



Trabajo de grado en modalidad de aplicación

Diseño de una técnica de simulación-optimización al problema M-MDPDPTW aplicado al sector de hidrocarburos.

William David Pastrana López ^{a,c}, Pedro Ignacio Morales Hernández ^{a,c}

Juan Camilo Rendón Oliveros ^{a,c}

Juan Carlos García Díaz PhD ^{b,c}

^a Estudiante de Ingeniería Industrial

^b Profesor, Director del Trabajo de Grado, Departamento de Ingeniería Industrial

^c Pontificia Universidad Javeriana, Bogotá, Colombia

Resumen

Normally, in oil companies the operating costs that are more significant and difficult to control, are the logistic operation costs. Reducing these costs is not an easy task due to the complexity of the situations to which the companies in the logistics area are exposed, in addition to the multiple eventualities that may appear. In oil companies the logistic costs are very high as a result of the high supply and demand of their products; it is this problem that gives the motivation to develop this project.

In this work, we will design a solution method and an application software to respond to a routing problem called M-MDPDPTW (**Multi Vehicule Multi Depot Pick Up and Delivery Problem With Time Windows**). The problem of routing will consider a homogeneous fleet of tank trucks that will be loaded in well sites and transported to oil pipeline entry sites. The implemented model will make an allocation of vehicles and a generation of routes through a simulation-optimization method that allows reducing time costs as well as the number of required tank trucks. For this purpose, a genetic algorithm (GA) was implemented in VBA (Visual Basics Applications); this algorithm finds a feasible solution for a time horizon of 7 days complying with the input data entered by a user. The solution will include a routing list for each truck within the established time horizon.

To evaluate the efficiency of this GA a comparison is made with a mathematical model. Several scenarios were implemented to measure the quality of the solution, where on average the costs decreased 12.06% with time windows and 11.96% without time windows. Additionally, based on the routing obtained by the solution technique, a simulation will be implemented, using an Erlang distributions for the travel times. The solution presented an improvement of 27.92% compared to the current situation, representing a saving of COP 2,806,447,682, in the time horizon.

Palabras clave: logística, costos, hidrocarburos, ruteo, carro tanques



1. Justificación y Planteamiento del Problema

Es innegable que el petróleo constituye hoy en día el motor de la economía colombiana, por ser el principal generador de renta externa por encima incluso del café, producto tradicional de exportación, y por ser la fuente principal de rentas para las regiones, bien a título de regalías por su explotación o por contribuciones fiscales en las distintas fases de su proceso. (Mayorga García, 2016).

El golpe sufrido por la industria en 2014 a causa de la baja en los precios del petróleo llevó a que los mayores operadores aplicaran recortes en sus estructuras de costos. Ecopetrol mostró en su momento una reducción del 20,9% en sus costos y gastos, y Pacific Rubiales informó que tuvo un recorte del 34% en sus costos operativos y del 26% en sus gastos. (Celedón, 2015)

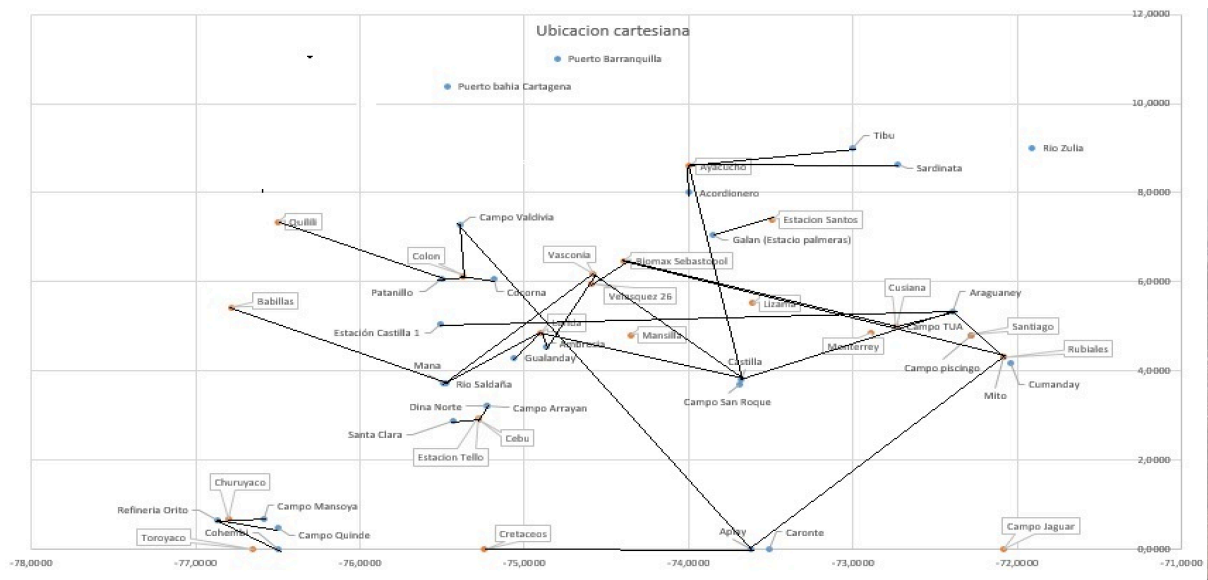
Los recortes evidenciaron las áreas que tienen mayor oportunidad de mejora en donde la logística aparece como una de ellas, siendo este un dato ya conocido. Según el indicador de desempeño logístico del Banco Mundial, Colombia sacó un puntaje del 2.6 (siendo 5 el mayor) a comparación de Chile y Panamá que se desempeñan como los mejores en Latinoamérica con un puntaje de 3.25 y 3.34 respectivamente, en el 2016 último dato publicado (Banco Mundial, 2016). Debido a este bajo desempeño de Colombia como país en desarrollo, se puede identificar esta área como una oportunidad de mejora.

En Colombia hoy en día se movilizan alrededor de 500 carrotanques con un costo aproximado para las empresas de 1.268.278.000 COP diarios (Ecopetrol, 2018). Esta cifra indica la relevancia que tiene abordar dicha situación.

En la *ilustración 1* se puede observar el transporte de crudo del 12 de septiembre de 2018 entre pozos y oleoductos de Ecopetrol siendo los puntos azules los pozos y los naranjas los oleoductos, el mapa muestra que Ecopetrol actualmente envía sus camiones de un punto a otro sin tener un ruteo, además cada viaje (líneas negras) lo realiza un camión distinto, simplemente busca cumplir con el plan de abastecimiento mensual sin tener en cuenta los costos que genera a la empresa este modelo de transporte no integrado.

Las aplicaciones en este campo han mostrado que las técnicas de planeación en la práctica producen ahorros que van desde el 5% al 25% de los costos totales del viaje, lo cual produce un impacto importante en el costo final del producto ya que los costos de transporte representan entre un 11-25% de los costos finales (Avella, Boccia, Boctor & Sforza, 2004).

Ilustración 1. Mapa de transporte de crudo



El aliciente económico dio paso a que se observara la red logística de la empresa (Ecopetrol) con detenimiento en busca de dar solución a la problemática mencionada anteriormente. El problema identificado origina la necesidad de generar una programación que tenga un horizonte de tiempo específico, teniendo en cuenta el comportamiento de algunas variables que permita reducir los costos de transporte de la red.

El problema planteado se trabajará tomando como datos de entrada, el plan de transporte mensual que incluye los pozos y puntos de acceso a las redes de oleoductos, así como los volúmenes que se deben mover entre los nodos. El dato de entrada que será estocástico es el tiempo de viaje entre pozos y cada punto de acceso a la red de oleoductos. Con el fin de acercarse a la problemática real se tendrán en cuenta ventanas de tiempo definidas que restringirán la llegada de los camiones a los puntos de acceso de la red de oleoductos.

Conocido el problema, este trabajo estará orientado a dar respuesta a la siguiente pregunta:

¿Cómo diseñar una técnica de simulación-optimización que permita resolver el problema de ruteo de vehículos de crudo desde los pozos de recolección a los oleoductos de descarga en el sector de hidrocarburos?

Es por esto que se propone la adaptación de meta heurísticas y heurísticas relacionadas con el problema de M-MDPDPTW planteado. Esta solución debe dar la programación diaria de carrotanques a utilizar para el cumplimiento del plan de transporte en un horizonte de 7 días, cubriendo los requerimientos actuales de demanda, a través de las rutas utilizadas por cada camión.

2. Antecedentes

El problema de ruteo de vehículos ha sido tratado en muchas ocasiones por diferentes autores y es más conocido como VRP (Vehicle Routing Problem), pero variantes tales como MDVRP (Multidepot Vehicle Routing Problem), SDVRPMTW (Split Delivery Vehicle Routing Problem With Time Windows) MDVRPMTW (Multi depot Vehicle Routing Problem With Time Windows) no han sido abordadas de la misma manera. Para dar

explicación a este tipo de problema también se debe dar la definición de un PDP que es otra forma de llamarlos. Un PDP (Pick-up and Delivery Problem) refiere a encontrar las mejores rutas de una flota de vehículos para recoger un bien en un punto y entregarlo en uno diferente, este algoritmo es una generalización de un MDVRP que tienen el mismo objetivo de disminuir costos con una ruta factible.

