



Trabajo de grado en modalidad de aplicación

Diseño de una técnica de solución para el problema de recolección y entrega de clínicos en una Caja de Compensación Familiar (CCF)

Laura Arango Cabezas^{a,c}, María Alejandra Barrios Meneses^{a,c}, María José Noguera Avellaneda^{a,c}.

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

^aEstudiantes de Ingeniería Industrial

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

^cPontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia

Resumen de diseño en Ingeniería (En inglés)

This thesis aims to find the solution to the pickup and delivery of test samples, taking into consideration constraints such as: stochastic distribution times, maximum time span, special demands and different time windows. This is accomplished by the design and implementation of a *Simheuristic* that combines *Tabu Search* metaheuristic and the *Monte Carlo Simulation*, method which grants a high-quality service and reduction of costs. Initially, the design process required the construction and analysis of the deterministic approach to the problem through linear programming and metaheuristics. Finally, the stochastic design was attained through the proposal method. The *Simheuristic* was modeled with a *Normal* distribution in three different scenarios where the coefficient of variation was 0.1, 0.2 and 0.3. The results of the *Simheuristic* were compared with the results of the deterministic approach to evaluate its quality and effectiveness. Results show that in all the 405 instances performed, the method proposed presented a significantly better result than the generated by deterministic approach.

Key words: Distribution of test samples, VRP, VRPPDTW, VRPTW, SVRP, MIVRP, Simheuristic.

1. Justificación y planteamiento del problema

El adecuado proceso de recolección y transporte de especímenes clínicos, o muestras de laboratorio, juega un papel fundamental en el diagnóstico de enfermedades y la calidad de servicio (García & Prim, 2016). La demora en el transporte puede, por ejemplo, conducir a infección anaeróbica o dificultar la identificación de los agentes patógenos presentes en un espécimen (García & Prim, 2016). Aún más, la falta de estructura logística y operativa para el almacenamiento y transporte de especímenes clínicos puede poner en riesgo la salud de las comunidades. De acuerdo con Silva et al. (2017), por ejemplo, se demostró que este proceso es crítico para la detección oportuna de dengue en Brasil. Ahora bien, como en otros problemas complejos de asignación de recursos en el sector, puede pensarse que el uso de técnicas formales para brindar soporte al proceso de toma de decisiones afecte positivamente la calidad

y sostenibilidad de los servicios (Brailsford & Vissers, 2011) y (Velasco, Barrera, & Amaya, 2012). En este contexto, el desarrollo de modelos y herramientas para el diseño de rutas de recolección y entrega de los especímenes tiene un alto potencial de impacto en la gestión de laboratorios clínicos.

Este trabajo estudia los procesos logísticos de una Caja de Compensación Familiar (CCF) de gran influencia en Bogotá y Cundinamarca. Los servicios que presta están agrupados en siete líneas: Salud, Recreación y Cultura, Educación, Deportes, Turismo, Subsidios, Créditos y Vivienda. Asociado a la línea de salud, la empresa ofrece un servicio de recolección y estudio de especímenes para diagnóstico médico. Actualmente, la toma de muestras se realiza en 178 sedes, las cuales se encuentran distribuidas geográficamente en la ciudad de Bogotá. Dichas muestras son recogidas en las sedes y transportadas a su correspondiente centro de procesamiento. Los laboratorios operan con dos centros de procesamiento: El CPL (Centro de procesamiento de laboratorio), en donde se procesan las muestras de laboratorio, y CPU (Centro de procesamiento de muestras especiales), el cual se encarga de las muestras de patología.

Desde el punto de vista operativo, el diseño del proceso de recolección implica responder a la pregunta *¿Qué camión y en cuál orden debe recoger las muestras de cada sede?* Existen algunas características del sistema que deben tenerse en cuenta para responder dicha pregunta. Por un lado, las rutas deben contemplar tanto la recolección de las muestras como su entrega en el Centro de procesamiento correspondiente, considerando que no es posible conocer con certeza el tiempo que toma llegar de un punto a otro de la ciudad. Así mismo, los especímenes se transportan en tres modalidades: congelados, refrigerados y a temperatura ambiente y en general, pueden permanecer en transporte como máximo 4 horas.

Adicionalmente, la CCF responde a dos tipos de solicitudes: convencionales y especiales. Cuando se habla de solicitudes convencionales, se hace referencia al recorrido diario que planifica la empresa para la visita de las sedes, en dichas rutas se deben visitar todos los puntos aún si en ellos no hay muestras para recoger. A diferencia de las programadas, las solicitudes especiales corresponden a muestras de exámenes especiales que se deben tomar a los pacientes por circunstancias específicas y deben ser transportadas al CPU.

Finalmente, hoy en día se emplean dispositivos móviles para informar a los conductores a dónde deben dirigirse y las rutas a tomar, sin embargo, el proceso de diseño actual de las rutas es manual. En consecuencia, es posible que no se consideren todas las variables que inciden en la programación generando soluciones factibles de baja calidad y altos tiempos de procesamiento. Así mismo, se dificulta la rápida modificación de las rutas una vez surja la necesidad. En este contexto, el problema puede ser modelado como un VRP with Pickup and Delivery con Time Windows (VRPSDPTW), lo que hace referencia a un problema de ruteo de vehículos en el que se hacen entregas y recolecciones que han sido programadas en una ventana de tiempo. El uso de este tipo de modelos ha demostrado capacidad de impactar positivamente procesos de distribución de diferentes tipos (Lui R., et al., 2013).

En este contexto, este trabajo responde a la pregunta:

¿Cómo diseñar una técnica de solución para el problema de diseño de rutas, de recolección y entrega de especímenes, en una caja de compensación familiar?

2. Antecedentes

Dada la caracterización del proceso en la CCF, se consideraron cuatro variantes del VRP: Vehicle routing problem with time windows (VRPTW), Vehicle routing problem pickup and delivery with time windows (VRPPDTW), Stochastic vehicle routing problem (SVRP) y Multi-trip VRP (MtVRP).

- **VRPTW**

El VRP con ventanas de tiempo considera una restricción asociada a horarios específicos de atención de cada cliente, donde los clientes tienen un horario disponible para la recogida o despacho de los productos y, por tanto, si un vehículo llega por fuera del horario dispuesto no podrá ser atendido (Lozada & Cadena, 2012).

Las herramientas utilizadas para la resolución de este problema son métodos exactos y aproximados con heurísticas y metaheurísticas. Por ejemplo, Kolen (1987) emplea una estrategia Branch and Bound “basada en la unión de programación dinámica y la relajación Lagrange con división de variables”. Por otro lado, Fisher (1994) resuelve el problema mediante dos algoritmos de optimización en base a relajaciones de las restricciones. El primer algoritmo utiliza la técnica k-árboles mientras que el segundo utiliza relajación Lagrange, en el último se dividen las variables de tal forma que el problema original se parta en dos sub-problemas, el ruteo y la asignación. Así mismo, Rich (1999) resuelve el problema mediante el análisis de conducta de generación de columnas y programación dinámica.

En el documento escrito por Lozada et al. (2012). se analiza un problema de distribución de alimentos en la ciudad de Santa Rosa de Cabal (Risaralda), en donde se busca determinar el número óptimo de vehículos si se quiere minimizar el costo y cumplir con el servicio. La solución propuesta consiste en la heurística R implementada en Visual Basics (Restrepo & Medina, 2008). Adicionalmente, Ganesh y Narendran resolvieron un problema relacionado con la recolección y entrega de un solo elemento bajo una ventana de tiempo mediante una heurística de multi-etapa; dicha solución puede ser abordada para un problema de ruteo de muestras de sangre. Así mismo, Hemmelmayr realizó un estudio acerca de la repartición de muestras de sangre por medio del análisis del (VMI) inventario administrado por el vendedor, por medio de programación entera y de la metaheurística búsqueda de vecindades variables y, Bachouch estudió el problema de entrega de medicamentos en las casas utilizando una programación entera mixta.

- **VRP, Pickup and Delivery con Time Windows**

El VRP *Pickup and delivery* (VRPPD) es una variación del problema de ruteo que contempla la entrega y recolección de un bien desde un lugar de origen a un punto de entrega. Este problema ha sido estudiado durante más de 30 años, en muchos contextos como logística, servicios ambulatorios y robótica (Berbeglia, G. et al., 2007).

Uno de los estudios se realizó en 2013, donde Lui R. et al. se preguntaron por el diseño de un algoritmo para un VRPPDTW en el cuidado de la salud; este problema se abarcó la entrega de medicamentos y dispositivos médicos a partir de cuatro tipos de demandas: entrega desde el centro de salud de la compañía al paciente, entrega desde el hospital al paciente, recolección por parte del paciente al depósito y recogida de un paciente a un laboratorio médico. Para la solución del problema, realizaron dos metaheurísticas, un algoritmo genético y un método Tabu search, con el fin de minimizar el costo total de transporte para atender todas las demandas de los pacientes. Las metaheurísticas propuestas las compararon contra los resultados más conocidos de problemas que han abarcado VRPPDTW, logrando identificar que sus metaheurísticas son claramente mejores que las soluciones más conocidas en la literatura.

Por otro lado, Ming Yao et al (2008) diseñaron un algoritmo Tabu search para la resolución del problema de recogida y entrega con ventanas de tiempo buscando minimizar tanto el número de vehículos como el costo total de las rutas. Así mismo, para la solución del problema Savelsbergh y Sol (1995) decidieron dividir el problema en cuatro diferentes categorías: Static Single-Vehicle PDP (Pick and Delivery problem), Static MultiVehicle PDP, Dynamic Single -Vehicle PDP y Dynamic Multi-Vehicle PDP.

Por otro lado, Nanry y Barnes (2000) estudiaron la solución mediante Búsqueda Tabú, ya que esta permite minimizar los costos de transporte por medio de la implementación de una penalidad adicional, en términos del tiempo de viaje y no cumplimiento de las ventanas de tiempo. Inicialmente se utilizó un greedy para el método de inserción y después se realizó la búsqueda tabú con el fin de mejorar la solución; los datos fueron establecidos a partir de casos de Solomon para el VRPTW.

- **SVRP**

El SVRP (problema de ruteo estocástico) hace alusión a un modelo en el cual existe incertidumbre en algunos parámetros del problema. Se puede clasificar según tres criterios:

- 1) Incertidumbre del problema: Contempla parámetros estocásticos tales como, la demanda, tiempos de viaje, tiempos de servicio, consumidores, entre otros.
- 2) Modelamiento: Contempla la programación estocástica compuesta por, la programación de oportunidad restringida y modelo de recursos, y por otro lado procesos de decisión de Markov.
- 3) Técnicas de solución: Comúnmente se presentan mediante métodos heurísticos y/o métodos exactos. En los métodos exactos se encuentra, el algoritmo de ramificación y acotación, algoritmo Branch & Cut, método L-Shaped. En cuanto a los métodos heurísticos, se encuentran heurísticas de búsqueda tabú, algoritmos de ahorro, entre otros. (Dessouky, Ordoñez, & Zhihong, 2009)

Un tipo de SVRP es el VRPSSTT (Stochastic service and travel times), en este modelo los tiempos de servicio y de transporte son estocásticos gracias a factores como congestión de las vías, accidentes de tránsito, clima, etc. Por tanto, el tiempo de transporte de un lugar a otro en una hora determinada, no necesariamente es el mismo. (Ordonez, Dessouky, & Wang, 2012).

En cuanto a propuestas de resolución del modelo, Kao (1978) hace referencia a la programación dinámica y enumeración implícita basada en heurísticas para los tiempos de viaje estocástico, mientras que Carraway et al. (1989) hace alusión a una programación dinámica generalizada. Por otro lado, Laporte, Louveaux y Mercure (1992) establecieron 3 modelos para el VRPSSTT: el modelo de oportunidad restringida, modelo de recursos de tres índices y modelo de recursos de dos índices. Este modelo, ha sido estudiado, desarrollado y utilizado en problemas presentados en entidades bancarias. En él, se desarrolló un procedimiento que permite realizar una estimación acerca de las horas de llegada a los diferentes nodos pertenecientes a la ruta en presencia de ventanas de tiempo.

- **MtVRP**

El MtVRP (Multi-Trip VRP) es una variante del VRP que se encarga de la planeación de las rutas para vehículos que realizan más de un viaje en un horizonte de tiempo predefinido. Los primeros en estudiar dicho problema fueron Taillard et al. (1996), ellos diseñaron un algoritmo basándose en una búsqueda Tabú donde buscan evitar la obtención de un mínimo local.

