

Heurística para la Generación de un Conjunto de Referencia de Soluciones que Resuelvan el Problema de Ruteo de Vehículos con Múltiples Depósitos MDVRP

Julian López Franco

Universidad de La Salle, Bogotá, Colombia, jullopez@unisalle.edu.co

Santiago Nieto Isaza

Corporación Universitaria de la Costa, Barranquilla, Colombia, snieto2@cuc.edu.co

RESUMEN

En este artículo, se presenta una heurística ávida híbrida que genera un conjunto de soluciones iniciales, las cuales son parámetros de entrada de una metaheurística multiobjetivo que resuelve el problema de MDVRP (Multi-Depot Vehicle Routing Problem) teniendo como objetivo costos y balanceo de carga. En la actualidad, la metaheurística se encuentra en la fase de diseño, por lo cual el objeto de este trabajo es mostrar las estrategias que se utilizaron para generación de soluciones iniciales y su posterior mejoramiento con heurísticas ávidas, las cuales conformaran un conjunto de referencia basado en la calidad y diversidad de estas soluciones. Como parte del trabajo, se ilustran las diferencias y relaciones entre los VRP y MDVRP, y los métodos y estrategias que utilizan para su solución. Por último se presentan líneas futuras de trabajo y los próximos pasos de la presente investigación.

Palabras claves: MDVRP (Multi-Depot Vehicle Routing Problem), VRP, Heurística, Conjunto de referencia

ABSTRACT

This paper shows an hybrid greedy heuristic that generates a set of seed solution for a multi objective metaheuristic to resolve MDVRP (Multi-Depot Vehicle Routing Problem) bearing in mind costs and load balance. Actually, this metaheuristic isn't has been designed whereby the objective of the paper, is shows strategies, which were used to generate seed solutions that will be optimized with greedy heuristics for create a reference set, based in quality and diversity of solutions. This paper presents differences and relations between VRP's and MDVRP's, methods and strategies that are used for its solutions. At last, the work shows future work lines and the next steps in the present research.

Keywords: MDVRP (Multi-Depot Vehicle Routing Problem), VRP, Heuristic, Reference Set.

1. INTRODUCCIÓN

El propósito general de este artículo, es presentar uno de los productos que se dio como resultado de una investigación que llevó por nombre “Desarrollo De Un Prototipo De TMS (Transportation Management System) Para Empresas Del Sector Maderas” y que al final permitió la construcción de un prototipo computacional que resuelve el problema de ruteo y asignación de flota para múltiples depósitos, permitiendo parametrizar ciertas variables y adaptarlo para resolver un VRP convencional. El artículo, inicia con la importancia del problema que se quiere solucionar, haciendo alusión a un conjunto de trabajos que presentan la revisión literaria y taxonómica de los MDVRP, y mostrando por qué es necesario el trabajo e investigación acerca de los MDVRP. Luego se reseñan las principales diferencias y similitudes entre los VRP convencionales y los MDVRP, mostrando las heurísticas mas conocidas y los enfoques que se les da de acuerdo al problema que quieren resolver.

Después de esta breve reseña bibliográfica, el artículo se centra en la construcción de un prototipo, haciendo mucho énfasis en las heurísticas y estrategias que se tomaron para la generación de soluciones iniciales, que posteriormente formarían un conjunto de referencia, del cual, solo hagan parte aquellas soluciones de mayor calidad y diversidad, y que obviamente, den solución a un MDVRP. El propósito de este conjunto de referencia, es alimentar una metaheurística multiobjetivo para la optimización y creación soluciones Pareto óptimas no dominadas. El artículo, ilustra la base de la metaheurística utilizada (MOSS-Multi Objective Scatter Search) y por qué se tomó la decisión de trabajar con esta. Al final, se presentan varios escenarios y soluciones, variando el número de clientes y depósitos como parámetros iniciales del problema. Luego se referencian las conclusiones y, tanto los trabajos paralelos como futuros que se están desarrollando en el momento y que darán soporte a nuevos desarrollos o investigaciones.

2. IMPORTANCIA DE TRABAJOS SOBRE MDVRP

El problema de ruteo de vehículos (VRP por sus siglas en inglés) es el nombre genérico dado a la clase de problemas en los que se debe determinar una serie de rutas para una flota de vehículos asignados a uno o más depósitos, para un cierto número de ciudades o clientes geográficamente dispersos. Es uno de los problemas de optimización combinatoria y programación no lineal más desafiante que existe por su complejidad computacional. Fue demostrado por (Lenstra and Rinnooy, 1981), que los VRP y sus variantes, pertenecen al tipo NP-Hard, al igual que los problemas de programación de operaciones o scheduling.

