



Trabajo de grado en modalidad de aplicación

Diseño de una técnica de solución que optimice la distribución de alimentos desde múltiples Centros de Procesamiento a Colegios

Angie Marcela Arellano Sánchez^{a,c}, Andrea Katherine Bermúdez Medina^{a,c}, Paula Valeria Gómez Bustos^{a,c}, Valentina González Abello^{a,c}

Carlos Eduardo Montoya Casas^{b,c}, Oscar David Barrera Ferro^{b,c}

^aEstudiante de Ingeniería Industrial

^bProfesor, Director del Proyecto de Grado, Departamento de Ingeniería Industrial

^cPontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia

Abstract

Distribution and Transport operations play a very important role in logistics. The Vehicle Routing Problem has the goal to schedule a set of routes that will attend a set of customers geographically dispersed. In other words, it needs to be decided which vehicle attends each customer and from which depot. This paper proposes a solution technique to optimize the distribution of school's lunches in Bogotá, while considering the problem's restrictions, reducing costs and accomplishing the expected service level (amount of schools where lunch is delivered inside the time windows). It is worth noting that most of the schools involved in the Colombian government program PAE are in the south of the city, being part of a vulnerable population.

The additional proposal of this paper is to include the Multi-Depot, Capacitated, Time Window dependent and Stochastic modifications of the traditional VRP in one problem, in order to respect the restrictions of the real-life application and to integrate these previously studied problems in one. The design process was based on ISO 13053 of 2012. As a solution, a Solomon heuristic combined with a Granular Tabu Search algorithm was used and programmed in C++. To test the performance of the deterministic technique in a stochastic environment, a Simheuristic was made to compare those results considering the Key Performance Indicators (KPIs) selected (Total Cost, Service Level and Time of Delay).

As a result, favorable solutions were found when combining the selected heuristic with the Granular Tabu. The solution had an average gap of 5,97% in comparison to the optimal value, with an acceptable execution time. The evaluation between the deterministic and stochastic solution showed an improvement in the KPIs when the stochastic environment is considered. Also, different factors (such as Number of Nodes, Deviation of transit time and Fixed Cost of Delay) were evaluated in SPSS and demonstrated to have significant influence in the KPIs, indicating that the model is sensitive to those factors.

Palabras Clave: Ruteo de Vehículos (VRP), Ventanas de Tiempo (TW), Capacidad de Vehículos (C), Múltiples Depósitos (MD), Tiempos de Viaje Estocásticos (S), Simheuristic.

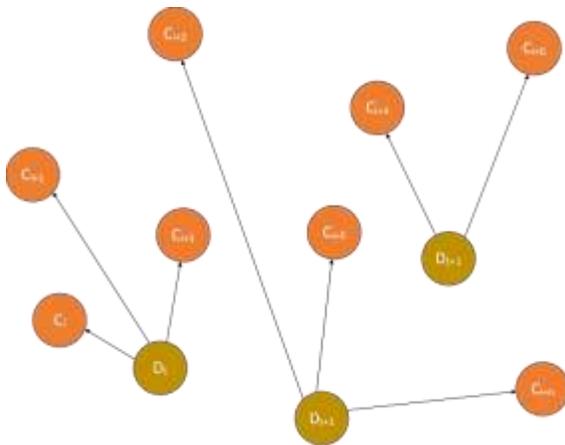
1. Justificación y planteamiento del problema

En Colombia, específicamente en Bogotá, el estado nutricional de las personas es un indicador de calidad de vida de las poblaciones ya que evidencia el desarrollo físico, intelectual y emocional de las mismas, de acuerdo con un informe de la Secretaría de Salud de Bogotá (2017). Esto está íntimamente relacionado con el estado de salud y con factores alimentarios, socioeconómicos, ambientales y culturales de las personas. Sin embargo, existe un particular interés en que los niños tengan una buena alimentación, dado que una mala nutrición conlleva a problemas de desarrollo físico y cognitivo a largo plazo, es decir, en la adultez.

Para evitar esto, existe El Programa de Alimentación Escolar (PAE) (2013), el cual es una asociación entre la Secretaría de Educación Distrital, un operador (como cajas de compensación) y colegios oficiales para contribuir con la permanencia escolar de niños mediante la generación de hábitos alimenticios saludables.

El problema planteado se resume de la siguiente manera: Los diferentes depósitos deben distribuir las porciones de alimentos calientes a los diferentes nodos (colegios), seleccionando rutas que mejoren los Indicadores Clave de Rendimiento (por sus siglas en inglés - KPIs) manteniendo un costo aceptable. La representación de la operación se puede ver en la Ilustración 1. En este proceso es necesario que esta comida llegue a una temperatura específica para que pueda ser servida cumpliendo los estándares de calidad establecidos en el programa.

Ilustración 1. Grafo de la distribución de alimentos desde el CPA hacia los colegios.



Fuente: Construcción de las autoras.

También es importante tener en cuenta que los colegios cuentan con unas ventanas de tiempo en las cuales deben ser recibidos los almuerzos, ya que estos son servidos inmediatamente a los estudiantes. El intervalo establecido para la recepción de comida es de 2 horas, que por lo general en entidades educativas es de 12 pm a 2 pm.

La programación de las rutas para distribuir los almuerzos debe cumplir con las siguientes condiciones:

- Cumplimiento de la entrega de los almuerzos de acuerdo a las ventanas de tiempo establecidas, debido a que se trata de entregar almuerzos en las condiciones de temperatura ideales para conservar sus nutrientes y ser entregados en el momento indicado.
- Capacidad de los vehículos de la flota con la que el operador contrata actualmente.
- Tiempos de transporte variables dependiendo de la hora, el día, el tráfico, etc. Para capturar dicha variabilidad se va a considerar estos tiempos como estocásticos.

Se tiene conocimiento de que generalmente la planeación de las rutas del programa se realiza de manera manual, sin necesariamente considerar de forma directa el impacto de variables como los tiempos de transporte.

La aleatoriedad de esta variable puede incidir en el incumplimiento de la entrega de los almuerzos dentro de las ventanas de tiempo predefinidas.

Esto genera un impacto social y económico, debido a que significa que niños y jóvenes en colegios en la periferia de Bogotá pueden correr el riesgo de no almorzar, además de que la comida debe ser desechada o se deben pagar sanciones dado que no se cumple con los estándares de calidad. Adicionalmente, existen implicaciones para intentar garantizar un buen nivel de servicio, como lo son los sobrecostos en los que se puede incurrir por subcontratar o tener una flota de vehículos disponible superior a la necesaria.

Es por esto, que lo que se busca es explorar si es posible encontrar rutas de distribución que conlleven a un mejor desempeño en tasa de cumplimiento mediante un costo logístico aceptable o en su defecto, mantener las tasas de cumplimiento actuales incurriendo en un menor costo logístico.

La logística industrial actualmente funciona no solo como el "conjunto de medios para llevar a cabo un fin determinado de un proceso" (Pérez Porto, 2009), sino además como una ventaja competitiva en el mercado. Es por esta razón que se han desarrollado diferentes métodos que permiten mejorar el desempeño logístico de las empresas. Para el presente trabajo se tomará como referencia el Problema de Ruteo de Vehículos (VRP por sus siglas en inglés, Vehicle Routing Problem), aprovechando que cuenta con múltiples variantes y métodos de solución, siendo uno de los más comunes en la optimización de operaciones logísticas. Este plantea la búsqueda del diseño de rutas para la distribución y/o recolección de mercancías, insumos, personas, etc., incluyendo diferentes restricciones tales como: número de vehículos, su capacidad, lugares de destino y demanda de los clientes, entre otras. (Rocha Medina, González La Rota, & Orjuela Castro, 2011).

Con el fin de resolver el problema de ruteo identificado en este proyecto, surge la necesidad de desarrollar o adaptar e implementar estrategias para obtener un diseño de rutas en el cual se contemplen las variables, restricciones y cambios en los parámetros. Cuando se utilizan estas estrategias que sirven de apoyo a la toma de decisiones, se potencializa la posibilidad de incrementar la eficiencia de la distribución. Esto podría implicar una mejora en el cumplimiento de las ventanas de tiempo y, además, podría facilitar una reducción en los costos logísticos.

Es importante resaltar que parte de la importancia del problema reside en que todo lo anterior contribuye a la generación de una sociedad enmarcada en el campo de la protección social y a la transformación de la comunidad para la mejora del desempeño social, económico y ambiental. Es evidente que, además, lo anterior se relaciona con el ser y la naturaleza de la comunidad Javeriana, la cual tiene el propósito de servir a la sociedad para que sea más civilizada, culta y justa, en un contexto de responsabilidad social y empresarial (Pontificia Universidad Javeriana, 2013).

Con base en lo anterior, se plantea la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo diseñar una estrategia de solución formal para soportar la toma de decisiones en la construcción de las rutas para la distribución de alimentos?

2. Antecedentes

El VRP, según Andreatta, Casula, De Francesco y De Giovanni (2016), es un problema de optimización de redes, donde un conjunto de clientes se sitúa en los nodos de un grafo y un conjunto de rutas deben ser determinadas para atender a todos los clientes. Entre las características del problema se encuentra que las rutas deben iniciar y finalizar en el mismo nodo denominado Depósito o Centro de Distribución (CD) y las distancias de viaje entre los nodos, así como los tiempos de servicio de cada uno, están dados, es decir, son determinísticos.

La función objetivo de este problema y de los artículos referenciados más adelante, busca minimizar el costo logístico total, conformado por los costos de transporte y de servicio. Estos costos están relacionados con la

distancia total recorrida, el tiempo total del recorrido, el número de rutas y de vehículos utilizados, la asignación eficiente de rutas, el cumplimiento de las ventanas de tiempo, entre otros.

De acuerdo con el problema previamente expuesto, es posible identificar cuatro variantes con respecto al VRP tradicional que consideran las restricciones del problema de distribución de almuerzos, las cuales serán descritas a continuación.

Teniendo en cuenta que la entrega de los almuerzos debe realizarse en una franja horaria, la primera extensión que aplica al proyecto, es el VRP con Ventanas de Tiempo (Time Windows – TW). Una de las asunciones básicas de VRPTW es que los tiempos de distribución son determinísticos y correlacionados linealmente con la distancia. Sin embargo, generalmente en los escenarios de la vida real esto no es válido por razones como la congestión vehicular, obras públicas, accidentes, clima, etc. (von der Linde & Mönch, 2015)

Adicionalmente, se encontró preciso incluir la capacidad de los vehículos como factor importante. La extensión para este caso es denominada CVRP (Capacitated Vehicle Routing Problem), en la cual se asume que "dada una flota de k vehículos homogénea, es decir, todos cuentan con la misma capacidad Q " (Montes Orozco, 2015), el problema consiste en encontrar rutas de cada vehículo a un mínimo costo.

Finalmente, dos de las consideraciones importantes son: en primer lugar, que los tiempos de distribución varían cada día de la semana y dependiendo de la hora (teniendo en cuenta las condiciones de la ciudad) y, en segundo lugar, que se cuente con más de un depósito para el ruteo de los vehículos. Es por esto que los problemas "VRP with Stochastic Travel Time" (SVRP) y "Multi-Depot VRP" (MDVRP) deben ser tenidos en cuenta al momento de desarrollar la estrategia de solución propuesta.

Vale la pena mencionar que la solución propuesta enmarca todas las variantes previamente mencionadas del Problema de Ruteo de Vehículos. Sin embargo, luego de revisar la literatura no se encontró ninguna técnica de solución que reuniera todo esto. Por esta razón, a continuación, se presentarán los acercamientos que han tenido otros autores en la solución de las posibles combinaciones de las variantes. El aporte del presente trabajo será definir una posible técnica que reúna o tenga en cuenta todas las variantes.

- **CVRP + VRPTW**

En el artículo presentado por Pinar Kirci (2016) en la Academia India de Ciencias, cuyo acercamiento al problema clásico de VRP se realiza de una manera aplicada a la vida real por medio de mapas e ilustraciones gráficas. Teniendo definida la ubicación del depósito y de los puntos de entrega, el método propuesto genera una solución inicial por medio de un algoritmo Greedy, para luego utilizar la Búsqueda Tabú y obtener una ruta optimizada. Esta solución es presentada sobre mapas (gmap.net). Adicionalmente, con la ayuda de Microsoft Visual Studio se desarrolla una interface donde se presentan las rutas generadas sobre los mapas de acuerdo a las condiciones del problema (i.e. tipo de vehículo).

Una solución diferente a este tipo de variaciones lo realiza (Schneider, Schwahn, & Vigo, 2017) con Tabú Granular, que es una forma de mejorar el tiempo de ejecución para problemas combinatorios de optimización sin comprometer la calidad de la solución. Si se compara una solución de Tabú Granular con la mejor solución de calidad por Nagata et al. (2010) existe una brecha de 1,62%, sin embargo, el tiempo de ejecución del granular es 55 veces menor.

- **CVRP + MDVRP**

Los autores Vitória Pureza, Reinaldo Morabito y Marc Reimann (2011), resuelven el problema de MDVRP con flota heterogénea, teniendo como restricción que cada camión debe atender una sola ruta. Los autores proponen implementar una solución inicial con la heurística Solomon y con base en ella realizar la búsqueda

Tabú y la optimización de la Colonia de Hormigas. Además, realizan la comparación entre ellas y obtienen que ambas son capaces de producir buenas soluciones.

Una solución diferente es la expuesta por (Escobar, Linfati, Toht, & Baldoquin , 2014) que consiste en determinar las rutas que se realizarán para satisfacer la demanda de los clientes. Para cada ruta tienen en cuenta la capacidad asociada y las restricciones de duración máxima. El objetivo es minimizar la suma de los costos de viaje relacionados con las rutas realizadas. El algoritmo propuesto se basa en un marco heurístico previamente introducido por los autores para la solución del Problema de Enrutamiento de Ubicación Capaz (CLRP). El algoritmo aplica un procedimiento híbrido de Búsqueda Tabú Granular, que considera diferentes vecindarios y estrategias de diversificación, para mejorar la solución inicial obtenida mediante un procedimiento híbrido. Los experimentos computacionales en instancias de referencia de la literatura muestran que el algoritmo propuesto es capaz de producir, dentro del tiempo de computación corto, varias mejores soluciones obtenidas por los métodos publicados anteriormente y las nuevas mejores soluciones.

