

Metodologías Diseñadas para la construcción y actualización de un Conjunto de Referencia y sus operadores evolutivos generados por un metaheurística híbrida multiobjetivo basada en Búsqueda Dispersa para la solución de un MDVRP

ABSTRACT

In this paper analyzes and explain certain strategies developed for the construction and actualization of a reference set (RefSet) generated by a multi-objective hybrid metaheuristic HMOSS (Multi Objective Scatter Search) that solves a MDVRP expound in (López and Nieto, 2012b). It makes an analysis of its design and implementation, applied in different solution stages. At last, it presents conclusions and future works based on this development.

Keywords: Hybrid Metaheuristic, Reference Set (RefSet), Multi-Objective Optimization, MDVRP - VRP with multiple depots.

RESUMEN

En el presente artículo se hace el análisis y explicación de ciertas estrategias desarrolladas para la construcción y actualización de un conjunto de referencia generado por una metaheurística híbrida multiobjetivo que soluciona un VRP con múltiples depósitos. Estas estrategias hacen parte de dos de las tres fases completas que componen al MOSS (Multi Objective Scatter Search) planteado en (López and Nieto, 2012b). Se hace un análisis de su diseño e implementación evaluando escenarios de solución y se plantean conclusiones y trabajos futuros que se desprenden de este desarrollo.

Palabras claves: Metaheurística Híbrida, Conjunto de referencia, optimización multiobjetivo, MDVRP - VRP con múltiples depósitos.

1. INTRODUCCIÓN

El presente trabajo es una continuación del trabajo investigativo, el cual tuvo su origen con la revisión literaria realizada acerca de los MDVRP presentada en (Montoya-Torres et al., 2012). En dicha revisión, se hizo un estudio detallado de este tipo de problemas (VRP con Múltiples Depósitos). Una de las conclusiones mas fuertes presentadas por (Montoya-Torres et al., 2012) fue una gran necesidad por el desarrollo, investigación y analisis de los problemas de ruteo de vehiculos con múltiples depósitos en ambientes multiobjetivos.

El proposito general del presente trabajo, es mostrar los avances y trabajos futuros planteados en (López and Nieto, 2012a) y (López and Nieto, 2012b). Como primera medida, se presentan los resultados de la revisión literaria, asi como las conclusiones que dieron inicio a este trabajo. Después, se presenta los trabajos anteriores y sus resultados, los cuales soportan el desarrollo propuesto en el presente articulo. Dichos trabajos estan condensados en (López and Nieto, 2012a), (Nieto et al., 2012) y (López and Nieto, 2012b).

En la tercera parte del artículo, se presentan los desarrollos y análisis de las Fases 2 y 3 del MOSS planteado en (López and Nieto, 2012b), dando relevancia al planteamiento de las metodologías implementadas para la construcción y selección de un conjunto de referencia (RefSet) MultiObjetivo, la operación de los operadores evolutivos híbridos y la actualización de la población para cada nueva generación. Todas las estrategias planteadas se diseñaron tomando en cuenta que el modelo planteado del MDVRP es multiobjetivo. Se presentan los resultados de la aplicación de estas estrategias y el análisis de los mismos.

Finalmente se presentan las conclusiones del trabajo así como los trabajos futuros que se pueden tomar en cuenta con aplicación de las estrategias estudiadas.

2. BREVE REVISIÓN DEL PROBLEMA

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 más de 142 trabajos sobre esta variante del problema y combinaciones de otras, como es descrito por (Montoya-Torres et al., 2012) 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 (Abril 2012).

Tabla 1: Número y tipos de publicaciones en MDVRP hasta Abril 2012. Tomada de (Montoya-Torres et al., 2012)

Tipo de Publicación	Total
Journal	96
Conference	26
Thesis	7
Technical report	4
Book / book chapter	9
Total	142

En la literatura científica, el trabajo preparado por (Montoya-Torres et al., 2012) 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. En la figura 1, se presenta la distribución de publicaciones de los trabajos hasta abril del 2012.

