad de las soluciones obtenidas (Talbi, 2009). Sin embargo, estos sólo pueden ser aplicados en instancias de tamaño pequeño de problemas de alta complejidad. Entre los métodos más conocidos podemos encontrar: ramificación y acotamiento, ramificación y corte, ramificación y precio (conocidos como la familia ramificación y X), programación dinámica, programación por restricciones, etc.

En relación con la familia ramificación y X, la búsqueda por una solución se desarrolla sobre todo el espacio de solución construyendo un árbol cuyo nodo raíz es el problema y la correspondiente región factible. Los nodos hoja son soluciones potenciales mientras que los internos son subproblemas del espacio de búsqueda. En Programación Dinámica, por tomar un ejemplo, el problema es abordado por medio de la división recursiva en subproblemas más simples. Este procedimiento se apalanca en el principio de Bellman el cual dice: “La sub-política de una política óptima es en sí misma óptima”.

Esta optimización por etapas es el resultado de decisiones parciales, lo que evita una total enumeración del espacio de soluciones factibles descartando de esta forma decisiones parciales que no conducen a la solución óptima (Talbi, 2009).

5.2.2 ALGORITMOS APROXIMADOS.

- HEURÍSTICAS

Una heurística es un procedimiento que busca obtener una solución inicial o una mejorada para un problema de optimización. Generalmente, estos procedimientos están basados en el sentido común y buscan proveer soluciones de calidad razonable en tiempos computacionales cortos. Sin embargo, no pueden garantizar la optimalidad de las soluciones. (Zanakis & Evans, 1981) Establecen que una heurística “es un procedimiento sencillo, frecuentemente guiados por el sentido común, que se supone proveen buenas soluciones, mas no necesariamente óptimas a problemas difíciles de resolver, fácil y rápidamente”. Los mismos autores, recomiendan usar las heurísticas en las siguientes situaciones:

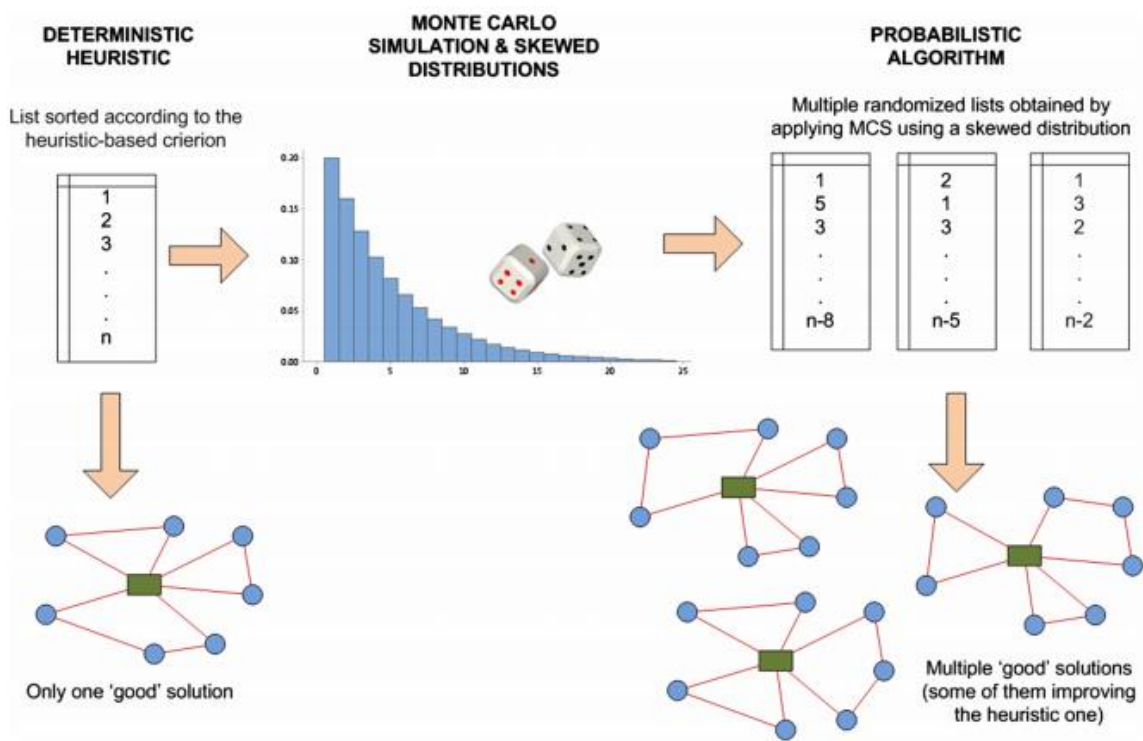
- Los métodos exactos no son atractivos computacionalmente.
- No se necesita la solución óptima.
- Los datos son inexactos o limitados.
- Hay limitantes de recursos como tiempo o presupuesto.
- Son pasos intermedios para otros algoritmos.

- ALEATORIZACIÓN SESGADA

Dado que las heurísticas son de naturaleza determinística, al no tener variaciones en los datos de entrada se obtendrán los mismos resultados cada vez que se ejecute el procedimiento. Para afrontar este inconveniente, la aleatorización, es decir, la inclusión de pasos aleatorizados dentro del procedimiento heurístico surge como una alternativa para obtener resultados diversos en cada ejecución (Motwani & Raghavan, 1996). Sin embargo, una aleatorización total destruye la lógica de la heurística y podría derivar en soluciones de mala calidad. Por lo tanto, para mantener la lógica subyacente a una buena heurística es necesario añadir sesgo a la hora de realizar las elecciones aleatorias.

En el proceso de construcción de una solución factible, la aleatorización sesgada (Faulin, Ferrer, H.R., & Barros, 2013) orienta las elecciones aleatorias hacia los movimientos más prometedores mediante el uso de distribuciones de probabilidad sesgadas (e.g. geométrica, triangular descendente, etc.). La aleatorización sesgada funciona similar al GRASP propuesto por (Feo & Resende, 1995). Sin

embargo, mientras que GRASP se basa en una lista restringida de candidatos de la cual se escogen los elementos de la solución utilizando una distribución de probabilidad uniforme, la aleatorización sesgada permite a todos los elementos ser potencialmente elegibles en cada paso del proceso constructivo, pero asigna mayor probabilidad de ser escogido a los movimientos que se espera produzcan mejoras más significativas en la función objetivo, esto permite tener múltiples posibles soluciones como se puede observar en la Figura#3. Entre mayor sea el valor de la probabilidad asignada, la heurística aleatorizada tenderá a generar los mismos resultados que el procedimiento determinístico. A su vez, probabilidades bajas, generarán comportamientos similares a una aleatorización pura.



Figura#3: Proceso de aleatorización sesgada para generar múltiples soluciones (Grasas, Juan, Faulin, De Armas, & Ramalhinho, 2017).

- METAHEURÍSTICAS

Las metaheurísticas son algoritmos concebidos para escapar de óptimos locales (donde suelen detenerse las heurísticas clásicas). El gran poder de las metaheurísticas consiste en encontrar el balance adecuado entre procedimientos de intensificación y diversificación. En la intensificación, zonas prometedoras del espacio de solución son exploradas a profundidad con la esperanza de encontrar mejores soluciones. En la diversificación, se pretende orientar la búsqueda hacia zonas inexploradas de la región factible, de tal manera que se abarque la mayor porción de ésta (Talbi, 2009). Las metaheurísticas se pueden clasificar en algoritmos de trayectoria y algoritmos poblacionales (Vidal, Crainic, Gendreau, & Prins, 2013). En el primer grupo, los algoritmos operan sobre una única solución en cada iteración y tratan de mejorar la solución explorando iterativamente su vecindario. Algunos ejemplos de metaheurísticas que pertenecen a este grupo son: Tabu Search (Glover, 1986), Simulated Annealing (Kirkpatrick, Gelatt, & Vecchi, 1983), Iterated Local Search (Lourenço & Martin, 2010) and GRASP (Resende & Ribeiro, 2003). Los métodos poblacionales, usualmente inician con un conjunto de soluciones como población inicial y posteriormente intentan obtener buenas soluciones mediante la selección de algunos miembros de la solución y la aplicación de un determinado proceso sobre ellos. A este grupo pertenecen Ant Colony Optimization (ACO) (Colomi, Dorigo, & Maniezzo, 1991) y Genetic Algorithms (GA) (Holland, 1975).