Han pasado más de 50 años desde el primer trabajo acerca de VRP clásico presentado por (Dantzig et al., 1954) quienes fueron los primeros que trabajaron el problema de TSP a gran escala. El primer trabajo que involucró problemas con mas de un vehículo y un depósito fue el presentado por (Clarke and Wright, 1964), lo que dio como origen la heurística clásica o Algoritmo Voraz (Greedy Algorithm) utilizada para formación de tours que minimicen costo, mejorando la aproximación hecha por (Dantzig and Ramser, 1959). Tomando como referencia estos trabajos desarrollados y expuestos en los años 60's, se puede ver como se han trabajado y surgido diferentes variantes del problema VRP clásico y combinaciones de ellos. Algunos de los más conocidos son los CVRP (VRP capacitado), VRPTW (VRP con ventanas de tiempo), VRPH (VRP con Flota Heterogénea), PDVRP (VRP con recogidas y entregas), SDVRP (VRP con demandas fraccionadas), PVRP (VRP periódicos) y los MDVRP (VRP con Múltiples Depósitos) entre otros.

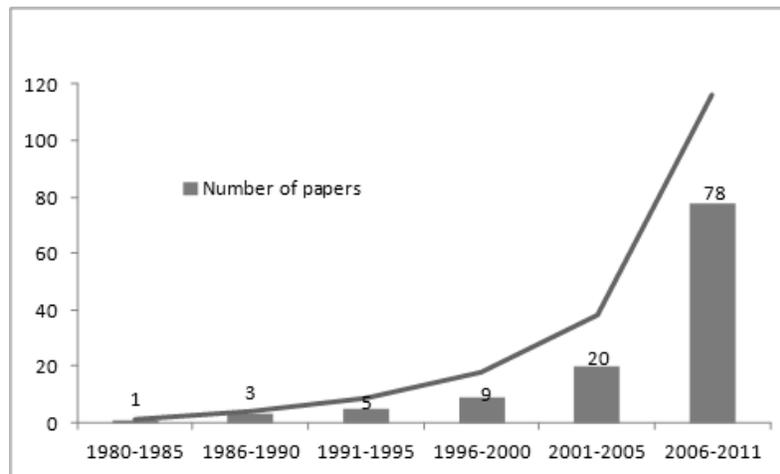
Enfocándonos en los problemas MDVRP, los cuales son el fin de estudio de este trabajo, son una variante que fue propuesta por primera vez por (Laporte and Nobert, 1983), y más tarde formalizado por (Laporte et al., 1988). Luego (Carpaneto et al., 1989) propusieron un algoritmo basado en ramificación y acotamiento para dar solución al problema. Desde entonces hasta el día de hoy, se han registrado mas de 116 trabajos sobre esta variante del problema y combinaciones de otras, como es descrito por (Montoya-Torres et al., 2011) en su trabajo de revisión literaria sobre los MDVRP y métodos de solución. En la Tabla 1, la cual fue extraída y referenciada de este trabajo, se presenta el número de publicaciones a la fecha (Noviembre 2011).

**Tabla 1. Número y Tipos de Publicación en MDVRP.
Tomada de (Montoya-Torres et al., 2011)**

Type of Publication	Total
Journal	81
Conference	23
Thesis	7
Technical Report	4
Book	1
Total	116

En el trabajo presentado por (Montoya-Torres et al., 2011) se referencian todos los manuscritos los cuales son clasificados por los tipos de objetivos que se solucionaron, Mono objetivos y Multiobjetivos, y las estrategias que

se utilizaron para este fin. En este mismo trabajo, se hace un análisis del número de trabajos publicados por rangos de años en MDVRP como es presentado en la Figura 1.



**Figura 1. Distribución de publicación de trabajos en MDVRP por año.
Tomada de (Montoya-Torres et al., 2011)**

En la literatura científica, el trabajo preparado por (Montoya-Torres et al., 2011) es el único que aborda una revisión estadística de los artículos referentes al MDVRP. Este artículo hace un análisis que compara estadísticas sobre el número de publicaciones que emplean determinados métodos de solución (ejemplo, exactos, heurísticos, meta-heurísticos) para el MDVRP y las diferentes variantes producto de la combinación de otras alternativas de solución de VRP. A diferencia de ese trabajo, existe uno que ha sido presentado por (López et al., 2012), quienes proponen una clasificación taxonómica de la literatura científica sobre el problema MDVRP (objetivos a optimizar, variantes, restricciones, métodos exactos, métodos aproximados heurísticos y metaheurísticos).

Como se puede observar en los trabajos planteados anteriormente, se muestra un interés en la comunidad científica, el cual está creciendo de forma exponencial por trabajos desarrollados en torno a dar solución a los MDVRP, sea exacta o aproximada empleando heurísticas, metaheurísticas o algoritmos híbridos de estas. Esto apoya el fin del presente trabajo e investigación, en cuanto a que es necesario plantear alternativas de solución para dichos problemas.