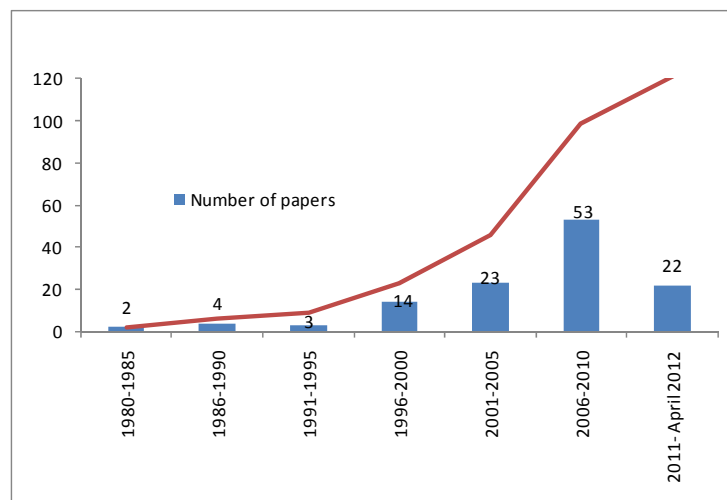


Figura 1: Distribución de publicaciones por año en MDVRP, tomada de (Montoya-Torres et al., 2012)

Con esta revisión se presentó y demostró un real interés de la comunidad científica en el desarrollo de trabajos que solucionaran MDVRP. Este fue uno de los ítems que apoyó esta y las anteriores investigaciones relacionadas a continuación.

El primer trabajo que dio como inicio este proyecto investigativo alrededor del desarrollo de prototipos para solución MDVRP's multiobjetivos fue el que planteo en (López and Nieto, 2012a). En este trabajo, se presentó la necesidad de realizar un modelo matemático que solucionara el problema de ruteo de vehículos con múltiples depósitos; allí se plantea el cuerpo general de una metaheurística basada en búsqueda dispersa para la solución de un MDVRP básico con dos objetivos. El objetivo principal de ese trabajo, fue un diseño de una heurística ávida híbrida que busco crear las soluciones iniciales que iban a alimentar posteriormente la metaheurística diseñada y analizada en (López and Nieto, 2012b). Además de la heurística, se hicieron notar las diferencias y relaciones entre los VRP y MDVRP convencionales, con el fin de establecer la mejor estrategia para el diseño de la heurística, concluyendo que para el trabajo planteado era mejor hacer soluciones en las que se pudiera "Clusterizar Primero, Enrutar Después".

Después en (Nieto et al., 2012), se formalizó un modelo matemático programación lineal entera mixta basada en el modelo propuesto por (Dondo and Cerdá, 2007), para la optimización de un VRP con múltiples depósitos, flota heterogénea y ventanas de tiempo. El objetivo de haber hecho el desarrollo matemático completo, a pesar de su complejidad computacional para la resolución del mismo, es la evaluación del desempeño para trabajos futuros basados en procedimientos heurísticos y meta-heurísticos para la solución de MDVRP's, en cuanto a su capacidad para generar soluciones muy cercanas al óptimo global. En este trabajo se resolvió a nivel óptimo instancias conocidas de hasta 20 clientes en tiempos entre 0,5 a 3.000 segundos, comparando diferentes estrategias de ramificación y acotamiento.

En (López and Nieto, 2012b) se presentaron los modelos matemáticos y el avance del diseño de la metaheurística híbrida, ambos multiobjetivo. Se presenta el HMOSS (Hybrid Multi-Objective Scatter Search) planteado haciendo una análisis y explicación de las 3 fases en las que se divide su diseño y construcción. En este trabajo se presenta el primer avance del prototipo computacional y se establecen líneas futuras de trabajo e investigación, una de las cuales se desarrolla en el presente trabajo.

2.1 MOSS HÍBRIDO DISEÑADO

Como primer paso, en (López and Nieto, 2012b) se explican 3 razones claves por las cuales se seleccionó un MOSS para el diseño del algoritmo que se requería plantear. En la figura 2, se describe de forma gráfica el funcionamiento del MOSS híbrido diseñado.

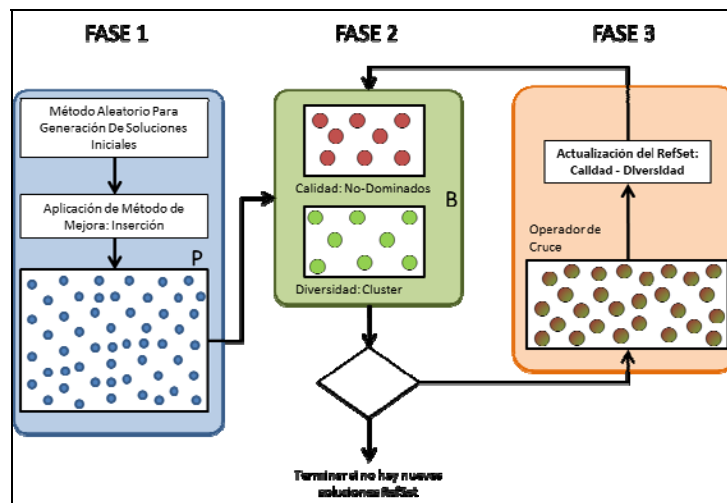


Figura 2: Operación de un MOSS. Tomada de (López and Nieto, 2012b)

