

**ESTRATEGIAS PARA EL DISEÑO E HIBRIDACIÓN DE UNA METAHEURÍSTICA
BASADA EN BÚSQUEDA DISPERSA QUE RESUELVA EL PROBLEMA MDVRP
MULTIOBJETIVO: COSTO Y BALANCEO DE CARGA**

Julian López Franco

Universidad de La Salle
Carrera 2 No. 10 – 70 Bogotá, Colombia
jullopez@unisalle.edu.co

Santiago Nieto Isaza

Universidad de La Costa CUC
Calle 58 No. 55 – 66 Barranquilla, Colombia
Snieto2@cuc.edu.co

Resumen

El presente trabajo tiene como objetivo presentar un modelo matemático y los avances de un método metaheurístico que solucione el problema de ruteo de vehículos con múltiples depósitos en ambientes donde se optimicen múltiples objetivos (MO – MDVRP). Se presentan estrategias de hibridación y la estructura general para una metaheurística basada en búsqueda dispersa (SS – Scatter Search), así como su propuesta multiobjetivo (MOSS), métodos de constructivos, combinatorios y de búsqueda local para soluciones iniciales, optimización y estrategias de decisión multi-criterio que se adaptaron para el desarrollo de las soluciones.

Palabras Claves: MDVRP, Multiobjetivo, metaheurísticas

Área Principal: Ruteo de Vehículos, Metaheurísticas, Optimización multiobjetivo

Abstract

The aim of this paper is to present a mathematical formulation and the design for a metaheuristic approach for a multiobjective vehicle routing problem with multiple depots (MO-MDVRP). We present hybridization strategies and the general structure for the multiobjective Scatter Search metaheuristic (MOSS), constructive and local search methods for initial solutions and optimization and multi-criteria decision strategies that were adapted for the proposed methodology.

Key Words: MDVRP, Multiobjective, Metaheuristics

Main Area: Vehicle routing problem, Metaheuristics, Multiobjective Optimization

1. Introducción

El siguiente trabajo fue inspirado por la revisión literaria y taxonómica que se realizó acerca de los Problemas de Ruteo de Vehículos con Múltiples Depósitos (MDVRP de sus siglas en inglés) y que fue presentado por [Montoya-Torres et al. \(2011\)](#), en la que se demostró una gran necesidad de estudio y desarrollo de investigación aplicada en esta área de logística de distribución y asignación.

El propósito general del presente trabajo, es dar a conocer un par de métodos, los cuales están en fase de implementación, que son aplicados para resolver y optimizar los problemas de ruteo de vehículos con múltiples depósitos (MDVRP), en ambientes donde se cuentan con más de un objetivo a optimizar. Para este caso particular, se analizará un método matemático y uno metaheurístico híbrido, enfocado desde una perspectiva multiobjetivo, para la minimización del costo total de un plan de ruteo, y el balanceo de carga medido como la minimización de la diferencia entre las cargas máxima y mínima de cada vehículo por depósito.

Como primera medida, se presenta un modelo matemático multiobjetivo con sus restricciones, variables y la explicación específica de este, el cual resuelve una red que busca minimizar el costo del plan y balancear la carga de la flota de vehículos. Este modelo es una adaptación del presentado en [Nieto et al. \(2012\)](#), el cual se basa en el planteamiento hecho en [Dondo & Cerdá \(2007\)](#). En la segunda parte, el artículo se enfoca en explicar y analizar las estrategias para la hibridación de un procedimiento metaheurístico denominado Scatter Search (SS) o Búsqueda Dispersa. Se plantean modificaciones sobre diferentes operadores y estrategias del SS para hacerlo multiobjetivo (MOSS de sus siglas en inglés). Se presenta la aplicación de la heurística propuesta en [López & Nieto \(2012\)](#), para generar las semillas de entrada de la metaheurística, las cuales son filtradas posteriormente por una metodología propia del SS, llamado conjunto de referencia (RefSet). Se plantea un método para seleccionar un RefSet que cuente con dos cualidades importantes: Diversidad y Calidad de las soluciones. Por último, la fase final presenta un operador híbrido de cruce el cual permite a nivel de rutas y depósitos crear nuevos trayectos y planes.

Al final, el trabajo presenta un escenario de evaluación y prueba, además de las conclusiones generales del Paper y los trabajos futuros que se están considerando para la mejora del método planteado.