Un estudio realizado por (Jung & Haghani, 2000) aborda el problema solucionando un m-PDPTW ([Multi Vehicle Pick Up And Delivery Problem With Time Windows](#)) utilizando un algoritmo genético, el problema radica en un vehículo que recoge un bien o lleva un bien a un proveedor o cliente, dependiendo de la situación, el cromosoma del algoritmo se compone en su primera parte por el vehículo seleccionado (la primera casilla escoge el vehículo) y en el resto del cromosoma se asigna el ruteo, la modificación del cromosoma es efectuada cambiando las visitas de cada vehículo y mirando la más óptima.

Investigando el problema de SDVRPMTW, (Favaretto, Moretti, & Pellegrini, 2007) plantearon un método de solución que consiste en crear dos meta-heurística ACO ([Ant Colony Optimization](#)), una se encargará de encontrar la cantidad de vehículos óptimos para satisfacer la demanda y por otro lado la otra se encargará de generar el ruteo más eficiente. El resultado nos demuestra que entre mayor cantidad de hormigas se utilicen mejor será la solución. Además, afirman que el cálculo de la feromona es un impacto alto en la solución del problema

Para la solución de un problema VRP con el objetivo de disminuir la demanda insatisfecha (Shen, Ordoñez y Dessouky, 2012) plantearon una solución utilizando búsqueda tabú, con datos estocásticos tales como tiempos de viaje entre nodos, tiempos de servicio y demanda con el fin de observar la calidad de la solución obtenida comparada con una solución determinística, los resultados obtenidos dieron disminución entre el 2% y 6% de las demandas insatisfechas.

(Arango, Barrios y Noguera, 2018) dieron solución a un problema de PDPTW ([Pick Up And Delivery Problem With Time Windows](#)) donde consideraron variables estocásticas como tiempos de distribución, lapso de tiempo máximo, demandas especiales y diferentes tipos de ventanas de tiempo, para dar solución a la problemática implementaron una simheurística donde se aplicó búsqueda tabú y simulación Monte Carlo con el fin de evaluar la calidad de la solución obtenida con la solución determinística.

Por otro lado, (Surjandari, Rachman, Dianawati, & Wibowo, 2011) abordan el problema como un Petrol Station Replenishment Problem (PRSP), lo cual tiene como objetivo optimizar la entrega del petróleo a un conjunto de estaciones de gasolina usando una red limitada de carro tanques. Se tiene diferentes restricciones las cuales son ventanas de tiempo para el cumplimiento de la entrega en cada estación de gasolina, diferentes centros de abastecimiento, capacidad del vehículo y entregas parciales. Se propone como solución un TS (Tabu Search), en donde el número de soluciones del vecindario y la lista Tabú son definidas por medio de pruebas experimentales.

(Pankratz, 2005) hace una variación porque llena el cromosoma de forma distinta para ver si encuentra una mejor solución, para esto desarrolla un algoritmo genético por agrupación para la solución a un PDPTW con varios vehículos, la población inicial en este caso es generada por la heurística de inserción, a partir de esta se obtienen las soluciones que se seguirán modificando con el GA (algoritmo genético), el cromosoma representa la agrupación de los nodos a visitar por un vehículo, el largo de cada cromosoma es variable, porque depende del número de vehículos dados por la solución. (Lo que en realidad se hace es escoger una agrupación y se hace la inserción de las mejores soluciones para tener un nuevo hijo, este mismo hijo se le hace una limpieza para evitar que el vehículo repita la misma ruta y así obtener una mejor solución).

(Ai & Kachitvichyanukul, 2009). Proponen una formulación del problema de enrutamiento del vehículo con recolección y entrega simultánea (VRPSPD, [Vehicle Routing Problem With Simultaneous Pick Up and Delivery](#)) y un algoritmo de optimización de enjambre de partículas (PSO, [Particle Swarm Optimization](#)) para resolverlo. La formulación se genera a partir de la (programación, elaboración) formulación de tres VRPSPD existentes. El algoritmo principal de PSO se desarrolla en base a GLNPSO, un algoritmo de PSO con múltiples estructuras sociales. Se propone un método aleatorio de representación y decodificación de soluciones basadas en claves para implementar un PSO para VRPSPD. El resultado computacional muestra que el método propuesto es competitivo con otros resultados publicados para resolver VRPSPD.

(Villegas & Alborno, 2016) implementaron una solución al problema de PSRPTW (petrol station replenishment problem with time Windows) en Chile donde el problema es el scheduling de los viajes desde varios depósitos de la empresa a diversos clientes cumpliendo las ventanas de tiempo. Para la solución de esta problemática se implementó una heurística de inserción secuencial utilizando un lenguaje AMPL donde se genera primero una generación de ruta y a partir de esto la asignación de visitas a cada camión, mejorando la función objetivo en 22%.

(Chang, Chen, & Hsueh, 2003), describen un problema de enrutamiento de vehículos en tiempo real con ventanas de tiempo y demandas de entrega / recolección simultáneas denominado como RT-VRPTWDP ([Real-time Vehicle Routing Problem With Time Windows and Simultaneous Delivery/Pickup Demands](#)), Una extensión a la tradicional VRPTW. Algunas solicitudes se hacen después de que se construyen las rutas. La incertidumbre proviene de la aparición de las nuevas solicitudes de servicio. No hay conocimiento de más solicitudes entrantes. El tamaño del problema de RT-VRPTWDP cambia por lo tanto en tiempo real. Además, mezclado las rutas de vehículos con servicios de entrega y recogida se construyen nuestro estudio.

(Jose, Haider, Rui, & Alexandre, 2011) realizan un enfoque de objetivos múltiples para resolver un problema de enrutamiento de vehículos capacitados con ventanas de tiempo (CVRPTW, [Capacitated Vehicle Routing Problem With Time-Windows](#)). El modelo propuesto se implementó y probó en un problema de la vida real de una empresa de distribución "Just in Time Delivery S.A". En este documento, se consideró una FO con dos objetivos principales, los cuales son minimizar el número total de vehículos utilizados en la distribución de los productos a los diversos clientes y por otro lado minimizar el tiempo de viaje de los vehículos usados. El modelo propuesto se ha resuelto numéricamente utilizando el software GLPK y obtuvieron un resultado óptimo.

Tabla 1. Referencias bibliográficas

	Características problema						Metodo de solución							
	PRSP	VRP	TW	MD	PDP	Estocastico	PL	GA	Tabu	ACO	PSO	Heuristica	Hibridación	SimHeuristic
(Jung & Haghani, 2000)			X		X		X	X						
(Favaretto, Moretti & Pellegrini, 2007)		X	X				X			X				
(Shen, Ordoñez y Dessouky, 2012)		X				X	X		X					X
(Arango, Barrios y Noguera, 2018)			X		X	X	X		X					X
(Surjandari, Rachman, Dianawati & Wibowo, 2011)	X		X	X			X		X					
(Pankratz, 2005)			X		X		X	X				X	X	
(Ai & Kachitvichyanukul, 2009)		X				X	X				X			
(Villegas & Alborno, 2016)	X		X				X					X		
(Ponraj & Amalanathan, 2014)							X							
(Chang, Chen & Hsueh, 2013)		X	X				X		X					
(Jose, Haider, Rui & Alexandre, 2011)		X	X				X							

Como se logra observar cada uno de los autores busca abordar el problema de diferentes formas en aras de buscar una mejor solución. En la literatura no se encontró un artículo que defina exactamente el problema a tratar, pero varios de los investigadores dan soluciones que fácilmente podrían ser de ayuda para encontrar una buena respuesta. Gracias a esto el grupo de trabajo buscará en este proyecto dar una solución inspirada en los artículos de Jun & Haghani y Pankrazt cuya meta heurística utilizada es el algoritmo genético, respetando las variables y parámetros que presenta el problema.

3. Objetivos

El objetivo principal de este proyecto es

Diseñar una técnica de simulación-optimización que permita resolver el problema de ruteo de vehículos para el sector de hidrocarburos, minimizando los costos de la red logística de crudo entre pozos y oleoductos.

Este objetivo principal será alcanzado a través del cumplimiento de los siguientes objetivos específicos:

- Diseñar un modelo matemático que solucione el problema con menor cantidad de nodos a la de un problema real, donde se evalúe la efectividad del algoritmo que se va a utilizar.
- Seleccionar e implementar un algoritmo que asigne el ruteo de cada vehículo buscando minimizar los costos de transporte de pozos a oleoductos.
- Diseñar un modelo de simulación Montecarlo donde se evalúen diferentes escenarios del problema con las variables estocásticas involucradas.
- Realizar un análisis económico de la propuesta comparándola con la situación actual en términos de costos.