- **VRPTW + MDVRP**

Los autores Heechul Bae y Ilkyeong Moon (2016) extendieron el problema de VRP con Múltiple Depósito y Ventanas de Tiempo a un estudio aplicado con vehículos de servicio usados en la entrega e instalación de aparatos electrónicos. El problema que ellos plantean incluye tiempo de servicio estocástico, que cada cliente es atendido por un solo vehículo y que se cumplen las ventanas de tiempo. La solución planteada inicia utilizando una heurística propuesta por los autores que se asemeja bastante a Vecino Más Cercano. Luego se aplica un algoritmo Genético. En el artículo se evidencia que se presenta una solución bastante buena que, aunque aumenta la distancia total recorrida, disminuye el valor objetivo total (los costos).

Adicionalmente, (Cordeau & Maischberger, 2011) resuelve el problema con una meta heurística Tabú iterada paralela, utilizando el marco de búsqueda local iterado, la heurística combina la búsqueda tabú con un mecanismo de perturbación simple para garantizar una exploración amplia del espacio de búsqueda. Los extensos resultados computacionales muestran que la heurística propuesta supera a la búsqueda tabú sola y es competitiva con la heurística diseñada para cada problema en particular de cada extensión de VRP, VRP periódico (periodo de planificación para M días), VRP con ventanas de tiempo y VRP dependiente del sitio.

- **VRPTW + SVRP**

Uno de los acercamientos propuestos por Duygu Tas, Nico Dellaert, Tom van Woensel y Ton de Kok (2012) considera los costos de transporte y el número de vehículos utilizados, desarrollando un algoritmo de iniciación de rutas factibles con la heurística Solomon, seguida de una meta heurística basada en la búsqueda Tabú. Obteniendo como resultado buenas soluciones determinísticas en tiempos razonables. Además, realizan una comparación entre distintas soluciones iniciales para probar que el Tabú tenga buenos resultados en todas las situaciones. Finalmente, para el caso estocástico, se realizan corridas con las cuales analizan que la variación en los tiempos de viaje está directamente relacionada con la ruta y el costo.

Otro acercamiento propuesto por Von der Linde y Mönch (2015), busca minimizar el tiempo total de distribución en el caso de VRPTW determinístico, mientras se minimiza el tiempo total de transporte y las penalizaciones en el caso estocástico. La solución planteada inicia utilizando una combinación de la heurística de Ahorros Modificados y la de Inserción. Luego, el criterio de aceptación de las rutas es un híbrido entre Variable Neighborhood Search (VNS) y un Simulated Annealing (SA) – Approach. Lo que los autores proponen es evaluar la función objetivo en cada movimiento (para el caso determinístico) y simular la ejecución de las rutas correspondientes al confrontarlas con los tiempos de viaje estocásticos. Como conclusión presentan que las ventanas de tiempo estrechas deterioran la calidad de la solución, y que las soluciones presentadas que

utilizaron un acercamiento de muestreo superan los resultados de las soluciones derivadas basadas en datos determinísticos.

Finalmente, los autores Quintero, Gruler, Juan, de Armas y Ramalinho (2017) proponen resolver un problema de Colaboración Horizontal entre empresas con variantes de VRP. En el artículo buscan ilustrar los beneficios de la logística compartida en un ambiente urbano realista, en donde se presenta incertidumbre tanto en la demanda de los clientes como en los tiempos de transporte. En otras palabras, el problema modelado integra MDVRP con SVRP. El acercamiento integra una meta heurística propuesta basada en Búsqueda Local Iterada (Iterated Local Search - ILC) con una Simulación Monte Carlo dentro. Para resolver la estocacidad de las variantes de VRP, proponen un algoritmo simheurístico. Como resultado, reportan la confiabilidad de la solución con la simheurístico y obtienen que la estrategia de colaboración puede generar grandes reducciones en el costo total.

Teniendo en cuenta todo lo anterior, la contribución de este trabajo será integrar todos los avances encontrados en la literatura en un mismo problema. Se definieron cuatro variantes de VRP relevantes para el problema a resolver y no se encontró registro en la literatura de la agregación de más de dos variaciones del problema general base.

Este trabajo puede ser aplicado en proyectos donde se distribuyan productos perecederos a varios clientes, desde más de un CD. Otras aplicaciones podrían ser en la medicina: la distribución de órganos o fluidos corporales a diferentes laboratorios de análisis desde diferentes ciudades, o los restaurantes que cuenten con puntos de venta en distintos sitios de la ciudad, los cuales posean cocinas principales y satélites que repartan comida preparada o semi-preparada a sus franquicias.

De los antecedentes anteriores se eligió la mejor alternativa de solución para cada caso, que permite cumplir con todas las restricciones, y con base en esto se desarrolló la integración de forma autónoma por las autoras.

3. Objetivos

Diseñar una estrategia de solución para el problema de diseño de rutas del Programa de Alimentación Escolar a colegios en la periferia de Bogotá, teniendo en cuenta todas las restricciones involucradas.

Objetivos específicos

- ✓ Diseñar e implementar un modelo matemático que permita resolver el problema con parámetros determinísticos.
- ✓ Seleccionar e implementar una técnica de solución para la versión determinística del problema.
- ✓ Comparar la calidad de los resultados obtenidos del modelo matemático y de la técnica de solución propuesta en términos de un indicador de desempeño de interés, como por ejemplo el costo total de transporte y nivel de servicio para el caso determinístico del problema.
- ✓ Identificar y analizar el impacto de la técnica de solución con parámetros estocásticos (tiempos de viaje) en los indicadores desempeño de interés (costos logísticos de transporte, tasas de cumplimiento, etc.), por medio de una simulación.

4. Metodología

Se realizaron las 4 primeras etapas del modelo DMAIC:

Primera etapa - Definir: Basadas en la literatura y los antecedentes del problema se buscaron modelos de solución los cuales se adaptaban a las características del problema y cumplían con el objetivo específico A. Adicionalmente, se definió la pregunta de investigación la cual permite solucionar el objetivo general mencionado.

Segunda etapa - Medir: Una vez se tiene el modelo matemático se procede a realizar el modelo determinístico calculando en ambos los indicadores de interés, tales como Costo de la ruta y Nivel de Servicio, cumpliendo con el objetivo específico B.

Tercera etapa - Analizar: Se realizó un análisis de la comparación obtenida del ítem anterior con el fin de corroborar que el modelo determinístico alcanzaba soluciones muy cercanas al óptimo, cumpliendo con el objetivo específico C.

Cuarta etapa - Mejorar: Se integró una técnica de simulación en la meta heurística determinística (simheurística) la cual permite mejorar la programación de las rutas ya que contempla las variaciones en el tiempo de transporte. Finalmente, con el fin de comparar los resultados de la solución determinística y estocástica se realizó una simulación la cual permite conocer cual obtiene mejores valores en los indicadores de interés, en busca de cumplir el objetivo específico D.

4.1. Diseño del modelo matemático

Para resolver el problema de MDVRPTW en el caso determinístico, se propone un modelo matemático basado en las formulaciones clásicas de las variantes del VRP.

El problema de enrutamiento de vehículos con Múltiples Depósitos y Ventanas de tiempo estudiado en este documento implica encontrar las distintas rutas viables con el fin de minimizar el costo total de distribución. Una ruta factible de un vehículo es un viaje que comienza y termina en un mismo depósito, visitando algunos clientes de tal manera que se cumplan las restricciones de ventanas de tiempo y de capacidad. Para este problema se tiene en cuenta la siguiente notación:

Conjuntos:

$I = \{1, \dots, n\}$: Conjunto de nodos
 $D = \{1, \dots, m\}$: Conjunto de depósitos
 $C = \{m+1, \dots, n\}$: Conjunto de colegios
 $K = \{1, \dots, k\}$: Conjunto de vehículos

Parámetros:

C_{ijk} := Costo de viajar del nodo i al nodo j con el vehículo k
 T_{ijk} := Tiempo de viajar del nodo i al nodo j con el vehículo k
 B_i := Demanda del nodo i
 Q_k := Capacidad del vehículo k
 S_i := Tiempo de servicio en el nodo i
 E_i := Ventana de tiempo temprana del nodo i
 L_i := Ventana de tiempo tardía del nodo i
 M := Número muy grande

VARIABLES DE DECISIÓN:

X_{ijk} := 1 Si se viaja del nodo i al nodo j con el vehículo k
0 En caso contrario
 U_k := 1 Si el vehículo k es usado
0 En caso contrario
 A_{ik} := Tiempo de llegada en [minutos] al nodo i con el vehículo k
 B_{ik} := Tiempo de inicio del servicio en el nodo i con el vehículo k
 W_{ik} := Tiempo de espera del vehículo k en el nodo i

Teniendo en cuenta estas definiciones, el MDVRPTW se puede describir así:

$$\min Z: \sum_i^I \sum_j^I \sum_k^K X_{ijk} * C_{ijk} \quad (1)$$

Sujeto a:

$$\sum_i^I \sum_k^K X_{ijk} = 1 \quad \forall j \in C \quad (2)$$

$$\sum_j^I X_{ijk} = \sum_j^I X_{jik} \quad \forall i \in I, k \in K \quad (3)$$

$$\sum_i^I \sum_j^I X_{ijk} * B_i \leq Q_k \quad \forall k \in K \quad (4)$$

$$\sum_j^I \sum_k^K X_{ijk} \geq 1 \quad \forall i \in D \quad (5)$$

$$\sum_i^D \sum_j^C X_{ijk} \leq U_k \quad \forall k \in K \quad (6)$$

$$\sum_i^I X_{ijk} \leq 1 \quad \forall j \in C, k \in K \quad (7)$$

$$\sum_i^D \sum_j^D X_{ijk} = 0 \quad \forall k \in K \quad (8)$$

$$b_{ik} + S_i + T_{ijk} - a_{jk} \leq M(1 - X_{ijk}) \quad \forall i \in I, j \in I, k \in K \quad (9)$$

$$b_{ik} \geq a_{ik} \quad \forall i \in C, k \in K \quad (10)$$

$$w_{ik} \geq b_{ik} - a_{ik} \quad \forall i \in C, k \in K \quad (11)$$

$$E_i * \sum_j^I X_{ijk} \leq b_{ik} \quad \forall i \in C, k \in K \quad (12)$$

$$b_{ik} \leq L_i * \sum_j^I X_{ijk} \quad \forall i \in C, k \in K \quad (13)$$

La función objetivo (1) minimiza el costo total de desplazamiento. La restricción (2) obliga a que cada cliente sea visitado exactamente una vez. La restricción (3) hace referencia a la conservación del flujo en los nodos, previniendo que un vehículo termine la ruta en un colegio. La restricción (4) garantiza que la capacidad de un camión sea respetada. La restricción (5) obliga a que sean usados todos los depósitos. La restricción (6) asigna un vehículo a un depósito, sólo si este es necesario usarlo. La restricción (7) garantiza que cada vehículo visite a determinado cliente una vez. La restricción (8) garantiza que no existan rutas entre depósitos. Las restricciones (9) - (13) garantizan la viabilidad de la planificación respecto a las condiciones de tiempo. La restricción (9) asegura que si un arco entre nodos (i, j) es realizado por un vehículo k (es decir $X_{ijk} = 1$), el tiempo de llegada en el nodo j sólo puede ser posible cuando el nodo i esté terminado y cuando el vehículo k se ha tomado el tiempo para viajar de i a j . La restricción (10) garantiza que el comienzo del servicio sólo comienza después de haber llegado al nodo. La restricción (11) establece el tiempo de espera en cada nodo. Las restricciones (12) y (13) garantiza que la ventana de tiempo de cada nodo sea respetada.

4.2. Diseño de una técnica de solución para la versión determinística del problema

Heurística:

Con base en los antecedentes previamente mencionados se tomó como solución inicial al problema de MDVRPTW la heurística propuesta por Solomon en 1987. Esta heurística ha sido utilizada por múltiples autores para resolver el problema de VRPTW como punto de inicio para meta heurísticas. Sin embargo, para el presente proyecto se realizaron ciertas adaptaciones al algoritmo tradicional, de tal manera que se tuvieran en cuenta depósitos múltiples y se mejorara el costo total (ver Anexo 5).

Solomon inicia generando una semilla (el nodo a atender más distante desde el depósito) para la creación de las rutas. Como en el presente caso se trata de un problema con múltiples depósitos, la inicialización del algoritmo es la generación de una semilla para cada depósito que hay. Después de diferentes intentos, la propuesta realizada para la solución de este problema es que la ruta inicie con el nodo más cercano al depósito, en vez del más lejano. Luego de diferentes corridas, se confirmó que esta modificación tiene un impacto positivo en el costo total de la asignación (ver Anexo 6).

Luego de creadas tantas rutas como depósitos, se toma el siguiente colegio en la lista de "No Asignados" y se evalúa la inserción del mismo en cada una de las rutas creadas, en todas las posiciones posibles, respetando las restricciones de: Capacidad y Ventanas de Tiempo. Para cada inserción evaluada, se calcula el C1 y el C2, parámetros propuestos por Solomon. El C1 representa el costo de la inserción comparado con el costo de no insertarlo; en el caso del presente proyecto, el costo se ve representado en términos de tiempo. El C2 es la distancia desde el depósito hasta el colegio insertado menos C1.

Después de evaluar la inserción de colegios en las diferentes rutas creadas, se escoge el menor C1 para realizar la respectiva inserción en la posición, camión y depósito específico. En este punto, se realizó otra modificación a la heurística tradicional, ya que luego de realizar varias corridas se comprobó que para este caso se obtenía una mejor solución teniendo en cuenta únicamente el menor C1 al momento de escoger el colegio a insertar, en vez de seleccionar aquel que presente menor C1 y mayor C2 simultáneamente.

Finalmente, en el caso en que aún haya colegios sin ser asignados, se crea una nueva semilla de la manera mencionada anteriormente y se realiza nuevamente el proceso anterior hasta que todos los colegios estén asignados en una ruta.

Para un mejor entendimiento del funcionamiento de la heurística, el diagrama de flujo del mismo se encuentra en el Anexo 5.