3. VRP vs MDVRP

Un elemento clave de muchos sistemas de distribución, es la manera de como se forma el ruteo y asignación de vehículos para cumplir los requerimientos de un conjunto de clientes. El VRP convencional, crea una serie de rutas de mínimo costo para una flota de vehículos que cubren la demanda conocida de un conjunto de clientes a los que se les provee el servicio, iniciando su ruta y finalizándola en un depósito central o principal. Cada cliente es atendido exactamente una vez y, además, todos los clientes deben ser asignados a los vehículos, sin que se exceda la capacidad de este.

Mientras que los VRP han tenido demasiada atención en su forma clásica, tanto en estudio, investigación como desarrollo, los MDVRP han tenido menos trabajo por parte de la comunidad científica. Entrando en contexto, se conoce que una compañía puede tener varios depósitos desde donde abastece a sus clientes. Si los clientes se encuentran agrupados alrededor de los depósitos, entonces el problema de distribución se puede modelar como varios VRP independientes. No obstante, si los clientes y los depósitos se localizan entremezclados tenemos un problema de MDVRP. En este tipo de problema se consideran varios depósitos, donde en cada uno de ellos existe una flota de vehículos. Cada depósito tiene a su cargo a un número de clientes, los cuales son atendidos por los vehículos asignados al depósito. El objetivo de este problema, junto al ya mencionado de reducir la distancia recorrida y el costo de ruta, es minimizar la flota de vehículos asignados a cada depósito.

Los MDVRP pueden ser analizados y trabajados como problemas de clustering, en el sentido que el resultado de estos, deben ser un conjunto de vehículos asignados y agrupados por depósito. Esta interpretación, sugiere una clase de agrupación de clientes por depósito para luego asignar y programar los vehículos en cada cluster. Un MDVRP puede ser resuelto en 2 fases básicamente: primero, se debe asignar los clientes a un depósito específico; segundo, debe construir las rutas que conecten a los clientes asignados al depósito. Una solución ideal, sería trabajar estos dos pasos de forma simultánea, aunque el problema podría convertirse intratable computacionalmente conforme crezca la cantidad de nodos en la red. Algo más razonable, es dividir el problema en sub-problemas (tantos como depósitos existan) y resolver cada uno de forma separada.

Existen diferentes métodos que se pueden aplicar tanto en la solución de VRP como de los MDVRP, aunque hay unos métodos particulares de asignación que tratan el problema de MDVRP en la fase de creación de los clusters. Estos métodos de asignación son explicados por (Tansini et al., 1999), los cuales explicaron y compararon 6 heurísticas de asignación para MDVRP (Asignación paralela, Asignación simplificada, Asignación por intercambio, Asignación Cíclica, Asignación por coeficiente de propagación y clusterización vía de tres criterios) con la heurística Clarke & Wright para solución de un VRP básico. El trabajo presenta varios escenarios, en los cuales la asignación cíclica mostro ser menos eficaz que el Clarke & Wright, mientras que las otras 5 alternativas presentaron mejores resultados en todos los escenarios planteados sin necesidad de que trabajar asignación para VRP's separados.

En el presente trabajo, se reseña un prototipo que da como resultado, un conjunto de referencia de soluciones que cumplen dos criterios definidos: diversidad y calidad de las soluciones. Este conjunto es formado de varias soluciones creadas por una hibridación de la heurística de asignación simplificada explicada en (Tansini et al., 1999). A continuación se explica la estrategia empleada para la generación de soluciones y la formación del conjunto de referencia a partir de estas.

4. HEURÍSTICA HÍBRIDA PARA LA SOLUCIÓN DE MDVRP'S

El enfoque básico de la heurística gira en torno a un método de “clusterizar primero y enrutar después”, los cuales vale aclarar, no pueden ser independientes. Una mala asignación y ruteo generarían altos costos y distancias recorridas más extensas. Básicamente, la heurística se puede formular de una manera muy sencilla: mientras que todos los clientes hayan sido asignados a un depósito, determine el próximo cliente a ser asignado tomando en cuenta restricciones como la demanda del cliente, la capacidad de los vehículos y capacidad de los depósitos.

Esta heurística funciona como es explicado en (Tansini et al., 1999), como asignación a través de urgencia. El termino “urgencia” es empleado para determinar una regla de precedencia entre los clientes. Esta relación de precedencia es la que permite dar el orden en que los clientes deben ser asignados a un depósito o a otro. La base de la heurística presentada en este trabajo, es una mezcla entre la heurística de asignación simplificada y la de asignación por cluster llamada “Tree Criteria Clusterization”, explicadas en (Tansini et al., 1999).