4. Metodología

Tomando en consideración las normas y estándares para este proyecto se utilizará una metodología DMAIC, pasando por todas las fases correspondientes (Definir, Medir, Analizar, Mejorar y Controlar).

- La fase de definición consiste en determinar los requerimientos y parámetros del problema, en el **primer objetivo** se desarrolla las principales entradas y restricciones que presenta el tipo de problema propuesto.
- La fase de medición incluye los criterios para desarrollar la solución del problema propuesto, **el segundo objetivo** tiene en cuenta la investigación previa y se hizo un resumen para a partir de las soluciones de los autores anteriores escoger nuestra herramienta.
- La fase de análisis consiste en comprender los parámetros ingresados para las siguientes fases, **el tercer objetivo** busca seleccionar pruebas estocásticas que simulen un contexto real.
- El **cuarto objetivo** cumple con la definición de la fase de mejora, ya que se va a comparar las soluciones obtenidas mediante las técnicas utilizadas con un caso de la vida real.
- En la fase control se hará una comparación entre el óptimo que dé como resultado el modelo matemático contra la solución del problema resuelto con la herramienta propuesta así se podrá observar la mejora obtenida.

4.1 Modelo de programación para el problema determinístico.

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

Tabla 2. Conjuntos del modelo matemático

Conjuntos	
Expresión	Descripción
$I: \{1..I\}$	Conjunto de oleoductos a visitar (Descarga de crudo)
$J: \{1..J\}$	Conjunto de pozos a visitar (Carga de Crudo)
$L: \{1..Lmax\}$	Conjunto de viajes realizados por cada camión
$K: \{1..kmax\}$	Conjunto de camiones a utilizar para recorrer cada ruta
$A: \{I \times J\} \cup \{J \times I\}$	Conjunto de arcos que representa los rutas disponibles del nodo i al nodo j y a su vez las rutas disponibles del nodo j al nodo i

Tabla 3. Parámetros asociados al modelo matemático

Parámetros	
Expresión	Descripción
$Kmax$	Número máximo de camiones a utilizar para el ruteo.
$Lmax$	Número máximo de viajes que puede realizar un camión
T	Duración del horizonte de planeación
cfk	Costo fijo por utilizar un carrotanque
ck	Costo por kilómetro/hora de uso del carrotanque
kd_i	Numero inicial de carrotanques en cada nodo de descarga
do_j	Demanda de carrotanques en el nodo de carga j durante el horizonte de planeación.
td	Tiempo promedio de cargue/descargue en un nodo
d_{ij}	Matriz de tiempo entre el nodo i y el nodo j .
mb_{ij}	Matriz binaria que toma valor 1 si la ruta entre el nodo i y el nodo j puede realizarse, 0 de lo contrario.

Tabla 4. Variables de decisión del modelo matemático

Variables de decisión	
Expresión	Descripción
X_{ijkl}	Variable binaria que toma el valor de 1 si el camión k recorre el arco del nodo i al nodo j en su viaje l y 0 de lo contrario.
U_k	Variable binaria que toma el valor de 1 si el carrotanque k es contratado y 0 de lo contrario.
S_{kl}	Tiempo de finalización del viaje l del carro k .
HI_k	Tiempo de inicio de la ruta del carrotanque k .

La función objetivo que se estableció para el modelo matemático diseñado que se observa en la ecuación (1) busca minimizar el costo de transporte en el proceso de construcción de rutas para la recolección y entrega del crudo.

$$(1) \quad \text{Min } z = \sum_{(i,j) \in A} \sum_{k \in K} \sum_{l \in L} d_{ij} X_{ijkl} + \sum_{k \in K} ckf U_k$$

Adicionalmente, se explicará la función objetivo, para esto se dividirá en dos partes la ecuación. La primera parte corresponde al costo de desplazamiento entre los diferentes nodos. La segunda parte hace referencia al costo fijo que se incurre por el uso de carrotanques.

La función objetivo está sujeta a las siguientes restricciones:

$$(2) \quad \sum_{(i,j) \in A} \sum_{k \in K} \sum_{l \in L} X_{ijkl} \geq do_j, \quad \forall j \in J$$

$$(3) \quad \sum_{(i,j) \in A} \sum_{k \in K} X_{ijk1} \leq kd_i \quad \forall i \in I$$

$$(4) \quad S_{kl-1} + \sum_{(i,j) \in A} X_{ijkl} (d_{ij} + td) = S_{kl} \quad \forall k \in K, \forall l \in L \setminus (1)$$

$$(5) \quad HI_k + \sum_{(i,j) \in A} X_{ijk1} (d_{ij} + td) = S_{k1} \quad \forall k \in K$$

$$(6) \quad X_{ijkl} \leq U_k \quad \forall (i,j) \in A, \forall k \in K, \forall l \in L$$

$$(7) \quad S_{kl} + \sum_{(i,j) \in A} X_{ijkl} d_{ij} \leq T \quad \forall k \in K, \quad \forall l \in L$$

$$(8) \quad \sum_{(i,j) \in A} X_{ijkl} \leq 1 \quad \forall k \in K, \quad \forall l \in L$$

$$(9) \quad X_{ijkl} \leq mb_{ij} \quad \forall (i,j) \in A, \quad \forall k \in K, \quad \forall l \in L$$

$$(10) \quad \sum_{(i,j) \in A} X_{ijkl} \geq \sum_{(i,j) \in A} X_{ijkl+1} \quad \forall j \in B, \quad \forall k \in K, \quad \forall l \in L \setminus (Lmax)$$

$$(11) \quad \sum_{(i,j) \in A} \sum_{k \in K} X_{jik1} \leq 0 \quad \forall j \in J$$

$$(12) \quad X_{ijkl} \in (0,1) \quad \forall (i,j) \in A, \quad \forall k \in K, \quad \forall l \in L$$

$$(13) \quad S_{kl} \geq 0 \quad \forall k \in K, \quad \forall l \in L$$

$$(14) \quad U_k \in (0,1) \quad \forall k \in K,$$

El objetivo de cada restricción es garantizar que: **(2)** garantizar que la demanda de carrotaques que solicita cada nodo sea cumplida, **(3)** garantizar que no se pueden iniciar las rutas si no hay carrotaques en el punto de inicio, **(4)** y **(5)** imponen consistencia en los tiempos de viajes de un mismo carrotanque, es decir, el carrotanque debe finalizar un viaje para poder comenzar el otro, **(6)** un camión no puede realizar viajes sin antes ser contratado, **(7)** el tiempo recorrido por un carrotanque en sus rutas debe ser menor a la duración del horizonte de planeación, **(8)** asegura que un carrotanque solo puede recorrer un arco de la red $[\{i,j\}, \{j,i\}]$ por viaje, **(9)** un carrotanque solo puede recorrer rutas disponibles entre nodos de cargue y descargue previamente diligenciadas, **(10)** impone consistencia en la ubicación de inicio o finalización de los carrotaques, es decir, un carrotanque no puede iniciar un nuevo viaje en un nodo diferente al finalizo inmediatamente antes, **(11)** asegura que ningún carrotanque inicie su ruta en un punto de cargue, **(12)**, **(13)** y **(14)** definición de las naturalezas de las variables.