Meta heurística:

De acuerdo a los trabajos citados en el presente documento, la combinación de heurística y meta heurística que mejor funciona para resolver problemas similares de VRP es Solomon (previamente descrita) con Búsqueda Tabú Granular. Esta meta heurística surge como una herramienta que permite "mejorar" las soluciones iniciales obtenidas por medio de búsquedas locales.

Con base en la característica principal de Tabú que funciona basado en el concepto de memoria, es decir, cada vez que se realiza una búsqueda, el programa restringe que ese movimiento se devuelva, evitando quedar encerrado en ciclos infinitos y saliéndose de óptimos locales; se realiza una extensión al Tabú Granular con el fin de realizar intensificación y diversificación en la búsqueda (mirar Anexo 7). Esta meta heurística da soluciones de calidad con un tiempo de ejecución menor que la búsqueda tabú "tradicional", ya que se basa en el uso de vecindarios restringidos que no contienen cambios que probablemente no mejoren la solución.

Para el desarrollo de esta meta heurística se tomó como base el paper "The Granular Tabú Search and Its Application to the Vehicle-Routing Problem" teniendo en cuenta los siguientes parámetros:

Para determinar el vecindario granular de la meta heurística se tomaron en cuenta todos aquellos arcos que: su costo es menor o igual que el umbral de granularidad o tienen conexión directa con los depots o son pertenecientes a la solución actual.

$$v = \beta \frac{z'}{(n + k)}$$

v : umbral de granularidad

β : es el parámetro de dispersión y puede tomar un valor desde 0 a 5, sin embargo, los mejores resultados se obtienen con un β entre 1 y 2.5.

z' : Es el costo de la solución actual.

n : Número de colegios.

k : Número de depots.

Una vez encontrado el vecindario granular, el tabú comienza a iterar con un valor β_i llevando a cabo cuatro operadores de búsqueda (inserción, intercambio, doble intercambio y delta) de tal manera que se realicen múltiples búsquedas en el vecindario para encontrar los mejores cambios en la solución que minimizan la función objetivo. Siempre que la mejor solución actual no mejore después de N_i iteraciones, el parámetro de dispersión es aumentado a βf , un nuevo vecindario granular es encontrado y N_f iteraciones se realizan a partir de la mejor solución encontrada. Luego el parámetro de dispersión se restablece a su valor original y la búsqueda continua hasta N_i iteraciones sin mejora. Basadas en el artículo mencionado anteriormente, usamos $\beta_i=1.25$, $N_i=15n$, $\beta f=1.75$ y $N_f=n$.

Los operadores de búsqueda implementados en la meta heurística se explican a continuación:

- **Inserción:** consiste en remover un colegio a de su posición actual e insertarlo en una posición diferente, antes de un colegio b . Los colegios a y b son seleccionados de manera aleatoria y pueden estar en la misma ruta o en rutas diferentes. Una vez seleccionado el cambio se evalúa factibilidad, en caso de ser factible se realiza y se inicia una nueva iteración, de lo contrario se continúa con el siguiente operador.
- **Intercambio:** este operador consiste en intercambiar de posición dos colegios, los cuales son seleccionados aleatoriamente. Este algoritmo permite cambios de colegios dentro de la misma ruta o en rutas diferentes. Cuando se realiza un cambio, se calcula el costo total de la solución y se acepta el cambio únicamente si ha mejorado la función objetivo actual iniciando una nueva iteración. En caso de no aceptarlo se continúa con el siguiente operador.
- **Doble intercambio:** en esta búsqueda, nuevamente se generan dos números aleatorios. La diferencia con el buscador anterior radica en que en este caso se toman las parejas de dichos números, bajo la siguiente condición: por defecto se selecciona el arco compuesto por un colegio seleccionado y el que

se encuentra a la derecha del mismo. Cuando se intercambian de posición los dos arcos (cuatro colegios), se evalúa factibilidad, en caso de ser factible se realiza y se inicia una nueva iteración, de lo contrario se continúa con el siguiente operador.

- **Delta:** se basa en el operador de intercambio. Consiste en llenar una matriz delta con la diferencia entre la función objetivo de la solución actual y la función objetivo que se obtendría si se realiza el intercambio de dos nodos. Una vez se evalúan todos los posibles cambios, se selecciona el que mayor impacto tenga en la función objetivo y cumpla con todas las restricciones del problema.

En el Anexo 7 se muestra el diagrama de flujo de la meta heurística Tabú Granular y cada uno de los buscadores.

4.3. Diseño de una simulación para la versión estocástica del problema

Para la evaluación de la herramienta en un ambiente estocástico, se recurrió a una simheurística (mirar Anexo 8). Este enfoque de solución opera con base en un problema estocástico, en donde “las variables aleatorias se transforman en valores determinísticos (considerando valores esperados)” (Quintero-Araujo, Gruler, de Armas, Juan, & Ramalhinho, 2017). Luego, el problema determinístico es resuelto con una meta heurística y evaluado estocásticamente al hacer varias corridas de simulación.

En la solución propuesta en el presente trabajo, la simheurística se encuentra dentro del Tabú Granular, por lo que cada vez que se genera una nueva instancia, se repite el siguiente procedimiento: Cuando se inicia la meta heurística, cada vez que el TG intenta hacer un cambio, este se evalúa en el promedio de M matrices de tiempos y se evalúa la factibilidad del cambio. En caso de que sí cumpla todas las restricciones, se acepta el cambio temporalmente, se evalúa en cada una de las m matrices y se halla la F.O. en cada caso. Al finalizar todas las evaluaciones, se hace un promedio de los resultados y se compara esta F.O. con la actual. Si es menor el valor encontrado, se acepta el cambio definitivo, se hallan los indicadores y se continúa con la siguiente iteración, usando el mismo criterio de parada de la meta heurística.

La generación de los valores para cada matriz tiene en cuenta la variabilidad en los tiempos de viaje de la siguiente manera: se consideró una matriz inicial determinista con distribución Uniforme con parámetros a y b . Cada uno de los valores de los arcos (i,j) dentro de esta matriz fue tomado como media $(\mu_{i,j})$ para las M matrices generadas con distribución Log-Normal, asegurando trazabilidad a lo largo de la simulación con respecto al modelo determinístico. Para dar solución a este problema se consideraron los siguientes parámetros:

- $M=100$
- Distribución Uniforme ($a=15$ minutos, $b=50$ minutos)
- Distribución LogNormal ($\mu_{i,j}$ = valor de la distribución uniforme para cada arco, $\sigma^2=10\%$, 20% y 30%)

La selección de la distribución y parámetros de las matrices de distancia se realizó con base en los siguientes artículos, que plantean los tiempos de transporte como variable estocástica:

El artículo escrito por (Arezoumandi, 2011) estudia los efectos del sistema Variable Speed Limit (VSL) en la distribución y la confiabilidad de los tiempos de viaje. Los signos VSL ajustan el límite de velocidad permitido en función de los datos en tiempo real. Para el estudio se realizaron pruebas estadísticas paramétricas y no paramétricas con el fin de validar qué función de probabilidad se ajustaba más al tiempo de viaje. Para la validación se utilizó 36 conjuntos de datos de campo de 4 puntos congestionados de la avenida I-270 e I-255 en St Louis. El estudio dio como resultado que la mejor distribución que se ajustaba a los tiempos es la *Log-Normal* después de haber validado con seis distribuciones diferentes (Gamma, Largest Extreme Value, Log-Logistic, Log-Normal y Weibull).

Por otro lado, (Hollander & Liu, 2007) hace referencia a la importancia de saber cómo se distribuyen los tiempos con el fin de poder acercarse a la realidad del transporte. Para ello, plantean la cuestión de si “es posible ver los resultados de cada ejecución de un modelo de microsimulación de tráfico como estimaciones de las

condiciones del tráfico en un solo día, teniendo en cuenta el hecho de que la aleatoriedad y la heterogeneidad están en la naturaleza de los fenómenos del tráfico. Los autores responden a que, si es posible establecer una analogía entre una sola ejecución y un solo día, la distribución de salidas entre ejecuciones puede utilizarse como una estimación de la distribución respectiva en la red real”.

Con base en lo anterior, para tener en cuenta la heterogeneidad de los tiempos, para llevar a cabo un proceso de calibración por separado de cada escenario y examinar que la simulación este arrojando soluciones factibles se definieron tres escenarios, “el tiempo promedio de viaje en todos los escenarios es el mismo, pero la desviación estándar difiere entre los escenarios. En el escenario 1 la desviación estándar de los tiempos de viaje es de alrededor del 10% de la media en cada segmento, en el escenario 2 es alrededor 17% y en el escenario 3 es 25% (la elección de estos niveles de variación se discute en Hollander, 2006)”.

En este caso se utilizaron desviaciones cercanas a las del artículo mencionado anteriormente (10%, 20% y 30%) para cada escenario, de tal manera que se pudiera evaluar mayor variabilidad en los tiempos, dado que el lugar donde se lleva a cabo el Programa de Alimentación tiene una alta variación de tráfico en las horas que se distribuyen los alimentos.

El diagrama de flujo que explica el funcionamiento de la simheurística se puede ver en el Anexo 8.

4.4. Diseño de una simulación para comparación de resultados determinísticos y estocásticos.

Con el fin de comparar los resultados obtenidos por la técnica de solución determinística y estocástica se realiza una simulación la cual permite conocer el intervalo de la media del indicador: cantidad promedio de colegios a los que se llega tarde estableciendo una confianza mínima de 95%. Este indicador fue escogido debido a que hace referencia al Nivel de Servicio y es el más relevante para este estudio.

Con esta simulación se conoce la cantidad de matrices necesarias para tener un error máximo del 5% en el intervalo de este indicador, para que finalmente se pueda hacer una comparación entre la solución determinística (obtenida con el TG, sin tener en cuenta variabilidad) y la estocástica (obtenida mediante la Simheurística) en las mismas condiciones. El funcionamiento de esta simulación se puede entender mejor con el Diagrama de Flujo de la Simulación de Prueba de Resultados en el Anexo 9.

5. Componente de Diseño en Ingeniería.

5.1. Declaración de Diseño

A partir de la problemática previamente descrita y de los resultados obtenidos en la investigación de antecedentes, se diseñó un modelo matemático y una técnica de solución que optimiza el ruteo de la distribución de alimentos a colegios en Bogotá, teniendo en cuenta y cumpliendo todas las restricciones planteadas.

Adicionalmente, se diseñó una simulación que permite evaluar el impacto de los resultados obtenidos en la técnica de solución determinística y estocástica con el fin de conocer cuál es la mejor metodología para resolver el problema. Dicho impacto se evaluó respecto al costo total y el nivel de servicio teniendo en cuenta el cumplimiento de las demandas y las ventanas de tiempo.

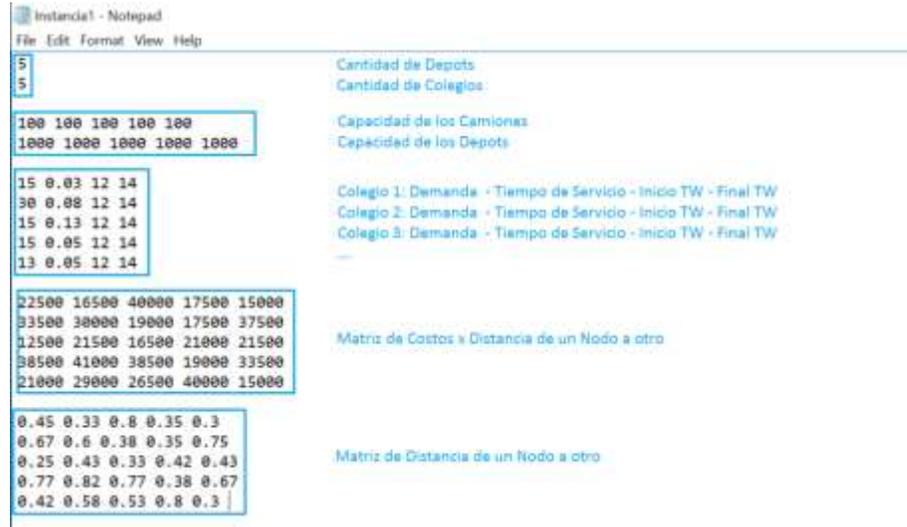
5.2. Proceso de Diseño

Nuestro diseño se desarrolla en 3 etapas: la primera, cuando se realiza el modelo de programación lineal teniendo en cuenta las restricciones de ventanas de tiempo y capacidad de los camiones, asumiendo que los depósitos tienen la capacidad suficiente para atender la demanda de todos los colegios.

La segunda etapa es en donde se desarrolla la heurística Solomon y meta heurística Tabú Granular como solución determinística del problema de ruteo de vehículos, donde se tienen en cuenta las mismas restricciones que el modelo matemático.

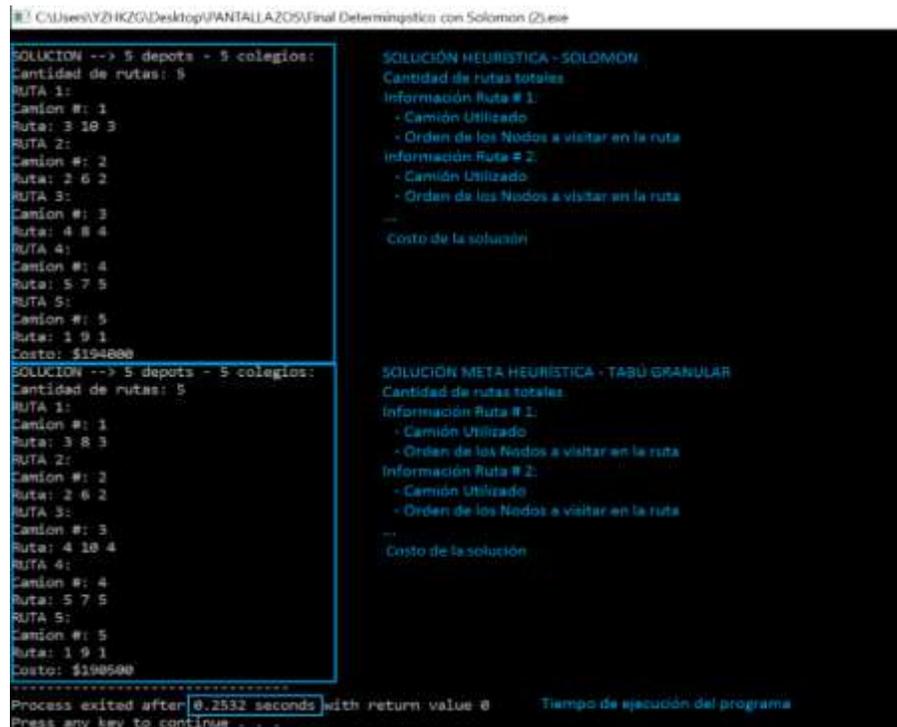
A continuación, se presenta la ilustración de un ejemplo de archivo de entrada para dar inicio al desarrollo de la solución determinística programada en C++, donde se especifican todos los datos de entrada necesarios para que el programa se ejecute.