Azi. et al. (2006) diseñan un algoritmo para dar solución a un problema multi-trip, pero además de ello incluye las variables de ventanas de tiempo. Por otro lado, en 2009, Hemmelmayr et al. propuso una nueva heurística para resolver el problema MtVRP como un problema del agente viajero (Periodic Travelling Salesman Problem), basada en una búsqueda local (Neighborhood Search). Más recientemente, Ren et al. (2010) introducen el uso de turnos en el VRP y estudiaron una nueva variante del problema, donde se incluyen las variables de ventanas de tiempo, turnos múltiples y horas extras. El resultado del nuevo modelo muestra que el uso de turnos múltiples genera un ahorro de costos significativo; sin embargo, la búsqueda Tabu que los autores proponen únicamente es aplicable a casos determinísticos.

Conociendo las anteriores variaciones del VRP, Ordonez et al. (2012) realizan un estudio donde se utilizan los VRP mencionados, para dar solución a un problema altamente similar al de la CCF; el problema se basa en un centro de salud ubicado en California del sur que opera alrededor de 200 centros médicos. Su función abarca la recolección y entrega de muestras médicas y atender las demandas de urgencia que pueden ocurrir en cualquier momento del día. Las muestras deben ser entregadas en un lapso de tiempo determinado debido a la naturaleza de las mismas.

Para la solución de este problema se propone el multi-trip VRP y el SVRP. Para el desarrollo de una solución inicial, primero se utilizó una heurística de inserción tanto para la creación del plan de diseño diario de rutas, y para el plan de diseño maestro de rutas (se busca que el diseño de rutas diario, el cual incluye la incertidumbre de las demandas, sea similar al plan maestro). Se busca minimizar el costo de entrega y el uso de vehículos terceros, y maximizar la calidad que se ofrece al cliente. Una vez se obtiene la solución inicial, se desarrolla un algoritmo de búsqueda Tabú para mejorar la solución. (Ordonez, Dessouky, & Wang, 2012).

En la tabla a continuación es posible observar los artículos encontrados en la literatura que abordan el tema de Ruteo de Vehículos que se asemejan al problema tratado.

Tabla 1. Tabla de características similares entre el problema planteado y la literatura.

	Tiempos de Desplazamiento	Ventanas de tiempo	Minimización Costos	Maximización de la probabilidad de cumplimiento	Maximización Calidad de Servicio	Programación lineal	Heurística	Metaheurística	Simulación	Simheuristic
	PE	FO			Método de Solución					
(Kao, 1977)	x			x		x				
(Laporte et al., 1992)	x			x		x				
(Thangiah et al., 1996)	x			x	x	x	x	x		
(Lecluyse et al., 2009)	x			x		x		x	x	
(Li et al., 2010)	x		x		x	x		x	x	
(Ordonez et al., 2012)	x		x		x	x		x	x	
(Tas et al., 2013)	x	x	x		x	x	x	x		
(Gonzalez et al., 2014)	x		x			x	x		x	
(Angel et al., 2015)	x		x							x
(Feng et al., 2017)	x		x			x		x	x	

Fuente: Autoría Propia.

En este contexto, el aporte de este trabajo es usar una técnica probada en la literatura para dar respuesta a un problema de diseño relevante en el entorno local. Adicionalmente, se plantea la hipótesis de que una *Simheuristic* puede mejorar indicadores de desempeño claves al usar la variabilidad de los tiempos de transporte en la construcción de la solución. Ambos aportes son de interés debido a que la mayor parte de los trabajos relacionados con gestión de operaciones en el sector salud no consideran las características particulares de los sistemas y asumen comportamiento determinístico de los parámetros.

3. Objetivos

Objetivo general

Diseñar una técnica de solución para el problema de construcción de rutas de recolección y entrega de especímenes, en una caja de compensación familiar.

Objetivos específicos

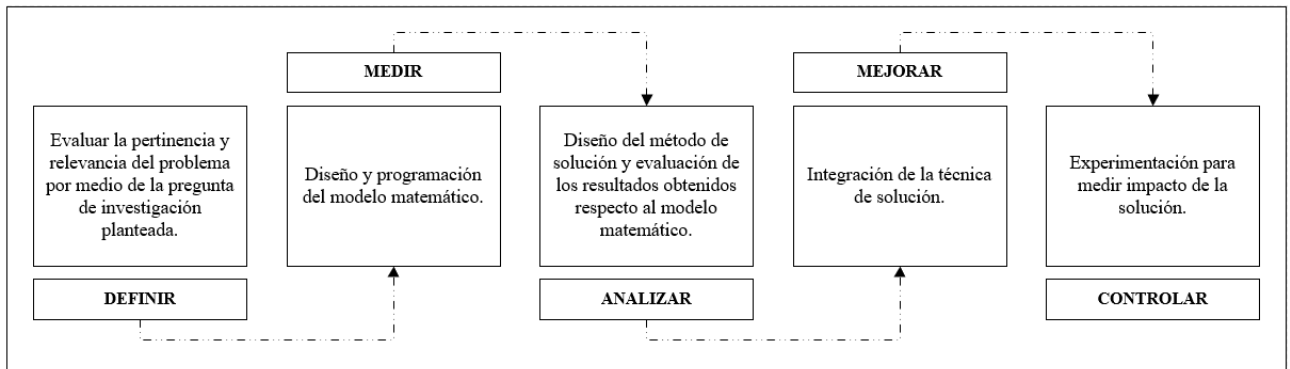
- Identificar y analizar las operaciones relacionadas al ruteo de vehículos y al proceso de distribución actual de la empresa.

- b. Formular un modelo matemático para la versión determinística del problema.
- c. Seleccionar e implementar un método de solución para la versión determinística del problema.
- d. Integrar la técnica de solución con Simulación de Montecarlo para tener en cuenta el comportamiento aleatorio de los tiempos de traslado.
- e. Medir el impacto de la técnica de solución propuesta con respecto al modelo matemático.

4. Metodología

La norma ISO 13053 del año 2012 estandariza la metodología DMAIC, la cual se utilizará en esta investigación y está compuesta por 5 etapas (Definir, Medir, Analizar, Mejorar y Controlar). En la Ilustración 1 podrá observar gráficamente la manera en que se abordó el proyecto en cada una de las fases.

Ilustración 1. Metodología DMAIC propuesta.



Fuente: Autoría Propia.

Para la fase de **Definición**, se evaluó la pertinencia y relevancia del problema que posee la CCF con respecto a las investigaciones y antecedentes relacionados con el tema. Adicionalmente, se identificaron las operaciones y procesos actuales para así llevar a cabo una búsqueda exhaustiva en la literatura (Objetivo Específico a). Por otro lado, para la fase de **Medición**, se abordó el problema por medio de la formulación de un modelo matemático para la versión determinística del problema (Objetivo Específico b). Para lograr lo anterior se realizó la definición de conjuntos, parámetros y variables de decisiones.

Continuando con la fase de **Análisis**, se implementó un método de solución para el problema determinístico con el fin de lograr soluciones cercanas a las del modelo en un menor tiempo computacional. (Objetivo Específico c). Una vez se finalizó la fase de Análisis se procedió a continuar con la fase de **Mejora**, en la cual se diseña una *simheuristic* que integra la técnica de solución determinística previamente desarrollada con la simulación de Montecarlo (Objetivo Específico d).

Por último, en la fase de **Control** se midió el impacto de la técnica de solución determinística por medio de la comparación de dicha información respecto a los resultados obtenidos en el modelo matemático. Adicionalmente se muestra el impacto y necesidad de la técnica de solución estocástica y como esta tiene mayor rendimiento que la técnica determinística. (Objetivo Específico e).

4.1. Modelo de programación lineal para el problema determinístico.

Para modelar el problema se utilizó programación lineal donde se identificaron las siguientes definiciones:

Tabla 2. Conjuntos del modelo matemático.

Expresión	Conjuntos	Descripción
$I: \{1..(n+1)\}$		Conjunto de nodos en donde: Los elementos 1 y $(n+1)$ identifican el Centro de Procesamiento de Laboratorio (CPL). El elemento 2 hace referencia al Centro de Procesamiento de muestras especiales (CPU). Los demás elementos del conjunto identifican uno a uno los clientes que deben ser visitados en las rutas.
$K: \{1..m\}$		Conjunto de vehículos (Camiones) disponibles para recorrer las rutas programadas.

Fuente: Autoría Propia.

Tabla 3. Parámetros asociados al modelo matemático.

Expresión	Parámetros	Descripción
$t_{ij} \forall i, j \in I$		Describe el tiempo de viaje del nodo i al nodo j .
$s_i \forall i \in I$		Describe el tiempo de servicio del nodo i .
$d_i \forall i \in I$		Parámetro binario que toma el valor de 1 si el nodo i tiene demanda de muestra especial y 0 de lo contrario.
$C_{ij} \forall i, j \in I$		Describe el costo de realizar el desplazamiento del nodo i al nodo j .
$Vinf_i \forall i \in I$		Describe la ventana de tiempo inferior del nodo i .
$Vsup_i \forall i \in I$		Describe la ventana de tiempo superior del nodo i .
$Vtot_i$		Describe el tiempo total que los especímenes del nodo i pueden permanecer en transporte antes de ser entregada en el CPL.
$Vtot_2$		Describe el tiempo máximo que puede durar una ruta desde el momento en que se visita el primer cliente.
$Cfijo$		Describe el costo fijo en el que se incurre al utilizar un camión.
$Cexterno$		Describe el costo fijo en el que se incurre al utilizar un transporte externo.
M		Describe un valor de 99999.

Fuente: Autoría Propia.

Tabla 4. Variables de decisión para el modelo matemático.

Expresión	Variables de Decisión	Descripción
$X_{ijk} \in \{0, 1\} \forall i, j \in I, \forall k \in K$		Variable binaria que toma el valor de 1 si el camión k recorre el arco del nodo i al nodo j y 0 de lo contrario.
$G_{ik} \forall i \in I, \forall k \in K$		Variable que registra el tiempo en el que se llega al nodo i en el camión k .
$W_{ik} \forall i \in I, \forall k \in K$		Variable binaria que toma el valor de 1 si el nodo i es visitado en el camión k y 0 de lo contrario.
$P_{ijk} \forall i, j \in I, \forall k \in K$		Variable binaria que toma el valor de 1 si el nodo i precede al nodo j en el camión k y 0 de lo contrario.
$f_k \forall k \in K$		Variable binaria que toma el valor de 1 si el camión k es utilizado y 0 de lo contrario.
$L_i \forall i \in I$		Variable binaria que toma el valor de 1 si el nodo i es visitado por un transporte externo y 0 de lo contrario.

Fuente: Autoría Propia.

La función objetivo que se estableció para el modelo matemático diseñado se puede observar en la ecuación 1. Dicha ecuación busca minimizar el costo de transporte en el proceso de construcción de rutas para la recolección y entrega de especímenes de laboratorio.

$$(1) \text{ minimizar } Z = \sum_{k \in K} (C_{fijo} * f_k) + \sum_{i \in I} (L_i * C_{externo} + C_{i2} * L_i * d_i + C_{i(n+1)} * L_i * (1 - d_i)) + \sum_{i,j \in I, k \in K} (X_{ijk} * C_{ij})$$

Fuente: Autoría Propia.