Como se puede observar en la figura, la metaheurística emplea 3 fases para su operación: En la primera fase se hace una generación aleatoria de mínimo 100 soluciones iniciales empleando la heurística planteada en (López and Nieto, 2012a). En la segunda fase, se selecciona de la población inicial de soluciones un conjunto de referencia que debe cumplir dos características, Diversidad y Calidad. En el presente trabajo se presentan las estrategias que se emplearon para obtener un conjunto con estas dos características. Y por último, en la tercera fase se aplica sobre el conjunto de referencia unos operadores evolutivos que buscan generación a generación mejores soluciones para poder implementar. Esta fase se termina con la actualización del conjunto de referencia teniendo en cuenta las características de diversidad y calidad de la nueva población. En la figura 3, se encuentra el algoritmo planteado en (López and Nieto, 2012b).

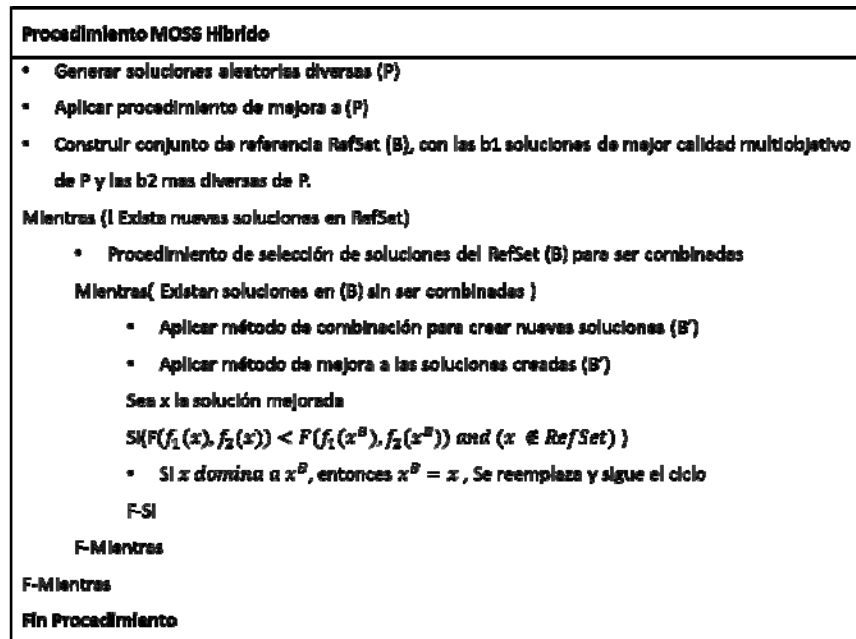


Figura 3: Estructura de la metaheurística basada en MOSS. Tomada de (López and Nieto, 2012b)

A continuación se presenta el trabajo desarrollado y las estrategias planteadas para la solución de la fase 2 y 3 del MOSS. Como se podrá apreciar, estas estrategias fueron diseñadas de una forma particular, tomando en cuenta que el problema MDVRP a solucionar es multiobjetivo.

3. ESTRATEGIAS PARA LA CONSTRUCCIÓN DE LAS FASES 2 Y 3 DEL MOSS PLANTEADO

Como se describió anteriormente de una forma general, el objetivo principal del presente trabajo es el mostrar el desarrollo de las fases 2 y 3 del MOSS. La fase 1 de este desarrollo fue descrita y analizada en (López and Nieto, 2012a) que dio como solución una heurística basada en Clusterización y ruteo como se ve en la figura 4 y 5.