Ilustración 2. Archivo de entrada para la solución determinística.



El resultado obtenido con los datos de entrada se presenta en una consola. La siguiente imagen muestra cómo se presentan los resultados, específicamente para el ejercicio anterior:

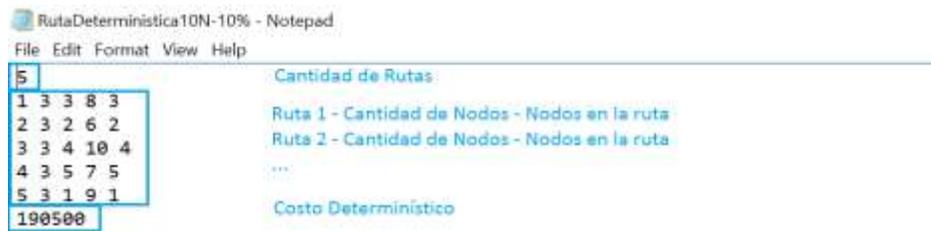
Ilustración 3. Consola de salida con la solución determinística.



Con base en este resultado se da inicio a la tercera etapa que es una simheurística programada en C++ la cual arroja como resultado la solución estocástica del problema. Vale la pena mencionar que, para hacer la evaluación estocástica más exacta, y de acuerdo con lo mencionado en el numeral 4.3 del presente documento, se evaluó esta parte con tres escenarios diferentes para cada una de las instancias (con 10%, 20% y 30% de desviación en los tiempos de transporte). Adicionalmente, los resultados del Tabú Granular están basados en números aleatorios, por lo cual cada vez que se corra una misma instancia, el resultado obtenido será diferente.

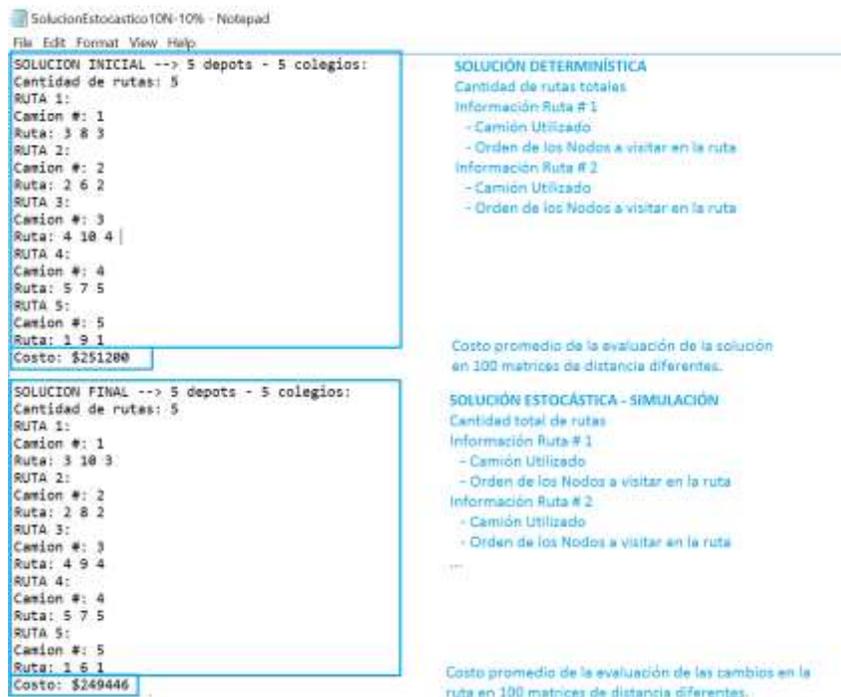
A continuación, se presenta la ilustración de un ejemplo de archivo de entrada para dar inicio al desarrollo de la solución estocástica programada en C++. Este ejemplo es la continuación del ejercicio anterior de 10 Nodos (5 Depots – 5 Colegios), con una desviación en los tiempos de llegada de 10%, es decir, una desviación baja.

Ilustración 4. Archivo de entrada para la solución estocástica.



Cuando se ingresa esta solución en el programa, se da inicio a la simulación previamente explicada. Es importante tener claro que el costo determinístico se va a ver afectado, pues en la simulación se evalúa la respuesta (las rutas) en 100 matrices de tiempo diferentes (con 10%, 20% y 30% de desviación de la media). Esto implica que el verdadero costo inicial no será aquel de la solución determinística, sino el costo promedio de evaluar la solución en las matrices. Por esta razón, el archivo de salida muestra tanto la solución inicial (con el nuevo costo) como la solución final (que corresponde a la estocástica). La salida de la simulación luce de la siguiente manera:

Ilustración 5. Archivo de texto con la solución estocástica.



La explicación detallada de cada una de las etapas se encuentra en la sección 4 del documento (Metodología), en donde se evidencia cómo se tienen en cuenta las restricciones y cómo es el proceso para que el estándar declarado se cumpla.

5.3. Requerimientos de desempeño

Inicialmente se estipuló que el programa debe ser capaz de ser flexible a posibles cambios en los parámetros establecidos como las demandas de los colegios, ubicación de los colegios y depósitos, las ventanas de tiempo, la cantidad de vehículos disponibles, la capacidad de los vehículos y la capacidad de los depósitos. Además, debe garantizar que las demandas de todos los colegios sean satisfechas y demostrar la hora estimada de llegada a cada uno. Finalmente, se espera que el programa tenga una solución eficiente con respecto al óptimo, lo cual será medido a través de la obtención de un gap entre la herramienta y el modelo matemático.

La herramienta desarrollada cumple con los requerimientos previamente expuestos con la única diferencia que la hora estimada de llegada a cada colegio se calcula, pero no se imprime en los resultados, debido a que de acuerdo a los indicadores de desempeño seleccionados esta variable no se consideró significativa. Adicionalmente, la diferencia porcentual (gap) promedio entre el costo total obtenido con la técnica de solución propuesta para el caso determinístico y el modelo matemático fue de 6.38%.

5.4. Pruebas de rendimiento

Con el fin de garantizar que el diseño cumpla con los requerimientos de desempeño, se realizaron múltiples corridas en las cuales se verificaba que las ventanas de tiempo y las capacidades se respetaran. Además, se realizaron dos comparaciones: la primera comparando solución determinística (Solomon y Tabú Granular) respecto al modelo matemático (ver Tabla 1) y la segunda comparando la solución determinística respecto a la Simulación Estocástica (ver Tabla 2).

5.5. Restricciones:

- Tiempo de atención al transportador por parte del centro de distribución y de los colegios: El tiempo de carga de los almuerzos al vehículo y el tiempo de despacho los mismos a quienes lo reciben en los colegios no siempre es el mismo, debido a que no siempre son las mismas personas quienes lo cargan y lo descargan. A veces es ágil, otras no. Es por esto que el tiempo de servicio es un dato de entrada al programa, el cual asegura que la solución sea factible teniendo en cuenta estas variaciones. Se asume que el tiempo de servicio es determinístico.
- Capacidad de los centros de distribución y vehículos: Esta capacidad puede variar según el problema que se desee resolver. La asignación se debe planificar teniendo en cuenta que no se puede sobrepasar la capacidad de los mismos.
- Tiempo de viaje: Estos tiempos pueden tener una variabilidad alta debido a la congestión vehicular y al estado y seguridad de las vías.
- Demanda de almuerzos por colegio (Estudiantes/Colegio): La demanda varía según el colegio y es determinística.

Verificación: El programa es flexible y sensible a las variaciones en el tiempo de servicio, tiempo de viaje, demanda diaria de cada uno de los colegios y capacidad de los centros de distribución. Es decir, cada uno de los datos anteriores es información de entrada asegurando que la solución sea factible cumpliendo cada una de las restricciones. En otras palabras, dependiendo de cada uno de los parámetros mencionados se realiza una planeación de las rutas teniendo en cuenta el cumplimiento de las restricciones.

5.6. Cumplimiento del estándar

Este proyecto se realizó bajo el contexto de la norma y estándar ISO 13053 (2012) “Métodos cuantitativos en la mejora de procesos. Seis Sigma” la cual estandariza la metodología que se va a implementar DMAIC. Esta metodología hace referencia a una estrategia de calidad basada en los datos para mejorar los procesos,

contemplando una mejora del proceso incremental, (iSixSigma, 2017). Su estructura contempla cinco fases interconectadas: Definir, Medir, Analizar, Mejorar y Controlar, las cuales se mencionaron en la metodología (mirar Sección 4) siendo relacionadas con los objetivos desarrollados en el presente trabajo.

6. Resultados

Determinístico

A continuación, se presentan la comparación de los resultados obtenidos con el modelo matemático y la técnica de solución propuesta con base en el Costo Total, cumpliendo así con los tres primeros objetivos. Vale la pena mencionar que como criterio de parada para el modelo matemático se determinó un tiempo de corrida máximo de 7200 s. En la Tabla 1 se muestran únicamente los resultados de aquellas instancias en las que se encontró una solución factible mediante el modelo matemático.

Esta tabla incluye la función objetivo (Costo Total) y el tiempo computacional obtenidos con el modelo matemático (mediante el solver Gusek), la solución inicial (Solomon) y el Tabú Granular para instancias generadas para diferentes tamaños (números de nodos). Finalmente se muestran las diferencias porcentuales en el costo entre los diferentes métodos de solución. A continuación se explican las dos primeras columnas de la tabla 1:

- **Nodos:** Corresponde a la cantidad de nodos con los cuales se corre el programa en busca de una solución factible. Se consideraron en total 15 tamaños diferentes (cantidades) de nodos, distribuidos entre Depots (5D) y Colegios (nC), obteniendo instancias que consideran desde 10 nodos hasta 80 nodos. Así mismo, se generaron 3 instancias por cada tamaño que corresponden a 3 matrices obtenidas de la distribución U [15,50], mencionada en la sección 4.3.
- **Instancias:** Cada instancia hace referencia a una matriz de tiempos generada con la distribución Uniforme, cada instancia es utilizada para realizar la comparación entre los programas.

Tabla 1. Comparación de resultados Gusek - Heurística - Meta Heurística

Nodos	Instancia	Gusek		Solomon		Tabú Granular		Diferencia % FO (GAP)		
		FO	Tiempo (s)	FO	Tiempo (s)	FO	Tiempo (s)	Gusek - Solomon	Gusek - Tabú	Solomon - Tabú
10 (5D - 5C)	Instancia 1	\$190.500	0,7	\$194.000	0,18	\$190.500	0,22	1,84%	0,00%	-1,80%
	Instancia 2	\$182.500	0,2	\$222.000	0,19	\$197.000	0,22	21,64%	7,95%	-11,26%
	Instancia 3	\$224.000	0,4	\$244.000	0,149	\$230.000	0,17	8,93%	2,68%	-5,74%
Promedio 10 Nodos								10,80%	3,54%	-6,27%
15 (5D - 10C)	Instancia 1	\$216.000	1,06	\$250.000	0,196	\$226.500	0,226	15,74%	4,86%	-9,40%
	Instancia 2	\$242.500	3,67	\$297.500	0,21	\$273.000	0,25	22,68%	12,58%	-8,24%
	Instancia 3	\$253.500	3,1	\$304.000	0,32	\$268.500	0,36	19,92%	5,92%	-11,68%
Promedio 15 Nodos								19,45%	7,79%	-9,77%
20 (5D - 15C)	Instancia 1	\$282.500	867,1	\$371.000	0,33	\$296.000	0,38	31,33%	4,78%	-20,22%
	Instancia 2	\$316.500	588	\$415.500	0,35	\$342.000	0,43	31,28%	8,06%	-17,69%
	Instancia 3	\$319.000	900,3	\$426.500	0,51	\$341.000	0,62	33,70%	6,90%	-20,05%
Promedio 20 Nodos								32,10%	6,58%	-19,32%
25 ¹ (5D - 20C)	Instancia 1	\$368.500	7200	\$529.500	1,03	\$398.500	1,043	43,69%	8,14%	-24,74%
	Instancia 2	\$369.500	7200	\$478.500	0,58	\$420.500	0,68	29,50%	13,80%	-12,12%
	Instancia 3	\$407.000	7200	\$567.500	1,226	\$410.500	1,446	39,43%	0,86%	-27,67%
Promedio 25 Nodos								37,54%	7,60%	-21,51%
Promedio TOTAL								24,97%	6,38%	-14,22%

¹ Esta es la cantidad de nodos más grande que el modelo matemático en Gusek puede procesar arrojando una solución factible en el tiempo máximo estipulado. Las demás soluciones arrojaron el valor óptimo en un tiempo menor.

Teniendo en cuenta los resultados anteriores, se puede analizar que, respecto a la solución del modelo matemático, la heurística Solomon presenta un gap promedio de 24,97%, además, se observa que a medida que los nodos aumentan el gap también. Esto significa que la heurística por sí sola no presenta soluciones tan buenas en comparación con un resultado óptimo. Así mismo, comparando los resultados de la meta heurística Tabú Granular respecto a los obtenidos en el modelo matemático, se presenta un gap promedio de 6,38% teniendo en cuenta la totalidad de las instancias y de 5,97% para las instancias con valor óptimo (10N-20N). Al calcular el gap entre la heurística y la meta heurística se observa que la segunda mejora los resultados obtenidos por Solomon en un 14,22%, lo que comprueba que la técnica de solución sí permite obtener mejoras respecto a la solución inicial.