Adicionalmente, para explicar más a fondo la función objetivo, se especifica en detalle cada una de las partes de la ecuación, la cual se divide en tres partes. La primera parte (1.1) hace referencia al costo fijo al que se incurre por el uso de camiones lo cual es equivalente a abrir una nueva ruta. Por otro lado, la segunda parte (1.2) penaliza la función objetivo por medio del costo fijo unitario de utilizar un vehículo externo y el costo de desplazamiento de dicho recorrido. Por último (1.3) penaliza el costo de desplazamiento entre los diferentes nodos.

$$(1.1) \quad \sum_{k \in K} (C_{fijo} * f_k)$$

$$(1.2) \quad \sum_{i \in I} (L_i * C_{externo} + C_{i2} * L_i * d_i + C_{i(n+1)} * L_i * (1 - d_i))$$

$$(1.3) \quad \sum_{i,j \in I, k \in K} (X_{ijk} * C_{ij})$$

La función objetivo está sujeta a las siguientes restricciones:

$$(2) \quad \sum_{j \in I, k \in K} X_{ijk} + L_i = 1 \quad \forall i \in I; I \neq \{1, 2, (n+1)\}$$

$$(3) \quad X_{iik} = 0 \quad \forall i \in I, \forall k \in K$$

$$(4) \quad X_{i(n+1)k} = 0 \quad \forall i \in I, \forall k \in K$$

$$(5) \quad \sum_{i \in I} X_{1ik} = f_k \quad \forall k \in K$$

$$(6) \quad \sum_{i \in I} X_{i1k} = 0 \quad \forall k \in K$$

$$(7) \quad \sum_{i \in I} X_{i(n+1)k} = f_k \quad \forall k \in K$$

$$(8) \quad \sum_{i \in I} X_{(n+1)ik} = 0 \quad \forall k \in K$$

$$(9) \quad \sum_{j \in I} X_{ijk} = \sum_{j \in I} X_{jik} \quad \forall i \in I, \forall k \in K; I \neq \{1, (n+1)\}$$

$$(10) \quad (G_{ik} + s_i + t_{ij} - M * (1 - X_{ijk})) \leq G_{jk} \quad \forall i, j \in I, \forall k \in K; I \neq \{1\}$$

$$(11) \quad G_{ik} \geq V_{inf_i} \quad \forall i \in I, \forall k \in K$$

$$(12) \quad G_{ik} \leq V_{sup_i} \quad \forall i \in I, \forall k \in K$$

$$(13) \quad (G_{(n+1)k} - (G_{mk} + s_m)) \leq (V_{tot2} * W_{mk} + M * (1 - W_{mk})) \quad \forall m \in I, \forall k \in K$$

$$(14) \quad G_{2k} \geq (G_{ik} * d_i - M * (1 - W_{ik})) \quad \forall i \in I, \forall k \in K$$

$$(15) \quad (G_{2k} - (G_{ik} + s_i)) \leq (V_{tot_i} * W_{ik} * d_i + M * (1 - W_{ik} * d_i) + M * L_i) \quad \forall i \in I, \forall k \in K$$

$$(16) \quad \sum_{i \in I} W_{ik} * d_i = M * W_{2k} \quad \forall k \in K$$

El objetivo de cada restricción es garantizar que: (2) Cada nodo i debe ser visitado una única vez, (3) El nodo i no puede ser precedido por el mismo, (4) No puede ser realizado el trayecto del CPL inicial (Nodo 1) al CPL final (Nodo $(n+1)$), (5) Cada ruta creada debe empezar en el CPL inicial (Nodo 1), (6) Ningún nodo i puede preceder al CPL inicial (Nodo 1), (7) Cada ruta creada debe finalizar su recorrido en el CPL final (Nodo $(n+1)$), (8) Ningún nodo i puede ser precedido por el CPL final (Nodo $(n+1)$), (9) Un camión k que llega al nodo i debe abandonar dicho nodo y continúe con la ruta, (10) El tiempo de llegada al nodo j debe ser mayor o igual al tiempo de llegada al nodo i siempre y cuando el nodo i preceda al nodo j , (11) El tiempo de llegada al nodo i debe ser mayor o igual a la ventana de tiempo inferior del nodo i , (12) El tiempo de llegada al nodo i debe ser menor o igual a la ventana de tiempo superior del nodo i , (13) El tiempo de ruta desde que se visita el primer cliente, no debe superar el parámetro V_{tot2} , (14) El camión k debe visitar el CPU (Nodo 2) después de atender un nodo i con demanda especial, (15) El tiempo que transcurre desde el momento que se recoge la demanda especial del nodo i hasta que se visite el CPU, debe ser menor o igual al parámetro V_{tot_i} y (16) El camión k solo visita el CPU (Nodo 2) cuando en su ruta, debe visitar un nodo i con demanda especial.

4.2. Técnica de solución para el problema determinístico.

4.2.1. Construcción de una solución inicial

Como se puede observar en la ilustración 2, la heurística propuesta para dar solución al problema determinístico se divide en dos fases propuestas por Thangiah, Potvin y Sun (1996). La primera fase inicia con la selección de un cliente semilla con el cual se dará inicio a la ruta. La segunda fase consiste en la implementación del algoritmo de inserción para generar una ruta factible a partir del cliente semilla. Para realizar la selección del cliente semilla es necesario calcular un costo de selección teniendo en cuenta los parámetros α (Alfa) y β (Beta) determinados por Thangiah, Potvin y Sun (1996) para cada uno de los clientes no atendidos. Este costo de selección se observa en la ecuación (17).

$$(17) -\alpha * d_{1,i} + \beta * vs_i$$

Donde,

$$\alpha = 0.7$$

$$\beta = 0.2$$

$d_{1,i}$: tiempo de viaje entre en CPL y el cliente i

vs_i : ventana superior del cliente i

Al calcular el costo se selecciona el cliente semilla, este se caracteriza por ser el nodo más lejano del CPL, poseer una fecha límite temprana y representar el menor costo. Al seleccionar el cliente semilla se procede a insertar uno a uno aquellos clientes que no han sido asignados hasta que las restricciones de tiempo lo permitan, en este punto se deberá regresar a la fase uno hasta que todos los clientes restantes hayan sido programados. Los pseudocódigos de los procesos mencionados se pueden evidenciar en las ilustraciones 3 y 4 respectivamente.

Se decidió implementar el algoritmo de Inserción dado que es un método constructivo rápido y de fácil implementación, que produce buenas soluciones y permite su extensión a problemas con restricciones más robustas como lo explican Campbell y Savelsbergh (2004). El algoritmo tiene como parámetro de selección el costo de inserción, el cual representa el mínimo costo adicional por asignar el cliente estudiando entre cada uno de los nodos de la ruta después del cliente semilla. Posteriormente, este costo de inserción es comparado con el costo de asignación a un vehículo externo donde se determina el modo de atención al cliente.

Ilustración 2. Diagrama de Flujo Heurística

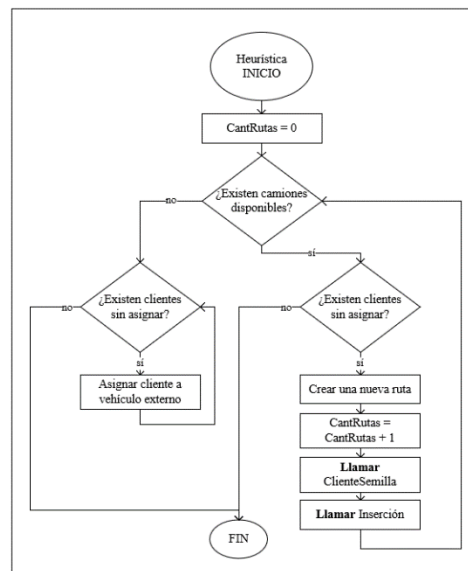
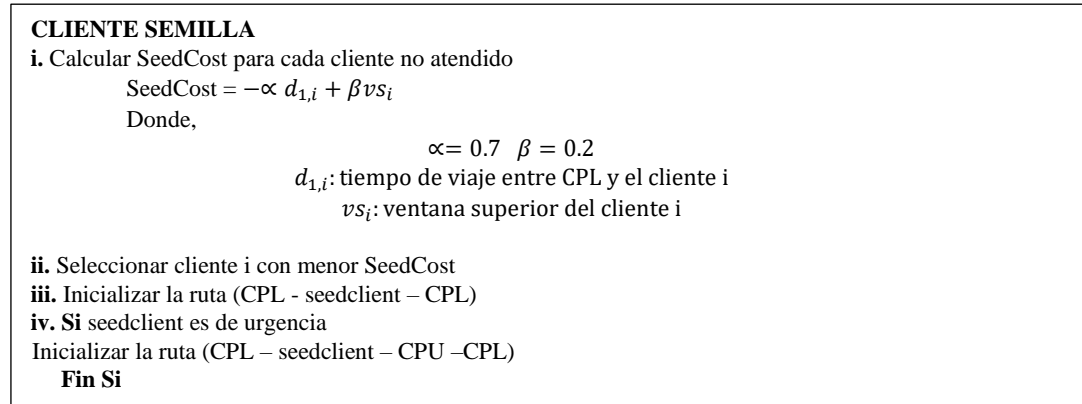
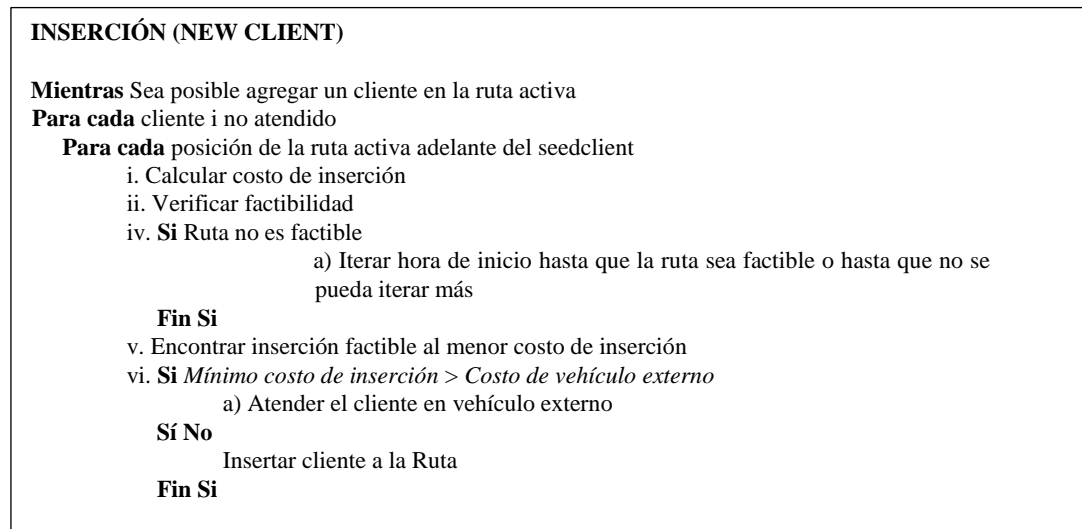


Ilustración 3. Pseudocódigo Cliente Semilla.



Fuente: Autoría Propia.

Ilustración 4. Pseudocódigo Inserción.



Fuente: Autoría Propia.

La representación de la solución inicial es un arreglo que contiene en cada una de sus posiciones la información de cada una de las rutas creadas, la cual hace referencia a:

1. ID asignado a la ruta.
2. Número de clientes atendidos.
3. Secuencia en el que son atendidos los clientes asignados a la ruta.
4. Hora de inicio y fin de la ruta.
5. Tiempo total de espera.

La función objetivo del problema es una variable de tipo *Double* que guarda los costos fijos y variables. Los fijos están asociados al costo de creación de rutas y uso de transporte externo, mientras que los variables están relacionados al costo por trayecto entre los nodos y de penalizaciones.

4.2.2. Metaheurística Tabú

La Búsqueda Tabú (Tabu Search - TS) es un algoritmo de búsqueda local iterativo propuesto originalmente por Glover (1986). El principio básico de TS es utilizar una búsqueda local agresiva encontrando la mejor solución posible entre los movimientos de un subconjunto de soluciones,

permitiendo incluso movimientos que deterioran el valor de la función objetivo buscando que no haya estancamientos en los óptimos locales. Adicionalmente, la búsqueda Tabú propone evitar ciclos de repetición frente a cambios previamente realizados por medio de la lista tabú, la cual lleva el registro de los últimos x cambios (Glover, 1989).

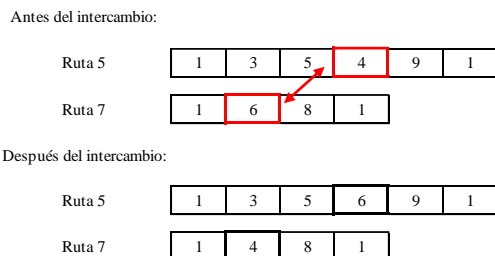
Una vez se tiene el plan maestro con la solución inicial, se procede a ejecutar una serie de intercambios $2 - opt$ como lo proponen Ordonez y Dessouky (2012). Para la realización del Tabú se define el vecindario a partir de todas las posibles rutas que se pueden crear al intercambiar la posición de dos clientes en las rutas existentes, este vecindario se representa por medio de una matriz $[m \times m]$ donde m equivale al número total de rutas creadas en la solución inicial; para dar valores a dicha matriz se repite 50 veces la selección aleatoria de dos rutas¹ y dos posiciones² en dichas rutas para realizar el movimiento y evaluar el costo del intercambio. Por otro lado, la lista tabú está representada por una matriz $[n \times n]$, donde n equivale a la cantidad de clientes del problema, en la cual se marcan los clientes intercambiados en la creación de nuevas posibles soluciones.

En la siguiente ilustración se evidencia un ejemplo de un intercambio $2 - opt$ en la metaheurística propuesta.

Números aleatorios para rutas y posiciones:

1. Ruta aleatoria 1: 5
2. Ruta aleatoria 2: 7
3. Posición aleatoria (Ruta 5): 4
4. Posición aleatoria (Ruta 7): 2

Ilustración 5. Ejemplo cambio de posiciones (Intercambio $2 - opt$).



Fuente: Autoría Propia.