- **Búsqueda Iterada Local:** Se realiza una búsqueda óptima local x , y en cada iteración realiza una perturbación en su propia solución obtenida, con el fin de producir un nuevo óptimo local x' . Dicha perturbación consiste en movimientos aleatorios en un vecindario dado (Morais, Mateus, & Noronha, 2014).
- **Búsqueda Tabú:** Esta meta heurística se basa en el uso de la memoria adaptativa, tomando como referencia la historia del proceso ya desarrollado y creando estructuras para hacer posible la búsqueda del óptimo local. Dado que las decisiones locales están influenciadas por la información obtenida anteriormente, guiando de esta forma la evolución del desarrollo hasta encontrar la solución que satisface los lineamientos del problema (Batista & Glover, 2006).

5.2.3 CONCLUSIONES CAPÍTULO

En el presente capítulo se consolidaron los métodos de solución encontrados para el problema caracterizado y al cual buscamos darle solución. Se evidencia que existen métodos exactos los cuales

son aplicados a problemas de poco tamaño al igual que se pueden encontrar algoritmos aproximados como lo son las heurísticas. Estas permiten encontrar soluciones de calidad razonable en un tiempo considerablemente menor a los métodos exactos, sin embargo al ser de naturaleza determinística, su solución no cambiara siempre y cuando los datos iniciales sean los mismos. Se puede por consiguiente afectar estas heurísticas por medio de un sesgo que no cambie la lógica del algoritmo dando como resultado mejorar la solución inicial.

5.3 NUEVAS TENDENCIAS

En las cadenas de suministro, la administración de flotas vehiculares ha sido un problema en el cual las empresas tecnológicas están enfocando sus esfuerzos para ofrecer alternativas a sus clientes que les permita un mayor control y operación al menor costo. Se tiene por un lado el seguimiento satelital de los activos en tiempo real, los cuales actualmente ya están migrando a servicios adicionales como los son los ruteadores de vehículos, empleando combinaciones entre métodos de solución de programación entera y heurísticas (Partyka & Hall, 2012). Sin embargo a pesar de ser un gran avance, en ocasiones se ven restringidos por la capacidad tecnológica de las empresas que adquieren dichos servicios. Por otro lado se tienen los Transportation Management Systems (TMS), soluciones tecnológicas que buscan ofrecer mecanismos de planeación y ejecución de cómo se deben movilizar los bienes a lo largo de la cadena de suministro de forma eficiente, iniciando desde planeación estratégica de la operación de transporte, indicadores de rendimiento de la flota, pagos y hasta auditoria de la operación. Se estima que el mercado de soluciones tecnológicas enfocadas en ejecución y planeación de cadenas de suministro durante el 2016 fue de 3.9 Billones de dólares con un crecimiento del 13% anual, donde el 30% correspondió a gastos relacionados con los TMS y afines (De Muynck, 2017).

Con el avance tecnológico de los últimos años, no solo se han tenido nuevas ofertas en el mercado para la administración del transporte, sino también la solución de problemas de ruteo de vehículos ha tenido grandes avances en cuanto a las nuevas variantes del VRP que se apoyan en las nuevas capacidades computacionales, buscando encontrar soluciones de forma rápida y confiable, agregando cada vez un mayor grado de complejidad a los modelos planteados (Braekers, Ramaekers, & Nieuwenhuyse, 2016). Esto permite que en las últimas tendencias encontremos variantes como el Swap-Body Vehicle Problem (SB-VRP), la cual se diferencia del VRP original en el tipo de flota de vehículos usada para atender a sus clientes, siendo estos vehículos capaces de tener más de 1 remolque para transportar pedidos. La demanda de los clientes es conocida y requiere uno o más vehículos para

poder suplirla, permitiendo a los vehículos dejar un remolque atendiendo un cliente, mientras el vehículo visita otro nodo. El uso de un segundo remolque resulta más económico que contar con otro vehículo que requiera personal y consuma combustible, así como ahorro en tiempos de operación y cumplimiento de los acuerdos de nivel de servicio (Toffolo, Christiaens, Malderen, Wauters, & Berghe, 2018).

5.3.1 CONCLUSIONES DEL CAPÍTULO

Las nuevas tendencias frente a la administración del transporte están buscando la optimización de esta operación en las empresas. Junto con el avance tecnológico, se evidencia que ya existen herramientas en el mercado las cuales ofrecen una solución rápida a los problemas diarios que se presentan, apalancándose con los avances en la investigación de problemas como lo es el ruteo de vehículos así como los tecnológicos, donde la capacidad de procesamiento de los equipos cada vez es mayor, ofreciendo la capacidad de solucionar problemas de gran complejidad.

5.4 SOLUCIÓN PROPUESTA

La solución propuesta es construida con base en los siguientes supuestos que son aplicados en el modelo propuesto, el cual está basado en el VRPTW cuyo objetivo principal es atender la demanda de los clientes disminuyendo costos y distancia recorrida, respetando las ventanas horarias de los clientes.

5.4.1 SUPUESTOS

Se tomaron los siguientes supuestos en busca de facilitar la formulación del problema sin afectar la calidad de la solución propuesta:

- El tiempo de servicio es determinístico con base en el número de cubetas que tenga cada pedido, esto simplifica la formulación del problema.

DESDE (#CUBETAS)	HASTA (# CUBETAS)	TIEMPO (MIN)
1	5	5
6	15	15
16	30	30
31	45	45
46	60	60
61	75	75
75	∞	80

Tabla#1: Tiempos de servicio.

- No se tienen en cuenta restricciones de peso en tránsito por sectores de la ciudad lo cual si ocurre en la actualidad.
- No se considera la logística inversa la cual contiene producto en devolución y cubetas que se da en las visitas a los clientes.

5.4.2 FORMULACIÓN MODELO MATEMÁTICO

El problema puede ser modelado sobre un grafo, en el cual el conjunto de nodos incluye tanto el deposito (CEDI) como los clientes a visitar. Para cada uno de sus clientes se conoce su ubicación geográfica, ventana horaria de atención, al igual que el tiempo estimado de servicio en función del número de cubetas del pedido de cada uno de ellos. Con respecto a los vehículos, el número disponible es conocido, así como su velocidad promedio de desplazamiento, su capacidad medida en cubetas y su jornada laboral. El problema puede definirse de la siguiente forma:

- **Conjuntos:**
 - i:** Conjunto de nodos (1,2,..., n), donde n=1 será el deposito (CEDI), 2,3,..n serán los clientes a visitar.
 - j:** Alias de i.
 - k:** Conjunto de vehículos disponibles para la distribución.
 - A:** Conjunto arcos (i,j).
- **Parámetros:**
 - C_{ij} : Distancia entre el nodo i y nodo j.
 - S_i : Tiempo de servicio en el nodo i.
 - t_{ij} : Tiempo de viaje desde el nodo i y nodo j.
 - q_i : Demanda del nodo i.
 - a_i : Inicio ventana horaria nodo i.
 - b_i : Fin ventana horaria nodo i.
- **Variable de Decisión:**
 - X_{ij}^k : Variable binaria la cual tomará el valor de uno solo si el arco (i,j) es usado por un vehículo k, cero en caso contrario.
 - w_i^k : Variable continua que indica el tiempo en el cual el vehículo k empieza el servicio en el nodo i.