2. Formulación Del Problema MO-MDVRP

El problema MO-MDVRP que se pretende resolver consiste en encontrar un conjunto de rutas factibles, para cada vehículo que inicia su recorrido en alguno de los depósitos y termina en el mismo, con el objetivo de minimizar simultáneamente el costo total de operación y el rango de la carga asignada a todos los vehículos, esto es: la diferencia entre la carga máxima y la carga mínima asignada a los vehículos disponibles; matemáticamente, puede definirse el problema como sigue: Sea un grafo $G(N,E)$, donde N representa el conjunto de nodos que a su vez se divide en 2 subconjuntos: I siendo el conjunto de clientes a ser atendidos y P el conjunto de depósitos desde los cuales se atiende la demanda; y E representa el conjunto de arcos que conectan los nodos. Cada cliente perteneciente al subconjunto I tiene una demanda w_i y cada arco perteneciente al conjunto E tiene un costo c_{ij} asociado. Se cuenta con una flota de vehículos definida por un conjunto de vehículos V donde cada vehículo tiene una capacidad de carga q y un costo fijo de operación cf y un costo variable por tiempo utilizado c_t . La formulación matemática del problema, basada en la formulación propuesta por [Dondo & Cerdá \(2007\)](#) y la adaptación hecha en [Nieto et al. \(2012\)](#), puede plantearse como se muestra a continuación.

Conjuntos

- I Conjunto de nodos
 V Conjuntos de vehículos
 P Conjunto de depósitos

Parámetros

- q Capacidad del vehículo
 cf Costo fijo por uso del vehículo
 d_{ij} Distancia del arco de mínimo costo entre los nodos i y j
 d_{ip} Distancia del arco de mínimo costo entre el nodo i y el depósito p
 c_t Costo de hora de trabajo por vehículo
 c_{ij} Costo unitario de ruta para el arco $i - j$
 c_{ip} Costo unitario de ruta para el arco $i - p$
 t_{ij} Tiempo de viaje de mínimo costo del nodo i al nodo j
 t_{pi} Tiempo de viaje de mínimo costo del nodo i a p
 st_i Tiempo de servicio en el nodo i el vehículo v
 w_i Demanda en el nodo i

Variables

- Y_{iv} Variable binaria que denota que el nodo i es visitado por el vehículo v
 S_{ij} Variable binaria que denota que el nodo i es visitado antes del nodo j ($S_{ij} = 1$) o después del nodo j ($S_{ij} = 0$) cuando ambos están en el mismo tour
 C_i Costo de visita al nodo i
 CV_v Costo de viaje asociado al vehículo v
 T_i Tiempo de visita al nodo i
 TV_v Tiempo de ruta para el vehículo v

(1) Funciones objetivo

$$\text{Min F1: } \sum_{v \in V} \left(cf \sum_{p \in P} X_{pv} + c_t TV_v + CV_v \right)$$

$$\text{Min F2: } \text{Max} \left(\sum_{i \in I} w_i Y_{iv} \right) - \text{Min} \left(\sum_{i \in I} w_i Y_{iv} \right) \quad \forall v \in V$$

(2) *Asignación de los nodos a los vehículos*

$$\sum_{v \in V} Y_{iv} = 1 \quad \forall i \in I$$

(3) *Asignación de vehículos a los depósitos*

$$\sum_{p \in P} X_{pv} \leq 1 \quad \forall v \in V$$

(4) *Costo de ruta mínimo para visitar el nodo i*

$$C_i \geq c_{pi} (X_{pv} + Y_{iv} - 1) \quad \forall i \in I, p \in P, v \in V$$

(5) *Relación entre los costos de visita para los nodos (i, j)*

$$C_j \geq C_i + c_{ij} - M_c(1 - S_{ij}) - M_c(2 - Y_{iv} - Y_{jv})$$

$$C_i \geq C_j + c_{ji} - M_c(S_{ij}) - M_c(2 - Y_{iv} - Y_{jv}) \quad \forall i, j \in I, v \in V: i < j$$

(6) *Costo total de ruta debido al uso del vehículo v*

$$CV_v \geq C_i + c_{ip} - M_c(2 - X_{pv} - Y_{iv}) \quad \forall i \in I, p \in P, v \in V$$

(7) *Tiempo mínimo de visita para el nodo i*

$$T_i \geq t_{pi} (X_{pv} + Y_{iv} - 1) \quad \forall i \in I, p \in P, v \in V$$

(8) *Relación entre los tiempos de visita para los nodos (i, j)*

$$T_j \geq T_i + st_i + t_{ij} - M_T(1 - S_{ij}) - M_T(2 - Y_{iv} - Y_{jv})$$

$$T_i \geq T_j + st_j + t_{ji} - M_T(S_{ij}) - M_T(2 - Y_{iv} - Y_{jv}) \quad \forall i, j \in I, v \in V: i < j$$