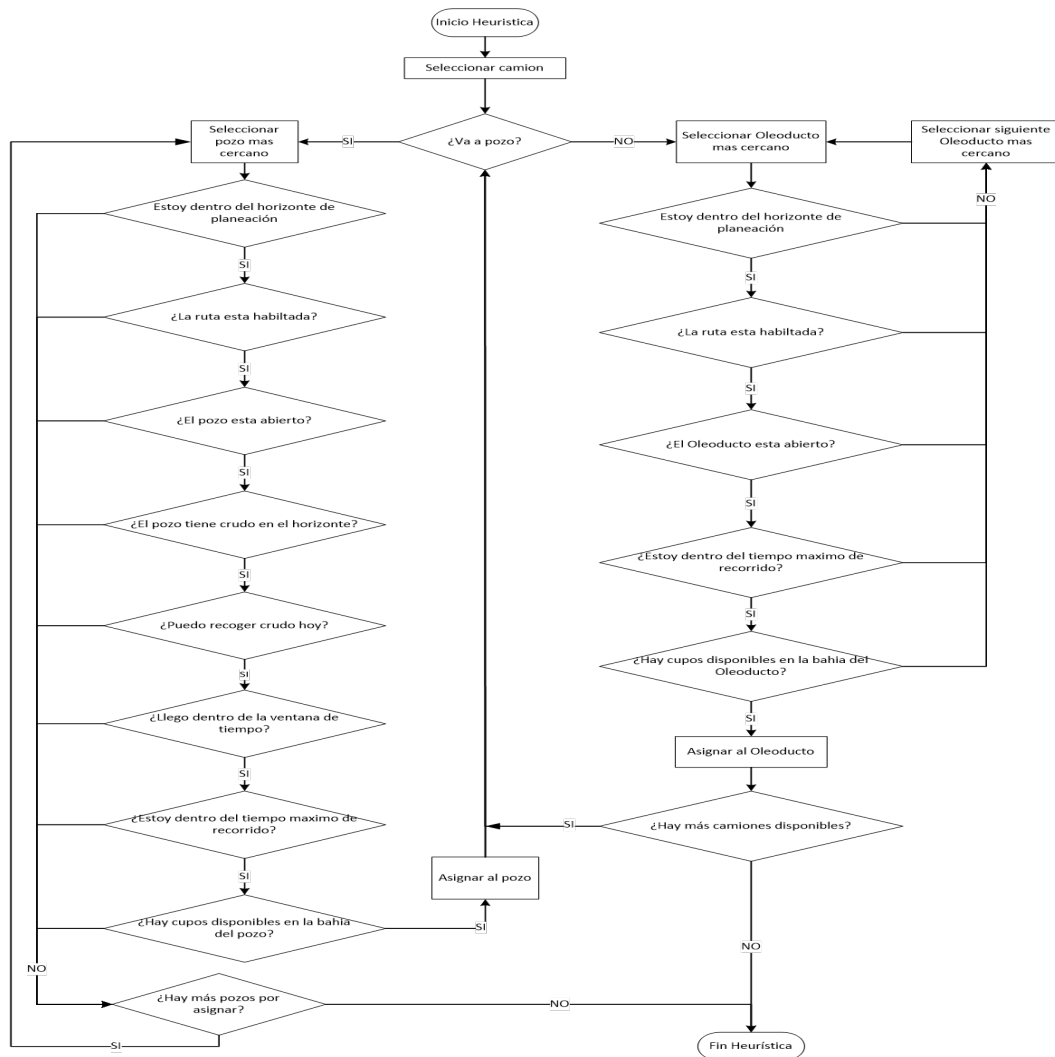
El modelo matemático se encuentra en anexo 4.

4.2 Técnica de solución para el problema determinístico.

4.2.1 Heurística

Para solucionar el problema en primera instancia se utilizó el criterio de vecino más cercano, respetando todas las restricciones y acoplándose a los datos de entrada ingresados por el usuario, esta es la solución inicial del problema planteado.

Ilustración 2. Diagrama de flujo heurística



En la ilustración 3 se muestra el pseudocódigo en donde se da un resumen de las tareas que realiza la heurística para encontrar una solución, respetando las restricciones del problema.

Ilustración 3. Pseudocódigo vecino más cercano

Pseudo código heurística

Para Cada Camion k

Para cada Nodo j

Para cada destino i

Si destino i mas cercano cumple las restricciones de factibilidad Entonces

Agregar destino a la ruta del camión

Actualizar visita al destino

Actualizar reloj del camion k

Salir i

Siguiente i

Fin si

Siguiente j

Siguiente k

Luego de obtener el resultado, la heurística presentará la solución por camión en un vector, como se observa en la *Tabla 5*.

Tabla 5. Ruteo asignado

	Camion [Oleoducto Inicial]	o	p	o	p	o	p	o	p	o
Ruta	1 [1]	1	3	1	3	1	3	1	3	1
Tiempo		0	83	166	249	332	415	498	581	664

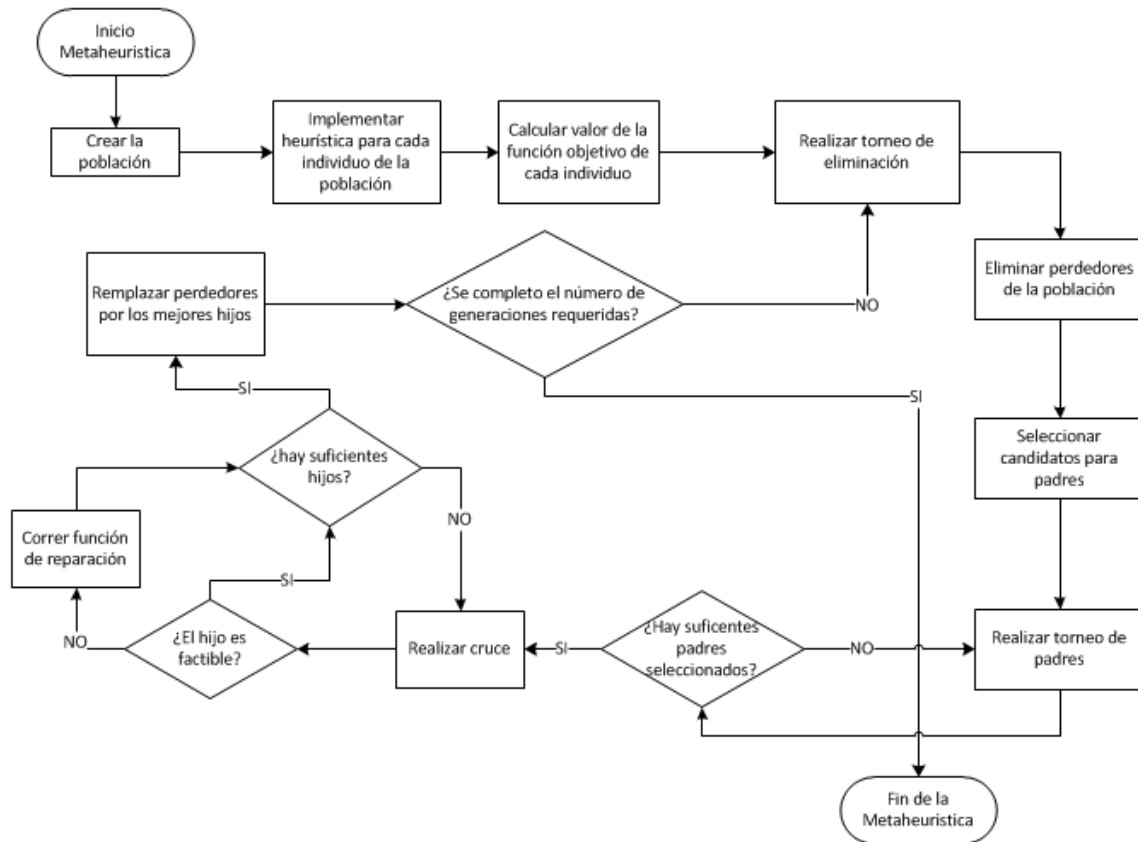
La forma en que está compuesto el vector se explica de la siguiente manera: el número “1” en este caso representa el número del camión que se utiliza, y el “[1]” representa el oleoducto inicial de salida. En las columnas siguientes se observa la letra “o” y “p” que representan el oleoducto y pozo respectivamente. Los números que se encuentra debajo de las letras indican el número de oleoducto/pozo en donde se encuentra el camión en el tiempo especificado en el vector.

4.2.2 Meta heurística

Para la selección del método solución se tuvo en cuenta la literatura previamente usada en los antecedentes donde se observa que para este tipo de problemas de ruteo se pueden utilizar diversas metodologías. Después de revisar la literatura la meta heurística seleccionada fue un algoritmo genético, para llegar a esta decisión se tuvo en cuenta el artículo publicado por (Jung & Haghani, 2000) en donde utilizan un GA para solucionar un problema de m-PDPTW y el artículo publicado por (Pankratz, 2005) que utiliza un algoritmo genético para solucionar un problema de PDPTW que se asemeja al problema evaluado en este trabajo.

La ilustración 4 mostrará el modelamiento de la meta heurística a través de un diagrama de flujo, que busca dar una explicación clara de los pasos y tareas que esta realiza para llegar a la solución.

Ilustración 4. Diagrama de flujo meta heurística



1. Generación población inicial

Para generar la población inicial se toma la solución arrojada por la heurística de vecino más cercano, esta será la primera solución, para generar las siguientes soluciones el primer lugar de visita de cada camión se escogerá de manera aleatoria y a partir de este punto se vuelve a aplicar la lógica de la heurística generando una nueva y distinta solución.

El siguiente pseudocódigo que se presenta en la ilustración 5 genera la población inicial que se requiere para elaborar el algoritmo genético.

Ilustración 5. Pseudocódigo generación población inicial

```

Generación de población inicial
Para cada individuo k en la población inicial
    Si k = 1 entonces implementación de heurística de VMC
    Si no
        Selección aleatoria del primer destino de cada camión
        Implementar heurística desde el último nodo visitado
    Fin si
        Calcular FO del individuo k
Siguiente K
Para cada Generación L
Torneo de eliminación(población actual,tamaño del torneo eliminación)
Torneo de Padres (población actual,tamaño del torneo de padres)
Cruce (Padres seleccionados)
Mutación (Hijo)
Siguiente L
  
```

2. Criterios de reparación

En este aplicativo solo se utiliza un método o criterio de reparación. Este se aplica al momento del cruce y también de la mutación, verificando que cuando se lleven a cabo alguna de estas operaciones las soluciones resultantes sean factibles. Si estas soluciones no cumplen las restricciones ni los criterios de factibilidad, en el punto en donde esto se viole se aplica nuevamente la lógica de vecino más cercano reparando la solución infactible.