Función Objetivo:

$$\text{Min } \sum_{k \in K} \sum_{(i,j) \in A} C_{ij} X_{ij}^k \quad (1)$$

s.t

$$\sum_{k \in K} \sum_{j \in \delta^+(i)} X_{ij}^k = 1, \quad \forall i \in N \quad (2)$$

$$\sum_{j \in \delta^+(0)} X_{0j}^k = 1, \quad \forall k \in K \quad (3)$$

$$\sum_{i \in \delta^-(j)} X_{ij}^k - \sum_{i \in \delta^+(j)} X_{ij}^k = 0, \quad \forall k \in K, \forall j \in N \quad (4)$$

$$\sum_{i \in \delta^-(n+1)} X_{i,n+1}^k = 1, \quad \forall k \in K \quad (5)$$

$$X_{ij}^k (w_i^k + S_i + t_{ij} - w_j^k) \leq 0, \quad \forall k \in K, \forall (i,j) \in A \quad (6)$$

$$a_i \leq w_i^k \leq b_i, \quad \forall i \in V, \forall k \in K \quad (7)$$

$$\sum_{i \in N} q_i \sum_{j \in \delta^+(i)} X_{ij}^k \leq Q, \quad \forall k \in K \quad (8)$$

$$X_{ij}^k \in \{0,1\} \quad \forall k \in K, \forall (i,j) \in A \quad (9)$$

Figura#4: Modelo Matemático VRPTW (Cordeau, J.-F; Desaulniers, Guy; Desrosiers, Jacques; Solomon, Marius M; Soumis, Francois)

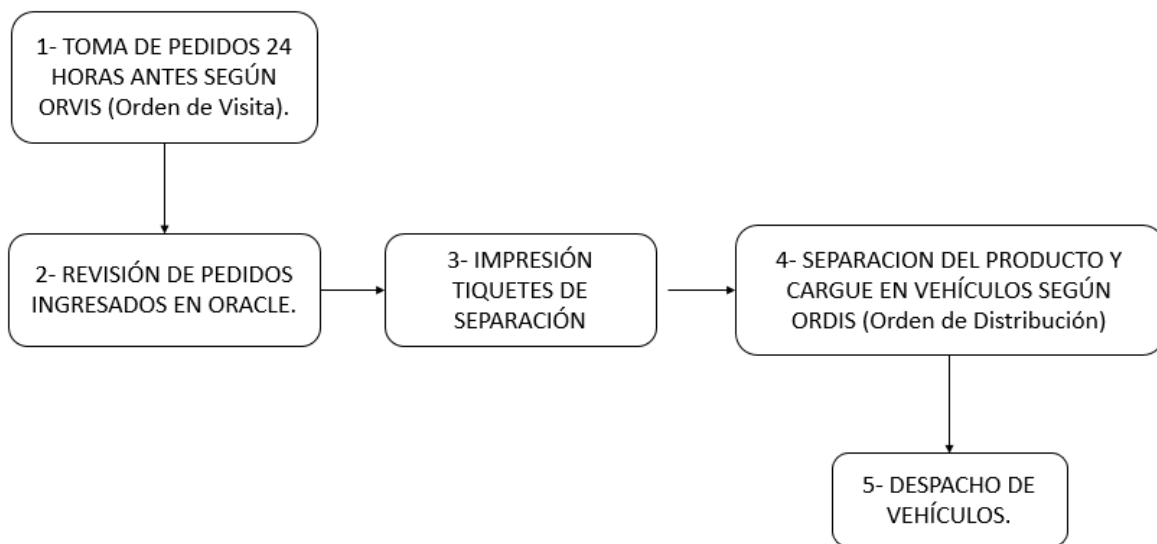
La función objetivo (1) busca minimizar la distancia recorrida por los vehículos. La restricción (2) asegura que cada cliente sea visitado una sola vez, mientras que (3) – (5) aseguran que cada vehículo sea usado una sola vez y el flujo sea conservado en cada cliente. La consistencia de las variables de tiempo es asegurada con la restricción (6) mientras que las ventanas horarias son respetadas con restricción (7), asegurando a su vez rutas secundarias. Por último la restricción (8) respeta la capacidad de cada vehículo.

6. DESARROLLO

6.1 PROCESO DE PROGRAMACIÓN ACTUAL

El proceso de despacho de distribución secundaria se evidencia en la Figura#5, el cual se realiza de forma manual. El proceso inicia con la toma de pedidos 24 horas antes por parte de los vendedores en cada una de las zonas asignadas siguiendo un Orden de Visita (ORVIS), construido de forma empírica con el objetivo de realizar dichas visitas en una forma ordenada y óptima. Una vez se reciben los pedidos en el sistema Oracle de Alpina, el supervisor de turno revisa que los pedidos hayan sido capturados sin ningún error y procede a la impresión de los Tiquetes de Separación. Estos tiquetes son documentos separados por cliente, en los cuales se especifica el producto y la cantidad solicitada en el pedido, estos vienen clasificados por zonas y Orden de Distribución (ORDIS), documento similar al ORVIS, cuyo objetivo es realizar la distribución de los pedidos de una forma ordenada y

óptima, sin embargo, fue construido igualmente de forma empírica. Una vez se tienen los tickets de separación, se procede a realizar la separación del producto y se asignan vehículos a cada uno de ellos dependiendo de la disponibilidad, casi siempre siendo el mismo por el conocimiento de la tripulación a la zona, con lo que se busca evitar tener contratiempos en las entregas. Esta asignación previa de vehículos a zonas no permite tener una optimización del espacio del vehículo, ya que si los pedidos de los clientes llegan con poco volumen, la combinación entre pedidos de zonas no es posible en su gran mayoría, debido a que no se cuenta con un sistema que ayude a la persona que realiza la programación a tomar las mejores decisiones de programación.



Figura#5: Proceso despacho distribución Secundaria CEDI Alpina.

6.1.1 DIAGNÓSTICO DEL PROCESO ACTUAL

Como se puede observar en la descripción del proceso de programación actual, esta presenta bastantes fallas entre las cuales podemos encontrar:

- **Nivel de Ocupación:** Un nivel óptimo de ocupación de la flota debería estar por encima del 70%, sin embargo no se alcanzan dichos niveles en los vehículos ya que se presentan despachos con menos del 50%, incluso llegando a porcentajes tan bajos como el 25% dado por la restricción de ventanas horarias y a su vez por falta de tiempo para realizar una programación eficiente.
- **Costo de Transporte:** Actualmente el costo de transporte está por encima del 13% del producto donde la meta propuesta es alcanzar niveles inferiores al 10%. Esto demuestra un alto costo de transporte por el número de vehículos usados ya que en

esta operación prima el cumplimiento de los pedidos de los clientes sin muchas veces tener en cuenta el impacto económico.

- **Conocimiento:** La programación esta sesgada por el conocimiento de una persona y dependiente de la asistencia de esta. No existe un manual o procedimiento que especifique los pasos que se deben seguir en la programación por lo cual es un proceso altamente dependiente de la destreza de quien la esté realizando.
- **Tiempo disponible:** El tiempo disponible para poder realizar la programación del día siguiente se limita a 2 horas como máximo. El querer realizarla de una forma óptima requerirá un alto tiempo de ejecución ya que diariamente se deben distribuir cerca de 400 clientes distribuidos a lo largo de la ciudad de Bogotá.
- **Carga Laboral:** Como se mencionó en el porcentaje de ocupación de vehículos, al tener unos al 20% y otros al 50%, significa que se presentan situaciones en las cuales salen rutas con 2 o 3 pedidos, mientras otros vehículos pueden salir con 10 o más, esto se traduce en horarios extendidos para los vehículos de mayor ocupación y desbalance en cargas laborales.

Las anteriores fallas solo representan una parte de todas las oportunidades de mejora que presentan en el proceso actual donde una de las que más puede pesar es la de ser dependiente de la persona que lo realiza, ante alguna eventualidad de la misma, no se cuenta con una persona entrenada y la curva de aprendizaje puede ser larga y afectar el costo de operación.

6.1.2 METODOLOGÍA DE TRABAJO:

Para la construcción del modelo a proponer fue necesario abarcar ciertos pasos para poder cumplir el objetivo dentro de los cuales tenemos:

- **Levantamiento de la información:** En el proceso de levantamiento de la información, se recurrió a distintas fuentes como lo fue al ERP que cuenta Alpina actualmente el cual es Oracle y archivos maestros internos de productos y vehículos, proporcionando lo siguiente:
Clientes: se encuentran parametrizados en el ERP con un código único en Alpina para diferenciarlos, nombre, coordenadas geográficas al igual que su dirección. Al no contar con las coordenadas se recurrió al software Google Maps, donde es posible

conocerlas ingresando la dirección. Para el trabajo se tuvieron en cuenta solo los del canal moderno el cual hace referencia a los supermercados de grandes superficies.

Pedidos: Se descargaron del ERP los pedidos desde el 25 al 31 Mayo 2018, los cuales descargan en formato Excel y se encuentran diferenciados por medio de los códigos de cada cliente, fecha, código producto, nombre del producto y cantidad solicitada.