(9) *Tiempo total de ruta debido al uso del vehículo v*

$$TV_v \geq T_i + st_i + t_{ip} - M_T(2 - X_{pv} - Y_{iv}) \quad \forall i \in I, p \in P, v \in V$$

(10) *Restricciones de capacidad*

$$\sum_{i \in I} w_i Y_{iv} \leq q \sum_{p \in P} X_{pv} \quad \forall v \in V$$

Las funciones objetivo son planteadas en (1) donde se busca minimizar F1, Costo Total de Operación, que está definido como el costo fijo de operación de los vehículos más el costo variable de utilización; y F2, que es la función que representa el balanceo de carga, donde se busca minimizar la diferencia entre la carga máxima y la carga mínima asignada a los vehículos. Las restricciones planteadas en (2) indican que cada cliente debe ser asignado a un vehículo exactamente. En (3), se definen las restricciones que garantizan que cada vehículo sea asignado a máximo 1 depósito. Las restricciones planteadas en (4), garantizan que el costo acumulado de la ruta hasta cualquier nodo asignado a un vehículo sea mayor o igual al costo de la ruta del arco que conecta el depósito con el

nodo respectivo. Las restricciones planteadas en (5) garantizan que el costo de ruta acumulado hasta un nodo i no exceda el costo de ruta acumulado hasta otro nodo j , si ambos nodos son asignados al mismo vehículo y si el nodo i precede al nodo j . En (6) se plantean las restricciones que garantizan que el costo total de viaje de cada vehículo sea mayor o igual que el costo de ruta acumulado para cada cliente asignado a la ruta. Las restricciones planteadas en (7), (8) y (9), se plantean de manera análoga a las restricciones planteadas en (4), (5) y (6), para los tiempos de ruta acumulados hasta cada nodo y los tiempos totales de viaje para cada ruta. Las restricciones planteadas en (10) garantizan que la carga asignada a cada vehículo no exceda su capacidad.

3. Estrategias Para El Diseño De Una Metaheurística Híbrida Basada en MOSS

En el mundo real existen gran cantidad de problemas de optimización, para los cuales, los métodos de programación matemática pueden ser muy complejos en su planteamiento y aún más complejos en su solución, impidiendo en muchos casos la escalabilidad del problema a instancias de gran tamaño. En estos problemas como ya es conocido, las metaheurísticas se vuelven una alternativa viable. Ahora, de entre las diversas metaheurísticas disponibles en la actualidad, los algoritmos de corte evolutivo se cuentan entre los más populares debido a su simplicidad conceptual, su eficacia y la facilidad de adaptación a cualquier problema. En este trabajo, se emplea un algoritmo de corte evolutivo, como lo es Búsqueda Dispersa (SS por sus siglas en inglés). La elección de esta metaheurística se hizo basado en tres conceptos claves: El primero, es que de acuerdo a lo expuesto en [Montoya-Torres et al. \(2011\)](#), los trabajos específicos sobre problemas de ruteo de vehículos con múltiples depósitos en ambientes multiobjetivo era muy poco utilizado este método; segundo, se quería eliminar la aleatoriedad en la elección de un conjunto soluciones relativamente grande, en la aplicación de operadores evolutivos entre otros, y por el contrario, se quería aplicar elecciones sistemáticas y estratégicas sobre un conjunto relativamente pequeño; y por último, no solo se quería aplicar la teoría multiobjetivo sobre un conjunto de soluciones en cuanto a "Calidad", sino que también queríamos obtener soluciones diversas en un espacio de solución y poder evaluarlas y cruzarlas con dichas soluciones de calidad de igual forma que se aplicó en [Ramírez \(2007\)](#). En esencia, la Figura 1 presenta el método de trabajo de la metaheurística multiobjetivo híbrida planteada para dar solución a un MDVRP, la cual consiste en las Fases y elementos que se explican a continuación:

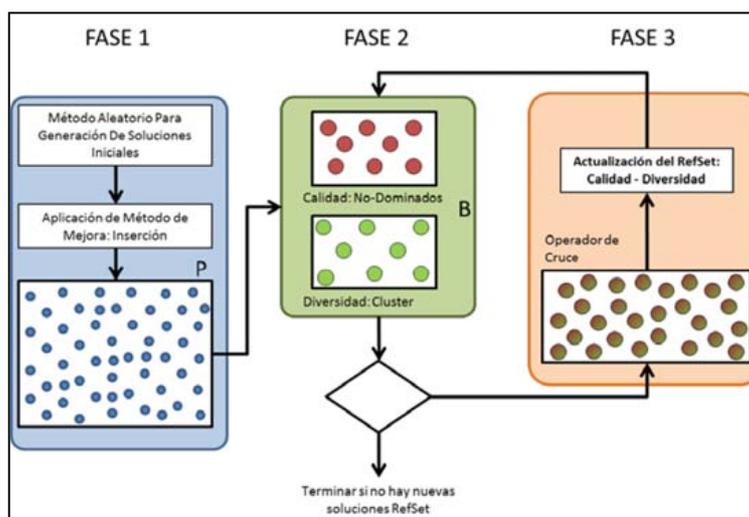


Figura 1. Esquema de operación del MOSS propuesto

FASE 1: Generación y Mejora de Soluciones Semillas

- a. *Método Aleatorio para Generación Soluciones Iniciales Diversas.* El método se basa en generar un conjunto, denominado P, de soluciones diversas (100 soluciones), del cual obtenemos alrededor de 20 soluciones para conformar el conjunto de referencia (RefSet).
- b. *Aplicación de Método de Mejora.* Básicamente es un método de optimización y búsqueda local para mejorar las soluciones P, tanto del conjunto de referencia como de las combinadas.

FASE 2: Creación del RefSet

- a. *Obtener soluciones (Calidad).* Se escogen utilizando la filosofía de No-Dominancia de los algoritmos evolutivos en las soluciones de P.
- b. *Obtener soluciones (Diversidad).* Se escogen empleando clustering sobre el conjunto de soluciones P, y se seleccionan las mas representativas por el método de centroide.

FASE 3: Aplicación de Operadores de Cruce y Combinación, y actualización del RefSet

- a. *Operador de cruce y combinación.* Este método se basa en combinar y cruzar todas las soluciones del conjunto de referencia (RefSet), para la creación de nuevas soluciones para ser evaluadas.
- b. *Actualización del RefSet.* Las soluciones que se obtienen en esta combinación pueden ser introducidas inmediatamente al conjunto de referencia, lo cual se denomina actualización dinámica, o almacenarlas y esperar a combinar todas las soluciones, esto se conoce como actualización estática.

La figura 2 muestra la estructura algorítmica básica del MOSS (MultiObjective Scatter Search) propuesto, y las diferentes fases y elementos implementados.

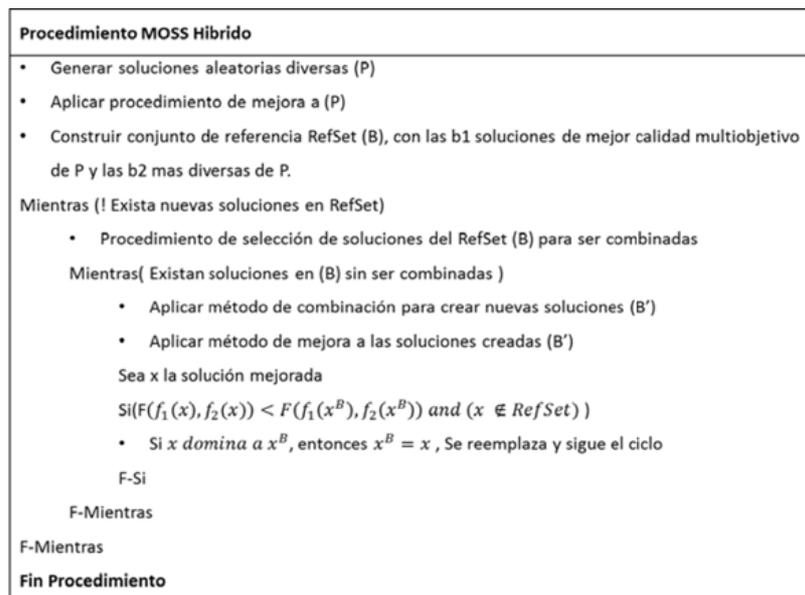


Figura 2. Estructura del método MOSS propuesto

A continuación se presenta paso a paso cada fase en el diseño de la metaheurística y las decisiones que apoyaron su aplicación.

Primera Fase: Soluciones semillas Como se presenta en el trabajo de **López & Nieto (2012)**, una de las estrategias básicas para el trabajo en la generación de soluciones iniciales, son los procedimientos de clusterizar primero y enrutar después, los cuales, como se aclara en dicho trabajo, no deben ser independientes. En ese trabajo, se presentan diferentes escenarios y configuraciones de depósitos y clientes. Se analizaron diferentes corridas del algoritmo tomando tiempos

computacionales para la generación de 100 soluciones, y se concluyó que dicha heurística mejoraba las planteadas en [Tansini et al. \(1999\)](#), donde se tomaron dos métodos (Asignación Simplificada y Tree Criteria Clusterization), los cuales fueron la base de la heurística diseñada en [López & Nieto \(2012\)](#), planteando una hibridación y mejora de las originales. La hibridación se utilizó al implementar un método de mejora para estas soluciones muy conocido como inserción.