Con respecto a los tiempos de ejecución, se puede ver que a medida que la cantidad de nodos aumenta la diferencia entre el tiempo de corrida del modelo matemático y de la solución propuesta también lo hace, teniendo como promedio 217 s de diferencia. Como se puede evidenciar en la tabla, esta diferencia en tiempo computacional es aún más notoria para instancias con 20 y 25 nodos. También, es posible notar que Gusek incrementa su tiempo de corrida en la medida que aumenta la cantidad de nodos. Es decir, para instancias con más de 25 nodos, este tiempo deja de ser práctico en el momento de su implementación, pues se requerirían más de 7200 s para alcanzar una solución factible y este tiempo se incrementaría aún más al ser sometido a un ambiente estocástico (evaluado en M matrices de acuerdo al Apartado 4.3).

Por esta razón surge la necesidad de crear una herramienta que presente resultados comparativamente buenos en tiempos de ejecución casi que inmediatos, con el fin de poderlo probar en condiciones estocásticas en tiempos razonables. Además, esto es importante para que la planeación y el ruteo puedan realizarse en el momento requerido, de tal manera que se asegure cumplir con los horarios establecidos. En el caso de la solución propuesta el tiempo de ejecución con la meta heurística (Solomon y Tabu Granular) para la instancia más grande probada (80 nodos) es de 836,4 s, que al compararla con el del modelo es mucho menor y arroja valores con un gap pequeño, por lo que se consideran aceptables los resultados.

Estocástico

Al momento de considerar un ambiente estocástico, adicional a los costos de viaje, se incluyeron costos diferentes de penalización relacionados con el incumplimiento de las ventanas de tiempo, buscando evaluar el impacto en el nivel de servicio dado el efecto de considerar variabilidad en los tiempos de viaje. El primer costo definido es fijo (CF) y penaliza el hecho de llegar tarde a un colegio. El segundo costo es variable (CV) y penaliza el tiempo de llegada tarde a ese colegio, es decir, por cada hora de incumplimiento se incurre en este costo. De esta manera, al intentar minimizar el costo total, (Costos de Viaje + Costos de Penalización) se buscaba incidir en el cumplimiento de las ventanas de tiempo establecidas, teniendo en cuenta el impacto de la variabilidad en los tiempos de viaje.

Los resultados obtenidos para las instancias probadas (pequeñas, medianas y grandes) se pueden ver en las tablas a continuación en las cuales se comparan la solución determinística con la estocástica. Donde la solución determinística corresponde a la solución encontrada en un ambiente de determinístico (sin variabilidad), teniendo en cuenta los siguientes indicadores y factores:

Indicadores: Indicadores de desempeño utilizados para hacer una comparación entre la solución determinística (obtenida con el TG, sin tener en cuenta variabilidad) y la estocástica (obtenida mediante la Simheuristic).

1. **Costo Total:** Este costo hace referencia a la suma de los costos de penalización ($CF + CV$) y el costo ($C_{i,j}$) de ir de un nodo (i) a otro (j).

$$\text{Costo Total} = CF + CV + C_{i,j}$$

El valor presentado en la siguiente tabla (Tabla 2 – Columna 2) está dado por:

$$\text{Costo Total}_{N,CF} = \left(\frac{\text{Costo Total Determinístico} - \text{Costo Total Estocástico}}{\text{Costo Total Determinístico}} \right) * 100$$

2. **Nivel de Servicio:** Cantidad de colegios atendidos respetando las ventanas de tiempo y se calculó de la siguiente manera:

$$\text{Nivel de Servicio} = \left(1 - \frac{\text{Colegios cuya ventana de tiempo se incumple}}{\text{Total de colegios atendidos}}\right) * 100$$

El valor presentado en la Tabla 2 – Columna 2 está dado por:

$$\text{Nivel de Servicio}_{N,CF} = \text{Nivel de Servicio estocástico} - \text{Nivel de Servicio determinístico}$$

3. **Tiempo de Tardanza:** Tiempo de llegada tarde a los colegios en minutos. En la Tabla 2 – Columna 2 se calculó de la siguiente manera:

$$\text{Tiempo de Tardanza}_{N,CF} = \text{Tiempo de Tardanza determinístico} - \text{Tiempo de Tardanza estocástico}$$

Factores: Parámetros cuyo efecto fue evaluado en escenarios diferentes.

- ✓ **Cantidad de Nodos (mirar Columna 1 en tablas 2, 3 y 4):** Cantidad N (5 – 75) de colegios a los que se deben llevar alimentos teniendo 5 centros de distribución
- ✓ **Desviación:** Matrices de distancias teniendo en cuenta las desviaciones (10%, 20%, 30%) en los tiempos de viaje entre colegios y depósitos.
- ✓ **Costo Fijo de Tardanza (mirar Columnas 3-5 en tablas 2, 3 y 4):** Costo fijo de penalización por llegar tarde a un colegio. (\$0, \$100.000, \$500.000).

A continuación, se presentan los resultados para cada uno de los escenarios. Cada tabla muestra los resultados por desviación evaluada. En ellas se ve la comparación de los indicadores entre los resultados determinísticos y estocásticos para los factores anteriormente mencionados. Es importante mencionar que los valores determinísticos están dados por el Tabú Granular (TG) y los estocásticos por la Simheuristic.

Tabla 2. Resultados de la comparación para la desviación del 10%

		Costo Fijo = 0		Costo Fijo = 100.000		Costo Fijo = 500.000	
		Determinístico	Estocástico	Determinístico	Estocástico	Determinístico	Estocástico
10N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%
	Costo total	0.00%		0.00%		0.00%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.00%		0.00%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.00		0.00	
15N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%
	Costo total	0.00%		14.42%		0.00%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.00%		0.00%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.00		0.00	
20N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.72%	100.0%	99.72%	100.0%	99.72%	100.0%
	Costo total	11.52%		18.32%		31.53%	
	Nivel de Servicio	0.28%		0.28%		0.28%	
	Tiempo de Tardanza	0.51		0.51		0.51	
25N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	100.00%	100.00%	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%
	Costo total	0.86%		0.86%		0.86%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.00%		0.00%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.00		0.00	
30N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.65%	99.65%	99.64%	99.97%	99.64%	100.0%
	Costo total	3.62%		12.29%		25.03%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.33%		0.36%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.74		0.76	
35N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.57%	99.93%	99.91%	100.00%	99.91%	100.00%
	Costo total	37.01%		4.85%		5.70%	
	Nivel de Servicio	0.36%		0.09%		0.09%	
	Tiempo de Tardanza	0.80		0.09		0.09	

40N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.61%	100.00%	99.61%	99.93%	99.61%	100.0%
	Costo total	0.66%		4.58%		17.91%	
	Nivel de Servicio	0.32%		0.32%		0.39%	
	Tiempo de Tardanza	0.55		0.55		0.65	
45N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.45%	100.00%	99.45%	100.00%	99.00%	100.00%
	Costo total	1.98%		7.00%		20.93%	
	Nivel de Servicio	0.55%		0.55%		0.55%	
	Tiempo de Tardanza	1.20		1.20		1.20	
50N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%	100.00%
	Costo total	0.08%		0.08%		0.08%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.00%		0.00%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.00		0.00	
55N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.59%	99.03%	99.57%	99.96%	99.57%	99.96%
	Costo total	0.19%		2.93%		12.88%	
	Nivel de Servicio	-0.56%		0.39%		0.39%	
	Tiempo de Tardanza	-1.18		0.85		0.85	
60N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.72%	99.71%	99.72%	99.81%	99.72%	99.97%
	Costo total	22.97%		23.71%		28.14%	
	Nivel de Servicio	-0.89%		0.09%		0.25%	
	Tiempo de Tardanza	-0.01		0.11		0.30	
65N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.82%	99.81%	99.82%	100.00%	99.82%	100.00%
	Costo total	0.54%		1.69%		8.02%	
	Nivel de Servicio	-0.01%		0.18%		0.18%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.28		0.28	
70N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	100.00%	100.00%	99.89%	99.99%	99.89%	100.00%
	Costo total	0.22%		0.48%		4.27%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.09%		0.11%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.11		0.13	
75N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.27%	100.00%	99.27%	99.98%	99.27%	100.00%
	Costo total	3.76%		9.08%		7.32%	
	Nivel de Servicio	0.56%		0.70%		0.73%	
	Tiempo de Tardanza	1.16		1.44		1.48	
80N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.39%	100.00%	99.39%	99.93%	99.39%	100.00%
	Costo total	0.94%		3.37%		14.70%	
	Nivel de Servicio	0.49%		0.54%		0.61%	
	Tiempo de Tardanza	1.10		2.67		1.24	

Tabla 3. Resultados de la comparación para la desviación del 20%

		Costo Fijo = 0		Costo Fijo = 100.000		Costo Fijo = 500.000	
		Determinístico	Estocástico	Determinístico	Estocástico	Determinístico	Estocástico
10N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%
	Costo total	0.00%		0.00%		0.00%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.00%		0.00%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.00		0.00	
15N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%
	Costo total	0.00%		0.00%		0.00%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.00%		0.00%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.00		0.00	
20N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.58%	100.0%	99.58%	100.0%	99.58%	100.0%
	Costo total	9.70%		18.15%		38.48%	
	Nivel de Servicio	0.42%		0.42%		0.42%	
	Tiempo de Tardanza	2.49		2.49		2.49	
25N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.97%	99.97%	99.97%	100.0%	99.97%	100.0%
	Costo total	0.73%		0.73%		1.35%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.00%		0.03%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.00		0.10	

30N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.19%	99.60%	99.19%	99.81%	99.19%	100.0%
	Costo total	5.06%		9.27%		43.71%	
	Nivel de Servicio	0.41%		0.62%		0.81%	
	Tiempo de Tardanza	1.19		2.73		3.36	
35N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.45%	99.96%	99.45%	99.84%	99.45%	99.98%
	Costo total	6.70%		7.21%		26.84%	
	Nivel de Servicio	0.51%		0.40%		0.54%	
	Tiempo de Tardanza	1.93		1.52		1.96	
40N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.12%	99.59%	99.12%	99.94%	99.12%	100.0%
	Costo total	2.20%		9.20%		34.09%	
	Nivel de Servicio	0.47%		0.82%		0.88%	
	Tiempo de Tardanza	1.68		2.90		3.02	
45N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.95%	99.76%	98.95%	99.71%	98.95%	99.89%
	Costo total	2.25%		8.75%		28.44%	
	Nivel de Servicio	0.81%		0.76%		0.94%	
	Tiempo de Tardanza	3.07		2.93		3.58	
50N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.86%	99.94%	99.86%	99.86%	99.86%	99.94%
	Costo total	0.05%		0.06%		1.64%	
	Nivel de Servicio	0.07%		0.00%		0.07%	
	Tiempo de Tardanza	0.02		0.02		0.02	
55N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.16%	99.27%	99.16%	99.62%	99.16%	99.84%
	Costo total	0.32%		4.10%		17.02%	
	Nivel de Servicio	0.11%		0.46%		0.69%	
	Tiempo de Tardanza	1.14		2.25		2.80	
60N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.63%	98.22%	98.63%	99.44%	98.63%	99.89%
	Costo total	1.04%		5.35%		28.36%	
	Nivel de Servicio	-0.41%		0.81%		1.26%	
	Tiempo de Tardanza	-0.75		1.57		2.92	
65N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.19%	99.27%	99.19%	99.89%	99.19%	99.96%
	Costo total	0.55%		3.84%		18.84%	
	Nivel de Servicio	0.09%		0.70%		0.77%	
	Tiempo de Tardanza	0.25		2.30		2.53	
70N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.45%	99.45%	99.45%	99.87%	99.45%	99.94%
	Costo total	0.28%		1.71%		14.19%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.42%		0.49%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		1.33		1.59	
75N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.55%	99.09%	98.55%	99.81%	98.55%	99.91%
	Costo total	3.66%		10.89%		28.16%	
	Nivel de Servicio	0.54%		1.26%		1.36%	
	Tiempo de Tardanza	1.62		4.15		4.35	
80N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.90%	98.89%	98.90%	99.92%	98.90%	99.94%
	Costo total	0.24%		4.67%		19.29%	
	Nivel de Servicio	-0.01%		1.03%		1.04%	
	Tiempo de Tardanza	-2.21		4.08		4.13	

Tabla 4. Resultados de la comparación para la desviación del 30%

		Costo Fijo = 0		Costo Fijo = 100.000		Costo Fijo = 500.000	
		Determinístico	Estocástico	Determinístico	Estocástico	Determinístico	Estocástico
10N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%
	Costo total	0.00%		0.00%		0.00%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.00%		0.00%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.00		0.00	
15N (5C-5D)	Nivel Servicio/Modelo	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%	100.00%	100.0%
	Costo total	0.00%		0.00%		0.00%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.00%		0.00%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.00		0.00	