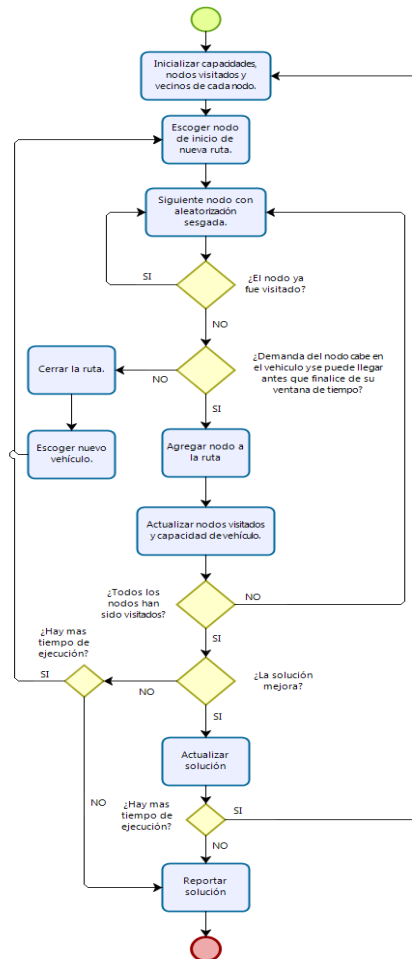
Vehículos: La información de la flota disponible en el CEDI Bogotá y su capacidad en cubetas ya se encuentra calculada en cubetas y es de la forma en que se realiza la programación actualmente. La capacidad se calcula de esta forma ya que la cubeta es el embalaje usado para transportar los productos a los clientes y la restricción actualmente es en volumen más no en peso para la distribución secundaria.

Embalajes: Los pedidos se descargan en unidades, sin embargo se despachan en cubetas y no necesariamente la cubeta va con un solo producto. Actualmente se cuenta con un archivo maestro el cual hace el cálculo de cuantas cubetas se necesitan según el tipo y cantidad de producto solicitado. Este fue construido por el equipo de Logística y es con el cual se realiza la estimación de las cubetas que se necesitan por pedidos.

- **Reportes:** Frente a los reportes que se plantearon para hacer validación de los resultados, se tiene clientes por ruta, pedido por cliente en cubetas, hora de llegada a clientes, hora de inicio de atención y hora de partida, esto con el fin de poder realizar la comparación entre lo ejecutado y como hubiera sido con la herramienta propuesta.
- **Conversión de coordenadas:** Se planteó dentro de los resultados del modelo, poder tener una representación gráfica de las rutas programadas por lo cual fue necesario realizar la conversión de las coordenadas geográficas a coordenadas cartesianas teniendo como punto de referencia la Plaza de Bolívar de Bogotá como punto (0,0).
- **Validación:** Se solicitaron los archivos de ejecución de los viajes en las fechas de los pedidos solicitadas, con el fin de tener el punto de comparación si el resultado era exitoso o no. Esta información se lleva diariamente en cada CEDI y es responsabilidad del equipo de transportes, el cual facilito la información.
- **Pruebas:** Los resultados de las primeras corridas han sido exitosos, sin embargo es necesario realizarlas en tiempo real de la operación donde el supervisor reciba los pedidos, ejecute la herramienta y organice los despachos con base en el resultado en busca de evidenciar si afecta los procesos dependientes como es la separación.

6.2 MODELO PROPUESTO PARA LA PROGRAMACIÓN:

En el presente proyecto se propone un algoritmo multi-arranque, cuyo motor de solución consiste en la versión con aleatorización sesgada del vecino más cercano, buscando de esta forma generar más de una solución en la heurística del vecino más cercano, ya que esta al ser determinística, siempre arrojará un mismo resultado siempre y cuando se mantengan las condiciones ideales (Grasas, Juan, Faulin, De Armas, & Ramalhinho, 2017). Sin embargo, al implementar en el algoritmo una probabilidad de ser escogido a cada nodo, dando el orden de prioridad con base en la distancia a la que se encuentra del centro de distribución, se asegura que no siempre el mismo nodo más cercano será escogido. A continuación, en la figura# 6 se expone el diagrama de flujo del algoritmo propuesto, el cual fue programado en lenguaje de programación VBA como macro de Excel. Los parámetros de entrada son: Tiempo de ejecución en segundos, Probabilidad de aleatorización sesgada, Máxima duración de las rutas por horario laboral en minutos, y por último una semilla aleatoria.



Figura#6: Diagrama de flujo de algoritmo propuesto.

Se inicia el algoritmo ingresando los datos de localización de nodos, flota disponible con su capacidad y clientes pendientes a visitar. El inicio de la ruta o próximo nodo a visitar será seleccionado generando un número aleatorio, el cual buscará dentro de las probabilidades asignadas a cuál corresponde, asegurando de esta forma que no siempre el mismo nodo será escogido si se mantienen las condiciones iniciales una vez se dé inicio al proceso de cálculo de rutas. Cabe resaltar, la mayor probabilidad se asignará al nodo más cercano, en este caso será del 80% y puede ser modificable por el usuario. Una vez se tiene el nodo seleccionado, se valida si ya fue visitado, luego si su demanda en cubetas cabe dentro del vehículo y por último si se alcanza a visitar dentro de la ventana horaria que tiene asignada. Este procedimiento continúa hasta que todos los nodos hayan sido visitados. Una vez se cumple la demanda de los clientes se valida la solución, si esta mejora, se actualiza, si no se inicializa nuevamente el algoritmo siempre y cuando se tenga tiempo disponible aun para correr el análisis. Una parte importante de este procedimiento es que se puede plantear el tiempo disponible para generar soluciones, el cual varía de acuerdo con el criterio del usuario, y puede proporcionar mejores soluciones.

Al ser construido en Microsoft Excel, el ingreso de los datos lo podemos observar en la Figura # 7, donde debe ser teniendo en cuenta el Código de cliente asignado en Oracle, sus coordenadas convertidas en cartesianas, el canal al que pertenece el cliente, su ventana horaria en fracción de 24 horas, esto significa que si inicia a las 06:00 su fracción será 0.25, por ultimo su pedido en canastillas.

ID ERP	NOMBRE CLIENTE	LATITUD	LONGITUD	CANAL	INICIO VENTANA HORARIA	FIN VENTANA HORARIA	CANASTAS PEDIDO
315	CEDI_BOGOTA	-8.94355395	-10.41696837	CEDI	0.20833333	0.70833333	0
103661	COLSUBSIDIO NUEVA ZELANDIA BOGOTA BOGOTA D.C	-17.70117918	3.065869766	MODERNO	0.25	0.41666667	20
118767	COLSUBSIDIO 63	-5.877106992	0.091726827	MODERNO	0.25	0.41666667	71
118781	COLSUBSIDIO ROMA	-1.908181902	-10.93888856	MODERNO	0.25	0.41666667	25
126963	COLSUBSIDIO SUBAZAR	-15.65694038	-1.254640376	MODERNO	0.25	0.41666667	25
168663	COLSUBSIDIO CIUDADELA 1	-13.85389316	-4.69720105	MODERNO	0.25	0.41666667	11
209165	COLSUBSIDIO SANTA LIBRADA	9.535864671	-4.553258284	MODERNO	0.25	0.41666667	18
229279	COLSUBSIDIO 1 MAYO	-2.089432761	-9.627387823	MODERNO	0.25	0.41666667	58
234271	COLSUBSIDIO RESTREPO	1.337573525	-3.284118963	MODERNO	0.25	0.41666667	43
234294	COLSUBSIDIO AV EL ESPECTADOR	-4.668811347	-4.454050459	MODERNO	0.25	0.41666667	1
234317	COLSUBSIDIO SANTA ISABEL	-0.04565925	-2.941054539	MODERNO	0.25	0.41666667	47
283595	OLIMPICA COLINA CAMPESTRE ABAR	-14.40077125	1.006829339	MODERNO	0.20833333	0.29166667	47
290748	FRIGONORTE DE LA 90	-8.624908446	2.25563484	MODERNO	0.22916667	0.39583333	12
327779	COLSUBSIDIO USAQUEN ABARROTES	-11.20966865	5.181382993	MODERNO	0.25	0.41666667	81
327791	OLIMPICA PLAZA CALLE 100	-9.663811656	2.906282133	MODERNO	0.20833333	0.29166667	15
327893	ALKOSTO VENECIA ABARROTES	0.26978518	-6.977575734	MODERNO	0.25	0.4375	28
327928	SUPERTIENDA OLIMPICA LA CALERA	-13.56546405	11.67713839	MODERNO	0.20833333	0.29166667	13
327977	MERCADOS ROMI PASADENA ABARROT	-10.73925932	1.484585772	MODERNO	0.25	0.39583333	43
327984	MERCADOS ROMI SEARS LECHE	-13.247930877	4.777546729	MODERNO	0.25	0.39583333	8
327988	MERCADOS ROMI MAZUREN LECHE	-14.35448426	1.241794564	MODERNO	0.25	0.39583333	22
327989	MERCADOS ROMI 113 ABARROTES	-10.38833076	4.681939409	MODERNO	0.25	0.39583333	20
328016	OLIMPICA JIMENEZ	-0.295409948	0.283081706	MODERNO	0.20833333	0.29166667	16
328021	OLIMPICA MAZUREN	-15.32932921	2.663084532	MODERNO	0.20833333	0.29166667	51
328025	OLIMPICA RESTREPO	1.459940474	-2.783443892	MODERNO	0.20833333	0.29166667	15
328077	SAO CHAPINERO	-5.93079739	0.938801657	MODERNO	0.20833333	0.29166667	14
328131	SAO PORTAL 80	-12.60349407	-4.23708941	MODERNO	0.20833333	0.29166667	26
328133	COLSUBSIDIO TIERRA GRATA	-11.49881373	-5.092719373	MODERNO	0.25	0.41666667	14
328143	COLSUBSIDIO UNICENTRO OCCIDENT	-13.87892282	-4.501363115	MODERNO	0.25	0.41666667	68
328241	MERCADOS ROMI PINAR DE SUBA	-16.56818739	-1.00030677	MODERNO	0.25	0.39583333	22