En el trabajo de [López & Nieto \(2012\)](#), se propone un método de mejora en rutas locales, con el fin de mejorar localmente las soluciones creadas aleatoriamente, el método de mejora local propuesto se basa en el método de inserción de [Mole & Jameson \(1976\)](#). Se eligió el método de inserción secuencial, ya que es muy adecuado para mejorar rutas locales debido a que tiene en cuenta 2 medidas: la urgencia de inserción del cliente (siguiente cliente a insertar), la cual incentiva la inserción de clientes lejanos al depósito y de bajo costo de inserción; y la posición de mínimo costo de inserción (en qué posición de la ruta actual insertar el nuevo cliente); estas 2 medidas evitan que los últimos clientes de una ruta sean los más lejanos; por otra parte, es una heurística de poca complejidad computacional y mejora considerablemente cada ruta creada. Este método de mejora es utilizado posteriormente en la fase de cruzamiento, para mejora local antes de evaluar la inclusión en el conjunto de referencia.

Segunda Fase: Creación de Ref-Set. La creación de un conjunto de referencia es una de las claves para la pérdida de aleatorización en el Scatter Search. Básicamente se selecciona del conjunto P de soluciones iniciales (100), B soluciones (20) que cumplan con cualquiera de las siguientes características: Calidad y Diversidad. Dicho conjunto B de soluciones es obtenido de la siguiente manera:

- Iniciamos el conjunto de referencia con las B/2 mejores soluciones de P. Estas soluciones son llamadas de Calidad. Dichas soluciones de Calidad, son escogidas por medio del método de No-Dominancia muy utilizado en algoritmos evolutivos. La idea es obtener aquellas del conjunto Pareto de soluciones, dado que no se desea tomar soluciones representativas para cada objetivo, sino las B/2 No-Dominadas del conjunto P.
- Las B/2 soluciones restantes se extraen de P, empleando un criterio de clusterización multiobjetivo. La idea es crear B/2 clúster del conjunto P de soluciones sin incluir a las B/2 obtenidas por Calidad. Luego de cada clúster, se obtiene una solución representativa de cada uno empleando el método de centroide. Aquellas soluciones más cercanas a los centroides, hacen parte de las B/2 soluciones de P, que llamaremos soluciones por Diversidad.

Tercera Fase: Diseño de operadores de cruce y Actualización del RefSet. La tercera y última fase del MOSS diseñado, toma las B soluciones del conjunto de referencia y la combina empleando un operador de Cruce. Este operador fue diseñado para tomar, las B soluciones que hacen parte del RefSet y se cruzan a nivel de cada depósito como primera medida. Cada depósito tiene un número fijo de clientes, los cuales fueron inicialmente asignados por la heurística aplicada en las soluciones iniciales. Aleatoriamente, el operador toma un punto de corte, entre el plan de ruteo para un depósito entre un par de soluciones del RefSet (B) como lo muestra la Figura 3.

Este punto aleatorio se toma con referencia al plan que tenga menos rutas por ese depósito que se está evaluando. A partir de allí, se toma otro punto aleatorio, diferente al primero, pero a nivel de las rutas de cada depósito, así como lo muestra la Figura 4.

Este nuevo punto aleatorio se escoge, teniendo en cuenta la ruta que mayor número de clientes que tenga el depósito evaluado en cada plan. Una vez se tengan estos puntos aleatorios, cada plan se divide en 4 cuadrantes, y después los cruces se realizan como se presentan a continuación en la Figura 5.

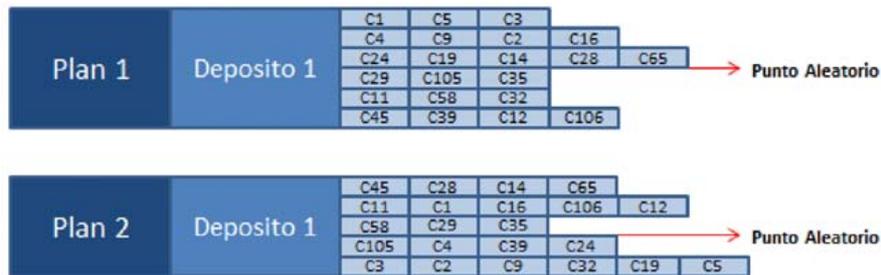


Figura 3. Punto aleatorio entre planes por depósito.