Expresado en pseudocódigo, el procedimiento que realiza la asignación de los clientes a los diferentes depósitos teniendo en cuenta las restricciones mencionadas, se ilustra en la figura 2. Cada cliente CE_j solo puede ser parte de uno de los dos conjuntos presentados a continuación: 1) CSA , conjunto de clientes que no han sido asignados a ningún depósito, 2) $clust_i$, conjunto de clientes que han sido asignados al depósito i . Por otro lado, la asignación de un cliente a un depósito es factible si: 1) el depósito D_i puede cumplir la demanda del cliente, 2) el cliente pertenece a CSA , 3) si cumple con la condición de “urgencia”, μ_j , calculada para cada cliente. μ_j , puede variar dependiendo del tipo de método que utilice para la asignación.

Para esta variante de la heurística, μ_j , es la minimización de una función que toma como parámetros el costo de asignar el cliente al depósito más cercano en comparación con el próximo más cercano. El parámetro μ_j es calculado para todos los clientes CE_j como se muestra en la siguiente ecuación:

$$\mu_{CE_j} = \text{costo}(CE_j, D^*) - \text{costo}(CE_j, D)$$

Si después de la evaluación de la función, μ_{CE_j} es positivo, el cliente se asigna al depósito más cercano D^* sino se asigna al que haga mínima μ_{CE_j} . La figura 3 ilustra mejor el comportamiento de la heurística de asignación.

```

Procedimiento Asignacion_general()
Mientras ( $\exists$  CSA) //Mientras existan clientes sin asignar
  Para todo  $CE_j \in$  CSA
    Calcular  $\mu_j$  por  $CE_j$ 
  F-Para
  Para cada  $D_i$  // Evalúa cada deposito
    Determine si  $CE_j$  cumple criterio de asignación para  $D_i$ 
    De ser factible, Asigne a  $D_i$  el  $CE_j$  que minimice o maximice  $\mu_j$ 
     $clust_i := clust_i \cup \{CE_j\}$ 
     $CSA := CSA - \{CE_j\}$ 
  F-Para
F-Mientras
F-Procedimiento

```

Figura 2. Pseudocódigo general de heurísticas de asignación para MDVRP

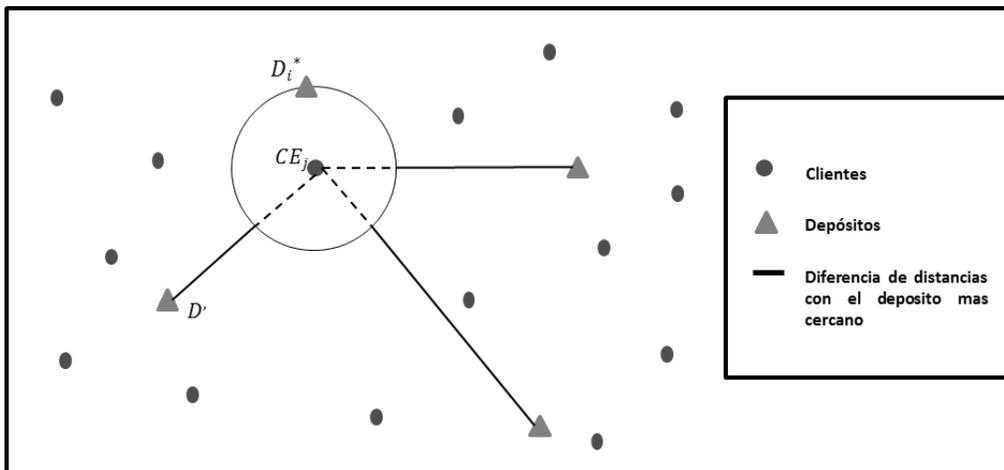


Figura 3. Estrategia de asignación de clientes a depósitos

Las figuras 4 y 5 muestran una instancia corrida por un prototipo computacional desarrollado con base en la heurística de asignación de clientes a depósitos para el problema MDVRP tratado. La instancia presenta 300 clientes y 5 depósitos con sus demandas y distancias entre ellos.

Una vez que cada cliente es asignado a un depósito, se procede a realizar el enrutamiento. Es importante anotar que las soluciones que queremos generar, conformaran un grupo de referencia el cual será optimizado por un metaheurística multiobjetivo, ya que la asignación y ruteo inicial es hecho de forma aleatoria. Esta asignación aleatoria de clientes por vehículos, tiene dos razones básicas: 1) se quiere explorar un espacio de búsqueda mas extenso evitando utilizar heurísticas conocidas que nos hagan converger a óptimos locales, 2) La metaheurística que se empleara, MOSS (Multi Objective Scatter Search), es un método que no esta fundamentado en la aleatoriedad sobre conjuntos grandes de soluciones como por ejemplo los genéticos, colonias de hormigas o Recocido simulado, sino que por el contrario emplea selecciones sistemáticas y estratégicas sobre un conjunto pequeño de soluciones conocido como conjunto de referencia o RefSet. En la Figura 6, se presenta la operación general de un MOSS. Otras alternativas para un MOSS, son planteados por (Beausoleil, 2006).