Figura#7: Ingreso de datos en Excel.

Los resultados igualmente se presentan en el mismo archivo, donde al correr el proceso se insertan nuevas hojas a las ya establecidas como se presentan en la Figura#8, el cual muestra las rutas generadas. El reporte consta de un número de identificación de ruta, el código del cliente, nombre del cliente, Inicio de Ventana Horaria que en este caso al iniciar las rutas a las 05:00 este será el punto 0 (cero) y de ahí se inicia el conteo en minutos. Por ejemplo si la ventana horaria de un cliente inicia a las 06:00, esta será reportada como 60. Se cuenta también con el tiempo de llegada a cliente, límite de ventana de atención y el minuto de salida de cada uno respectivamente.

ID Route	Code	Name	Early TW	Arrival Time	Late TW	Leaving Time
0	315	CEDI_BOGOTA	0	0	720	0
0	328272	COLSUBSIDIO VILLA NUEVA	60	60	540	120
0	522474	FARMATODO SALITRE	60	124.930076	360	129.930076
0	32	T32_MARKET MODELIA BOGOTA BOGOTA D.C	60	137.407964	360	197.407964
0	2035600	COLSUBSIDIO SALITRE	60	200.344325	300	260.344325
0	2043374	OXKO EL DORADO	60	268.826577	270	283.826577
0	8	T08_POSTRES SALITRE PLAZA BOGOTA BOGOTA	60	287.266303	360	302.266303
0	315	CEDI_BOGOTA	0	0	720	0
1	315	CEDI_BOGOTA	0	0	720	0
1	2015728	COLSUBSIDIO IPANEMA	60	60	300	75
1	2033088	METRO TINTALITO (71) BOGOTA BOGOTA D.C	60	81.0955143	300	96.0955143
1	118781	COLSUBSIDIO ROMA	60	102.498016	300	132.498016
1	2003887	BUITRAGO BUITRAGO ALIRIO	60	140.873133	300	170.873133
1	2029738	COLSUBSIDIO EL PORVENIR	60	174.441873	300	189.441873
1	229279	COLSUBSIDIO 1 MAYO	60	204.730921	300	264.730921
1	2033091	METRO BANDERAS (26) BOGOTA BOGOTA D.C	60	274.70709	300	319.70709
1	315	CEDI_BOGOTA	0	0	720	0
2	315	CEDI_BOGOTA	0	0	720	0
2	2036572	FARMATODO CONECTA	60	60	360	75
2	2035608	OXKO CONECTA	60	75.3528087	270	105.352809
2	328133	COLSUBSIDIO TIERRA GRATA	60	111.400909	300	126.400909
2	328627	ZAPATOCA GARCES NAVAS	60	130.288181	300	190.288181
2	168663	COLSUBSIDIO CIUDADELA 1	60	194.498841	300	209.498841
2	328143	COLSUBSIDIO UNICENTRO OCCIDENT	60	210.149089	300	270.149089
2	2039603	COLSUBSIDIO SUBA TIBABUYES	60	276.976513	300	291.976513

Figura#8: Resultados de rutas.

6.3 EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS

Como se mencionó al inicio del documento, actualmente la programación de la distribución de los vehículos se realiza de forma empírica por lo cual los parámetros de decisión recaen en la experiencia de una persona. El modelo propuesto será comparado con la ejecución diaria de la planeación en cuanto a vehículos usados para la distribución de los productos. La muestra se tomó del CEDI Bogotá de Alpina durante la semana comprendida entre el 25 y 31 de Mayo del 2018 en los clientes del canal moderno, los cuales son alrededor de 400, sin embargo no todos son visitados los mismos días. Cabe resaltar se tienen clientes a los cuales se les asigna un tracto camión previamente por el alto volumen del pedido en cubetas, los cuales son excluidos del presente análisis. Los clientes visitados en cada día fueron los siguientes:

FECHA	# CLIENTES VISITADOS
25/05/2018	143
26/05/2018	160
28/05/2018	172
29/05/2018	165
30/05/2018	166
31/05/2018	143

Tabla#2 Número clientes visitados.

Como parámetros iniciales del algoritmo y que se mantuvieron en las corridas diarias son los siguientes:

- Tiempo de ejecución en segundos: 120 segundos.
- Valor de probabilidad para distribución geométrica en aleatorización sesgada: 80%.
- Máxima duración de las rutas por horario laboral: 660 Minutos.

Para realizar la comparación entre el proceso actual y el propuesto, se revisará el Porcentaje de Ocupación, Promedio de Cubetas por vehículo y Número de vehículos usados en la distribución durante los 6 días de muestra, variables las cuales hoy en día son indicadores de eficiencia en el uso de la flota. La forma de calcular los primero dos se presentan a continuación:

- **PORCENTAJE OCUPACIÓN:** Este representa la relación de ocupación por vehículos y es un promedio que se da en toda la flota usada para la distribución del día:

$$\%OCUPACIÓN = \frac{PROMEDIO CUBETAS VEHICULOS}{PROMEDIO CAPACIDAD VEHÍCULO EN CUBETAS} \times 100\%$$

- **PROMEDIO CUBETAS:** Es el promedio de cubetas que se carga en los vehículos diariamente:

PROMEDIO CUBETAS

$$= \frac{\#Cubetas Vehiculo_1 + \#Cubetas Vehiculo_2 + \dots + \#Cubetas Vehiculo_n}{n} \times 100\%$$

A continuación se relacionan los resultados en las variables que se definieron para anteriormente para evaluar la efectividad del proceso propuesto:

FECHA	% OCUPACIÓN NORMAL	% OCUPACIÓN ALGORITMO	VARIACIÓN
25/05/2018	57%	83%	46%
26/05/2018	47%	47%	0%
28/05/2018	42%	74%	76%
29/05/2018	49%	53%	8%
30/05/2018	57%	66%	16%
31/05/2018	55%	71%	29%

Tabla#3 Porcentajes Ocupación de los vehículos.

El porcentaje de ocupación respecto a lo ejecutado aumentó en el 80% de los días analizados como se puede observar en la Tabla#3, esto ya que en el proceso del algoritmo se tiene la totalidad de la flota disponible teóricamente y se lleva máxima capacidad cada vehículo seleccionado, a comparación con la metodología actual del CEDI Bogotá, el cual tiene destinada toda la flota propia a la distribución de los pedidos del canal moderno, lo que puede resultar en asignaciones de vehículos con alta capacidad a rutas con muy pocas cubetas o pedidos. Se tuvo un sólo día el cual el porcentaje fue el mismo ya que los pedidos aumentaron por ser un viernes fin de mes, sumado a que existen clientes con franjas horarias muy cortas o que poseen citas en un horario específico, lo que acarrea que se tenga que asignar pocos pedidos a esa ruta por restricción horaria.