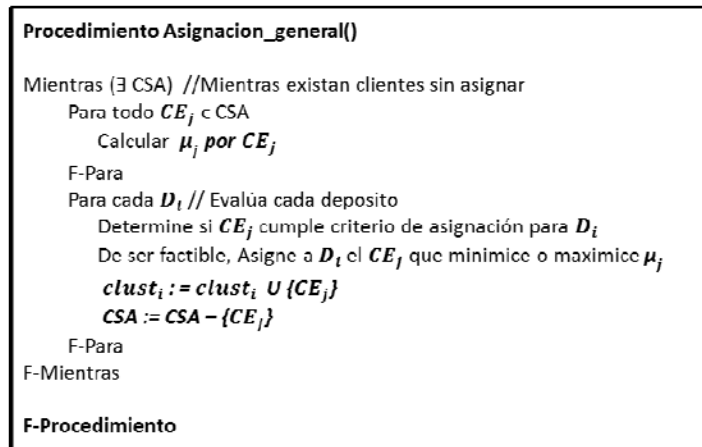


Figura 4: Pseudocódigo general de la Fase 1 del MOSS. Tomada de (López and Nieto, 2012a)

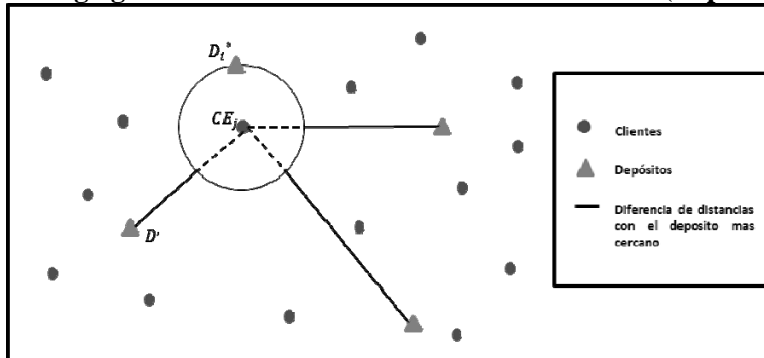


Figura 5: Estrategia de asignación de clientes a depósitos (Clusterización). Tomada de (López and Nieto, 2012a)

A continuación se hace el análisis del diseño de las fases objeto de este trabajo.

3.1 ESTRATEGIA PARA LA GENERACIÓN DEL REFSET – FASE 2 DEL MOSS HÍBRIDO

Como es descrito en la literatura, el método que emplea el MOSS es la generación de un conjunto de referencia que permita eliminar algo de aleatorización. Básicamente se selecciona del conjunto P definido de soluciones iniciales, y B soluciones de las P originales, que cumplan con cualquiera de las siguientes características: Calidad y Diversidad. Dicho conjunto B de soluciones es obtenido de la siguiente manera; Como primera medida, se obtiene un conjunto inicial 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 como el SPEA y SPEAII. Ver (Zitzler et al., 2001). 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, es decir, las de más bajo fitness.

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. El procedimiento de generación de diversidad se describe en la figura 6.

Procedimiento de Clustering	
•	Agrupar todas las soluciones P en Clusters individuales.
Mientras (No. de Clusters > B /2)	
•	Calcule la distancia entre todos los clusters. Para clusters con mas de 1 elemento se trabaja con la distancia media.
•	Se mezclan los clústers mas cercanos
Fin Mientras	
•	Calcular el centroide de cada clúster.
•	Seleccionar la solución de P que pertenezca al Clúster, mas cercana al centroide.
•	Incluir los elementos seleccionados en B
Fin Procedimiento	

Figura 6: Procedimiento para seleccionar B/2 soluciones por diversidad.

3.2 OPERADORES DE CRUZAMIENTO Y ACTUALIZACIÓN DEL REFSET- FASE 3 DEL MOSS HÍBRIDO

La tercera y última fase del MOSS se divide en dos: La aplicación del operador de cruzamiento de las soluciones en el RefSet, y la actualización del mismo para cada generación. El operador de cruzamiento que fue diseñado para el MOSS ayuda en la exploración e intensificación del campo de búsqueda para nuevas soluciones, que potencialmente, pueden ser mejores que las No-Dominadas en B. Para explorar el campo de soluciones se obtiene un operador aleatorio de cruce, y luego una heurística de corrección basada en multicriterio (Costo y Balanceo de Carga) la cual fue diseñada para mejorar generación a generación el RefSet resultante.