3. Operadores genéticos

- Cruce

Para elaborar los cruces se selecciona el ruteo de un camión perteneciente al cromosoma de solución, este se tomará como Padre 1, y a su vez se selecciona el ruteo de un segundo camión perteneciente a otro cromosoma de solución que llamaremos Padre 2.

Para el método de cruce se construya una máscara binaria que servirá como criterio para identificar que parte del ruteo de cada camión se combinará con el otro y generará un nuevo hijo, se puede ver un ejemplo en la ilustración 6.

Ilustración 6. Ejemplo de cruce

Situación 1

Mascara	
1	0

Padre 1

Camion 1	2	7	19	1	14	11	12	8
----------	---	---	----	---	----	----	----	---

Padre 2

Camion 1	4	10	5	4	3	20	9	16
----------	---	----	---	---	---	----	---	----

Hijo 1

Camion 1	2	7	19	1	3	20	9	16
----------	---	---	----	---	---	----	---	----

Situación 2

Mascara	
0	1

Padre 1

Camion 1	2	7	19	1	14	11	12	8
----------	---	---	----	---	----	----	----	---

Padre 2

Camion 1	4	10	5	4	3	20	9	16
----------	---	----	---	---	---	----	---	----

Hijo 1

Camion 1	4	10	5	4	14	11	12	8
----------	---	----	---	---	----	----	----	---

El siguiente pseudocódigo que se presenta en la ilustración 7 representa el cruce que se debe realizar con los padres para que se generen nuevos hijos. Cabe resaltar que para obtener al nuevo hijo completo se realiza este procedimiento para cada camión en ambos padres.

Ilustración 7. Pseudocódigo cruce

```

Cruce
Generar mascara aleatoria
Para cada padre i
  Para cada padre j
    Para cada camion k
      Si mascara (k) = 1 entonces
        copiar la primera mitad de rutas del camion(k) del padre i en el camion k del hijo
        copiar la segunda mitad de rutas del camion (k) del padre j en el camion k del hijo
      Si no
        copiar la primera mitad de rutas del camion (k) del padre j en el camion k del hijo
        copiar la segunda mitad de rutas del camion(k) del padre i en el camion k del hijo
      Fin si
      Revisar ruta del camion k
      Si la ruta del camion k del hijo es infactible entonces
        Reparar toda la ruta desde el nodo infactible
      Fin si
      Siguiete camion k
    Siguiete padre j
  Siguiete padre i
  
```

- **Mutación**

Para la mutación se genera un número aleatorio que se comparará con la probabilidad de mutación que para este trabajo se fijó en un 12%, si el número aleatorio es menor al porcentaje establecido previamente al hijo se

le efectuará la mutación. Esta mutación va a modificar al hijo resultante después del cruce, seleccionando una ruta aleatoria de un camión y dos nodos al azar de la solución e intercambiándolos entre sí, el programa evaluará la factibilidad de esta nueva solución y en los casos en donde no sea factible se utilizarán los criterios de reparación anteriormente mencionados.

Ilustración 8. Pseudocódigo mutación

<p>Mutación</p> <p>Generar un numero aleatorio entre 0 y 1</p> <p>Si numero aleatorio \leq probabilidad de mutación entonces</p> <p> Seleccionar ruta aleatoria</p> <p> seleccionar nodos al azar</p> <p> intercambiar nodos entre las rutas</p> <p> Revisar factibilidad de la ruta</p> <p> Si la ruta del hijo es infactible entonces</p> <p> Reparar toda la ruta desde el nodo infactible</p> <p>Fin si</p>

- **Eliminación**

El torneo de eliminación escoge N individuos aleatorios de la población y selecciona un único ganador de acuerdo al valor de su función objetivo, mientras que elimina de la población a los demás individuos seleccionados.

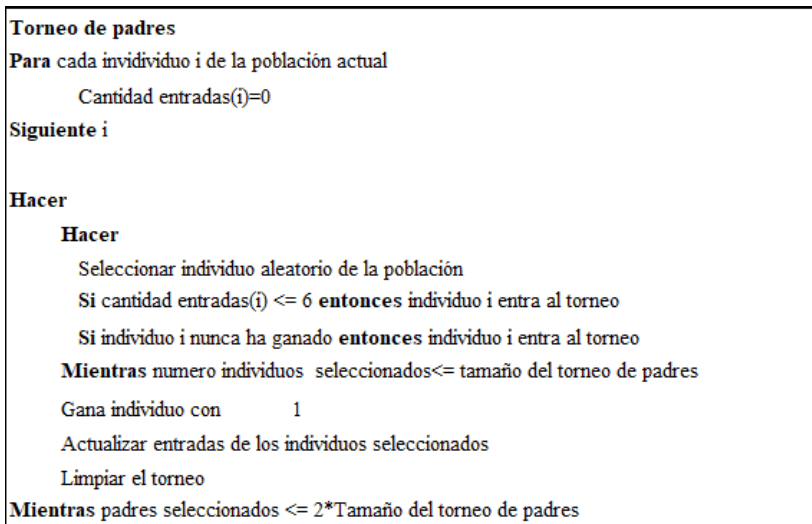
Ilustración 9. Pseudocódigo torneo de eliminación

<p>Torneo de eliminación</p> <p>Hacer</p> <p> Seleccionar individuo i aleatorio de la población actual</p> <p>Mientras individuo seleccionados \leq tamaño del torneo de eliminación</p> <p> Ganador = individuo con menor FO</p> <p> Eliminar de la población actual individuos seleccionados diferentes al ganador</p>

- **Selección**

El torneo de selección realiza múltiples torneos de X individuos, verificando en cada iteración que no se seleccione dos veces al mismo individuo en un mismo torneo "Y", que cada individuo pueda participar hasta "Z" veces y que los individuos que hayan sido seleccionados como padres no puedan participar en torneos posteriores durante esa generación.

Ilustración 10. Pseudocódigo selección



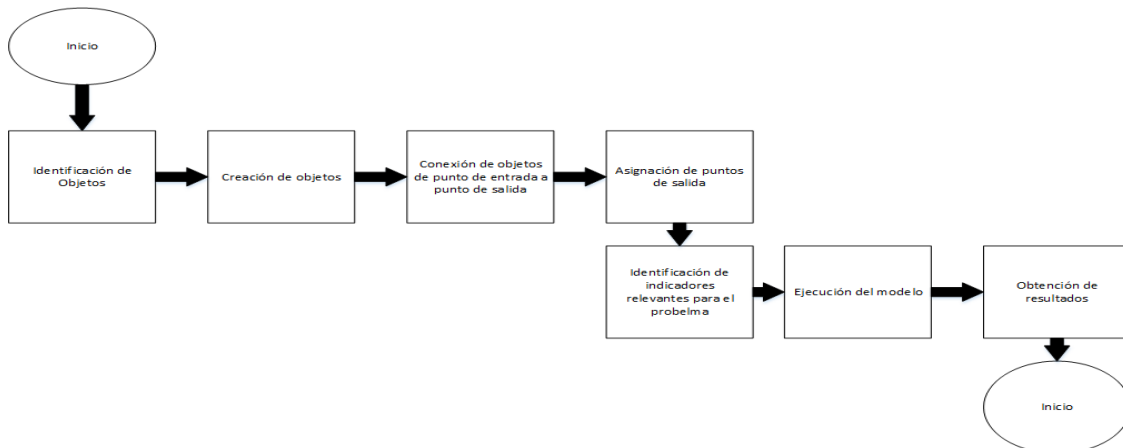
En el anexo 1 se encuentra el aplicativo.

5. Modelo de simulación

Se realiza una simulación ya que existen factores externos que pueden afectar la duración total de viaje de una ruta asignada entre un nodo de cargue y uno de descargue. Estos factores se pueden identificar como congestión en las vías, derrumbes, accidentes. En búsqueda de determinar el efecto de estos factores en la solución generada por el aplicativo se simula dicha solución.

En la ilustración 11 que se muestra a continuación, se describe la metodología utilizada para realizar la simulación con el fin de evaluar el rendimiento de los escenarios obtenidos por el aplicativo.

Ilustración 11. Metodología modelo de simulación



Para tener un acercamiento a los conceptos del programa empleado y sus componentes, se sugiere consultar el Anexo 2.