En cuanto al tamaño de la lista tabú se estableció un regla dinámica simple como lo proponen Batista et al. (2006), en la cual el período tabú varía durante el proceso de búsqueda; este tamaño fue generado a partir de números aleatorios uniformes entre 3 y 5. Para determinar el número máximo de iteraciones sin mejora ($MaxSinMejora$) y el número de cambios a evaluar en cada iteración (γ_{max}) se utilizó lo establecido por Ordonez et al. (2012), lo cual corresponde a $MaxSinMejora = 100$ y $\gamma_{max} = 50$. La metaheurística propuesta finaliza en el momento en que no se encuentren mejores soluciones después de $MaxSinMejora$ iteraciones. Teniendo en cuenta lo anterior, se presenta en la siguiente ilustración el pseudocódigo de la metaheurística propuesta.

¹ Los números aleatorios para la selección de rutas se generan por medio de una función uniforme entre 1 y la cantidad de rutas (m).

² Los números aleatorios para la selección de posiciones se generan por medio de una función uniforme entre 3 y la cantidad de clientes en la ruta menos 1 ($c-1$).

<p>TABÚ DETERMINÍSTICO</p> <p>Input: Plan maestro metaheurística para el escenario determinístico Output: Mejoramiento del plan maestro</p> <p>i. Inicializar Tabú: $MaxSinMejora = 100$ $\gamma_{max} = 50$</p> <p>ii. Mientras $SinMejora \leq MaxSinMejora$ γ (<i>intercambios</i>) = 0 Mientras $\gamma \leq \gamma_{max}$</p> <ul style="list-style-type: none">a) Seleccionar 2 rutas aleatoriasb) Seleccionar 1 posición aleatoria de cada ruta seleccionada previamentec) Generar intercambio de los clientes en dichas posicionesd) Si Cambio no es factible<ul style="list-style-type: none">a. Iterar hora de inicio hasta que la ruta sea factible o hasta que no se pueda iterar más <p style="text-align: center;">Fin Si</p> <ul style="list-style-type: none">e) Actualizar: $\gamma = \gamma + 1$f) Seleccionar y ejecutar el mejor cambio factible No Tabúg) Actualizar el cambio en la lista tabú mediante un tamaño tabú aleatorio entre 3 y 7 <p>iii. Si $FOMejorCambio < FOBest$</p> <ul style="list-style-type: none">a) Actualizar $FOBest = FOMejorCambio$b) Actualizar Rutas <p style="text-align: center;">Fin Si</p> <p>iv. Imprimir mejor solución</p>
--

Fuente: Autoría Propia.

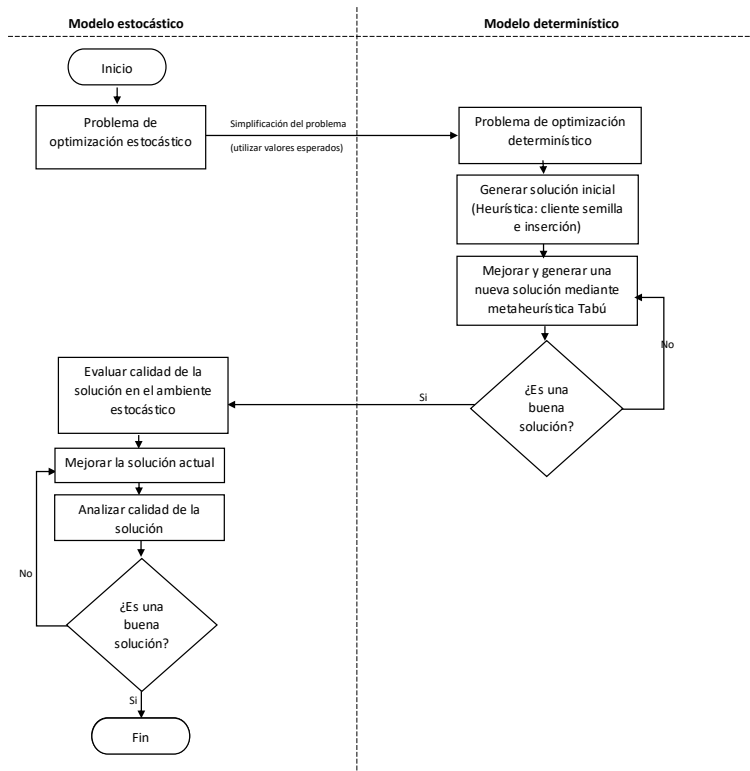
4.3. Técnica de solución para el problema estocástico.

El acercamiento metaheurístico al problema permite que se generen soluciones de “Alta Calidad” en un corto tiempo de procesamiento, sin embargo, dicha técnica de solución no asume que las entradas de los problemas y las restricciones del mismo son de carácter estocástico. Por lo anterior, la implementación de la metodología *Simheuristic* permite la extensión de la metaheurística a través de la simulación para resolver problemas de este tipo como lo proponen Angel et al. (2015).

Para el diseño de la técnica de solución estocástica se hace uso de una *Simheuristic*, la cual permite explorar de forma eficiente el espacio de carácter complejo del problema y hallar soluciones cercanas a la óptima. Dicha técnica funciona bajo el esquema de la integración de la metaheurística y la simulación (Felici, 2017). Por tanto, a partir de las soluciones de la metaheurística Tabú generadas para el problema determinístico, se propone integrar dichas soluciones con Simulación de Montecarlo para evaluar el comportamiento estocástico de los tiempos de viaje entre nodos.

En la Ilustración 7 se evidencia que dada la complejidad del problema estocástico es necesario simplificar y plantear el mismo de forma determinística reemplazando las variables aleatorias por valores esperados y, por ende, se utiliza como solución inicial la obtenida en el apartado 4.2. (*Técnica de solución para el problema determinístico*). Posteriormente, en la *Simheuristic* se evalúa la calidad de la solución obtenida en el ambiente estocástico (Ilustración 9) y se procede a mejorar la solución por medio de la ejecución de la metaheurística Tabú en conjunto con la simulación de Montecarlo

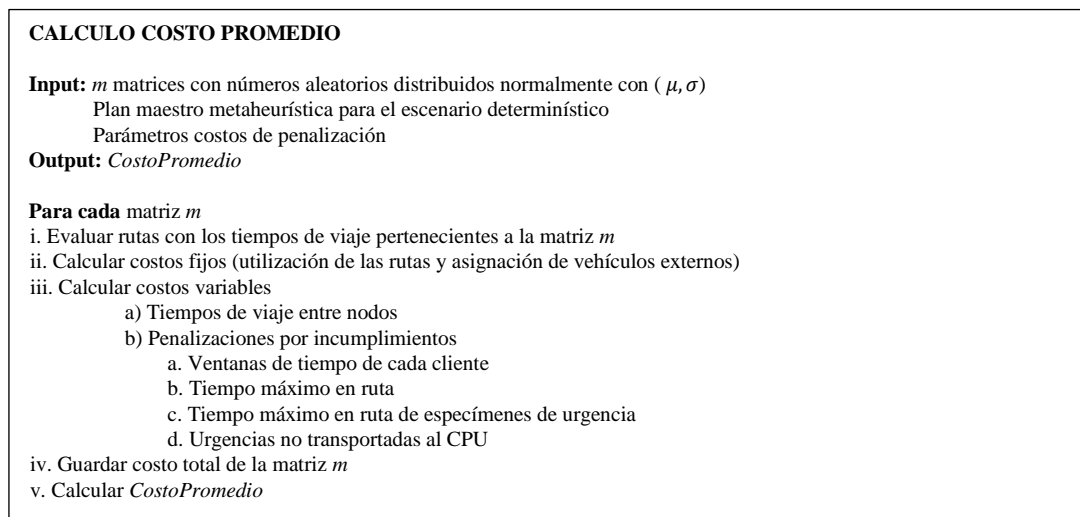
Ilustración 7. Interacción modelo estocástico y modelo determinístico.



Fuente: Autoría Propia.

Teniendo en cuenta que la investigación busca maximizar el nivel de servicio ofrecido por la CCF en el ruteo de especímenes médicos, se definen una serie de indicadores a evaluar con los cuales se penalizará la función objetivo en caso de incumplimiento: i) Cantidad de horas de retraso por incumplimiento de ventanas de tiempo. ii) Cantidad de horas adicionales que utiliza la ruta en entregar una muestra al CPL por encima del tiempo límite. iii) Cantidad de horas adicionales que utiliza la ruta en entregar una muestra especial al CPU por encima del tiempo límite. iv) Cantidad de muestras especiales no transportadas al CPU.

Ilustración 8. Pseudocódigo Cálculo Costo Promedio.



Fuente: Autoría Propia.

<p>TABÚ SIM</p> <p>Input: Plan maestro metaheurística para el escenario determinístico <i>CostoPromedio</i></p> <p>Output: Rutas mejoradas para el ambiente estocástico</p> <p>i. Inicializar Tabú: $FBest = CostoPromedio$ $MaxSinMejora = 100$ $\gamma_{max} = 50$</p> <p>ii. Mientras $SinMejora \leq MaxSinMejora$ γ (<i>intercambios</i>) = 0 Mientras $\gamma \leq \gamma_{max}$</p> <ol style="list-style-type: none"> Seleccionar 2 rutas aleatorias Seleccionar 1 posición aleatoria de cada ruta seleccionada previamente Generar intercambio de los clientes en dichas posiciones Actualizar: $\gamma = \gamma + 1$ Seleccionar y ejecutar el mejor cambio No Tabú Actualizar el cambio en la lista tabú mediante un tamaño tabú aleatorio entre 3 y 7 <p>iii. Si $FOMejorCambio < FOBest$</p> <ol style="list-style-type: none"> Actualizar $FOBest = FOMejorCambio$ <p>b) Actualizar Rutas</p> <p>Fin Si</p> <p>iv. Para cada Ruta</p> <ol style="list-style-type: none"> Iterar hora de inicio Calcular <i>CostoPromedio</i> <p>Si Iteración mejora costo promedio Fijar nueva hora de inicio</p> <p>Fin Si</p>

Fuente: Autoría Propia.

4.3.1. Generación de instancias y técnica de comparación

En primer lugar, para la generación de los tiempos de viaje en el ambiente estocástico se utiliza una distribución de probabilidad normal como lo proponen Carraway y Morin (1989). Dicha distribución se describe por medio de la siguiente función de densidad:

$$(18) f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Por otro lado, con el fin de evaluar la calidad de las soluciones al utilizar la *simheuristic* propuesta se variaron factores que pueden afectar la calidad de la solución. Los factores son descritos a continuación:

- Variabilidad:** Debido a que los tiempos de viaje entre nodos se comporta de forma estocástica, se establecen tres niveles de variabilidad para la desviación estándar de los tiempos de viajes: 10%, 20% y 30% de la media (Mohamed, 2015), que corresponden a baja, media y alta variabilidad, respectivamente. Como se puede observar en el Reporte Anual de Movilidad realizado por la Cámara de Comercio y la Universidad de los Andes en el año 2016, se establece que los tiempos de viaje promedio en la ciudad de Bogotá son 44 minutos aproximadamente por trayecto.
- Cantidad de nodos:** Se generan diferentes escenarios en donde varía la cantidad de nodos del problema. Se realiza la experimentación utilizando 30 nodos, 65 nodos, 100 nodos, 135 nodos y 180 nodos.

3. **Número de demandas especiales:** Se generan diferentes ambientes en donde varía la cantidad de demandas especiales del problema, para esto se definen tres probabilidades de ocurrencia: 10%, 20% y 30%.
4. **Tipo de ventana de tiempo:** Se definen 3 diferentes tipos de ventana de tiempo bajo las cuales deberán ser atendidos los clientes.
 - a. Ventana Tipo 1: Jornada en horas de la mañana (6:00 am-12:00m) con una duración de dos horas
 - b. Ventana Tipo 2: Jornada en horas de la tarde (2:00 pm- 6:00 pm) con una duración de una hora.
 - c. Ventana Tipos 3: Jornada de tiempo completo (9:00 am- 5:00 pm) con una duración de tres horas.
5. **Método:** Se evalúa el impacto en el costo según la técnica de solución utilizada y se define en dos niveles.
 - a. Nivel 1: Estrategia utilizada para generar la solución determinística
 - b. Nivel 2: Estrategia utilizada para generar la solución estocástica

Por otro lado, las variables de respuesta del experimento se describen por medio de 5 indicadores los cuales evalúan el nivel del servicio y el costo de la operación. A continuación, se describe cada uno de dichos indicadores.