Figura 4. Segundo punto aleatorio a nivel de Rutas por depósito

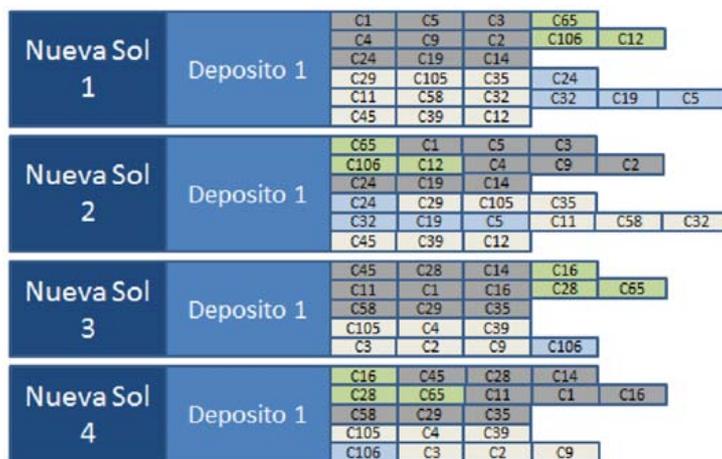


Figura 5. Soluciones resultado de las combinaciones de dos planes

Una vez combinados los planes, se crean 4 planes nuevos, los cuales se les aplica un procedimiento para que sean factibles antes de ser mejorados por el procedimiento de inserción.

Por ultimo, el procedimiento debe actualizar el RefSet con las soluciones nuevas. Las soluciones fruto de las combinaciones pueden entrar en el conjunto de referencia y reemplazar a algunas de las ya incluidas si y solo si las mejoran. Así pues, el conjunto de referencia mantiene un tamaño B constante, pero va mejorando a lo largo de la búsqueda. En implementaciones sencillas, la actualización de este conjunto se realiza únicamente por Calidad, sin embargo el método planteado en el presente trabajo, lo hace también por Diversidad.

4. Pruebas de los avances del MOSS diseñado

Como fue comentado al inicio de este trabajo, el objetivo principal era presentar el planteamiento de un modelo matemático que resolviera un problema de ruteo de vehículos con múltiples depósitos en ambientes multiobjetivos, y los avances del diseño de una metaheurística multiobjetivo basada en búsqueda dispersa (MOSS) que resuelva el problema. En adelante se presentara y comentara la corrida de este algoritmo hasta la fase de selección del RefSet. Se corrió un escenario para 3 depósitos y 300 clientes. La Tabla 1, presenta los datos de esta corrida.

Tabla 1. Datos básicos del algoritmo en una corrida

Depósitos	3
Clientes	300
Soluciones (P)	100
Tiempo Ejecucion	0,952 Seg
RefSet (B)	20
- Calidad	10
- Diversidad	10

Como es presentado en López & Nieto (2012), la heurística para generar soluciones aleatorias diversas es una excelente alternativa para crear en tiempos computacionales pequeños mas de 100 soluciones diferentes. Esto ayudó a analizar un espacio de soluciones bastante extenso, las cuales posteriormente, se mejoraron con el método de inserción secuencial. A continuación, como lo muestra la figura 6, se presenta la clusterización de los 300 clientes en 3 depósitos aplicando la heurística de generación inicial de López & Nieto (2012).

La Figura 6, es resultado de la operación de la primera FASE del algoritmo. La segunda FASE, en la que se construye el RefSet, se presenta a continuación. Para este escenario en particular, se configuro un RefSet para 20 soluciones (10 de Calidad, 10 de Diversidad), las cuales fueron seleccionadas de acuerdo a los criterios multiobjetivo de No-Dominancia y de clustering de soluciones, respectivamente. La figura 7, presenta las tablas del prototipo computacional, el cual enseña las soluciones en el RefSet con sus objetivos correspondientes.

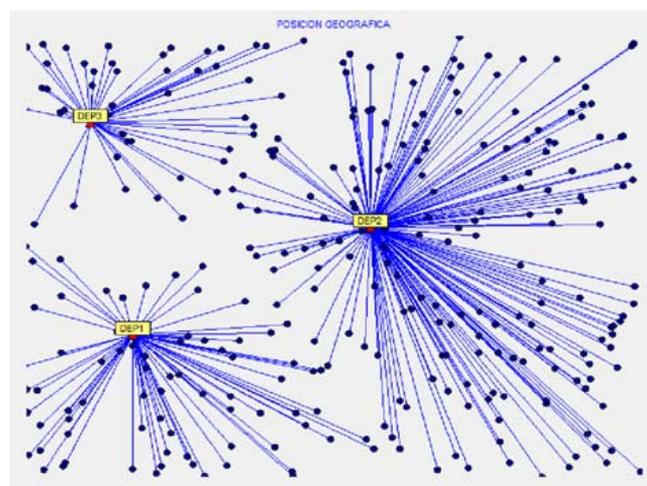


Figura 6. Clusterización aplicando la heurística de generación de López & Nieto (2012).