5.1. Definición de los componentes

a. Sistema

- **Sources:** Se utilizaron 34 sources que representan el número de camiones utilizados en la solución.
- **Queues:** Se utilizaron 152 queues que representan los nodos de carga y de descarga de los camiones (pozos y oleoductos).
- **Processor:** Se utilizaron 267 processors que representan el tiempo de viaje para la ruta de un carrotanque desde un nodo de cargue a un nodo de descargue.
- **TaskExecuters:** Se utilizaron 205 taskexecuters que representan el tiempo de cargue y descargue empleado por cada camión en cada ruta.

b. Variable

- **Tiempo:** El tiempo de transporte de la ruta asignada de un carrotanque entre dos nodos. Estos tiempos fueron ingresados en Experfit para sacar la distribución de los mismos. La distribución escogida fue ERLANG porque fue la que en promedio se parecía al comportamiento de los tiempos. (anexo 5)

c. Parámetros

- Ubicación inicial de los carrotanques.
- Ruta Asignada para cada carrotanque.

d. Supuestos

- Se analiza un escenario en donde los carrotanques se encuentran inicialmente en un nodo de descarga, en donde habrán terminado la ruta programada la semana anterior.
- Los tiempos de cargue y descargue para cada nodo respectivo es tomado como un valor constante.
- La probabilidad de colas es cercana a 0 por lo que no se tuvo en cuenta en este modelo. (Esto sucede porque la meta heurística no envía camiones a lugares ocupados y además cada queue posee varias bahías).

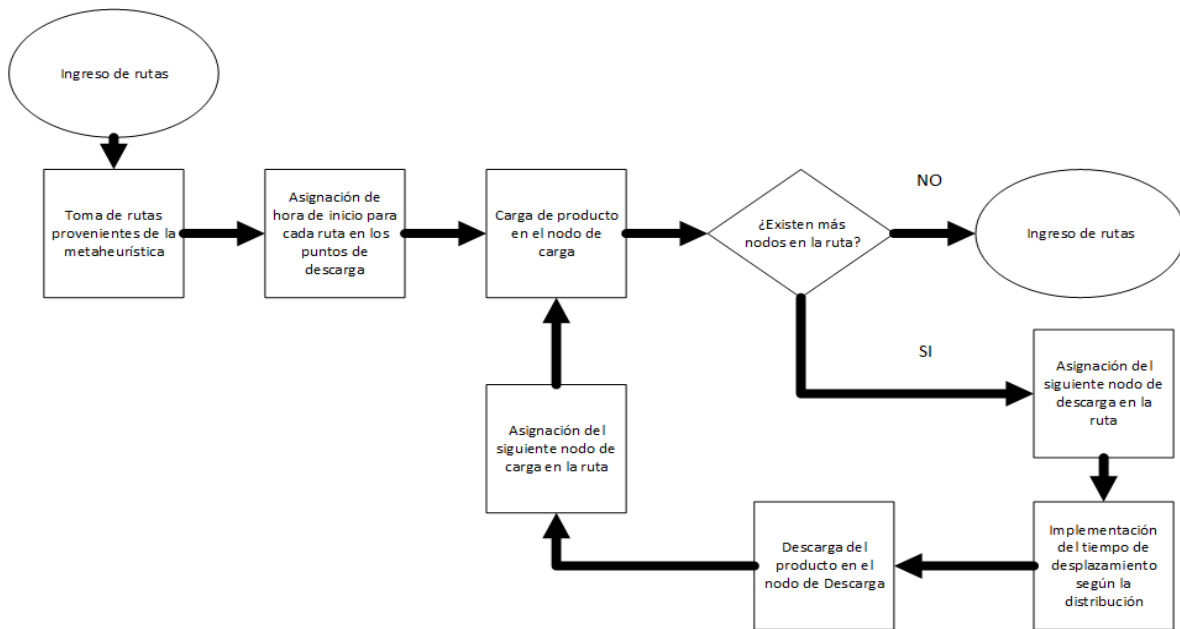
5.2 Modelo de simulación

Para llevar a cabo el modelo se requiere de la solución generada por el aplicativo elaborado. Al tener las rutas obtenidas por cada carrotanque, se procede a modelar las rutas de cada camión con el fin de ver un desplazamiento claro del mismo.

Cada carrotanque inicia la ruta en el nodo de descargue correspondiente. Seguido de esto, los carrotanques son enviados al objeto (processor) asociado con el tiempo de viaje entre el nodo de descargue actual (oleoducto) y el nodo de cargue (pozo) que continúa en la ruta de solución.

Este procedimiento será realizado de nodo de cargue a nodo de descargue, hasta que la ruta del carrotanque termine o se acabe el horizonte de planeación.

Ilustración 12. Flujo del modelo de simulación.



Modelo de simulación se encuentra en anexo 3.

6. Componente de diseño de ingeniería

El diseño principal de este proyecto se basa en la programación e implementación de un método de solución para el ruteo semanal de vehículos del sector de hidrocarburos.

Para dar solución a este problema se elaboró una plantilla en excel donde se reciben los inputs necesarios, que incluyen: Pozos y oleoductos abiertos, velocidad del camión, matriz de tiempos entre pozos y oleoductos, tiempo de cargue y descargue, cantidad de camiones que salen desde los oleoductos, número de camiones que pueden ser atendidos al tiempo en pozos y oleoductos, ventanas de tiempo de cada pozo, matriz de disponibilidad de ruta entre pozos y oleoductos, costo de utilización de camión, costo por kilómetro recorrido, días de planeación y producción diaria de barriles de petróleo de cada pozo. Todos estos parámetros son modificables para adaptarse a diferentes situaciones que se puedan presentar a diario especialmente en el sector petrolero. (Aplicativo anexo 1)



En el anexo 6 se explica detalladamente como el usuario ingresa los datos de entrada al aplicativo para así tener un ruteo asignado.

- Interfaz de entrada
- Interfaz de salida

6.1 Declaración de diseño

Para el presente proyecto se diseñó una técnica de solución la cual propone contratar los carrotanques necesarios para la programación del ruteo de vehículos semanal con el fin de cumplir la demanda solicitada en el tiempo más corto, para esto se tuvieron en cuenta diferentes variables como las ventanas de tiempo, capacidad del vehículo, entre otras. Como resultado final se realizó una meta heurística (algoritmo genético), una heurística (vecino más cercano) y un modelo de simulación los cuales buscan minimizar el costo de transporte.

6.2 Proceso de diseño y cumplimiento estándar

Para el desarrollo del proyecto se diseñó un aplicativo en la herramienta VBA (Visual Basic Applications) en excel donde primero se obtuvo la solución dada por la heurística (vecino más cercano), y luego una vez se tenga una solución factible se realiza una meta heurística (algoritmo genético). La solución resultante de la meta heurística se modeló en un software de simulación llamado Flexsim.

6.3 Requerimientos de desempeño

En el siguiente texto se mencionarán los requerimientos de desempeño para el desarrollo de la técnica de solución realizada:

- Tanto la heurística como la meta heurística deben construir soluciones factibles, cumplir con las restricciones y cumplir la demanda.
- La técnica de solución deberá poseer los parámetros de ejecución necesarios para encontrar soluciones cercanas a las óptimas y que adicionalmente el tiempo computacional no debe superar los 60 minutos.
- La capacidad de los camiones es homogénea.
- Siempre se cargan 200 barriles de petróleo.
- El camión siempre debe visitar primero un pozo y después un oleoducto.

6.4 Pruebas de rendimiento

Con el fin de garantizar que el aplicativo diseñado cumpla con los requerimientos de desempeño deseados, se realizaron pruebas de comparación con 5 situaciones diferentes variando la producción de crudo y cantidad de vehículos ejecutando el modelo matemático. Por otro lado, el algoritmo genético se replicó 30 veces utilizando las mismas 5 situaciones que en el modelo matemático, a partir de las soluciones resultantes se realizaron comparaciones para encontrar el rendimiento del código, asegurando que el algoritmo genético registrará soluciones iguales o cercanas a las del modelo matemático.

6.5 Restricciones

Se optó por que todos los pozos y oleoductos estuvieran abiertos, las bahías de cada nodo siempre estuvieran en funcionamiento completo, los tiempos de cargue y descargue son iguales en todos los nodos, se trabajó con los supuestos de que los vehículos no presentaran fallas, la velocidad del vehículo siempre fuera la misma y que

todas las rutas entre nodos estuvieran disponibles. Por último, es importante mencionar que los costos fijos y variables fueron tomados de la página de Ecopetrol.

7. Resultados

7.1 Resultados de pruebas de rendimiento

En cuanto a las pruebas de rendimiento realizadas respecto al modelo matemático, se obtuvieron los siguientes resultados visibles en la tabla 6. Por medio de la comparación de las cinco pruebas se evaluaron diferentes escenarios donde se determinó que en todas las situaciones se logró obtener una mejor solución en el modelo matemático que en la meta heurística. En el modelo matemático no se tuvieron en cuenta las ventanas de tiempo y fue realizado por momentos debido a que la magnitud del problema era muy compleja para la capacidad del gusek.