- **Indicador 1:** Cantidad de ventanas de tiempo incumplidas en un día.
- **Indicador 2:** Cantidad de horas de retraso por incumplimiento de ventanas de tiempo.
- **Indicador 3:** Cantidad de rutas que entregan una muestra al CPL por encima del tiempo límite.
- **Indicador 4:** Cantidad de horas adicionales que utilizan las rutas en entregar una muestra al CPL por encima del tiempo límite.
- **Indicador 5:** Costo variable de la operación.

Para determinar el número de matrices que son necesarias para evaluar el impacto tanto de la técnica determinística como de la estocástica, se construye un intervalo de confianza para la media de una distribución normal con significancia del 95%. Dicho número será determinado en el momento en el que la distancia entre la media muestral y los extremos del intervalo de confianza son menores al 5% de la media. Tanto la solución determinística como la solución estocástica se corrieron en un ambiente estocástico con 50 matrices de tiempos de viaje.

Por otro lado, como criterio de parada del tabú de la *Simheuristic* se determinó el número máximo de iteraciones sin mejora (*MaxSinMejora*) y el número de cambios a evaluar en cada iteración (γ_{max}), que corresponden a 100 y 50 respectivamente. Por lo tanto, la *Simheuristic* finaliza una vez no se encuentren mejores soluciones después de *MaxSinMejora* iteraciones.

Una vez se conocen los factores y las variables de respuesta del experimento se procede a crear 135 instancias en las cuales se prueban todas las combinaciones posibles entre factores. Se realizan 3 observaciones de dichas instancias con el fin de conocer la significancia de los factores en cada uno de los indicadores. El objetivo se llevará a cabo mediante la realización de cinco ANOVAS con el fin de poder establecer el impacto de la técnica estocástica respecto de la determinística.

5. Componente de Diseño en Ingeniería.

5.1. Declaración de diseño.

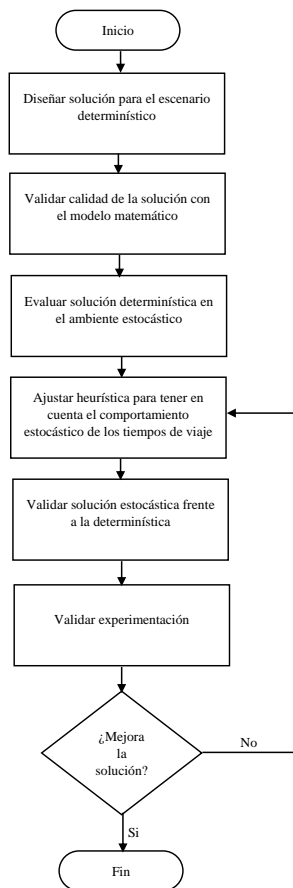
Para el presente trabajo de grado se diseñó una técnica de solución para el problema de construcción de rutas, de recolección y entrega de especímenes, en una caja de compensación familiar donde se consideran tiempos de desplazamiento estocásticos. Como resultado final de diseño, se desarrolla una

simheuristic construida a partir de un proceso de búsqueda tabú y una simulación de Montecarlo para el cálculo de los valores de la función objetivo.

5.2. Proceso de diseño.

Para el desarrollo del diseño de la *simheuristic* se tiene como entrada la solución inicial de la metaheurística para el escenario determinístico. Una vez se tiene esta solución, se lleva a cabo la combinación de un proceso de simulación (simulación de Montecarlo) y de optimización (metaheurística tabú) para abordar el problema con tiempos de desplazamiento estocásticos. En la siguiente figura, se detallan los pasos que se llevaron a cabo para el proceso de diseño de la *simheuristic*.

Ilustración 10. Proceso de diseño.



Fuente: Autoría Propia.

Inicialmente, se desarrolló el modelo matemático utilizando como herramienta el software *Gusek*. Respecto a las especificaciones y componentes del modelo fueron explicados en el punto 4.1. de la metodología. A partir del software se corrieron instancias de 10 nodos en donde se logró encontrar la solución óptima después de dos (2) horas. A partir de este resultado, se procedió a incrementar el número de nodos por instancias donde el número máximo de nodos fue 16, dado que después de tres (3) horas no se encontraba la solución óptima. En consecuencia, se comprueba que la hipótesis planteada justifica el uso de una metaheurística para dar soluciones cercanas a la óptima.

Por otro lado, para el desarrollo de la programación de la metaheurística tabú para el escenario determinístico se utilizó la herramienta de programación Visual-Basic (VBA) de Excel- Microsoft Office. Una vez se realizó la programación de la técnica de solución, se implementó y se obtuvo una buena calidad de los resultados comparados con los obtenidos en la primera etapa, por ende, se decide

extender la metaheurística y realizar una adaptación para evaluar el comportamiento estocástico de los tiempos de viaje por medio de una simulación de Montecarlo.

Por último, la *simheuristic* también se desarrolló por medio de la herramienta de programación Visual-Basic (VBA) de Excel- Microsoft Office, donde se corrieron las instancias teniendo en cuenta que cada 100 matriz de tiempos de desplazamiento poseía una variabilidad diferente y se distribuía de forma normal.

5.3. *Requerimientos de diseño.*

Dado que la técnica de solución diseñada requiere de números aleatorios para su funcionamiento, se deben cumplir ciertas especificaciones que permitan realizar la programación de rutas sin afectar el resultado estadísticamente. Por lo anterior, se utilizará la norma ISO 28640:2010 para generar números aleatorios que cumplan con los propósitos de la simulación de Montecarlo.

A continuación, se enuncian los requerimientos de desempeño para el desarrollo de la técnica de solución planteada:

- Tanto la heurística como la metaheurística deberán construir soluciones factibles en el ambiente determinístico.
- La *simheuristic* deberá permitir soluciones con penalizaciones por incumplimiento de restricciones, pero sin embargo deberá cumplir con la condición de atender a todos los clientes.
- La técnica de solución deberá poseer los parámetros de ejecución necesarios para encontrar soluciones cercanas a las óptimas y que adicionalmente el tiempo computacional sea considerable.
- Las soluciones arrojadas por la técnica de solución deberán ser lo suficientemente robustas para que en variabilidades en los tiempos de desplazamiento sea posible encontrar una buena solución.

5.4. *Pruebas de rendimiento*

Con el fin de garantizar el cumplimiento de los requerimientos de desempeño mencionados en el literal anterior se realizó un diseño de experimentos en el software SPSS, en el que se realizaron diferentes pruebas estadísticas. El objetivo es probar si existe diferencia estadísticamente significativa entre cada una de las variables de respuesta de la solución determinística y las de la solución estocástica para cada uno de los factores del experimento.

5.5 *Restricciones*

Como restricciones de diseño de la investigación, se trabaja bajo un modelo en el cual los tiempos de viaje entre nodos se distribuyen normalmente. Adicionalmente, en el momento que se comienza a realizar la programación de las rutas, se tiene conocimiento de todos los nodos que deberán ser visitados y cuáles de estos son de demanda especial. Por otro lado, los tiempos de servicio son iguales en todos los nodos y se trabaja bajo el supuesto de que los vehículos no presentan fallas durante los recorridos. Por último, es importante mencionar que los costos fijos del problema se determinan en la técnica de solución determinística.

5.6 *Cumplimiento del estándar*

Como se mencionó en el apartado 4, el estándar utilizado para dar solución al problema planteado en este trabajo de investigación se basó en la metodología DMAIC, la cual se encuentra parametrizada en la norma ISO 13053 del año 2012. Dicho estándar, se basa en un ciclo de mejora continua de los procesos y está compuesta por 5 etapas que representan su nombre en siglas (Definir, Medir, Analizar, Mejorar y Controlar). Ahora bien, el cumplimiento de dichas etapas de la metodología se encuentra en el apartado 4 de *Metodología*.

6. Resultados

En este apartado se muestran los resultados encontrados en cada una de las fases de la metodología. El primer apartado hace referencia a los resultados obtenidos en el modelo de programación lineal para el problema determinístico, el segundo son los resultados de la técnica de solución para el escenario determinístico, y en el último apartado de esta sección se desglosan los resultados de la técnica de solución para el escenario estocástico.

6.1. Resultados del Modelo de programación lineal para el problema determinístico

Para la ejecución del modelo matemático se utilizó el software Gusek y se corrieron 33 instancias en donde la instancia más pequeña corresponde a 10 nodos y la más grande a 180 nodos. El modelo matemático se corrió durante un tiempo máximo de tres horas y en caso de no encontrar solución óptima se toma como referencia la mejor solución entera encontrada hasta el momento.

Al ejecutar todas las instancias descritas anteriormente, se encontró que la única solución óptima fue obtenida en la instancia 2 de 10 nodos como se puede observar en la tabla 5. Por otro lado, es posible detallar que de las 33 instancias realizadas 17 no encontraron solución entera (Anexo 1) y, por tanto, se justifica el uso de una técnica de solución para el desarrollo del problema.

Tabla 5. Resultados Gusek.

Número de nodos	Instancia	Clientes Demanda Especial	Modelo matemático			
			Cota Inferior	Incumbente	Mejor Solución Entera	Tiempo (s)
10	1	2	20,1	85,6	167,4	10800
	2	3	12,6	57,2	85**	7209,5
	3	4	12,8	84,5	168	10800
11	1	2	15,7	66,3	126,3	10800
	2	3	23,9	44,6	168	10800
	3	4	17,5	67,8	125,7	10800
12	1	3	24,5	66,5	126,3	10800
	3	5	14,4	56,4	126,9	10800
13	1	3	12,8	45,2	128,2	10800
	2	4	12,8	59,5	210,3	10800
	3	5	14,6	58,6	168,7	10800
14	1	4	18,2	58,7	126	10800
	2	5	18,2	59,5	170,3	10800
15	1	4	17,9	51,5	126,6	15700
	2	5	17,9	51,9	168,5	15277
16	1	4	18,3	56,56	127,6	11485

Fuente: Autoría Propia. / ** Solución óptima del problema

6.2. Resultados y desempeño de la técnica de solución para la metodología determinística

La técnica de solución diseñada se elaboró utilizando el software Visual Basic For Applications (VBA) de Microsoft. En la siguiente sección se observarán los resultados obtenidos en la ejecución de las 33 instancias previamente diseñadas para el modelo matemático y su desempeño en relación con los resultados obtenidos en la sección anterior. En la tabla 6 se pueden apreciar los resultados obtenidos y el desempeño de la técnica en comparación con el modelo.

Tabla 6. Resultados VBA.

Número de nodos	Instancia	Cientes Demanda Especial	Costo Mejor Solución Entera	Costo Técnica de Solución Determinística	TVR	Tiempo computacional (min)
10	1	2	167,4	168,9	0,89%	0,116
	2	3	85**	85	0,00%	0,2334
	3	4	168	170,3	1,35%	0,1729
11	1	2	126,3	126,9	0,47%	0,3333
	2	3	168	125,8	-33,55%	0,1992
	3	4	125,7	127,7	1,57%	0,1214
12	1	3	126,3	126,3	0,00%	0,2314
	3	5	126,9	127,6	0,55%	0,2371
13	1	3	128,2	128,3	0,08%	0,2925
	2	4	210,3	167,8	-25,33%	0,2673
	3	5	168,7	169,3	0,35%	0,1336
14	1	4	126	127,8	1,41%	0,1425
	2	5	170,3	169,7	0,35%	0,0968
15	1	4	126,6	128,1	1,17%	0,1945
	2	5	168,5	169,3	0,47%	0,2946
16	1	4	127,6	129	1,09%	0,1871

Fuente: Autoría Propia. / ** Solución óptima del problema

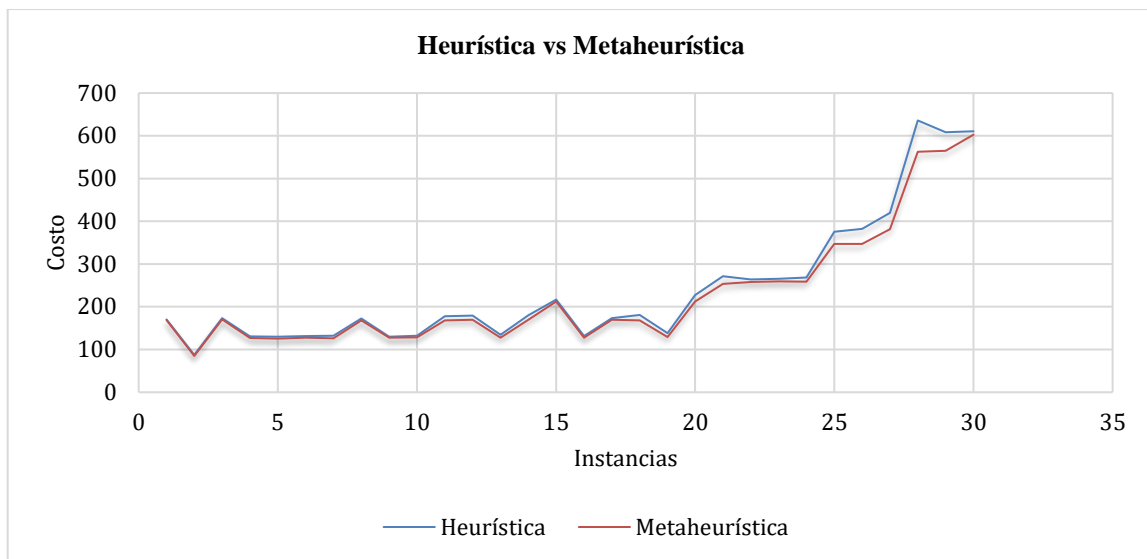
Una vez se conocen los resultados de la técnica de solución implementada, es posible evidenciar que los tiempos computacionales son pequeños (Oscilan entre 0 y 0,2 minutos), de lo cual se podría concluir que en el aumento de tamaño en las instancias el tiempo computacional será razonable en comparación con el tiempo necesario por el modelo matemático.