FECHA	# CUBETAS ACTUAL	# CUBETAS ALGORITMO	VARIACIÓN
25/05/2018	174	292	167%
26/05/2018	122	135	111%
28/05/2018	177	230	130%
29/05/2018	151	180	119%
30/05/2018	149	188	126%
31/05/2018	182	194	107%

Tabla#4: Promedio cubetas por vehículo

En la Tabla# 4 se puede evidenciar el promedio de cubetas por vehículo en cada una de las fechas analizadas, aumentó de forma considerable donde se pueden encontrar fechas las cuales tienen cerca de 120 cubetas más por vehículo, lo cual se puede contrarrestar en los resultados obtenidos en cuanto a porcentaje de ocupación por vehículo como se analizó anteriormente. Al aumentar el número de cubetas por vehículo, disminuirá el costo por tonelada transportado, el cual es la forma de asignar el costo logístico de distribución en Alpina, el cual hoy para el Canal moderno está por encima del 13% y puede estar representando cerca de 12.000 MM COP anualmente solo para el caso de CEDI Bogotá.

FECHA	# VEHÍCULOS ACTUAL	# VEHÍCULOS ALGORITMO	VARIACIÓN
25/05/2018	33	18	-45%
26/05/2018	34	26	-24%
28/05/2018	38	21	-45%
29/05/2018	32	31	-3%
30/05/2018	32	28	-13%
31/05/2018	38	26	-32%

Tabla#5 Número de vehículos usados en distribución

Frente al balance de carga, se puede evidenciar en la mayoría de los casos los vehículos con ocupaciones por debajo del 50% con respecto a lo ejecutado es menor, a excepción de una sola fecha como se puede observar en la tabla#6:

FECHA	NORMAL	ALGORITMO
25/05/2018	11	2
26/05/2018	19	16
28/05/2018	24	5
29/05/2018	16	15
30/05/2018	13	8
31/05/2018	16	6

Tabla#6: Número de vehículos con ocupación inferior al 50%

Igualmente como la necesidad de vehículos disminuye con el algoritmo propuesto, el análisis de balance de carga se debe realizar en porcentaje del total de la flota usada en cada día respectivamente y se puede observar en la tabla#7, donde efectivamente el porcentaje del total de la flota disminuyó, a excepción de un solo día donde aumentó:

FECHA	NORMAL	ALGORITMO
25/05/2018	33%	11%
26/05/2018	56%	62%
28/05/2018	63%	24%
29/05/2018	50%	48%
30/05/2018	41%	29%
31/05/2018	42%	23%

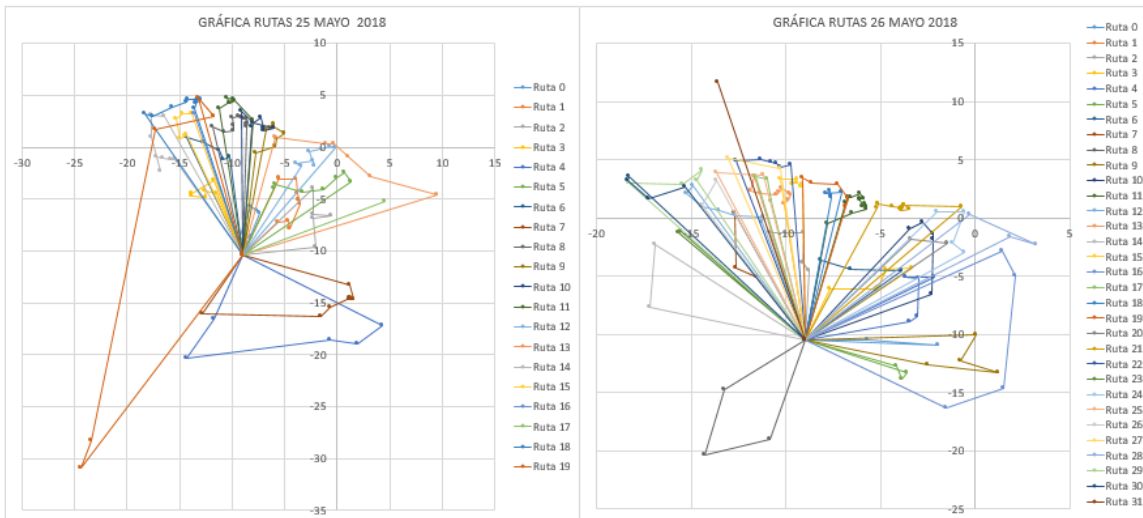
Tabla#7: Porcentaje de vehículos con ocupación inferior al 50%.

Como se puede observar en las figuras 9,10 y 11, las rutas propuestas son ordenadas donde se puede evidenciar claramente el inicio y fin de cada una de ellas en el centro de distribución. Actualmente no se cuenta con una validación visual como la propuesta por esta herramienta, el poder tener las rutas

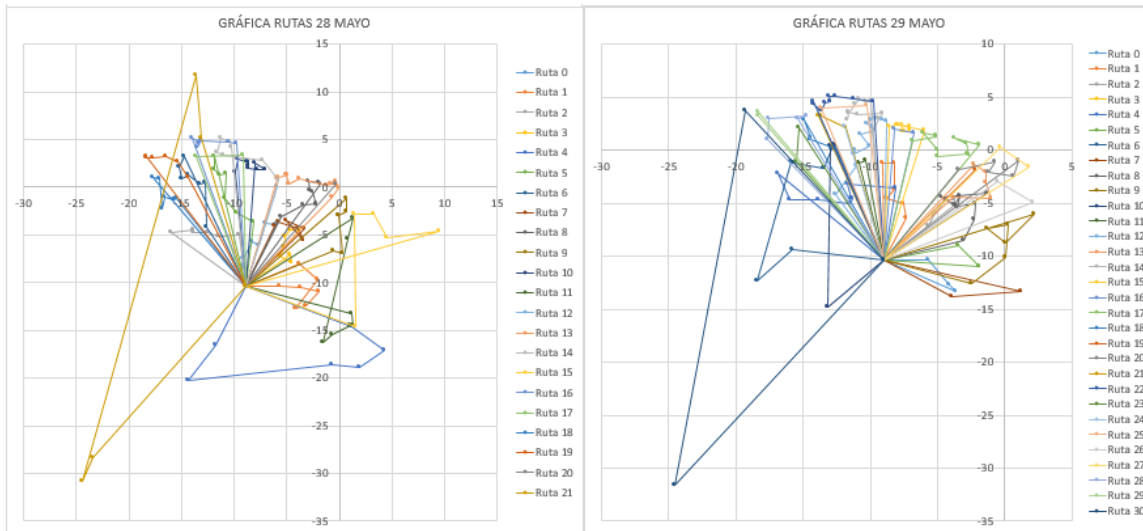
graficadas, permite revisar si la propuesta tiene sentido y si es factible como se puede evidenciar en las figuras.

Los resultados frente al tiempo empleado igualmente mejoran, ya que el proceso normal puede tardarse cerca de dos horas, mientras el diligenciamiento de los pedidos por cliente en el algoritmo propuesto en Excel no tardaría más de 30 minutos y proporcionaría otras alternativas al supervisor que está realizando la programación.