3.2.1 OPERADOR DE CRUZAMIENTO

El operador de cruce está basado en un procedimiento de partición aleatorio (usado ampliamente en algoritmos evolutivos) para buscar ampliamente en el campo de posibles soluciones globales, impidiendo tener convergencia temprana a soluciones optimas locales. El operador trabaja entre depósitos, y el método es como se describe a continuación: Se definen dos puntos de corte aleatorio, el primero entre el número de rutas de un depósito, y otro entre los clientes que definen las rutas. Estos puntos dividen cada plan o solución en cuatro cuadrantes o partes. El primer punto de corte es definido de manera uniforme dependiendo del plan que tenga menos rutas por el depósito que se quiere cruzar, como lo muestra la figura 7. El segundo punto de corte se define por las rutas que tengan mayor cantidad de clientes, tal cual se presenta en la figura 7. El cruce de dos planes por depósito crea 4 nuevas soluciones como se presenta en la figura 8.

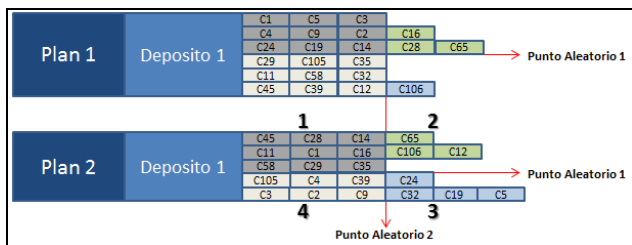


Figura 7: Puntos aleatorios generados por el operador de cruce.

Nueva Sol 1	Deposito 1	C1 C5 C3 C65
		C4 C9 C2 C106 C12
		C24 C19 C14 C29 C105 C35 C24 C11 C58 C32 C32 C19 C5
		C45 C39 C12
Nueva Sol 2	Deposito 1	C65 C1 C5 C3
		C106 C12 C4 C9 C2
		C24 C19 C14 C24 C29 C105 C35 C32 C19 C5 C11 C58 C32
		C45 C39 C12
Nueva Sol 3	Deposito 1	C45 C28 C14 C16
		C11 C1 C16 C28 C65
		C58 C29 C35 C105 C4 C39 C3 C2 C9 C106
		C3 C2 C9
Nueva Sol 4	Deposito 1	C16 C45 C28 C14
		C28 C65 C11 C1 C16
		C58 C29 C35 C105 C4 C39 C106 C3 C2 C9
		C106 C3 C2 C9

Figura 8: Planes resultantes del cruce

Como es referenciado en la literatura por (Martí and Laguna, 2003) y por otros trabajos enfocados en SS (Scatter Search), describen la ventaja de usar métodos sistemáticos y no tan aleatorizados para crear las nuevas generaciones como lo hacen las metaheurísticas basadas en métodos evolutivos. Estas estrategias son aplicadas por el MOSS en la elección de un sub-conjunto obtenido a partir del conjunto de referencia como ya se ha presentado. La idea principal para hacer del operador de cruce mas exhaustivo en la búsqueda es cruzar

soluciones que hacen parte del Ref.Set: las soluciones de calidad entre ellas, soluciones de diversidad entre ellas y por ultimo tomar algunas de calidad y cruzarlas con algunas de diversidad para expandir el espacio de búsqueda. Para hacer esto de forma sistemática y no aleatoria, se divide el RefSet en 4 partes: las dos primeras partes del RefSet, las correspondientes a las primeras $|B|/2$ soluciones son de calidad, y las últimas dos partes son de Diversidad. Luego se cruzan pares consecutivos de soluciones del primer cuarto del conjunto, de tal forma que garanticemos cruces entre soluciones de calidad con calidad. Luego se cruza el segundo cuarto con el tercer cuarto del RefSet, aplicando el cruce entre una pareja de soluciones de Calidad con Diversidad. Y por último se cruzan pares consecutivos del subconjunto final, el cual está conformado por soluciones de diversidad. En la figura 9 se presenta el procedimiento explicado anteriormente.

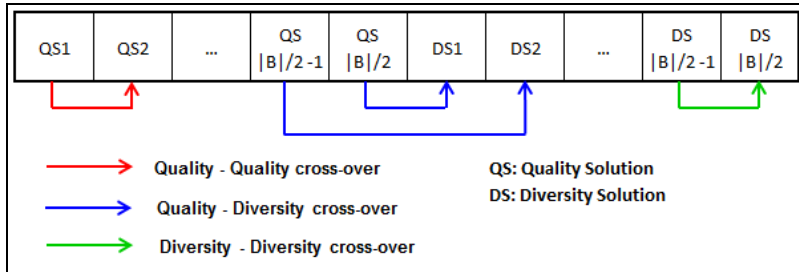


Figura 9: Elección de soluciones para cruce en el RefSet.