DISTANCIAS D-C		DISTANCIAS C-C		CLUSTERS	ESCENARIOS	SOLUCIONES INICIALES			SOLUCIONES MOSS			
Sol.	Costo	B. Carga		Dep 1	Dep 2	Dep 3						
1	6501241	30.2885851860046		19.98799133	19.98493957	19.34870529						
2	6627903	36.8334913253784		19.98442077	19.91407585	19.94264030						
3	6545587	31.3500475883484		19.83590126	19.99644470	19.72949981						
4	6868168	29.5221238136292		19.95886039	19.96235466	19.01849365						
5	6529541	38.9053010940552		19.83408546	19.98219299	19.95025444						
6	6442026	37.3734102249146		19.93388175	19.92272758	19.91915702						
7	6800541	34.263391494751		19.97601318	19.91111564	19.92756462						
8	6473467	30.6857047080994		19.96801567	19.99740600	19.37542343						
9	6795129	33.9389805793762		19.97573852	19.99043273	19.66209983						

RefSet : Diversidad				RefSet : Calidad			
Sol.	Costo	B. Carga		Sol.	Costo	B. Carga	
81	6532003	40.3447074890137		19	6422791	20.3209614753723	
47	6672989	37.706151008606		27	6418778	20.0081472396851	
19	6890135	39.6131029129028		86	6359825	23.1567873954773	
6	6442026	37.3734102249146		91	6309116	13.6412715911865	
86	6796730	33.1462907791138		49	6431992	26.0300140380859	
18	6346909	33.3182482719421		78	6415969	26.6089806556702	
17	6999013	31.1865134239197		83	6365415	28.3894476890564	

Figura 7. RefSet tabulado en prototipo

Como se puede observar, desde las primeras soluciones de cada subconjunto de RefSet, se diferencian en los valores de sus objetivos. La figura 8, presenta de forma gráfica las 100 soluciones en el espacio muestral, graficando el Costo del plan versus el balanceo de carga de los vehículos en general.

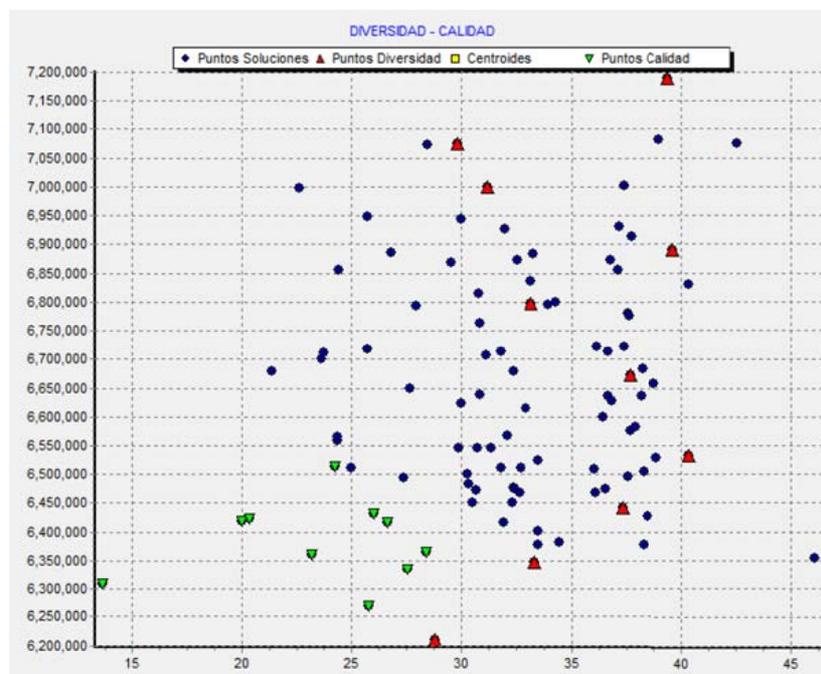


Figura 8. Espacio Muestral de Soluciones

La figura anterior presenta las soluciones que hacen parte del conjunto P. El RefSet, se muestra partido en dos conjuntos de soluciones: las de Calidad (Puntos Verdes), las cuales son las 10 soluciones con mejor fitness (criterio de No-Dominancia empleado por los métodos evolutivos) que las otras en P, y las de Diversidad (Puntos Rojos), las cuales son las 10 soluciones más representativas del resto de P.