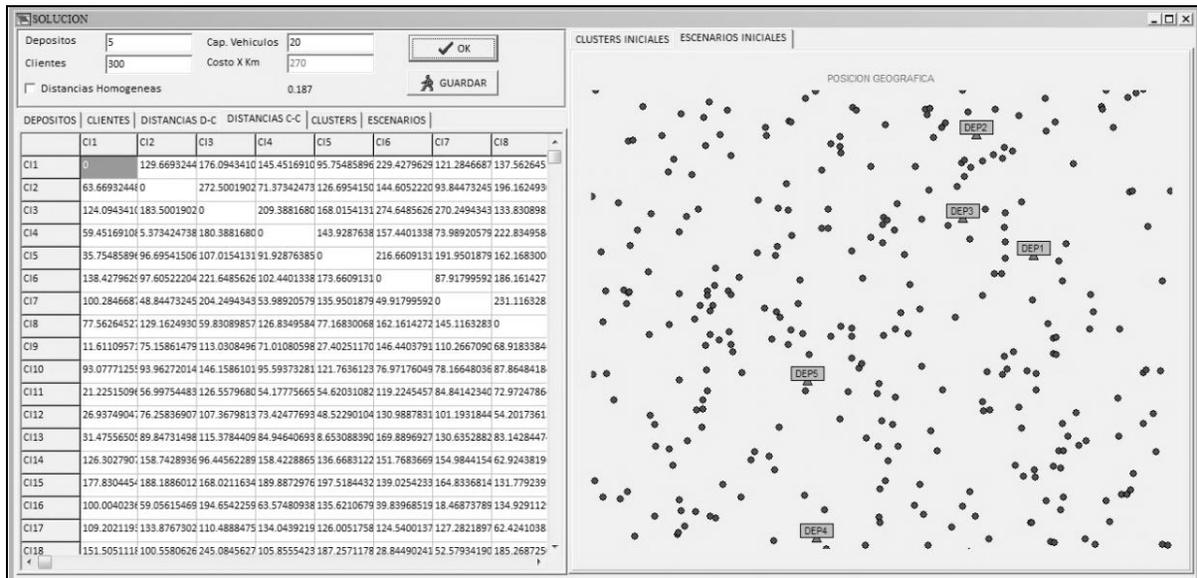


Figura 4. Imagen de prototipo. Posición de clientes y depósitos.

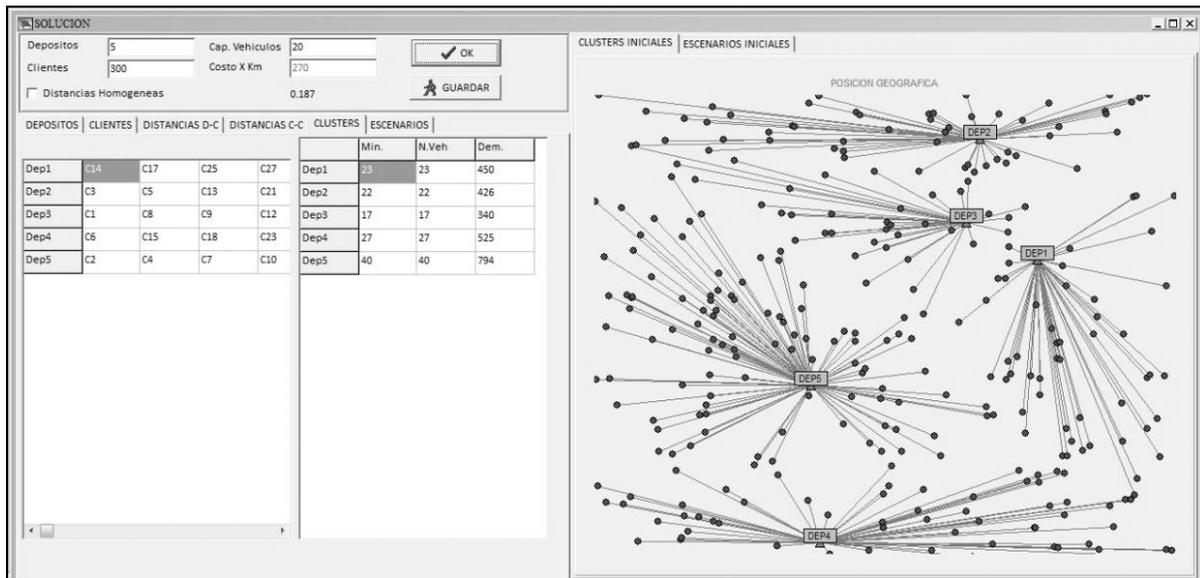


Figura 5. Imagen de prototipo. Clusterización de clientes por depósitos empleando heurística de asignación para los MDVRP

Como ya se ha mencionado, el objetivo del presente trabajo es mostrar las estrategias de conformación del conjunto de referencia utilizado por el MOSS. Una vez agrupados los clientes por depósito se procede a realizar una asignación de vehículos por clientes de forma aleatoria. Las rutas que dan como resultado de esta asignación de vehículos, son evaluadas con la heurística de inserción, la cual es muy utilizada para soluciones de VRP's. Para entender como trabaja el método de inserción ver (Olivera, 2004). Estas rutas, de ser posible, se mejoran empleando la heurística de inserción cambiando el orden de visita de los clientes asignados al vehículo. La figura 7, presenta el enrutamiento y asignación de vehículos para cada cluster conformado.