Tabla 6. Modelo matemático vs Meta heurística

Demanda (Barriles de petróleo)	Camiones	Meta heurística (COP \$)	Tiempo de ejecución Meta heurística(seg)	Modelo Matemático (COP \$)	Tiempo de ejecución Modelo Matemático (seg)	Cota inferior	Diferencia % entre Metaheurística y Modelo
29.000	35	3.328.761.956	320	3.685.974.000	7200	2.791.945.333	-10,73%
24.400	25	2.746.578.889	300	2.955.698.800	7200	2.416.594.667	-7,08%
21.000	20	2.172.701.111	400	2.472.880.000	7200	2.039.766.000	-13,82%
16.200	15	1.981.526.244	280	1.910.868.000	7200	1.508.424.000	3,57%
11.600	10	1.311.010.978	250	1.144.136.000	7200	1.216.497.333	12,73%

Es importante mencionar que al transcurrir 7.200 segundos de ejecución del modelo matemático, ninguno de los escenarios alcanzó la solución óptima, por otra parte para cada solución de la meta heurística se tomó el promedio de 30 réplicas en cada escenario *donde encontraba una solución aproximadamente en 300 segundos*.

Se observa que en el 80% de los escenarios se obtienen soluciones con diferencias menores al 5% con respecto a las soluciones generadas por el modelo matemático, lo que garantiza un buen rendimiento de la meta heurística.

Como resultado del análisis desarrollado anteriormente, es posible evidenciar que el método de solución propuesto logra alcanzar resultados eficientes respecto al modelo matemático y adicionalmente arroja soluciones que garantizan su factibilidad.

7.2 Resultados de la técnica de solución diseñada.

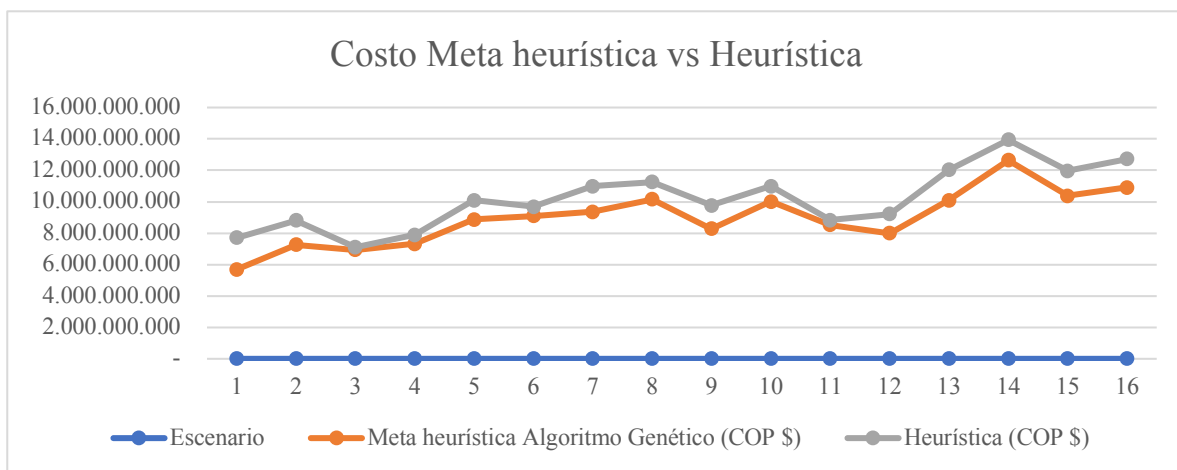
Con el objetivo de medir la calidad de resultados de la técnica de solución se realizaron 8 escenarios diferentes con y sin ventanas de tiempo comparando la función objetivo de la heurística contra la meta heurística.

Tabla 7. Heurística vs Meta heurística

Escenario	Demanda (Barriles de petróleo)	Camiones	Ventanas de tiempo	Meta heurística Algoritmo Genético (COP \$)	Heurística (COP \$)	Tiempo de ejecución en Meta heurística(seg)	Diferencia % entre Meta heurística y Heurística
1	118.600	43	N/A	5.690.143.721	7.711.089.333	540	-26,21%
2	137.200	55	N/A	7.259.753.101	8.818.350.667	600	-17,67%
3	108.800	36	N/A	6.938.090.221	7.102.962.667	480	-2,32%
4	114.200	40	N/A	7.313.740.204	7.886.229.333	530	-7,26%
5	142.200	67	N/A	8.878.542.650	10.101.665.333	620	-12,11%
6	146.400	58	N/A	9.090.832.695	9.694.484.667	600	-6,23%
7	147.200	61	N/A	9.361.040.746	10.993.284.000	580	-14,85%
8	150.400	70	N/A	10.147.787.722	11.249.597.333	640	-9,79%
1	118.600	43	Aplica	8.284.915.232	9.774.183.333	540	-15,24%
2	137.200	55	Aplica	10.013.413.914	10.993.264.667	600	-8,91%
3	108.800	36	Aplica	8.524.346.788	8.823.517.333	480	-3,39%
4	114.200	40	Aplica	8.004.027.140	9.223.176.667	530	-13,22%
5	142.200	67	Aplica	10.099.678.821	12.038.792.000	620	-16,11%
6	146.400	58	Aplica	12.638.359.571	13.936.569.333	600	-9,32%
7	147.200	61	Aplica	10.375.427.798	11.959.336.667	580	-13,24%
8	150.400	70	Aplica	10.899.784.530	12.730.771.333	640	-14,38%

De acuerdo con los resultados presentados en la tabla 7 se evidencia que en todos los escenarios la función objetivo presenta mejoras al utilizar la meta heurística. Adicional el promedio de mejora de las situaciones sin ventanas de tiempo es de 12,06% mientras que cuando se presentan ventanas de tiempo se disminuyen los costos en 11,73%.

Tabla 8. Costos grafica meta heurística vs heurística



La tabla 8 evidencia que la meta heurística es una mejor técnica de solución que la heurística ya que presenta mejoras en cada uno de los escenarios planteados.

Finalmente se elaboró un análisis económico midiendo el impacto que tiene la heurística, meta heurística y modelo de simulación contra la situación actual que está basada en los datos reales publicados por Ecopetrol.

Tabla 9. Comparación contra escenario real.

Resultados	Método Actual	Simulación	Heurística	Meta heurística
Función objetivo	10.050.431.826	7.243.984.144	9.034.286.667	7.177.740.000

En la tabla 9 se observan los costos de la simulación, heurística (Vecino más cercano) y meta heurística (GA) contra la situación actual de la empresa. Por otro lado, la tabla 10 muestra las variaciones porcentuales y las variaciones en cantidad de dinero.

Adicionalmente no es posible desglosar los costos entre contratación y tiempos de viaje, esto se debe a que en la función objetivo del método actual, los costos son directamente extraídos desde la página de Ecopetrol y estos hacen referencia a costos por pago a terceros (3PL) que se encargan de recoger y distribuir el crudo.

Tabla 10. Diferencias porcentuales entre soluciones.

Comparados	Variación %	Variación COP
Método Actual vs Simulación	-27,92%	2.806.447.682
Método Actual vs Heurística	-10,11%	1.016.145.159
Método Actual vs Meta Heurística	-28,58%	2.872.691.826
Simulación vs Heurística	24,71%	1.790.302.523
Simulación vs Meta Heurística	-0,91%	66.244.144
Heurística vs Meta Heurística	-20,55%	1.856.546.667

En esta última tabla se observan las variaciones entre los métodos utilizados y la situación actual. Como resultado se evidencia una disminución del 28,59% de los costos cuando se compara la meta heurística vs situación actual y una disminución del 27,92% cuando se compara la simulación vs la situación actual.

En el modelo estocástico se tuvieron en cuenta las siguientes limitaciones respecto al modelo determinístico: variabilidad de tiempo entre nodos afectados por factores externos, disponibilidad de rutas, disponibilidad de nodos, variabilidad en la producción de crudo por cada pozo y dentro de los alcances se puede utilizar para cualquier tipo de empresas de hidrocarburos o empresa enfocada en la recolección completa y descargue completa de productos teniendo en cuenta un tiempo promedio entre nodos. Para la comparación del determinístico con el estocástico solo se pueden comparar desde el punto de vista económico como se observa en el trabajo, ya que ambos modelos tienen esto como función objetivos los costos.

El impacto no fue solo financiero, la solución también tuvo impacto en otros aspectos como ambiental, social y en la operación. Para dar una explicación de estos beneficios se realizó un cuadro en donde se muestra cada uno de estos aspectos.