20N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.49%	99.9%	99.49%	100.0%	99.49%	100.0%
	Costo total	0.16%		19.46%		42.03%	
	Nivel de Servicio	0.43%		0.51%		0.51%	
	Tiempo de Tardanza	4.73		5.35		5.35	
25N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.65%	99.84%	99.65%	100.0%	99.65%	100.0%
	Costo total	1.14%		5.07%		21.77%	
	Nivel de Servicio	0.20%		0.33%		0.33%	
	Tiempo de Tardanza	1.14		2.05		2.05	
30N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.61%	99.49%	98.61%	99.85%	98.61%	100.0%
	Costo total	4.63%		23.99%		48.25%	
	Nivel de Servicio	0.88%		1.24%		1.35%	
	Tiempo de Tardanza	4.48		6.42		7.03	
35N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.83%	99.71%	98.83%	99.81%	98.83%	99.87%
	Costo total	6.80%		11.53%		38.57%	
	Nivel de Servicio	0.88%		0.97%		1.04%	
	Tiempo de Tardanza	3.82		4.46		4.78	
40N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.62%	99.38%	98.62%	99.42%	98.62%	100.0%
	Costo total	3.17%		9.32%		41.05%	
	Nivel de Servicio	0.76%		0.81%		1.35%	
	Tiempo de Tardanza	3.53		3.35		6.87	
45N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.11%	98.11%	98.11%	99.36%	98.11%	99.63%
	Costo total	0.00%		14.21%		34.36%	
	Nivel de Servicio	0.00%		1.25%		1.53%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		4.53		6.40	
50N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	99.29%	99.29%	99.29%	99.46%	99.29%	99.71%
	Costo total	0.00%		1.67%		9.55%	
	Nivel de Servicio	0.00%		0.17%		0.41%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		0.64		1.73	
55N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.27%	98.80%	98.27%	98.81%	98.27%	99.43%
	Costo total	0.63%		3.71%		20.34%	
	Nivel de Servicio	0.53%		0.54%		1.16%	
	Tiempo de Tardanza	2.48		2.69		4.85	
60N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	97.63%	97.67%	97.63%	99.45%	97.63%	99.61%
	Costo total	0.09%		11.31%		34.10%	
	Nivel de Servicio	0.04%		1.82%		1.98%	
	Tiempo de Tardanza	0.00		4.87		5.36	
65N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.41%	99.09%	98.41%	99.05%	98.41%	99.84%
	Costo total	1.16%		3.79%		29.13%	
	Nivel de Servicio	0.69%		0.64%		1.44%	
	Tiempo de Tardanza	3.31		2.52		6.10	
70N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.74%	99.29%	98.74%	99.86%	98.74%	99.73%
	Costo total	0.49%		4.81%		18.29%	
	Nivel de Servicio	0.55%		1.12%		0.99%	
	Tiempo de Tardanza	2.07		4.86		4.23	
75N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	97.32%	98.50%	97.32%	99.53%	97.32%	99.74%
	Costo total	5.75%		12.45%		36.30%	
	Nivel de Servicio	1.18%		2.21%		2.42%	
	Tiempo de Tardanza	2.01		6.33		7.54	
80N (5C- 5D)	Nivel Servicio/Modelo	98.12%	98.12%	98.12%	99.39%	98.12%	99.50%
	Costo total	0.35%		4.95%		21.50%	
	Nivel de Servicio	0.69%		1.27%		1.38%	
	Tiempo de Tardanza	2.01		5.02		5.44	

Como se puede observar en las tablas, para las instancias de 10 y 15 nodos no se presenta ningún cambio entre los resultados del determinístico y el estocástico, para ninguno de los escenarios evaluados, debido a que

la cantidad de colegios dentro de una ruta es pequeña y no se alcanzan a incumplir las ventanas de tiempo establecidas. Por esta razón, los siguientes análisis se harán teniendo en cuenta 39 instancias de las 45 evaluadas por desviación. En otras palabras, se analizarán las 13 instancias por costo fijo en las que se presenta una variación de las 15 evaluadas (20-80 nodos).

De las tablas anteriores se observa que el modelo determinístico obtiene Niveles de Servicio entre 97,32% y 100%, mientras que el estocástico provee resultados entre 97,67% y 100% cuando se encuentra una solución mejor que la determinística. Así mismo, al comparar los dos modelos con Costo Fijo de \$500.000, en el caso estocástico 11 instancias alcanzaron un nivel de servicio del 100%, mientras que en el determinístico solo dos. Esto implica una mejora significativa en nueve instancias. Para las desviaciones del 20% y 30% mejoraron solo 4 instancias de más. Con los otros costos evaluados se logró un menor incremento en el número de instancias que logra un nivel de servicio de 100%.

Con respecto al indicador de Costo, se puede decir que para la desviación del 20%, todos los escenarios evaluados disminuyen el costo cuando se evalúan estocásticamente. Para la desviación del 10% y 30%, el 94,87% de los 39 escenarios mejoran, lo que quiere decir que en el 5,13% de los casos el costo se mantiene. Además, se puede observar que, para los 3 casos, el mejor valor del indicador (mayor gap entre determinístico y estocástico) se encuentra en el escenario del Costo Fijo de \$500.000. Finalmente, la mayor mejora lograda con esta técnica de solución en las instancias evaluadas fue una diferencia de 48,25% en el costo entre modelos, para el caso de desviación 30% con 30N.

Esto permite comprobar que la Simheuristic busca y logra evadir las llegadas tarde para poder mantener o reducir el Costo Total. Cuando hay un costo fijo de penalización y a medida que la desviación aumenta, se encuentran mejores resultados con la Simheuristic, gracias a que esta contempla el impacto de la variabilidad en los tiempos de transporte. Bajo estas mismas condiciones le es más difícil al determinístico encontrar soluciones que cumplan con las ventanas de tiempo.

En cuanto a los últimos dos indicadores se puede decir que el máximo valor alcanzado en cada instancia aumenta a medida que la desviación aumenta. En otras palabras, la mejora de los indicadores Nivel de Servicio y Tiempo de Tardanza es más grande cuando la desviación aumenta. La máxima reducción encontrada en las instancias evaluadas en el Tiempo de Llegada Tarde es de 7,54 minutos, en el caso de 75 nodos con Costo Fijo \$500.000 y Desviación 30%.

Para resumir los resultados de las tablas anteriores, la Tabla 5 evidencia la cantidad de instancias que cumplen con los criterios establecidos en la justificación: encontrar rutas de distribución que mejoren el nivel de servicio aun sea manteniendo el mismo costo o rutas donde el nivel de servicio no mejora pero el costo si lo haga.

Tabla 5. Número de instancias con mejor desempeño después de aplicar la simulación estocástica para cada escenario

Desviación	Indicadores	Costo Fijo (\$)		
		0	100.000	500.000
10%	Costo Total	13	13	13
	Nivel de servicio	10	13	13
	Tiempo de tardanza (min)	10	13	13
20%	Costo Total	13	13	13
	Nivel de servicio	11	13	13
	Tiempo de tardanza (min)	11	13	13
30%	Costo Total	13	13	13
	Nivel de servicio	13	13	13
	Tiempo de tardanza (min)	13	13	13

De acuerdo a los criterios anteriormente mencionados y a los resultados de la Tabla 5 se puede concluir que para todos los escenarios evaluados el indicador de Costo Total mejoro en un 100%. Para los indicadores Nivel de Servicio y Tiempo de Tardanza con una desviación del 10%, el 92% de las instancias mejoraron. Para la desviación del 20%, el 95% mejoraron y para la desviación de 30% la totalidad mejoró, lo que permite corroborar que a medida que la desviación aumenta estos dos indicadores mejoran su rendimiento.

Adicionalmente, se observa que con un Costo Fijo de penalización \$0 y con desviaciones medias y bajas estos dos últimos indicadores se ven afectados.

Para lograr un análisis más profundo sobre los resultados obtenidos, se presenta el análisis estadístico de los resultados obtenidos de la comparación entre las soluciones determinísticas y estocásticas, con el fin de conocer qué factores (Nodos, Desviación y Costo Fijo de Tardanza) afectan significativamente las variables respuesta (Costo Total, Nivel de Servicio y Tiempo de Tardanza). Este análisis fue realizado en SPSS.

Primero es necesario comprobar el supuesto de normalidad para saber con qué pruebas se debe proceder.

Tabla 6. Prueba de Kolmogorov-Smirnov para una muestra (por cada variable)

		Comparacion_Costo	Comparacion_Colegios	Comparacion_Tiempo
N		117	117	117
Parámetros normales ^{a,b}	Media	,1123	,0055	2,0694
	Desviación estándar	,12330	,00533	2,04909
Máximas diferencias extremas	Absoluta	,184	,122	,129
	Positivo	,184	,116	,110
	Negativo	-,181	-,122	-,129
Estadístico de prueba		,184	,122	,129
Sig. asintótica (bilateral)		,000 ^c	,000 ^c	,000 ^c

a. La distribución de prueba es normal.

b. Se calcula a partir de datos.

c. Corrección de significación de Lilliefors.

Teniendo en cuenta que la significancia asintótica bilateral es menor al P-Value (0.05), se rechaza la hipótesis nula de que los datos siguen una distribución normal con una confianza del 95%. Por lo tanto, se procede a realizar pruebas no paramétricas para continuar con el análisis de resultados.

Se realiza la prueba de Kruskal-Wallis para cada variable respecto a cada factor y combinación de los mismos, la cual es equivalente a realizar el análisis de varianza. A continuación, se presentan los resultados obtenidos para esta prueba y determinar cuáles factores son significativos con una confianza del 95%. Teniendo en cuenta que la hipótesis nula a probar es que *el factor no tiene influencia en la variable respuesta*, por lo cual la significancia asintótica debe ser mayor a 0,05 para que esta no se rechace.

Tabla 7. Resultados de la Prueba de Kruskal - Wallis

Variable	Factor	Significancia Asintótica	Hipótesis Nula (H ₀)	Conclusión
Costo Total	Cantidad de nodos	0.000	Rechaza Ho	Si Influye
Costo Total	Desviación	0.341	No se rechaza Ho	No Influye
Costo Total	Costo Fijo Tardanza	0.000	Rechaza Ho	Si Influye
Costo Total	Cantidad de nodos – Desviación	0.157	No se rechaza Ho	No Influye
Costo Total	Cantidad de nodos - Costo Fijo Tardanza	0.000	Rechaza Ho	Si Influye
Costo Total	Costo Fijo Tardanza – Desviación	0.000	Rechaza Ho	Si Influye
Costo Total	Cantidad de nodos-Desviación-Costo Fijo Tardanza	0.483	No se rechaza Ho	No Influye
Nivel de Servicio	Cantidad de nodos	0.000	Rechaza Ho	Si Influye
Nivel de Servicio	Desviación	0.000	Rechaza Ho	Si Influye
Nivel de Servicio	Costo Fijo Tardanza	0.001	Rechaza Ho	Si Influye
Nivel de Servicio	Cantidad de nodos – Desviación	0.000	Rechaza Ho	Si Influye
Nivel de Servicio	Cantidad de nodos - Costo Fijo Tardanza	0.004	Rechaza Ho	Si Influye
Nivel de Servicio	Costo Fijo Tardanza – Desviación	0.000	Rechaza Ho	Si Influye
Nivel de Servicio	Cantidad de nodos-Desviación-Costo Fijo Tardanza	0.483	No se rechaza Ho	No Influye
Tiempo Tardanza	Cantidad de nodos	0.008	Rechaza Ho	Si Influye
Tiempo Tardanza	Desviación	0.000	Rechaza Ho	Si Influye

Tiempo Tardanza	Costo Fijo Tardanza	0.001	Rechaza Ho	Si Influye
Tiempo Tardanza	Cantidad de nodos – Desviación	0.000	Rechaza Ho	Si Influye
Tiempo Tardanza	Cantidad de nodos - Costo Fijo Tardanza	0.111	No se rechaza Ho	No Influye
Tiempo Tardanza	Costo Fijo Tardanza – Desviación	0.000	Rechaza Ho	Si Influye
Tiempo Tardanza	Cantidad de nodos-Desviación-Costo Fijo Tardanza	0.483	No se rechaza Ho	No Influye

Teniendo en cuenta los resultados anteriores, se presentan diferentes gráficos para analizar las interacciones en las que el factor sí influye en la variable de respuesta:

1. Variable Costo Total:

Ilustración 6. Factor: Cantidad de Nodos

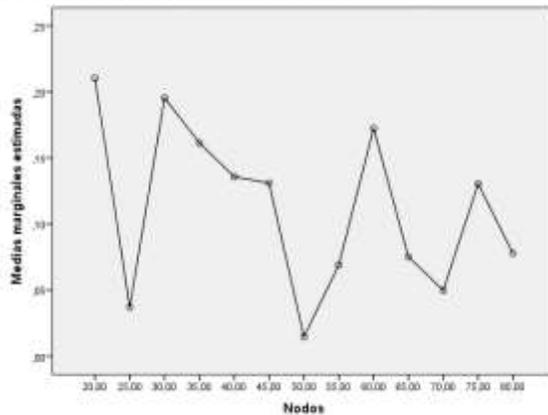
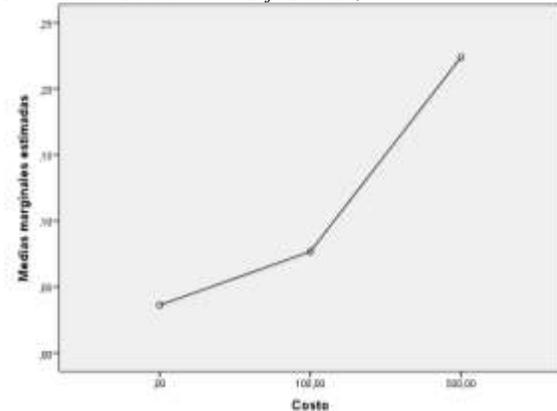


Ilustración 7. Factor: Costo Fijo Tardanza



Analizando los factores por separado, se puede observar que, en la variable correspondiente al GAP del Costo Total entre las soluciones estocástica y determinística, la Cantidad de Nodos no tiene un patrón claro en su comportamiento a pesar de que afecte significativamente la variable. Esto quiere decir que es importante tener en cuenta este factor en el estudio, pero no es posible definir la forma en que este va a afectar el costo, por lo menos con las cantidades de nodos evaluadas. Además, en cuanto al Costo Fijo de Tardanza, se observa que entre mayor sea este, la solución estocástica tendrá en promedio una mejor solución que la determinística, por lo cual la penalización de la tardanza es un factor importante en la búsqueda de una solución que presente mayores mejoras en el costo.