- **MaxIter** = Máximo número de Iteraciones.
- **NewParetoSolution** = Variable booleana que toma el valor de TRUE si al conjunto de referencia entra un Nuevo No-Dominado, y FALSE en otro caso
- **CutoffLimit** = Límite de iteraciones

Procedimiento MOSS

Mientras ($i \leq \text{MaxIter}$)

- Generar las soluciones semillas aproximadas
- Crear una estrategia de selección de un conjunto inicial

Mientras ($! \text{NewParetoSolution}$ or $! \text{CutoffLimit}$)

- Crear un conjunto de puntos referencia con las soluciones pareto iniciales (RefSet)
- Separar en dos subconjuntos los puntos de referencia utilizando una función de selección de punto de referencia
- Generar un subconjunto de diversidad del conjunto de referencia y uno de calidad del mismo conjunto
- Aplicar operadores para generar nuevas soluciones y evaluar si existen nuevas soluciones No-dominadas

F-Mientras

$i++$

F-Mientras

Figura 6. Operación de un MOSS

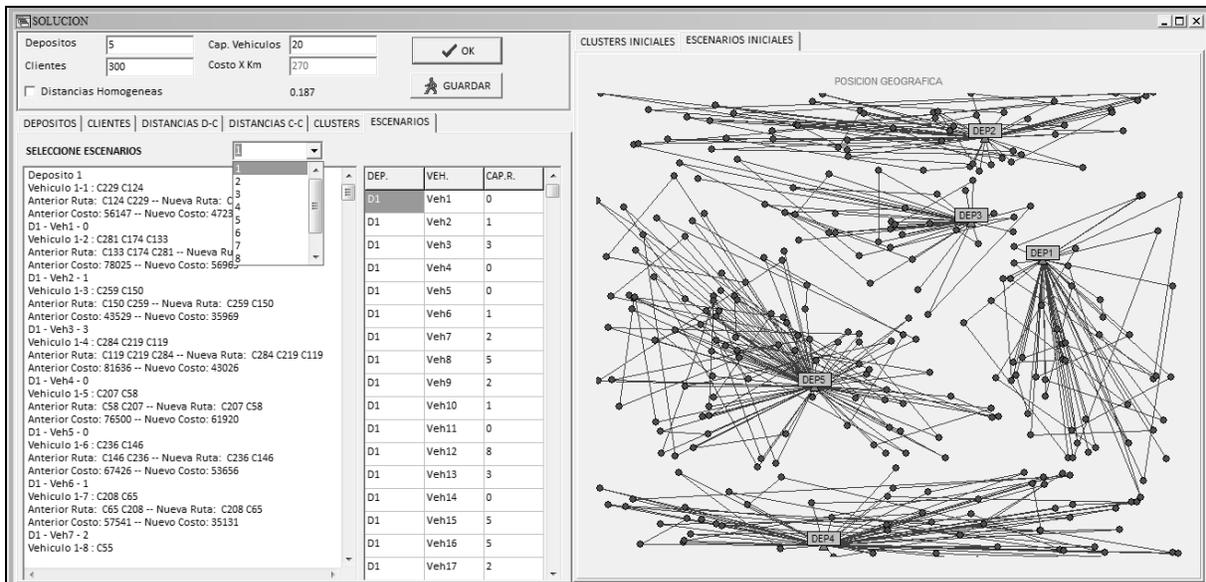


Figura 7. Enrutamiento y asignación de vehículos por cluster.

En la figura anterior, se puede observar una solución para un MDVRP. Para este caso particular el MDVRP contaba de 5 depósitos y 300 clientes para formar la red de nodos. Por otro lado, es importante anotar que dicha solución es factible que haga parte del conjunto de referencia que se quiere conformar. La solución presentada es una de las 10 opciones que da la heurística al finalizar su ejecución. En la Tabla 2 se presentan el tiempo en segundos, de varias corridas de la heurística en diferentes escenarios en cuanto a la cantidad de depósitos y clientes. En cada escenario, se generaron 10 alternativas diferentes unas de otras.