Para realizar la evaluación de los resultados determinísticos se procedió a hacer la comparación de los resultados de la técnica con los del modelo matemático. Dicha evaluación y análisis se realizó por medio del cálculo de la tasa de variación relativa (TVR) entre dichas soluciones. La fórmula utilizada para el cálculo de la TRV se observa a continuación:

$$(19) TVR = \frac{\text{Resultado Técnica de solución} - \text{Mejor Resultado Modelo Matemático}}{\text{Resultado Técnica de solución}} * 100$$

Conociendo los resultados de la tabla 6, se calcula que la técnica de solución determinística obtiene una TVR promedio del -3.11%. De lo anterior se puede concluir que los resultados obtenidos por la técnica de solución son significativamente cercanos a los obtenidos en el modelo matemático, lo que permite asegurar que la técnica de solución es válida para el ambiente determinístico dado que se aproxima a las mejores soluciones enteras u óptimas encontradas para el problema. Así mismo, en algunas instancias la Metaheurística mejora la solución entera obtenida en el modelo, como se observa en la instancia 1 del nodo 11.

Ilustración 11. Comparación Función Objetivo Heurística y Metaheurística.



Fuente: Autoría Propia.

Teniendo en cuenta la Ilustración 11, donde se comparan la función objetivo de la heurística versus la metaheurística, es posible evidenciar que a medida que el número de nodos en las instancias aumenta la calidad de la solución se incrementa. Dicho lo anterior, la implementación de la metaheurística es esencial y contribuye a la creación de mejores soluciones dado que estudia posibles alternativas no evaluadas en la heurística. Por tanto, es posible justificar el uso de la metaheurística y se evidencia que el rendimiento de la misma permite encontrar resultados cercanos a los óptimos.

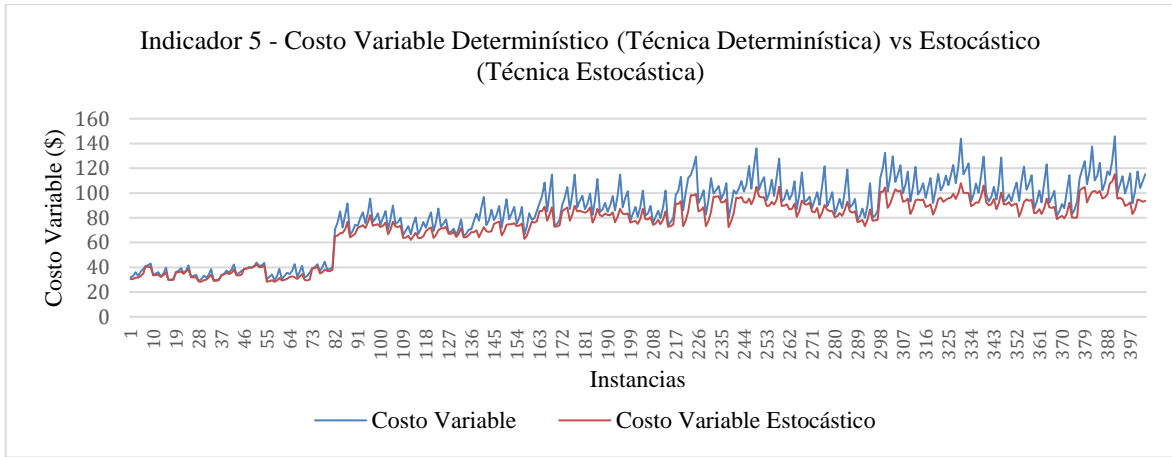
6.3. Resultados de la metodología estocástica

Una vez construidas las 3 observaciones de 135 instancias cada una, se obtiene en primer lugar los resultados de la técnica de solución determinística en el ambiente estocástico. Para cada instancia se obtuvieron los siguientes datos: Costo Variable, Costo Fijo, Costo Promedio, Costo promedio penalización, Costo Mínimo, Costo Máximo, Indicador 1, Indicador 2, Indicador 3 e Indicador 4. Dichos resultados se pueden observar en el **Anexo 2**. En segundo lugar, se obtienen los resultados de la técnica de solución estocástica del problema correspondiente a la *simheurística*. Dichos resultados se pueden ver en el **Anexo 3**.

Para conocer el rendimiento de la solución estocástica frente a la solución determinística, se utiliza la tasa de variación relativa (TVR) entre dichas soluciones. La fórmula utilizada para el cálculo de la TRV se puede evidenciar previamente en la Ecuación (19). Los resultados de dicha comparación se pueden ver en el **Anexo 4**.

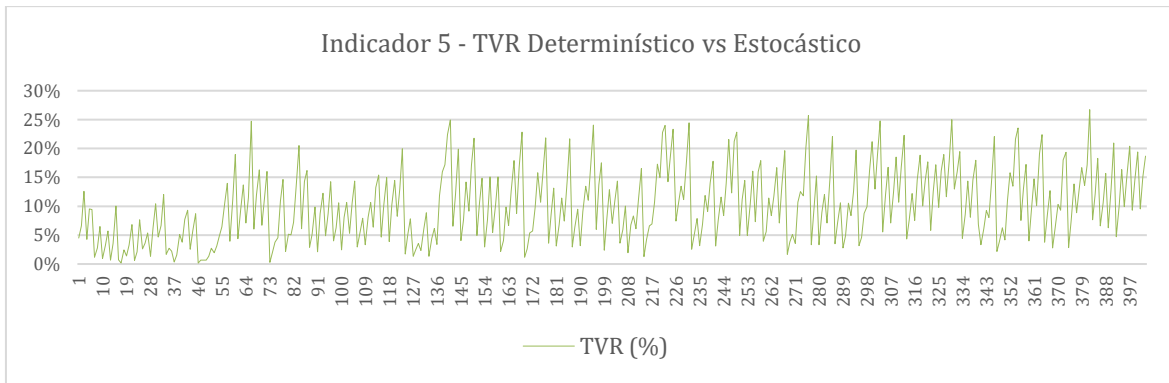
Por otro lado, con el fin de tener mayor conocimiento del rendimiento de la solución estocástica frente a determinística, se realiza la Ilustración 12 en la cual se evidencian los costos de las dos técnicas de simulación y sus respectivos porcentajes de mejora.

Ilustración 12. Gráfica Costo Variable vs Estocástico.



Fuente: Autoría Propia.

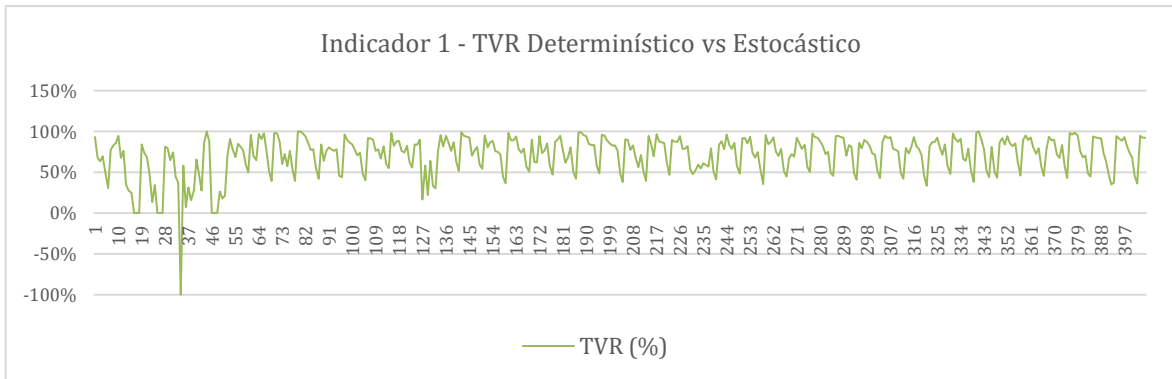
Ilustración 13. Indicador 5 – TVR Costo determinístico vs estocástico.



Fuente: Autoría Propia.

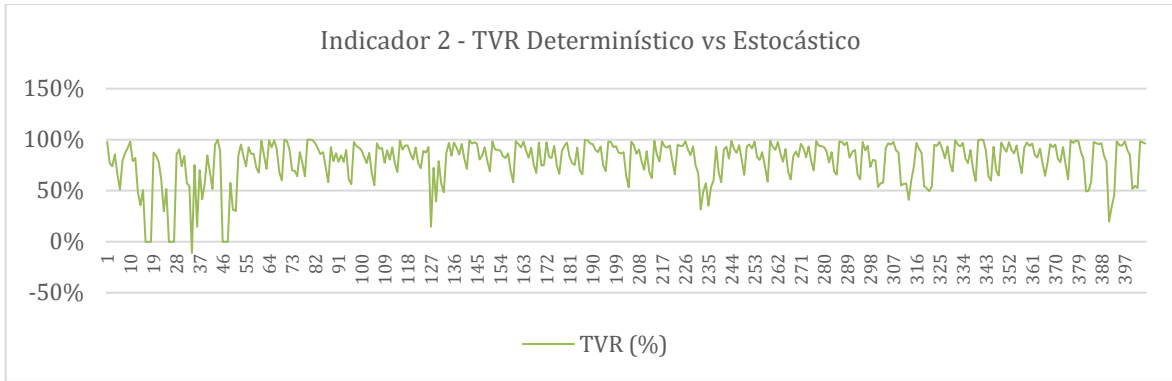
En la Ilustración 12 es posible evidenciar que en cada una de las instancias la técnica estocástica es capaz de encontrar mejores soluciones que la técnica determinística. Adicionalmente se puede ver que a medida que se incrementa el número de nodos la técnica estocástica genera un mayor impacto en la solución, y que los factores enunciados previamente tienen significancia en la variable respuesta evaluada. El porcentaje de mejora oscila entre el 0,1% y el 26,72% como se puede observar en la Ilustración 13, siendo el porcentaje menor el que corresponde a 30 nodos y el mayor porcentaje el que corresponde a la instancia de 180 nodos.

Ilustración 14. Indicador 1 – TVR Costo determinístico vs estocástico.



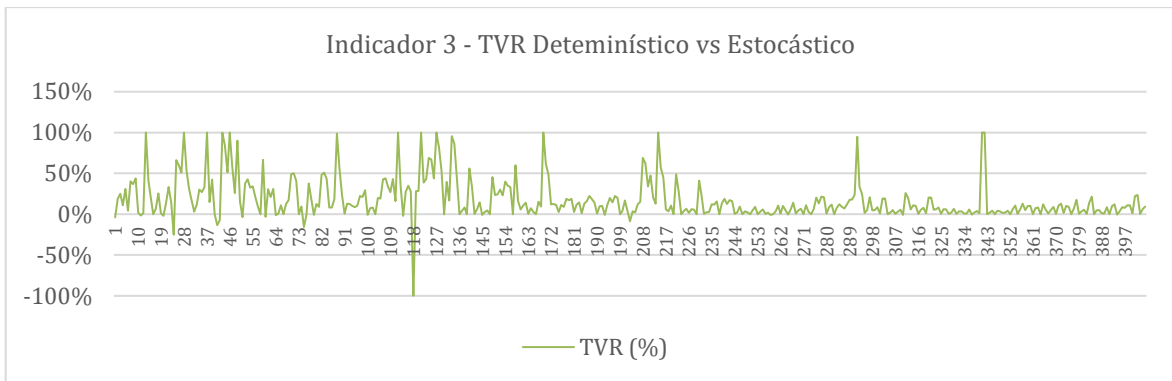
Fuente: Autoría Propia.

Ilustración 15. Indicador 2 - TVR Costo determinístico vs estocástico.