Ilustración 8. Factores: Cantidad de Nodos y Costo Fijo Tardanza

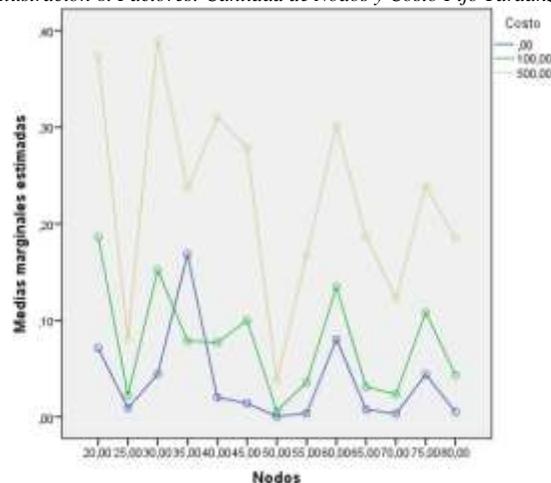
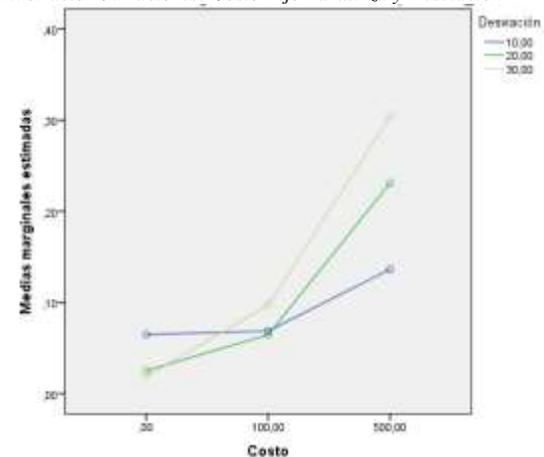


Ilustración 9. Factores: Costo Fijo Tardanza y Desviación



En cuanto a las interacciones dobles entre factores que afectan significativamente esta variable, se evidencia que, en la interacción Cantidad de Nodos y Costo Fijo de Tardanza entre mayor sea el Costo Fijo se obtendrá en promedio una mejor solución estocástica, además, se puede visualizar una tendencia entre ciertos intervalos de nodos (25-40, 45-60 y 65-80) teniendo grandes mejoras en los puntos medios de estas combinaciones de nodos. Finalmente, en la interacción Costo Fijo Tardanza y Desviación se observa que entre mayor sea el Costo Fijo de Tardanza y mayor sea la Desviación se encuentra un mejor Costo Total en la solución estocástica.

2. Variable Nivel de Servicio:

Esta variable es la que presenta mayor sensibilidad respecto a los factores y la interacción de los mismos. Esto quiere decir que el Nivel de Servicio es muy sensible a las variaciones independientes y a las interacciones dobles de los 3 factores analizados (Cantidad de Nodos, Costo Fijo por Tardanza y Desviación).

Ilustración 10. Factor: Cantidad de Nodos

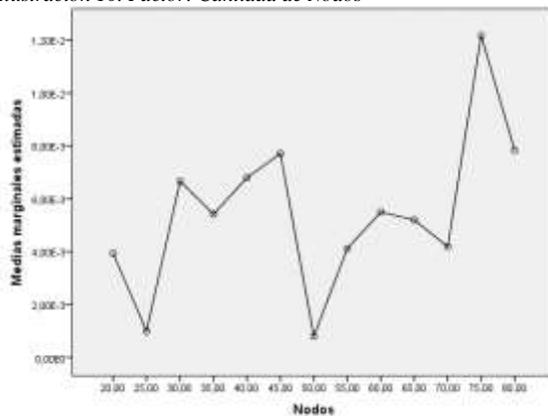


Ilustración 12. Factor: Costo Fijo Tardanza

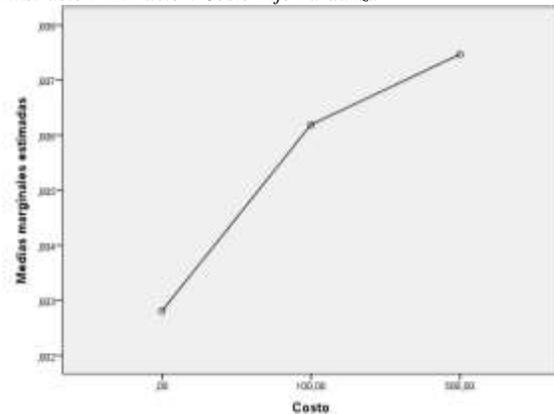
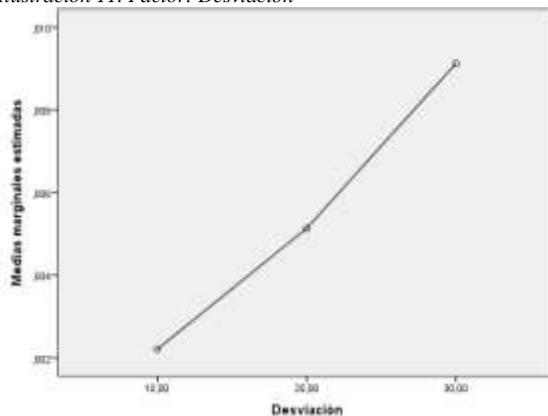


Ilustración 11. Factor: Desviación



Respecto a los factores que afectan significativamente la variable respuesta Nivel de Servicio, comenzando por la Cantidad de Nodos, se evidencia una tendencia en ciertos intervalos (25-50 y 50-80 nodos) en los cuales las cantidades de nodos más grandes tiene en promedio una influencia mayor en la solución estocástica, esto debido a que el número de iteraciones en la Simheuristic está en función del número de colegios. Por otro lado, en cuanto a los factores de Desviación y de Costo Fijo de Tardanza, se observa que entre mayor sean estos, la solución estocástica tendrá en promedio una mejor solución que la determinística. Por lo anterior son factores importantes en la búsqueda de una solución con un mejor Nivel de Servicio.

Ilustración 13. Factores: Cantidad de Nodos y Desviación

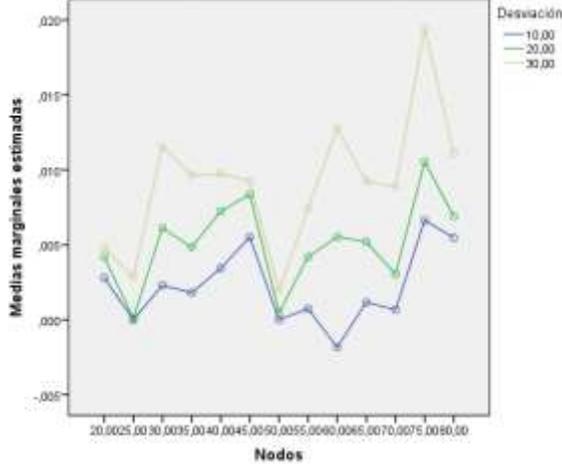


Ilustración 15. Factores: Costo Fijo Tardanza y Desviación

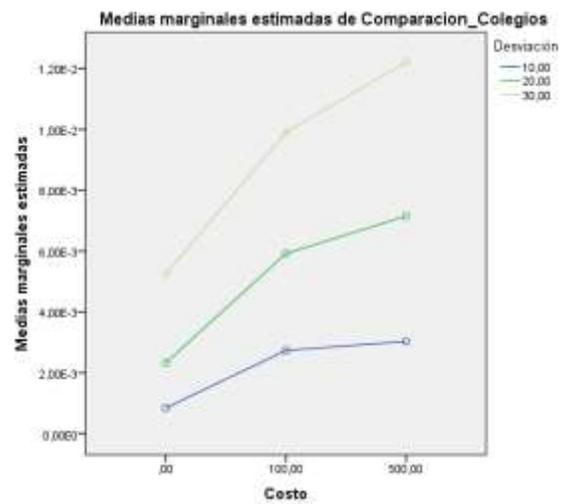
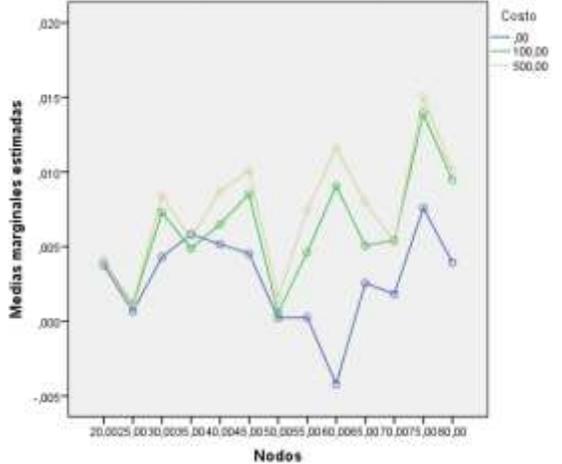


Ilustración 14. Factores: Cantidad de Nodos y Costo Fijo Tardanza



En cuanto a las interacciones dobles entre factores que afectan significativamente la variable de Nivel de Servicio, se observa que en las interacciones de Cantidad de Nodos y Desviación y de Cantidad de Nodos y Costo Fijo de Tardanza a medida que la desviación y el costo aumentan, respectivamente, se obtiene en promedio una mejor solución estocástica. Finalmente, en la interacción Costo Fijo Tardanza y Desviación se evidencia que entre mayor sea el Costo Fijo de Tardanza y mayor sea la Desviación se encuentra un mejor Costo Total en la solución estocástica.

De acuerdo a lo anterior, es importante resaltar la influencia del costo fijo y las desviaciones en las mejoras del Nivel de Servicio, esto debido al mayor peso que toma la penalización de incumplimientos y la variabilidad de los tiempos de viaje.

3. Variable Tiempo de Tardanza

Ilustración 16. Factor: Cantidad de Nodos

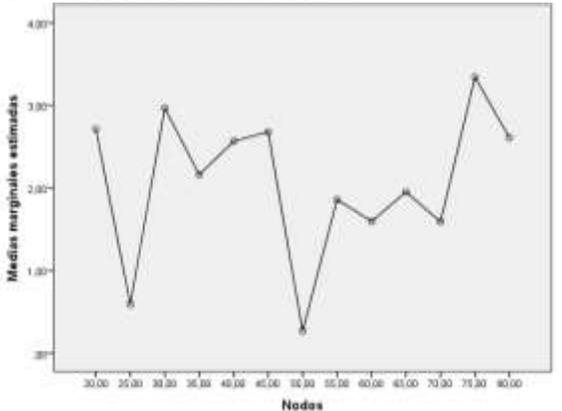


Ilustración 17. Factor: Desviación

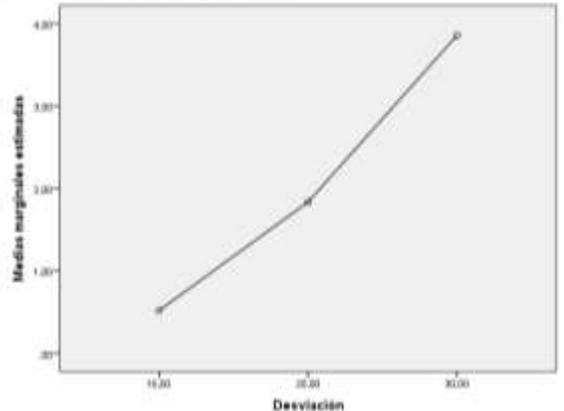
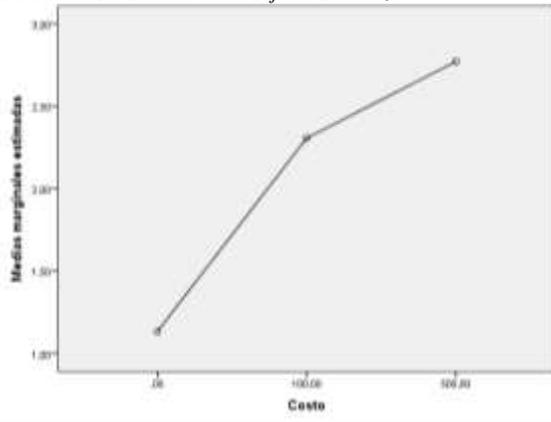


Ilustración 18. Factor: Costo Fijo de Tardanza



Respecto a los factores que afectan significativamente la variable de Tiempo de Tardanza, los 3 factores y las combinaciones relevantes generan la misma tendencia que para la variable de Nivel de Servicio, ya que estas dos variables están directamente relacionadas.

Para finalizar, es importante resaltar que los resultados estadísticos analizados en esta sección corroboran los resultados esperados desde el inicio del estudio. La influencia de los factores de Costo Fijo de Tardanza y Desviación en las mejoras de los indicadores evaluados, se obtiene gracias al alto peso que toma la penalización de incumplimientos y la variabilidad de los tiempos de viaje, permitiendo encontrar mejores soluciones.

Ilustración 19. Factores: Cantidad de Nodos y Desviación

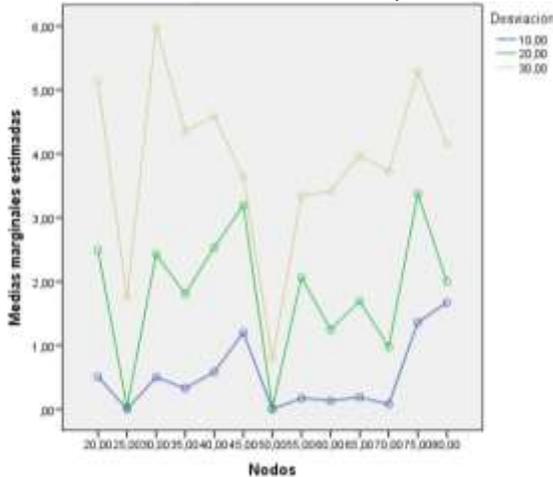
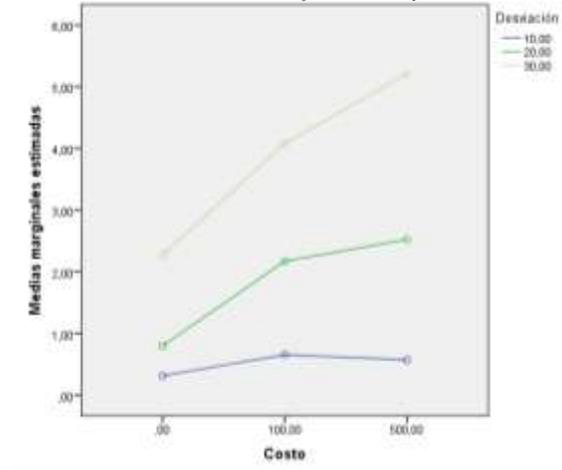


Ilustración 20. Factores: Costo Fijo Tardanza y Desviación



6.1. Medición del impacto

Con base en los resultados obtenidos anteriormente y teniendo en cuenta que el presente proyecto es un acercamiento teórico a una necesidad real, los diferentes impactos que se obtienen y los potenciales que surgen de la implementación del trabajo se enlistan a continuación:

- **Impacto financiero:** Con base en el análisis anterior se puede observar que el impacto financiero de los resultados obtenidos es positivo pues en la totalidad de los casos se mejora o se mantiene el costo actual (determinístico). Si se implementa el presente proyecto, se puede tener un mejor control sobre el costo total de la distribución de los almuerzos, debido a que se tienen en cuenta factores que influyen directamente en el mismo y el cómo influyen, como lo es la desviación en los tiempos de viaje y diferentes costos de penalización en los que se puede incurrir por incumplimiento.
- **Impactos operacionales:** El tiempo de ejecución de la técnica de solución diseñada en comparación con el tiempo de ejecución del modelo matemático es mucho menor para instancias medianas y grandes, teniendo resultados con un gap aceptable (6,38%). Además, un impacto potencial en la implementación es la variación en el tiempo de ejecución de la planeación del ruteo.