A continuación se presentan los resultados de un escenario comprendido por 5 depósitos y 300 clientes. En la Tabla 3 se presentan las demandas que puede cubrir cada depósito, además de la cantidad mínima de vehículos

que tendría para suplir dicha demanda a los clientes que se asignen. En la Tabla 4 y 5, se hacen las comparaciones entre el costo del enrutamiento aleatorio y el mejorado por inserción para este mismo escenario presentado para distancias simétricas y asimétricas entre los nodos de la red. Se presentan 10 alternativas diferentes sobre la misma red, presentando el número de rutas totales por alternativa, rutas mejoradas por inserción y porcentaje de ahorro entre la alternativa aleatoria y la mejorada.

Tabla 2. Tiempo de ejecución de la heurística en segundos de acuerdo a No. De clientes y Depósitos para generar un conjunto de 10 soluciones

		No. De Depósitos			
		2	3	4	5
No. Clientes	100	0,031	0,031	0,031	0,031
	200	0,078	0,093	0,093	0,109
	300	0,156	0,171	0,171	0,171
	400	0,266	0,281	0,296	0,297
	500	0,453	0,501	0,537	0,571

Tabla 3. Escenario de prueba (5 depósitos – 300 clientes). Demanda a cubrir por depósito

		Demanda	Min. Vehículos
Depósitos	1	622	32
	2	272	14
	3	687	35
	4	616	31
	5	375	19

Tabla 4. Comparación de costos entre rutas aleatorias y mejoradas por inserción en escenarios asimétricos

Escenarios	Costo Ruta Aleatoria	Costo Ruta Mejorada por Inserción	Total Rutas	Rutas Mejoradas	% de rutas mejoradas	% de Ahorro
1	7853213	5673722	155	113	72.903%	27.753%
2	7980455	5752115	155	111	71.613%	27.922%
3	8135368	5755969	155	108	69.677%	29.248%
4	7990967	5754469	154	115	74.675%	27.988%
5	7965622	5704820	154	115	74.675%	28.382%
6	8079823	5799753	154	114	74.026%	28.219%
7	8043060	5865130	158	108	68.354%	27.078%
8	7880793	5685800	153	114	74.510%	27.852%
9	7777930	5550301	152	114	75.000%	28.640%
10	7852307	5695525	153	113	73.856%	27.467%

Tabla 5. Comparación de costos entre rutas aleatorias y mejoradas por inserción en escenarios simétricos

Escenarios	Costo Ruta Aleatoria	Costo Ruta Mejorada por Inserción	Total Rutas	Rutas Mejoradas	% de rutas mejoradas	% de Ahorro
1	5627466	5492305	149	18	12.081%	2.402%
2	5520039	5365505	148	22	14.865%	2.800%
3	5549710	5407172	148	23	15.541%	2.568%
4	5497587	5407510	151	20	13.245%	1.638%
5	5742586	5551084	148	23	15.541%	3.335%
6	5603808	5431510	146	22	15.068%	3.075%
7	5563342	5393671	147	23	15.646%	3.050%
8	5523558	5398738	147	18	12.245%	2.260%
9	5618935	5390617	148	24	16.216%	4.063%
10	5604968	5470100	152	16	10.526%	2.406%

En las tablas anteriores podemos observar que en ninguna de las alternativas generadas para esta red se repite, lo que nos permite ver que hay buena diversidad en las soluciones, las que son generadas en un promedio de 0,171 segundos. Es notable, que para una red de distribución que tenga distancias asimétricas entre sus nodos, haya un mayor porcentaje de rutas mejoradas y un mayor ahorro en costos al aplicarlas en la red, que simplemente asignar las rutas con los clientes que la conforman de manera aleatoria. En escenarios con redes de distribución simétricos, se nota que crea menos cantidad de rutas totales en la red, pero el porcentaje de ahorro y de rutas mejoradas es inferior al comparar con un escenario asimétrico. Es importante anotar, que las rutas mejoradas no eliminan o agregan clientes al vehículo, simplemente los reordena empleando el método de inserción, como lo muestra la figura 8.

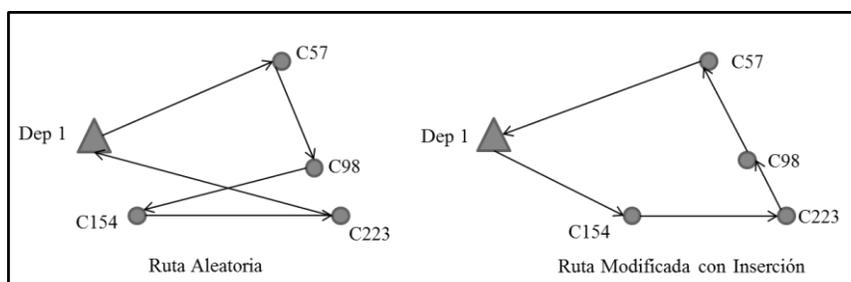


Figura 8. Comparación de ruta aleatoria vs Ruta Modificada con Inserción.