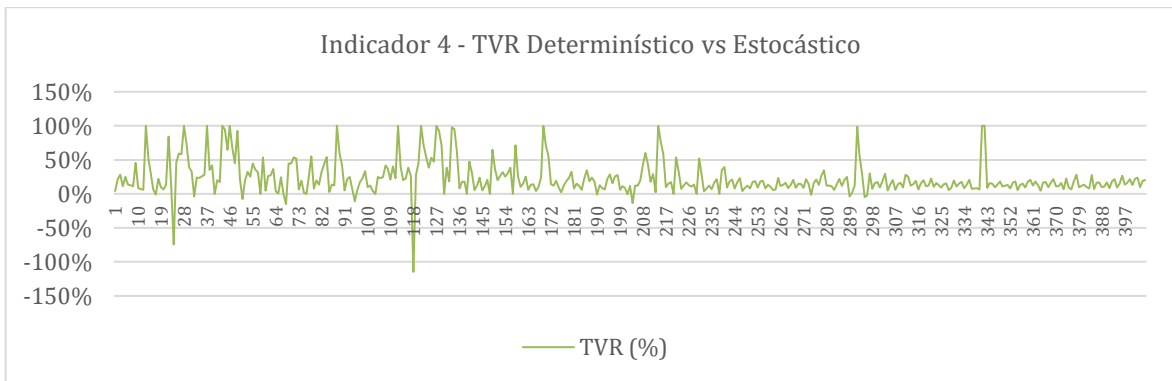
Fuente: Autoría Propia.

Ilustración 16. Indicador 3 - TVR Costo determinístico vs estocástico.



Fuente: Autoría Propia.

Ilustración 17. Indicador 4 - TVR Costo determinístico vs estocástico.



Fuente: Autoría Propia.

En cuanto a los niveles de servicio se observa que para el indicador 1 (Ilustración 14) y el indicador 2 (Ilustración 15), los porcentajes de mejora de la técnica estocástica son significativos pues en 328 instancias el porcentaje se encuentra por encima del 50% de mejora, en 67 instancias el porcentaje oscila entre el 7% y el 50%, y solamente en 10 instancias no se obtuvo ninguna mejora de la solución debido a que tanto en la técnica determinística como en la estocástica no hay incumplimiento de ventanas de tiempo. Adicionalmente, para los indicadores 3 (Ilustración 16) y 4 (Ilustración 17) la técnica estocástica también logra encontrar mejores soluciones que la determinística, mejorando en promedio un 22% para el nivel de servicio tipo 3 y un 25% para el nivel de servicio tipo 4.

Con el fin de evaluar el desempeño de la metodología propuesta se realizó un diseño de experimentos con el cual se desea medir el impacto de cada uno de los factores en el porcentaje de mejora y cómo estos influyen en los diferentes indicadores. Una vez establecidas las hipótesis, se procede a realizar un análisis de varianza para cada una de las variables respuesta, considerando un nivel de significancia del 5%, en el cual se ejecutan 3 observaciones de 135 instancias cada una. Dichos resultados se encuentran en el **Anexo 5. Apartado 1.**

Con los resultados obtenidos en los ANOVAS, es posible concluir que todos los factores individuales tienen un efecto significativo en el Indicador 1 y en el Indicador 2, por su parte el Indicador 3 e Indicador 4 solamente se ven afectados por el Factor 2 y el Factor 4 que hacen referencia a la Cantidad de nodos y al Tipo de ventana de tiempo respectivamente.

En cuanto a la variable de respuesta del Costo Variable, todos los factores individuales y la relación entre el Factor 2 y el Factor 4 tienen un efecto significativo sobre ésta. También se evidencia en los resultados que las interacciones triples entre los factores no tienen ningún efecto significativo sobre alguna de las variables de respuesta.

Se realizaron las pruebas paramétricas de Levene y Kolmogorov Smirnov que indican los supuestos de homogeneidad y normalidad respectivamente. Debido a incumplimientos en las pruebas, se procede a la realización de las pruebas no paramétricas de Friedman, Kendall's W para muestras dependientes y el test de Kruskal Wallis para muestras independientes.

En el **Anexo 5. Apartado 2** se encuentran tanto los resultados de las pruebas no paramétricas con muestras dependientes como los resultados de las pruebas no paramétricas con muestras independientes. Los resultados obtenidos permiten conocer cuáles factores tienen un efecto significativo sobre cada una de las variables respuesta. En la tabla 8 se muestra dicha significancia:

Tabla 7. Significancia de los factores.

<i>Indicador</i>	<i>Factor significativo</i>
Costo Variable	Factor 1: Variabilidad Factor 2: Cantidad de nodos Factor 3: Número de demandas especiales Factor 4: Tipo de ventana de tiempo Interacción: Factor 2 y Factor 4
Indicador 1	Factor 1: Variabilidad Factor 2: Cantidad de nodos Factor 3: Número de demandas especiales Factor 4: Tipo de ventana de tiempo Interacción: Factor 1 y Factor 4
Indicador 2	Factor 1: Variabilidad Factor 2: Cantidad de nodos Factor 3: Número de demandas especiales Factor 4: Tipo de ventana de tiempo Interacción: Factor 2 y Factor 4 Interacción: Factor 3 y Factor 4 Interacción: Factor 1 y Factor 4
Indicador 3	Factor 2: Cantidad de nodos Factor 4: Tipo de ventana de tiempo
Indicador 4	Factor 2: Cantidad de nodos Factor 4: Tipo de ventana de tiempo

Fuente: Autoría Propia.

El estudio evidencia que los factores más influyentes en experimento son el factor relacionado con la cantidad de nodos y el tipo de ventana de tiempo. Por un lado, el tipo de ventana de tiempo es determinante ya que la *simheuristic* tiene mayor rendimiento cuando las ventanas de tiempo se distribuyen en media jornada y cuando la durabilidad de las mismas es alta, además, tanto el indicador 1 y el indicador 2 se relacionan directamente con el incumplimiento de ventanas.

Por otro lado, la cantidad de nodos es un factor altamente significativo debido a que la cantidad de rutas creadas se definen a partir de la cantidad de nodos del problema; entre mayor sea la cantidad de nodos la *simheuristic* tendrá mayor rendimiento debido a que tiene la posibilidad de evaluar más cambios entre nodos.

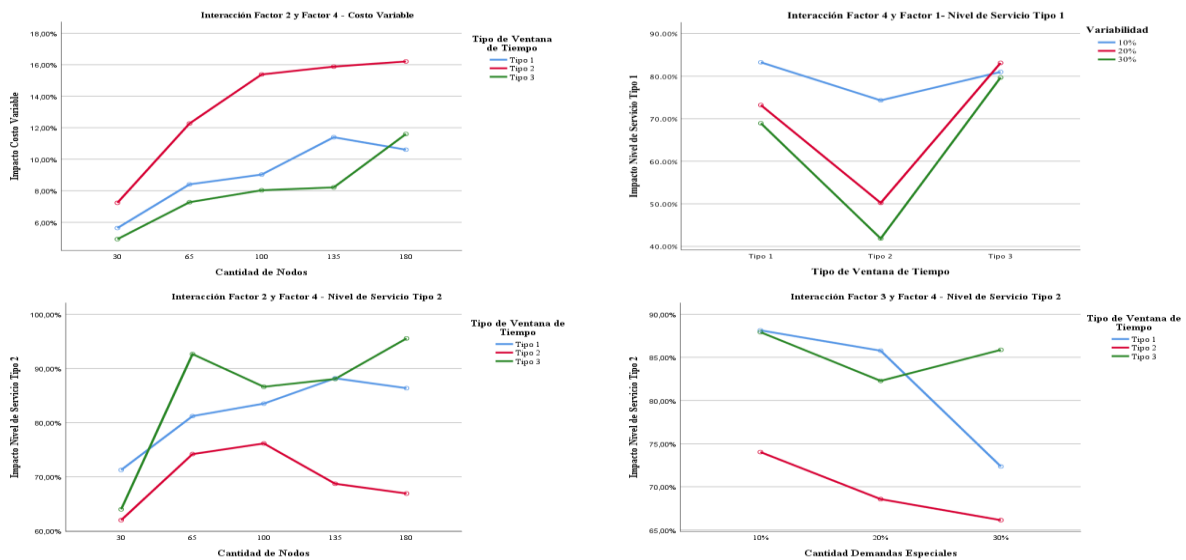
Para tener mayor entendimiento de la significancia de los factores enunciados en las variables respuesta, se realizaron los siguientes gráficos de perfil. La Ilustración 18 evidencia que a medida que aumenta la cantidad de nodos, el porcentaje de mejora en el costo variable entre la solución determinística y estocástica es mayor. Dicho impacto es más significativo para escenarios de media jornada con ventas de tiempo de una hora.

Ilustración 18. Interacción Factor 2 y Factor 4 – Costo Variable

Ilustración 19. Interacción Factor 4 y Factor 1 – Nivel de Servicio Tipo 1 (Indicador 1)

Ilustración 20. Interacción Factor 2 y Factor 4 – Nivel de Servicio Tipo 2 (Indicador 2)

Ilustración 21. Interacción Factor 3 y Factor 4 – Nivel de Servicio Tipo 2 (Indicador 2)



Fuente: Autoría Propia.

En la ilustración 19 se evidencia que el porcentaje de mejora en el indicador 1 entre las soluciones propuestas, es significativamente mayor en los ambientes en donde las ventanas de tiempo tienen una duración mayor a una hora. Entre mayor sea dicha duración, mayor será el impacto de la solución estocástica. Adicionalmente es posible notar que, a menor variabilidad en los tiempos de viaje, será posible atender más clientes dentro de los horarios de atención establecidos (Ventanas de tiempo). Este mismo comportamiento se observa en el indicador 2, relacionado con el retraso por incumplimiento de ventanas de tiempo.

El gráfico de perfil (Ilustración 20) de la interacción entre el Factor 2 (Cantidad de Nodos) y el Factor 4 (Tipo de Ventana de Tiempo, muestra que a medida que se aumentan la cantidad de nodos, sin importar el tipo de ventana de tiempo, el impacto de la solución estocástica es mayor para el indicador 2. Dicho impacto no se ve reflejado de manera significativa para los escenarios de media jornada con ventanas de tiempo de una hora. Este comportamiento se evidencia en el siguiente gráfico.

En la Ilustración 21 se evidencia que a medida que aumenta el número de demandas especiales en jornadas de medio tiempo, el impacto en la cantidad de horas de retraso por incumplimiento de ventanas de tiempo es menor. Por otro lado, para los escenarios que tienen ventanas de tiempo de duración mayor a una hora, el impacto de la solución estocástica es mayor.

En el **Anexo 5. Apartado 3** se encuentran los resultados obtenidos con el análisis de varianza del factor modelo. Como se evidencia en la Tabla 9 los cinco factores tienen un efecto significativo sobre la variable de respuesta del costo variable, también se observa las diferentes interacciones entre los factores que tienen un efecto significativo sobre esta variable.

Tabla 8. Indicadores y factor significativo.

<i>Indicador</i>	<i>Factor significativo</i>
Costo Variable	Factor 1: Variabilidad Factor 2: Cantidad de nodos Factor 3: Número de demandas especiales Factor 4: Tipo de ventana de tiempo Factor 5: Modelo Interacción: Factor 2 y Factor 3 Interacción: Factor 1 y Factor 2 Interacción: Factor 2 y Factor 5 Interacción: Factor 3 y Factor 5 Interacción: Factor 1 y Factor 4 Interacción: Factor 1 y Factor 5 Interacción: Factor 1 y Factor 5

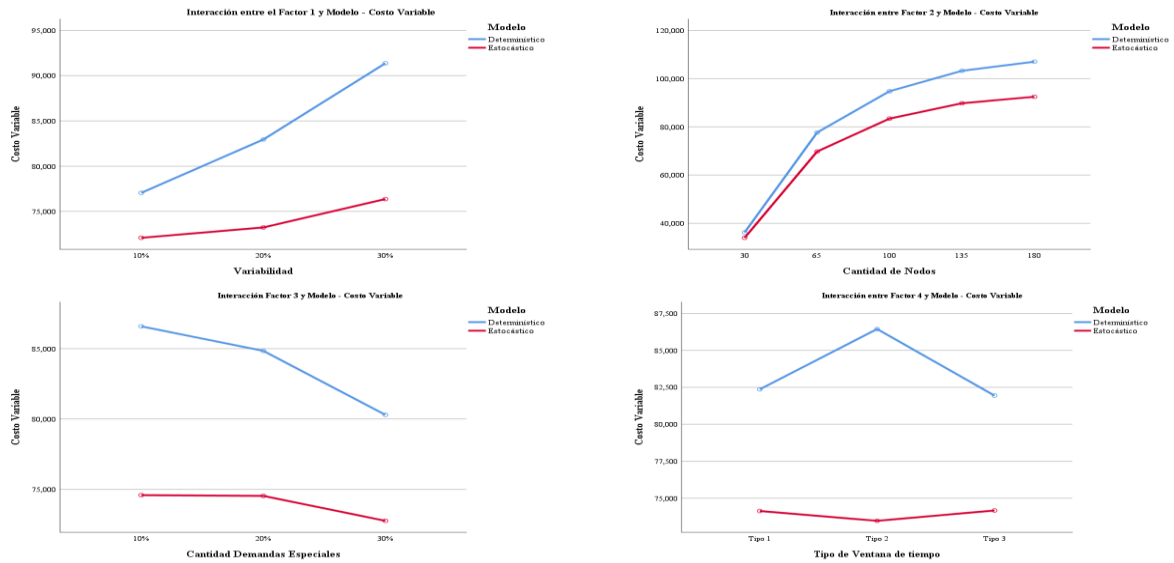
Fuente: Autoría Propia.