El procedimiento inicial de cruce, que hace parte de la tercera FASE del algoritmo, se encuentra diseñado y en proceso de prueba y ajuste. Para este punto del presente trabajo, aún no se puede mostrar resultados iterativos del MOSS y soluciones Pareto óptimas, dado que no se ha corrido el método de combinación a todo el RefSet.

5. Conclusiones y Trabajos futuros

El presente trabajo tiene como objetivo presentar un modelo, tanto matemático como metaheurístico basado en Búsqueda Dispersa, que resuelva el problema de ruteo de vehículos con múltiples depósitos en escenarios donde se cuentan con la optimización dos objetivos específicos: la minimización del Costo del plan, y el balanceo de carga medido como la minimización de la diferencia entre carga máxima y la carga mínima asignada entre los vehículos de cada depósito.

Se explican las tres Fases de la metaheurística, su proceso de diseño y operación de cada una, junto con sus elementos. Se plantea una metodología para la creación de un conjunto de referencia en ambientes multiobjetivo, a través de dos conjuntos de soluciones sistemáticos propios de los MOSS: Calidad y Diversidad. Para obtener las soluciones de Calidad, se hecho mano del criterio de No-Dominancia implementando una función de Fitness, propias de los métodos evolutivos; las soluciones de Diversidad, se creó una función de distancias basadas en la construcción de clúster y la elección de las soluciones más representativas de los mismos. También se presenta la forma de operación del operador de cruce, creado específicamente para este método planteado.

Por último, se presentó un escenario de prueba, resultado del prototipo computacional diseñado para este método, en el cual se exhiben varios resultados específicos como el gráfico del espacio de soluciones P, y el conjunto de referencia dividido en Calidad y Diversidad.

Para finalizar, es importante referir el desarrollo de otro operador evolutivo que permite hibridar aún más el método propuesto actualmente. El procedimiento que se plantea en este trabajo, es un método de combinación y cruce, el cual nos permite explorar de forma amplia todo el espacio de soluciones. Por otro lado, se plantea la opción de modificar planes existentes en el RefSet, sin la necesidad de cruzar para obtener nuevos resultados. La idea, en esencia, es tomar una solución de B y hacer intercambios de clientes entre los diferentes depósitos, con el fin de explorar soluciones por fuera de la clusterización inicial propuesta por la heurística de soluciones iniciales diversas, para esto se propone un método de exploración local basado en movimientos or-opt inter-depósitos e intra-depósitos. Esta modificación, junto con todo el resultado de la implementación metaheurística, será divulgado el presente año.

Referencias

- Dondo R., Cerdá J.** (2007), A Cluster-based Optimization approach for the multi-depot heterogenous fleet vehicle routing problem with time windows, *European Journal of Operational Research*, 176, 3, 1478-1507
- López Franco J., Nieto Isaza S.** (2012), Heurística para la generación de un conjunto de referencia de soluciones que resuelvan el problema de ruteo de vehículos con múltiples depósitos MDVRP.

Tenth LACCEI Latin American and Caribbean Conference (LACCEI'2012), Megaprojects: Building Infrastructure by fostering engineering collaboration, efficient and effective integration and innovative planning, July 23-27, 2012, Panama City, Panama. Accepted.

Mole, R.H., Jameson, S.R. (1976), A sequential route-building algorithm employing a generalised savings criterion. *Operational Research Quarterly*, 27, 503–511

Montoya-Torres J.R., López Franco J., Nieto Isaza S., Felizzola Jiménez H., Herazo Padilla N. (2011). The vehicle routing problem with multiple depots. Working paper, submitted. *European Journal of Operational Research*. En Correcciones.

Nieto Isaza, S., López Franco, J., Herazo Padilla, N. (2012), Desarrollo y Codificación de un Modelo Matemático para la Optimización de un Problema de Ruteo de Vehículos con Múltiples Depósitos. *Tenth LACCEI Latin American and Caribbean Conference (LACCEI'2012), Megaprojects: Building Infrastructure by fostering engineering collaboration, efficient and effective integration and innovative planning*, July 23-27, 2012, Panama City, Panama. Accepted.

Ramirez S, N., (2007). Una nueva propuesta para la optimización multiobjetivo basada en búsqueda dispersa (Scatter Search). *Centro de investigación y de estudios avanzados del instituto politécnico nacional*. Departamento Computación. Tesis de grado. México D.F.

Tansini L., Urquhart M., Viera O. (1999). Comparing assignment algorithms for the Multi-Depot VRP. *Jornadas de informática e investigación operativa*. Technical Report. Universidad de Montevideo, Uruguay.