- **Impacto ambiental:** Un impacto potencial puede ser que con la técnica de solución propuesta se tengan rutas que utilicen los camiones estrictamente necesarios, recorriendo las distancias mínimas posibles para realizar la distribución de alimentos. Esto llevaría a la reducción de emisiones de CO₂, apoyando a la conservación del medio ambiente.
- **Impacto social:** Dado el contexto del proyecto (PAE) con la implementación del presente proyecto surge un potencial impacto en la reducción de las tasas de hambre y el incentivo en la escolaridad en los niños de la capital, debido a que se aseguraría que la mayoría de estudiantes de los colegios reciban almuerzo diario.

7. Conclusiones y Recomendaciones.

La presente investigación propone el diseño de una técnica de solución para el problema integrado de Ruteo de Vehículos (VRP) con Ventanas de Tiempo (TW), Múltiples Depósitos (MD) y Capacidad de los vehículos (C) en un ambiente Estocástico (S). El fin de este estudio es planear la distribución de alimentos a los diferentes colegios en la ciudad de Bogotá. A su vez se busca aumentar el nivel de servicio para que se reduzca la pérdida de alimentos, se incremente la cantidad de niños de la capital que recibe un almuerzo y además incentivar la escolaridad.

Para esto se realizó un modelo matemático en el programa Gusek, que permite resolver el problema de ruteo en instancias pequeñas (hasta 25 nodos), teniendo en cuenta parámetros determinísticos. Como el programa PAE cubre una gran cantidad de colegios, para las instancias más grandes se desarrolló una técnica de solución que integra un modelo heurístico y meta heurístico (Solomon y Tabú Granular respectivamente).

Los resultados obtenidos con la técnica de solución fueron comparados con los obtenidos con el modelo matemático para asegurar la calidad de los resultados en términos de los indicadores de interés. Con respecto al costo, se obtuvieron soluciones muy cercanas al óptimo, presentando un gap promedio en el Costo Total de 5,97% y un buen tiempo computacional de ejecución (en promedio 0,5 segundos para las instancias comparadas). El Nivel de Servicio se mantuvo igual, debido a que ambos modelos respetan las ventanas de tiempo. Al ser esta una respuesta aceptable, se puede decir que esto genera confiabilidad en la técnica de solución diseñada al momento de implementarla con instancias más grandes.

Como el contexto de aplicación del presente trabajo no asegura condiciones determinísticas, se realizó un modelo incluyendo parámetros estocásticos para tener un acercamiento a la realidad de la ciudad y las variaciones en el tráfico dependiendo del día y la hora. Para esto se realizó una Simheuristic, que consiste en un híbrido entre simulación y optimización con el fin de comparar la calidad de los resultados obtenidos en el ambiente estocástico con respecto al determinístico.

Adicionalmente, se realizó una simulación que evalúa los indicadores de interés (Costo Total de la ruta, Nivel de Servicio – cantidad de colegios a los que se llega respetando las ventanas de tiempo, y Tiempo de Tardanza en llegar a los colegios) en cada solución. De acuerdo con los resultados obtenidos, se puede concluir que es viable utilizar esta Simheuristic para el caso estocástico, pues en la mayoría de los casos evaluados se mejora o se mantiene el valor de los indicadores.

También, se observó que los resultados de la Técnica de Solución determinística y de la Simheuristic son robustos debido a que las matrices en las cuales fueron ejecutadas compartían la misma base (la matriz de medias), por lo cual la diferencia entre ambas soluciones era esperada debido a la naturaleza de cada solución. Además, se puede concluir que la robustez de la solución está dada por la obtención de los resultados esperados, por lo cual estas técnicas son factibles para ser aplicadas en instancias reales con el fin de afianzar los análisis realizados.

Es importante considerar que se realizaron diferentes corridas teniendo en cuenta factores como la Cantidad de Nodos, la Desviación en la matriz de distancias entre ellos y el Costo Fijo de Tardanza, los cuales fueron evaluados en los indicadores de interés. Como resultado se evidenció que se obtuvieron mejores soluciones

respecto a la solución determinística, cuando la desviación del tiempo de transporte y el costo fijo de penalización son mayores. Esto debido a que las ventanas de tiempo se respetan con mayor facilidad, ya que al tener costos de penalización más elevados la técnica de solución restringe más el rompimiento de las mismas, dado que al intentar reducir el costo total se logra tener un efecto en la maximización del nivel de servicio y en la reducción de las tardanzas. Los demás factores e interacciones que afectan los indicadores son explicados en el apartado de Resultados.

Por un lado, se esperaba que a mayor variabilidad en los tiempos de viaje el porcentaje de mejora fuera más alto, debido a que entre más alta es la desviación de la distribución, los valores distan más de la media, permitiendo encontrar valores mucho más pequeños que disminuyan los tiempos totales de viaje. En otras palabras, cuando la desviación es pequeña, todos los valores están muy cerca de la media, por lo cual las mejoras encontradas no van a ser tan significativas que cuando se presenta una variabilidad más alta. Esto se corroboró con los resultados estadísticos obtenidos con la prueba de Kruskal Wallis y los gráficos de perfil.

Por otro lado, esto mismo sucede con el impacto que tiene el incremento en la mejora cuando hay costos fijos más altos, dado que en la función de costos de la Simheuristic, conformada por los costos de transporte y los costos de penalización por incumplimiento, estos últimos generan un mayor peso permitiendo encontrar nuevas soluciones con mejores indicadores de desempeño.

Para trabajos futuros se recomienda implementar la técnica de solución en una instancia real, evaluando en un principio que la distribución generadora de la matriz de distancias del presente trabajo sea similar a la distribución de los tiempos reales, con el fin de evaluarlo en la Simheuristic actual. Con esto se puede realizar simulaciones teniendo el conocimiento de que cuando se considera mayor desviación en los tiempos y mayor costo fijo de penalización por el incumplimiento de las ventanas de tiempo, los resultados de las rutas cuando se considera un ambiente estocástico serán mejores a comparación de las rutas obtenidas por medio de la solución determinística.

Adicionalmente, se recomienda extender el estudio con flota heterogénea y tiempos de servicio estocásticos. También se propone evaluar diferentes niveles en los factores propuestos como una mayor cantidad de nodos, diferentes combinaciones entre cantidad de nodos-depósitos, desviaciones diferentes para los tiempos de transporte, etc., lo cual permitirá corroborar que la solución estocástica presenta mejores indicadores que la determinística, dando como resultado mayor confiabilidad en la técnica de solución diseñada.

8. Glosario

PAE: Programa de Alimentación Escolar.
 VRP: Vehicle Routing Problem.
 VRPTW: Vehicle Routing Problem with Time Windows.
 CVRP: Capacitated Vehicle Routing Problem.
 MDVRP: Multi-Depot Vehicle Routing Problem.

SVRP: Stochastic Vehicle Routing Problem.
 ERP: Enterprise Resource Planning.
 VRPB: Vehicle Routing Problem with Backhauls.
 VNS: Variable Neighborhood Search.
 SA: Simulated Annealing.

9. Tabla de Anexos

No. Anexo	Nombre	Desarrollo	Tipo de Archivo	Enlace corto (https://goo.gl/)	Relevancia para el documento (1-5)
1	Modelo Matemático en Gusek	Propio	.mod	https://drive.google.com/open?id=1t2oWDgiSWq15Gv211llU9i3bUdRfpWTr	5
2	Solución para la versión Determinística	Propio	C++	https://drive.google.com/open?id=1cvD8OQEp9aWjs8fIni-GlG9SsSmIIzrt	5

3	Solución para la versión Estocástica	Propio	C++	https://drive.google.com/open?id=1N97xF2zo2gQokmN5IMCMp89u2y5r149c	5
4	Medición del Impacto	Propio	C++	https://drive.google.com/open?id=1UVAQiTqx3dt6tV0H1UNIZXvuZaaksQfS	5
5	D.F. Heurística Solomon	Propio	PDF	https://drive.google.com/open?id=1vYEW1Oa_izmZ2obrsVKD8_MFCKVDCk1	3
6	Sustentación Modificación Solomon	Propio	PDF	https://drive.google.com/open?id=1-uq80ccW7UAY853x5ZtLvhsZefc8q8PH	3
7	D.F. Meta Heurística Tabú Granular	Propio	PDF	https://drive.google.com/open?id=1n5wd-i_9B4-n0VbuP14GE9da9_UNpVes	3
8	D.F. Simheuristic	Propio	PDF	https://drive.google.com/open?id=1TGaMjG3mBnbWmYShGfoIppZfcE4aHMTK	3
9	D.F. Simulación Prueba de Resultados	Propio	PDF	https://drive.google.com/open?id=1so55Xn5Hgk9Lq0hD7h3WvQjioGR-v9fS	3

10. Referencias

- Cordeau, J.-F.-o., & Maischberger, M. (2011). A parallel iterated tabu search heuristic for vehicle routing problems. *Computers & Operations Research*, 2033-2050.
- Afshar-Nadjaf, B., & Afshar-Nadjaf, A. (2014). A constructive heuristic for time-dependent multi-depot vehicle routing problem with time-windows and heterogeneous fleet. *Journal of King Saud University – Engineering Sciences*, 29 - 34.
- Andreatta, G., Casula, M., De Francesco, C., & De Giovanni, L. (2016). A branch-and-price based heuristic for the stochastic vehicle routing problem with hard time windows. *Electronic Notes in Discrete Mathematics*, 325 - 332.
- Arezoumandi. (2011). Estimation of travel time reliability for freeways using mean and standard deviation of travel time. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 11.
- Bae, H., & Moon, I. (2016). Multi-depot vehicle routing problem with time windows considering delivery and installation vehicles. *Applied Mathematical Modelling*, 6536 - 6549.
- Escobar, J., Linfati, R., Toht, P., & Baldoquin, M. (2014). A hybrid Granular Tabu Search algorithm for the Multi-Depot Vehicle Routing Problem. *Journal of Heuristics*, 28.
- Gutierrez, A., Dieulle, L., Labadie, N., & Velasco, N. (2016). A multi population memetic algorithm for the vehicle routing problem with time windows and stochastic travel and service times. *IFAC - PapersOnLine*, 1204-1209.
- Hollander, Y., & Liu, R. (2007). Estimation of the distribution of travel times by repeated simulation. *Elsevier*, 20.
- iSixSigma. (2017). *DMAIC*. Obtenido de iSixSigma: <https://www.isixsigma.com/dictionary/dmaic/>
- Kirci, P. (2016). An optimization algorithm for a capacitated vehicle routing problem. *Sadhana*, 519-529.
- Ministerio de Educación Nacional. (05 de 2013). *Lineamientos Técnico Administrativos y Estándares del Programa de Alimentación Escolar (PAE)*. Obtenido de Ministerio de Educación Nacional: http://www.mineducacion.gov.co/1621/articles-235135_archivo_pdf_lineamientos_tecnicos.pdf

- Ministerio de Educación Nacional. (s.f.). *Programa de Alimentación Escolar (PAE)*. Obtenido de Ministerio de Educación Nacional: <https://www.mineduacion.gov.co/1759/w3-propertyvalue-55307.html>
- Montes Orozco, E. (2015). *Problema de Ruteo de Vehículos Capacitados*. Ciudad de México: Universidad Autónoma Metropolitana Azcapotzalco.
- Pérez Porto, J. (2009). *Definición de Logística*. Obtenido de Definición.de: <http://definicion.de/logistica/>
- Pontificia Universidad Javeriana. (26 de Abril de 2013). *Misión*. Obtenido de Pontificia Universidad Javeriana: <http://www.javeriana.edu.co/institucional/mision>
- Pureza, V., Morabito, R., & Reimann, M. (2011). Vehicle routing with multiple deliverymen: Modeling and heuristic approaches for the VRPTW. *Elsevier*, 12.
- Quintero-Araujo, C., Gruler, A., de Armas, J., Juan, A., & Ramalhinho, H. (2017). Using simheuristics to promote horizontal collaboration in stochastic city logistics. *Progress in Artificial Intelligence*, 275–284.
- Rocha Medina, L., González La Rota, E., & Orjuela Castro, J. (2011). Una revisión al estado del arte del problema de ruteo de vehículos: Evolución histórica y métodos de solución. *Ingeniería*, 35-55.
- Schneider, M., Schwahn, F., & Vigo, D. (2017). Designing granular solution methods for routing problems with time. *ELSEVIER*, 17.
- Secretaria Distrital de Salud de Bogotá. (2017). *Sistema de vigilancia epidemiológica alimentaria y nutricional SISVAN*. Obtenido de Secretaria Distrital de Salud de Bogotá: <http://www.saludcapital.gov.co/sitios/VigilanciaSaludPublica/Protocolos%20de%20Vigilancia%20en%20Salud%20Publica/Sisvan.pdf>
- Tas, D., Dellaert, N., Woensel, T. V., & Kok, T. (2012). Vehicle routing problem with stochastic travel times including soft time windows and service costs. *Elsevier*, 11.
- Toth, P., & Vigo, D. (2003). The Granular Tabu Search and Its Application to the Vehicle-Routing Problem. *INFORMS Journal on Computing*, 333-346.
- von der Linde, R., & Mönch, L. (2015). *A Sampling Approach to Solve the Vehicle Routing Problem with Time Windows and Stochastic Travel Times*. Hagen: University of Hagen.
- Zapata, C., & Chacón, M. (2017). *Sistema de Vigilancia Nutricional SISVAN D.C*. Obtenido de Secretaria de Salud: <http://www.saludcapital.gov.co/DSP/Paginas/SISVAN.aspx>