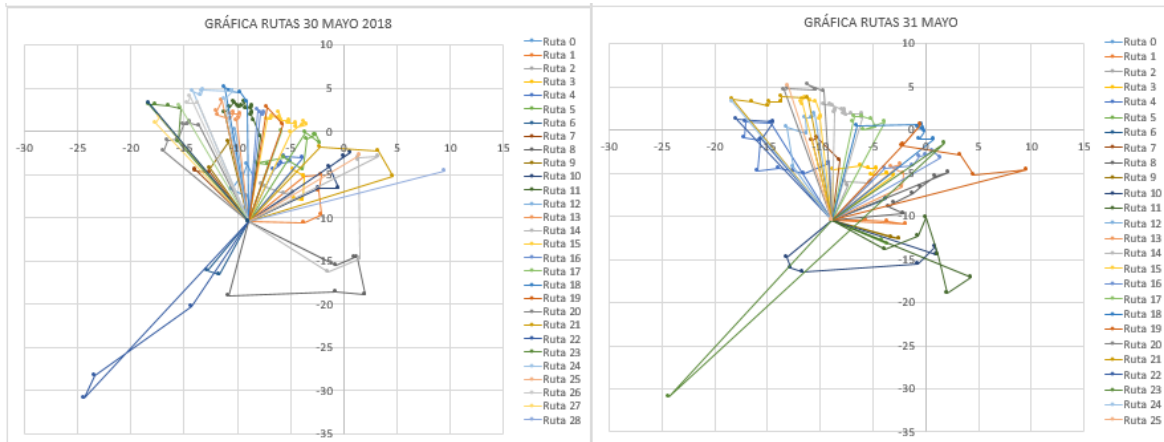
Las rutas propuestas durante los días de prueba se encuentran en las siguientes figuras:



Figura#9: Rutas propuestas para el 25 y 26 de Mayo 2018.



Figura#10: Rutas propuestas para el 28 y 29 de Mayo 2018.



Figura#11: Rutas propuestas para el 30 y 31 de Mayo 2018.

6.3.1 IMPACTO ECONÓMICO

En el análisis de cuantos vehículos se usarían, en caso de usar el algoritmo propuesto en la programación de la distribución secundaria en las fechas analizadas con respecto al proceso normal, podemos evidenciar en la Tabla#4 que la disminución es igualmente alta, teniendo fechas donde la disminución puede ser de hasta 15 vehículos así como días donde se tuvo una disminución menor de uno solo. Esto puede representar en fletes diarios un rango del 1% al 40% menos de contratación, lo cual puede impactar positivamente el gasto de distribución de los productos en el canal moderno como lo analizamos anteriormente. Este potencial ahorro representa cerca del 1.7% anual en una operación donde la disminución de un punto porcentual representa grandes esfuerzos en la cadena para poder alcanzarlo.

Frente al impacto social que pueda tener esta disminución de vehículos, cabe resaltar la proporción de flota propia de Alpina y fletado es cerca de 60% y 40% respectivamente, donde la operación propia de la empresa no se verá afectada, sin embargo las negociaciones con los propietarios de los vehículos fletados debe replantearse ya que la demanda disminuirá.

7. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

7.1 CONCLUSIONES

El presente trabajo caracterizó el proceso actual de programación del CEDI Bogotá, el cual es el mismo para toda la operación de Alpina y se realizó un diagnóstico, donde el resultado mostró que el proceso actual es altamente dependiente del conocimiento de la persona de turno que lo esté

realizando. Esta forma de planeación evita encontrar optimizaciones y distintas formas de realizar la planeación, ya que son tareas difíciles de conseguir por la necesidad de la información de forma rápida para el despacho, al igual que la falta de información con anterioridad sobre los pedidos en firme de los clientes. No solo las restricciones anteriormente mencionadas evitan alcanzar dicho objetivo, mas no es posible por la falta de herramientas tecnológicas que ayuden a la toma de decisiones.

Con base en una revisión bibliográfica exhaustiva y teniendo en cuenta el diagnóstico del proceso actual, se propuso una herramienta de apoyo a la programación basada en el VRPTW que permite tener una programación más acertada y en un menor tiempo. Esta herramienta se validó comparando los resultados de la ejecución en una semana de cierre de mes, las cuales normalmente representan picos de operación, donde los resultados obtenidos con la herramienta propuesta dieron como resultado mejoras en porcentaje de ocupación aumentando en cerca del 30%, lo cual se traduce en un mayor promedio de cubetas despachadas por vehículo y menor necesidad de vehículos. Esto igualmente representa un mayor peso transportado por vehículo, al igual que menor costo de operación. Estas tres mejoras evidenciadas pueden afectar de forma positiva el gasto logístico en el CEDI, el cual está por encima del 13% y es uno de los principales focos de atención en los últimos años de la empresa. A pesar de que el análisis fue realizado comparando la ejecución real en 6 días de operación en el canal moderno, frente a los resultados arrojados por la macro de Excel, haría falta probar la eficacia al realizar la programación de la totalidad de los clientes del CEDI, los cuales pueden sobrepasar 900. Igualmente se abre la posibilidad de realizar análisis de sensibilidad frente a cuanto afectan las ventanas horarias tan estrechas en los clientes, donde la ampliación de estas puede generar ahorros significativos, los cuales se podrían traducir en descuentos a los clientes para motivar dicha ampliación.

7.2 RECOMENDACIONES

Como se pudo observar en los resultados, la herramienta promete aportar mejoras al proceso actual de programación de vehículos, tanto en el ahorro del tiempo de ejecución de la tarea, así como en cantidad de vehículos utilizados diariamente que se transforma en ahorros por ejecución de la distribución. Para poder alcanzar la implementación de la herramienta en la operación, es importante una breve introducción a las personas que interactuaran con ella, para que puedan tener idea de lo que se construyó y generar confianza en el proceso. A su vez se deben realizar pruebas en simultáneo en la operación, en busca de demostrar las capacidades de la misma y que la adopción por parte de las personas de la operación sea lo más rápida posible, ya que se demuestra con hechos su funcionalidad.

Cabe resaltar que al interior de la empresa ya se ha tenido intentos de implementación de software de ruteo con otras empresas, las cuales han llegado ofreciendo servicios a ciertos costos, sin embargo, ha sido un proceso difícil por el rechazo a soluciones tecnológicas que pueden representar sustitución de cargos para la personas por parte de ellas. Este es uno de los grandes retos, ya que la idea con la que se debe presentar esta solución debe ser con la optimización de la flota, tiempo y calidad de la solución. Se propone iniciar en el CEDI Bogotá con el canal moderno, el cual fue el usado para el presente trabajo y representa una buena parte de las rutas de distribución, sin necesidad de ser el de mayores ventas como lo son los otros canales con los que se cuenta. Una vez se demuestre que la solución es exitosa, se puede trasladar el uso de herramientas a los canales restantes y a su vez a otras geografías, ya que el CEDI Bogotá es el que representa la mayor dificultad de ruteo, donde siendo exitoso en ella, puede serlo en las otras geografías.

Dados los resultados del presente trabajo, se abre la posibilidad de complementarlo con otros modelos que complementen las restricciones que se usaron, ya que actualmente se pueden encontrar modelos que tengan por ejemplo la logística inversa y este es un punto importante en la operación de Alpina por los embalajes. Igualmente frente al tema de cálculo de embalajes por pedido, se presenta una oportunidad interesante debido a que en este momento es un proceso que no está del todo claro.