Como resultado se obtiene que los cinco factores y la mayoría de las interacciones entre estos, tienen significancia en el costo variable de las soluciones. Por un lado, se observa que el factor 5 (Modelo) es altamente significativo debido a que la técnica estocástica obtiene soluciones de mayor robustez que la técnica determinística. En cuanto al factor de la cantidad de nodos se evidencia que entre mayor sea el número de nodos, la *simheuristic* obtendrá mejor solución al poder evaluar más cambios entre cada para de nodos.

Por otro lado, el tipo de ventana de tiempo y el número de demandas especiales son factores significativos ya que, dependiendo de la durabilidad de la jornada y la cantidad de demandas especiales, la *simheuristic* tendrá un rendimiento en específico.

Para tener mayor entendimiento del comportamiento de dichos factores en la variable respuesta, se realizan los gráficos de perfil que se muestran a continuación.

Ilustración 22. Gráficas de Perfil Costo Variable



Fuente: Autoría Propia.

En las cuatro gráficas mostradas anteriormente (Ilustración 22), se observa que la técnica estocástica tiene un impacto superior al de la técnica determinística en todos los escenarios establecidos. En la gráfica Interacción entre Factor 2 y Modelo se evidencia que a medida que aumenta la cantidad de nodos, la técnica estocástica encuentra mejores soluciones que la técnica determinística, sin embargo, cabe aclarar que dicho impacto en un ambiente en donde hay pocos nodos, no es altamente significativo. Las ilustraciones de Interacción entre Factor 3 y Modelo y Factor 4 y Modelo, evidencian que sin importar el tipo de ventana de tiempo o la cantidad de demandas especiales, la solución estocástica permite alcanzar resultados significativamente mejores que los de la técnica determinística a consta de un incremento computacional considerable.

7. Conclusiones y recomendaciones

El trabajo desarrollado representa un problema de ruteo de vehículos en el cual se integran ventanas de tiempo, tiempos máximos de rutas, demandas especiales y tiempos de viaje estocásticos. Como resultado se obtiene una técnica de solución que facilita a las Cajas de Compensación Familiar y a otras entidades pertenecientes al sector de la salud, la construcción de rutas para la recolección y entrega de especímenes médicos que maximizan el nivel de servicio y que adicionalmente, minimizan el costo.

Debido a la complejidad del problema se evidencia la necesidad de utilizar metaheurísticas para la construcción de la técnica de solución, por tanto, se desarrolla una metodología *Simheuristic* (Simulación - Optimización), la cual acopla la metaheurística Tabú con la simulación de Montecarlo para obtener el conjunto de soluciones que tengan en cuenta las variaciones que se pueden presentar en un ambiente estocástico.

En primer lugar, se evaluó el desempeño de la técnica de solución comparando las soluciones determinísticas generadas por el modelo matemático en Gusek contra las soluciones determinísticas generadas por la técnica. En los resultados se observa que las soluciones obtenidas por la técnica de solución determinística se acercan o superan las obtenidas por el modelo matemático y que adicionalmente, la implementación de la búsqueda Tabú es fundamental para el acercamiento a una solución óptima del problema. Posteriormente, se procedió a realizar la comparación de las soluciones determinísticas y estocásticas generadas por la técnica y se comprobó que en el ambiente estocástico las soluciones son robustas frente a las variaciones que se puedan presentar en los tiempos de desplazamiento. Este aspecto que no se logra en la técnica de solución determinística.

Al observar los resultados de los pasos anteriores, es posible evidenciar que, en el ambiente determinístico, las soluciones obtenidas no aseguran una solución robusta frente a las variaciones en los tiempos de desplazamiento que se presentan en la realidad. Sin embargo, si se observan los resultados obtenidos por la Simheuristic, se evidencia que dichas soluciones son robustas a pesar de enfrentar variaciones en los tiempos de desplazamiento y son capaces de asegurar buenos niveles en la calidad del servicio. Es importante tener en cuenta que la robustez de la solución es creada a partir de un incremento significativo en el tiempo computacional.

Por otro lado, se realizó un experimento para analizar el efecto de cinco factores constituidos por tres tipos de ventanas de tiempo, cinco escenarios diferentes con un determinado número de nodos, tres coeficientes de variación, dos métodos (Determinístico y estocástico) y tres porcentajes de probabilidad de ocurrencia de demandas especiales en las soluciones generadas. Para esto, se tomó como variable respuesta los costos variables y cuatro niveles de servicio diferentes. Posteriormente, para analizar dicho efecto, se realizaron una serie de pruebas paramétricas y no paramétricas relacionadas con el análisis de varianza y, además, se realizaron gráficos de perfil con los cuales fue posible concluir que todos los factores descritos en el experimento tienen un efecto significativo en las variables respuesta mencionadas previamente. Siendo así, es importante resaltar que el impacto y desempeño de la solución estocástica es significativamente superior al de la metodología determinística.

Por último, para futuros trabajos se recomienda incluir en la metodología diseñada tiempos de servicio estocásticos, debido a que estos pueden variar significativamente dependiendo de las condiciones de cada uno de los nodos a visitar. Por otro lado, se recomienda realizar la investigación utilizando diferentes distribuciones de probabilidad en los tiempos de viaje y analizar el efecto en la técnica de solución.

8. Glosario

CPL: Centro de procesamiento de laboratorio

VRP: Problema de ruteo de vehículos

VRPPTW: Problema de ruteo de vehículos con ventanas de tiempo

VRPPDTW: Problema de ruteo de vehículos con pick and delivery y ventanas de tiempo

SVRP: Problema de ruteo de vehículos estocástico.

VRPPD: Problema de ruteo de vehículos con pick and delivery.

VRPSSTT: Problema de ruteo de vehículos con tiempos de los tiempos de viaje y servicio son estocásticos.

MtVRP: Problema de ruteo de vehículos Multi-Trip.

Simheuristic: Herramienta que permite extender los problemas determinísticos solucionados por medio de metaheurísticas a una iteración de problemas estocásticos por medio de simulaciones.

CCF: Caja de compensación familiar.

9. Tabla de Anexos o Apéndices

No. Anexo	Nombre	Desarrollo	Tipo de Archivo	Enlace corto (https://goo.gl/)	Relevancia para el documento (1-5)
1	Resultados para instancias sin solución	Propio	Excel	https://drive.google.com/open?id=1vZle3IA036it0489J613u8mXrnpQU_gJ	1
2	Resultados de la técnica de solución para el escenario determinístico	Propio	Excel	https://drive.google.com/open?id=1_eZYeDaqtBQ_qHxwj6NpHt9EOtOcNLFq	3
3	Resultados de la técnica de solución para el escenario estocástico	Propio	Excel	https://drive.google.com/open?id=1TEvh_5ruKD_IBekAufMJgbLp7cGCnvrp	3
4	Resultados TVR determinístico vs. estocástico	Propio	Excel	https://drive.google.com/open?id=1ICeYLPq1pxG4iUDCjTw6NxZqPSmz9BIU	5
5	Desarrollo Diseño de experimentos: Análisis de varianza para factores y pruebas no paramétricas	Propio	Word	https://drive.google.com/open?id=1QNp-B4uSYPFmv49ElySsCmpg_QF2yBYta	3
6	Técnica de solución	Propio	Excel	https://drive.google.com/open?id=178e4hsEoXeAnS4LmGKiNDi9xFHZ18zX1	3

10. Referencias

Dessouky, M. M., Ordoñez, F., & Zhihong, S. (2009). *The Stochastic Vehicule Routing Problem for Minimum Unmet Demand*. California: Non-Published-Research Reports.

Ordenez, F., Dessouky, M. M., & Wang, C. (2012). *A New Approach for Routing Courier Delivery Services with Urgent Demand*. Los Angeles.

Restrepo, J., & Medina, P. (2008). *Problema Logístico de Programación de Vehículos con Ventanas de Tiempo (VRPTW)*. Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira.

Lozada, A., & Cadena, R. (2012). *Solución del problema de ruteo de vehículos con ventanas*. Bucaramanga.

Kolen. A.W.J. (1987). Vehicle Routing with Time Windows. *Operation Research*, Vol 7. No. 2.

Fisher, M. (1994). Optimal Solution of Vehicle Routing Problems Using Minimum K-Trees. *Operation Research*, 626-642.

Rich, J.L. (1999). A Computational Study of Vehicle Routing Applications. Tesis Doctoral. Rice University, Houston Texas.

Qi, M. Y., Miao, L. X., Zhang, L., & Xu, H. Y. (2008). A new tabu search heuristic algorithm for the vehicle routing problem with time windows. 15th Annual Conference Proceedings., International Conference on (pp. 1648-1653).

Chuin Lau, H., & Liang, Z. (2001). National University of Singapore, Singapore.

- Savelsbergh, M. W., & Sol, M. (1995). The general pickup and delivery problem. *Transportation science*, 29(1), 17-29.
- Silva, M. d., Bani, E., & al., e. (2017). Spatial-temporal analysis of dengue deaths: identifying social vulnerabilities. *Da sociedade Brasileira de Medicina Tropical*, 104-109.
- Berbeglia, G., Cordeau, J. F., Gribkovskaia, I., & Laporte, G. (2007). Static pickup and delivery problems: a classification scheme and survey. *Science*, 29, 17-29.
- Garcia, A., & Prim, N. e. (2016). Septic Arthritis due to Clostridium Ramosum. *Seminars in Arthritis Rheumatism*, 617-620.
- Ran L., Xie X., Augusto V., y Rodríguez C. (2013). Heuristic algorithms for vehicle routing problem with simultaneous delivery and pickup and time windows in home health care, *European Journal of Operational Research*, 230. 475-486.
- Hemmelmayr, V. C., Doerner, K. F., & Hartl, R. F. (2009). A variable neighborhood search heuristic for periodic routing problems. *European Journal of Operational Research*, 195(3), 791-802.
- Azi, N., Gendreau, M., & Potvin, J. Y. (2007). An exact algorithm for a single-vehicle routing problem with time windows and multiple routes. *European journal of operational research*, 178(3), 755-766.
- Ren, Y., Dessouky, M., & Ordóñez, F. (2010). The multi-shift vehicle routing problem with overtime. *Computers & Operations Research*, 37(11), 1987-1998.
- Taillard, É. D., Laporte, G., & Gendreau, M. (1996). Vehicle routing with multiple use of vehicles. *Journal of the Operational research society*, 47(8), 1065-1070.
- Kao.E. (1978). A preference order dynamic program for a stochastic travelling salesman problem. *Operations Research*, 26:1033-1045.
- Nanry, W., Barnes, J. (2000). Solving the pickup and delivery problem with time windows using tabu search. *Transportation Research Part B* 34, 107-121.
- Carraway, R., Morin, T., & Moskowitz, H. (1989). Generalized dynamic programming for stochastic combinatorial optimization. *Operations Research*, 37(5): 819-829.
- Brailsford, S., & Vissers, J. (2011). OR in healthcare: A European perspective. *European journal of operational research*, 212(2): 223-234.
- Velasco, N., Barrera, D., & Amaya, C. (2012) Logística hospitalaria. *La salud en Colombia*, 309.
- Angel, A., Faulin, J., Scott, G., Markus, R., & Figueira, G. (2015). A review of simheuristics: Extending metaheuristics to deal with stochastic combinatorial optimization problems. *Operations Research Perspectives*, (2): 62-72.
- Batista, B. M., & Glover, F. (2006). Introducción a la Búsqueda Tabú. *Universidad de La Laguna, Tech. Rep.*
- Felici Ferrís, J. (2017). Algoritmos simheurísticos para optimizar el crédito comercial en PYMEs.