La figura anterior fue creada al tomar una ruta al azar de uno de los escenarios evaluados. Para este caso específico, el reordenar la visita para este vehículo con Inserción permitía tener un ahorro de 39.94 % con respecto a la ruta asignada aleatoriamente.

5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El presente trabajo se realizó con el fin de presentar un método heurístico para la generación de alternativas que resolvieran un MDVRP, y que pudieran ser parte de un conjunto de referencia, el cual, hace parte de una metaheurística MOSS que busca optimizar los escenarios y encontrar nuevas y mejores soluciones de forma sistemática y no aleatorizada. Primero se presentan trabajos de revisión literaria, estadística y taxonómica sobre MDVRP, que apoyan el hecho de investigaciones y desarrollos en torno a este tipo de problemas logísticos. Luego se hizo una breve reseña sobre las diferencias y similitudes más clásicas entre los VRP y los MDVRP y sus métodos de solución, en la cual se describió un trabajo del que se tomaron métodos para la construcción de la heurística propuesta.

Para la construcción de la heurística presentada, se empleó una estrategia de “Clusterizar Primero, Enrutar Después”, la cual es empleada por el método de asignación simplificada y el de “Tree Criteria Clusterization”. Se tomó la decisión de hibridizar estas heurísticas junto con la de inserción para asignar clientes a un depósito y vehículos a visitar a los clientes de forma aleatoria, con el fin de evitar convergencia temprana en la metaheurística que se está construyendo. Estas rutas aleatorias, que se conforman por la asignación de vehículos para abastecer clientes, de ser posible, son mejoradas con inserción. La heurística presentó un excelente comportamiento, en cuanto a la diversidad de soluciones que se obtienen en una red de distribución planteada. Los tiempos de ejecución mostraron ser buenos para la cantidad de soluciones evaluadas y el número de nodos en la red. La heurística presentó los mejores resultados en redes asimétricas, dando excelentes porcentajes de ahorro y rutas mejoradas.

En conclusión, la heurística diseñada para la solución de MDVRP's, es una buena alternativa para la generación de semillas o soluciones iniciales a ser evaluadas y mejoradas a través de una metaheurística. Dicha metaheurística está siendo construida con la base de un MOSS (Multi Objective Scatter Search), dado que se quiere crear estrategias o métodos lo menos aleatorizados posible, que permitan la generación de mejores soluciones evaluadas en más de un objetivo. Para medir la efectividad de la heurística planteada, se puede comparar en un trabajo posterior, sobre una misma red de distribución los métodos de Clarke & Wright, las 6 heurísticas planteadas en (Tansini et al., 1999) y la heurística que se plantea en el presente trabajo.

REFERENCIAS

- Lenstra J. K., Rinnooy Kan A. H. G. (1981). Complexity of vehicle routing and scheduling problems. *Networks*. Volume 11, Issue 2, pages 221–227, Summer.
- Dantzig G., Fulkerson R., Johnson S. (1954). Solution of a large-scale travelling salesman problem. *Operations Research*, Volume 2, Pages 393–410.
- Clarke G., Wright J. W. (1964). Scheduling of vehicles from a depot to a number of delivery points. *Operations Research*, Volume 12, No. 4, Pages 568–581.
- Dantzig G., Ramser J. (1959). The truck dispatching problem. *Management Science*, Volume 6, No.1, Pages 80–91.
- Laporte G., Nobert Y. (1983). A branch and bound algorithm for the capacitated vehicle routing problem. *OR Spektrum*, Volume 5, Number 2, pages 77-85.
- Laporte G., Nobert Y., Taillefer S. (1988). Solving a Family of Multi-Depot Vehicle Routing and Location-Routing Problems. *Transportation Science*, Volume 22, Number 3, Pages 161-172.
- Carpaneto G., Dell'amico M., Fischetti M., Toth P. (1989). A branch and bound algorithm for the multiple depot vehicle scheduling problem. *Networks*. Volume 19, Issue 5, Pages 531–548.
- 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. En *Correcciones*.
- López Franco J., Nieto Isaza S., Felizzola Jiménez H., Montoya-Torres J.R., Herazo Padilla N. (2012). Planteamiento de una Taxonomía para los Problemas de Ruteo de Vehículos con Múltiples Depósitos: Variantes, Restricciones, Objetivos y Métodos de solución. Working paper. En *Correcciones*.
- 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.
- Beausoleil R.P. (2006). “MOSS” multiobjective scatter search applied to non-linear multiple criteria optimization. *European Journal of Operational Research*. Volume 169, Issue 2, Pages 426–449.
- Olivera, A. (2004). Heurísticas para problemas de ruteo de vehículos. Master's thesis, Instituto de Computación: Universidad de la República, Montevideo, Uruguay.

Autorización y Renuncia

Los autores autorizan a LACCEI para publicar el escrito en las memorias de la conferencia. LACCEI o los editores no son responsables ni por el contenido ni por las implicaciones de lo que está expresado en el escrito