8. BIBLIOGRAFÍA

- Alpina Productos Alimenticios SA. (13 de 06 de 2018). *Corporativo Alpina*. Obtenido de <http://corporativo.alpina.com.co/quienes-somos/proposito-superior/>
- Batista, B. M., & Glover, F. (2006). *Introducción a la Búsqueda Tabú*. Colorado: Universidad de La Laguna.
- Ben Ticha, H., Absi, N., Feillet, D., & Quilliot, A. (2017). Empirical analysis for the VRPTW with a multigraph representation for the road network. *Computers and Operational Research*, 103 - 116.
- Braekers, K., Ramaekers, K., & Nieuwenhuysse, I. V. (2016). The vehicle routing problem: State of the art classification and review. *Computers & Industrial Engineering*, 300 - 313.
- Caceres-Cruz, J., Riera, D., & Angel, J. (2014). Rich Vehicle Routing Problem: Survey. *ACM Computing Surveys*, 32.
- Çagri, K., & Gilbert, L. (2018). Vehicle routing with backhauls: Review and research perspectives. *Computers and Operations Research*, 79 - 91.
- Cobb, B. R. (2016). Inventory control for returnable transport items in a closed-loop supply chain. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 53-68.
- Coloni, A., Dorigo, M., & Maniezzo, V. (1991). Distributed optimization by ant colonies. *In proceedings of the first European conference on artificial life*, 134-142.
- Cordeau, J. F., Desaulniers, G., Desrosiers, J., Solomon, M., & Soumis, F. (1999). *The VRP with Time Windows*. Montreal: Gerad.
- Daniel, H., & Johansson, O. (2010). The impact of control strategies on the management of returnable transport items. *Transportation Research Part E*, 1128-1139.
- Daniel, H., & Ola, J. (2010). The impact of control strategies on the management of returnable. *Transportation Research Part E*, 1128 -1139.
- De Muynck, B. (9 de Marzo de 2017). *Oracle*. Obtenido de <https://go.oracle.com/LP=35733?elqCampaignId=52189&src1=ad:pas:go:dg:scm&src2=w wmk160606p00146c0020&SC=sckw=WWMK160606P00146C0020&mkwid=sMwM2YFm0%7cpcriid%7c171365756107%7cpkw%7ctransportation%20management%20system%7cpmt%7ce%7cpdv%7cc%7csckw=srch:transport>
- Dinesh, K., Nachiappan, S., ManojK.Tiwari, Muhammad, A., & Chang, L. (2017). Closed loop supply chain networks: Designs for energy and time. *Int. J. Production Economics*, 382-393.
- Elia, V., & Gnoni, M. G. (2015). Designing an effective closed loop system for pallet management. *Int. J. Production Economics*, 730 - 740.
- Ezcurra, J. B. (2017). COOPERACIÓN HORIZONTAL EN PROBLEMAS DE RUTAS DE VEHÍCULOS CON RETORNOS. Pamplona, Iruña.
- Faisal, A., & Sarah S, L. (2016). Supply chain optimization under risk and uncertainty: A case study for high-end server manufacturing. *Computers & Industrial Engineering*, 78 - 87.
- Faulin, J. A., Ferrer, J., H.R., A. L., & Barros, B. (2013). MIRHA: Multi-start biased randomization of heuristics with adaptive local search for solving non-smooth routing problem. *TOP*, 109 - 132.

- Feo, T. A., & Resende, M. G. (1995). Greedy randomized adaptive search procedures. *Journal of Global Optimization*, 109-133.
- Galina, I., Limbourg, S., & Fouad, R. (2017). The inventory-routing problem of returnable transport items with time windows and simultaneous pickup and delivery in closed-loop supply chains. *Int. J. Production Economics*, 570-582.
- Galina, I., Sabine, L., & Fouad, R. (2017). The inventory-routing problem of returnable transport items with time windows and simultaneous pickup and delivery in closed-loop supply chains. *International Journal of Production Economics*, 570-582.
- Glover, F. (1986). Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. *Computers & Operations Research*, 533-549.
- Grasas, A., Angel, J., Faulin, J., de Armas, J., & Ramalhinho, H. (2017). Biased randomization of heuristics using skewed probability distributions: A survey and some applications. *Computers & Industrial Engineering*, 2016-228.
- Grasas, A., Juan, A., Faulin, J., De Armas, J., & Ramalhinho, H. (30 de Mayo de 2017). Biased Randomization of Heuristics using Skewed Probability Distributions: a survey and some applications. *Computers and Industrial Engineering*, 216-228.
- Hideki, H., Mutsunori, Y., & Toshihide, I. (2008). An iterated local search algorithm for the time-dependent vehicle routing problem with time windows. *ELSEVIER*, 434 - 456.
- Holland, J. H. (1975). *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. Michigan: U Michigan Press.
- Jacek, M., & Adam, Ž. (2016). A memetic approach to vehicle routing problem with dynamic requests. *Applied Soft Computing*, 522-534.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C., & Vecchi, M. (1983). Optimization by simulated annealing. *Science*, 671-680.
- Lenstra, J. K., & Kan, A. H. (1981). Complexity of Vehicle Routing and Scheduling Problems. *Networks*, 221 - 227.
- Lourenço, H. R., & Martin, O. a. (2010). Iterated local search: Framework and applications. En *Handbook of Metaheuristics* (págs. 363-397). New York: Springer.
- Mestera, D., & Braysyb, O. (2005). Active guided evolution strategies for large-scale vehicle routing problems with time windows. *ELSEVIER*, 1593 - 1614.
- Miranda, D. M., & Vieira Conceicao, S. (2016). The vehicle routing problem with hard time windows and stochastic travel and service time. *Elsevier*, 104-116.
- Mohammeda, M. A., Ghani, M. K., Hamedc, R. I., Mostafa, S. A., Ibrahime, D. A., Jameel, H. K., & Alallah, A. H. (2017). Solving vehicle routing problem by using improved K-nearest neighbor algorithm for best solution. *Journal of Computational Science*, 232 - 240.
- Mole, R. H., & Jameson, S. R. (1976). A Sequential Route-building Algorithm Employing a Generalised Savings Criterion. *Palgrave Macmillan Journals*, 503 - 511.
- Morais, V. W., Mateus, G. R., & Noronha, T. F. (2014). Iterated local search heuristics for the Vehicle Routing Problem with Cross-Docking. *Expert Systems with Applications*, 7495 - 7506.
- Motwani, R., & Raghavan, P. (1996). Randomized algorithms. *ACM Comput. Surv*, 33-37.
- Nagataa, Y., Braysy, O., & Dullaert, W. (2010). A penalty-based edge assembly memetic algorithm for the vehicle routing problem with time windows. *Computers & Operations Research*, 724-737.

- Olivera, A. (2004). *Heurística para Problemas de Ruteo de Vehículos*. Montevideo, Uruguay: Universidad de La Republica.
- Olivera, A. (2004). Heurísticas para Problemas de Ruteo de Vehículos. *Universidad de la República*.
- Özceylan, E. (2016). Simultaneous optimization of closed- and open-loop supply chain networks with common components. *Journal of Manufacturing Systems*, 143-156.
- Partyka, J., & Hall, R. (Febrero de 2012). *The Institute for Operations Research and the Management Sciences*. Obtenido de <https://www.informs.org/ORMS-Today/Public-Articles/February-Volume-39-Number-1/Software-Survey-Vehicle-Routing>
- problem, T. v. (1999). *Cordeau, J-F; Desaulniers, Guy; Desrosiers, Jacques; Solomon, Marius M; Soumis, Francois*. Philadelphia: Gerad.
- Quintero Araújo, C. L. (29 de Septiembre de 2017). Applications of simheuristics and horizontal cooperation concept in rich vehicle routing problems. Barcelona, Cataluña, España.
- Resende, M. G., & Ribeiro, C. C. (2003). GRASP: Greedy randomized adaptative search procedures. Boston: Springer.
- Salvatore, C., Manfredi, B., & Jose M., F. (2016). Closed-loop supply chains: What reverse logistics factors influence performance? *International Journal of Production Economics*, 35-49.
- Samrat, H., Aditya, C., & Anup, D. (2018). Improving variable neighborhood search to solve the traveling salesman problem. *Applied Soft Computing*, 83 - 91.
- Schneider, M., Schwahn, F., & Daniele, V. (2017). Designing granular slution methods for routing problems with time windows. *European Journal of operation Research*, 16.
- Sun, P., Veelenturf, L., Dabia, S., & Woensel, T. (2018). The time-dependent capacited profitable tour problem with time windows and precedence constraints. *European Journl of Operational Research*, 15.
- Talbi, E.-G. (2009). *Methauristics: From Design to Implementation*. Wiley Publishing.
- Taş, D., Jabali, O., & Woensel, T. V. (2014). A Vehicle Routing Problem with Flexible Time Windows. *Computers & Operations Research*, 39 - 54.
- Ticha, B. H., Absi, N., Feillet, D., & Quilliot, A. (2017). Empirical analysis for the VRPTW with a multigraph representation for the road network. *Computers and Operations Research*, 103-116.
- Toffolo, T. A., Christiaens, J., Malderen, S. V., Wauters, T., & Berghe, G. V. (2018). Stochastic local search with learning automaton for the swap-body vehicle routing problem. *Computers and Operations Research*, 68 - 81.
- Vidal, T., Crainic, T., Gendreau, M., & and Prins, C. (2013). Heuristics for multi-attribute vehicle routing problems: A sourvey and synthesis. *European of operational Research*, 1-21.
- Yun, J., & Dong, Y. (2013). Maximizing profit for vehicle routing under time and weight constraints. *Int. J. Production Economics*, 573 - 583.
- Zanakis, S. H., & Evans, J. R. (1981). Heuristic "Optimization": Why, When, and How to Use It. *Interfaces*, 84-91.