Ambiental	Social	Operativo
<p>*La reducción de carrotanques utilizados para suplir la demanda, a causa de un eficiente ruteo de los vehículos disminuye las emisiones de CO2 en el ambiente.</p> <p>*A su vez garantiza que la cantidad de vehículos pesados en carretera sea más baja lo que disminuye la congestión y consigo las contaminación sonora.</p>	<p>*Menor cantidad de vehículos causante de disminución de congestión en las vías lo que produce un bienestar social para los viajeros.</p> <p>*Menor daño en las vías principales y auxiliares del país por la disminución de vehículos de carga pesada.</p>	<p>*Implementación de red logística en el ruteo de carrotanques disminuye la cantidad de crudo que se va acumulando en los pozos.</p> <p>*Los operadores logísticos tienen que lidiar con una menor cantidad de choferes debido a la disminución de carrotanques, lo que les da un mayor control sobre sus vehículos asignados.</p> <p>*Reubicación de personal de las áreas logísticas hacia áreas de mayor impacto.</p>

8. Conclusiones y recomendaciones

El trabajo desarrollado representa un problema de ruteo de vehículos en el cual se tienen en cuenta nodos disponibles, ventanas de tiempo, producción por cada pozo, cantidad de camiones en los oleoductos, cantidad de bahías, rutas disponibles y horizonte de planeación. Como resultado se obtiene una técnica de solución que se puede adaptar a diferentes situaciones, dependiendo de los datos ingresados. Este aplicativo puede ser de utilidad para empresas de hidrocarburos o transportes similares, durante un horizonte de tiempo y que busquen minimizar costos.

Debido a la complejidad del problema se evidencia la necesidad de utilizar una meta heurística (algoritmo genético) para la construcción de la técnica de solución, además se desarrolla un modelo matemático cuya comparación permite evaluar el desempeño de dicha técnica. Para dar una representación más cercana a la realidad se realiza un modelo de simulación que tendrá en cuenta el tiempo entre nodos como estocástico.

En primer lugar, se evaluó el desempeño del modelo matemático contra las soluciones generadas por la técnica de solución en diferentes escenarios y para instancias pequeñas. Estos cinco escenarios se crearon con el objetivo que el modelo matemático fuera comparable con la meta heurística, y de tal forma poder observar el desempeño de la técnica de solución. Como resultado se obtiene que el 80% de los escenarios se obtienen soluciones con diferencias menores al 5% con respecto a las soluciones generadas por el modelo matemático, sin embargo el modelo matemático no encontró la solución durante 7.200 segundos ejecutando el programa no encontró la solución óptima en ninguno de los escenarios trabajados.

De igual manera se comparó la técnica de solución de la meta heurística contra la heurística para medir el impacto que genera el algoritmo genético. Se evaluaron ocho escenarios con ventanas de tiempo y ocho escenarios sin ventanas de tiempo. Para cada una de las soluciones del algoritmo genético se realizaron 30 réplicas que se promediaron y se obtuvo un decrecimiento en los costos promedio de 12,06% con ventanas de tiempo y 11,97% sin ventanas de tiempo.

Por otro lado la simulación del ruteo se observó un crecimiento de los costos en un 1% con respecto a la meta heurística. Esta diferencia porcentual demuestra que la solución de la meta heurística está ajustada a la simulación demostrando el buen desempeño de la técnica de solución.

Finalmente se hace una comparación de los costos, entre la situación actual utilizando como ejemplo a Ecopetrol contra las soluciones obtenidas por la meta heurística, heurística y simulación, donde se obtuvo una variación de los costos del -28,58%, -10,11% y -27,92% respectivamente, gracias a esto es importante resaltar el impacto positivo de la técnica de solución implementada en este trabajo y que esta se puede adaptar a diferentes situaciones tales como daños en vías, cierres de pozos u oleoductos, variación de crudo, horizonte de planeación y cantidad de camiones disponibles.

Por último se recomienda incluir en la metodología diseñada variables estocásticas tales como producción de crudo y rutas disponibles además se recomienda utilizar otro lenguaje de programación para explorar diferentes maneras de codificar.

9. Glosario

VRP: **Vehicle Routing Problem** por sus siglas en inglés, es un problema de optimización combinatoria y de programación de entero que pregunta "¿Cuál es el conjunto óptimo de rutas para una flota de vehículos que debe satisfacer las demandas de un conjunto dado de clientes?". Es una generalización del conocido Problema del Viajante.

MDVRP: **Multi Depot Vehicle Routing Problem**, es un VRP pero con diferentes depósitos a los cuales pueden volver los vehículos.

MDVRPTW: **Multi Depot Vehicle Routing Problem With Time Windows**, es un MDVRP pero incluye una restricción de ventanas de tiempo para poder suplir la demanda en cada nodo.

SDVRPMTW: **Split Delivery Routing Problem With Multiple Time Windows**, es un VRP donde varios camiones pueden suplir la demanda en un diferentes puntos pero respetando la restricción de ventanas de tiempo en cada nodo.

PDP: **Pick Up And Delivery Problem**, es una generalización del VRP a diferencia que este especifica que un camión recoge el producto primero en un nodo para ser entregado en el siguiente satisfaciendo toda la demanda.

PDPTW: **Pick Up And Delivery Problem With Time Window**, es un PDP pero para recoger y suplir demandas tiene que cumplir la restricción de ventanas de tiempo.

MDPDPTW: **Multi Depot Pick Up And Delivery Problem With Time Window**, es un PDPTW pero el camión tiene la posibilidad de salir y llegar desde diferentes depósitos.

M-MDPDPTW: **Multiple Vehicules Multi Depot Pick Up And Delivery Problem With Time Window**, es un MDPDPTW pero con una flota indefinida de camiones.

PSRPTW: **Petrol Station Replenishment Problem With time Windows**, es un problema derivado del VRP pero este es aplicado al sector de hidrocarburos en donde se busca la optimización de rutas de carro tanques de carga y descarga de producto en diferentes estaciones respetando ventanas de tiempos.



RT-VRPTWDP: **Real-time Vehicle Routing Problem With time Windows and Simultaneous Delivery/Pickup Demands**, Parte del problema del VRPTW pero las demandas se originan de forma simultanea asignándole le mejor vehículo.

GA: **Genetic Algorithm**, algoritmo genético.

TS: **Tabu Search**, Búsqueda Tabú.

PSO: Particle Swarm Optimization.

10. Referencias

Avella, P., Boccia, M., Boctor y Sforza, Antonio (2004). Solving a fuel delivery problem by heuristic and exact approaches. *European Journal of operational research*. Vol. 152, 170-171.

Mayorga García, F. (2016). La industria petrolera en colombia. *Credencial*. Retrieved from <http://www.revistacredencial.com/credencial/historia/temas/la-industria-petrolera-en-colombia>.

Celedón, N. (2015). Bajar costos, el ‘caballito de batalla’ de las petroleras. *Portafolio*. Retrieved from <https://www.portafolio.co/negocios/empresas/bajar-costos-caballito-batalla-petroleras-25276>

Banco Mundial. (2016). *Índice de desempeño logístico: Total (De 1= bajo a 5= alto)*.

Ecopetrol. (2018). *Tarifas y programación de Carrotaques*.

Neos Guide. (2018). MTSP. Retrieved from <https://neos-guide.org/content/multiple-traveling-salesman-problem-mtsp>

Ai, T. J., & Kachitvichyanukul, V. (2009). A particle swarm optimization for the vehicle routing problem with simultaneous pickup and delivery. *Computers & Operations Research*, 36(5), 1693-1702.

Berger, J., & Barkaoui, M. (2000). *An improved hybrid genetic algorithm for the vehicle routing problem with time windows*. Paper presented at the International ICSC Symposium on Computational Intelligence, part of the International ICSC Congress on Intelligent Systems and Applications (ISA'2000), University of Wollongong, Wollongong, Australia.

Chang, M.-s., Chen, S.-r., & Hsueh, C.-f. (2003). Real-time vehicle routing problem with time windows and simultaneous delivery/pickup demands. *Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies*, 5, 2273-2286.

Favaretto, D., Moretti, E., & Pellegrini, P. (2007). Ant colony system for a VRP with multiple time windows and multiple visits. *Journal of Interdisciplinary Mathematics*, 10(2), 263-284.

Jose, C., Haider, A., Rui, B., & Alexandre, S. (2011). A multi objective approach to solve capacitated vehicle routing problems with time windows using mixed integer linear programming. *International Journal of Advanced Science and Technology*, 28, 1-8.



Facultad de Ingeniería

INGENIERÍA INDUSTRIAL

Trabajo de Grado – Primer Semestre 2019

Jung, S., & Haghani, A. (2000). Genetic algorithm for a pickup and delivery problem with time windows. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*(1733), 1-7.

Pankratz, G. (2005). A grouping genetic algorithm for the pickup and delivery problem with time windows. *Or Spectrum*, 27(1), 21-41.

Ponraj, R., & Amalanathan, G. (2014). Optimizing multiple travelling salesman problem considering the road capacity. *Journal of computer science*, 10(4), 680.

Surjandari, I., Rachman, A., Dianawati, F., & Wibowo, R. P. (2011). *Oil fuel delivery optimization for multi product and multi depot: the case of petrol station replenishment problem (PSRP)*. Paper presented at the International Conference on Graphic and Image Processing (ICGIP 2011).

Rua.ua.es. (2012). *Simulación de un proceso industrial mediante el software FlexSim*. [online]

Villegas, P. A., & Albornoz, V. M. (2016). *Large Scale Petrol Station Replenishment Problem with Time Windows: A Real Case Study*. Paper presented at the ICORES.