Este método se aplica generación a generación siempre con pares definidos de soluciones, y crea cada vez un subconjunto resultante de las combinaciones. Una vez se haya obtenido una solución en este sub-conjunto, se le aplica un método para revisar su factibilidad, y luego corregirlos y mejorarlos en caso que no sean infactibles.

3.2.2 MÉTODO PARA REVISAR FACTIBILIDAD Y CORRECCIÓN DE SOLUCIONES CRUZADAS

El aplicar el operador de cruce al RefSet no hace que las soluciones necesariamente sean factibles. Por esta razón era importante revisar las soluciones nuevas y ver que tan factibles eran y poder corregirlas. Para ello se creó una heurística que hace la corrección tomando en cuenta dos criterios específicos (Costo y Balance de Carga) para eliminar o reorganizar clientes de algunas rutas. La heurística de mejoramiento y corrección bi-criterio identifica cada solución infactible al violar las restricciones de capacidad de carga del vehículo que cubre una ruta y/o el tener clientes repetidos en todo el plan del depósito. Cada cliente que sea repetido en el plan, será removido y puesto en una lista temporal. Si la restricción violada por una ruta es la de máxima capacidad de un vehículo, se sacan los clientes de menor demanda en dicha ruta hasta que la restricción sea cumplida; estos clientes son ubicados en la lista temporal que se explica con anterioridad.

Con la lista de no asignados, se aplica un método de asignación; este método asigna los clientes a rutas tomando en cuenta un parámetro bi-criterio. Este parámetro es calculado para cada par [Cliente – Ruta] posibles; el objetivo es ubicar clientes en la ruta más cercana con la máxima utilización del vehículo. La distancia de un cliente a la ruta, se obtiene con la distancia euclidiana de dicho cliente al centroide de la ruta; y la medida del balance de carga es definida por la diferencia entre la demanda del cliente y la capacidad ociosa del vehículo que cubre la ruta.

Esta heurística ubica un cliente que minimice este parámetro bi-criterio, si es factible, y se detiene cuando todos los clientes hayan sido asignados a una ruta. El parámetro bi-criterio es una matriz definida $\lambda(i,j)$ donde i es el cliente no asignado y j es la cantidad de rutas que existen, como se muestra a continuación:

$$\lambda(i,j) = (IC_j - D_i) + d(i,k_j)$$

Donde $\lambda(i,j)$ es el matriz bi-criterio formada; IC_j es la capacidad ociosa de la ruta j ; D_i es la demanda del cliente; y $d(i,k_j)$ es la distancia entre el cliente i y el cluster de la ruta j (k_j). El procedimiento se explica en la figura 10.

Heurística de corrección y mejora
<ul style="list-style-type: none"> • Identificar ruta infactibles con clientes repetidos • Identificar rutas infactibles con violación de la capacidad de vehiculos. • Sacar los clientes que hacen infactibles las soluciones • Crear una lista con los clientes no asignados
Mientras (La lista no este vacia)
<ul style="list-style-type: none"> • Calcule $\lambda(i,j)$ para cada cliente en la lista temporal. • Ubique el cliente con menor $\lambda(i,j)$ en la ruta j. • Sacar cliente de la lista temporal.
Fin Mientras
Fin de Procedimiento

Figura 10: Heurística de corrección y mejoramiento.

3.2.3 ACTUALIZACIÓN DE POBLACIÓN OBJETIVO Y DEL REFSET

Una vez se tenga el sub-conjunto creado por las combinaciones de las soluciones a partir del RefSet corregido y mejorado, se pasa a la actualización de la nueva población B, es decir, el nuevo RefSet, para la próxima generación. La actualización aplicada por el presente trabajo, toma los dos criterios para construcción del RefSet de tamaño B: $|B/2|$ de Calidad y $|B/2|$ de Diversidad. La metodología implementada, toma las soluciones del antiguo RefSet (B') y las nuevas soluciones (C) a partir de estas al aplicar el operador de cruce para actualizar la población inicial ($P = B' + C$); el nuevo RefSet (B) es actualizado por las $|B/2|$ soluciones de calidad del nuevo P, y por las $|B/2|$ soluciones de diversidad de P. Esta actualización se hace como lo describe la figura 11.

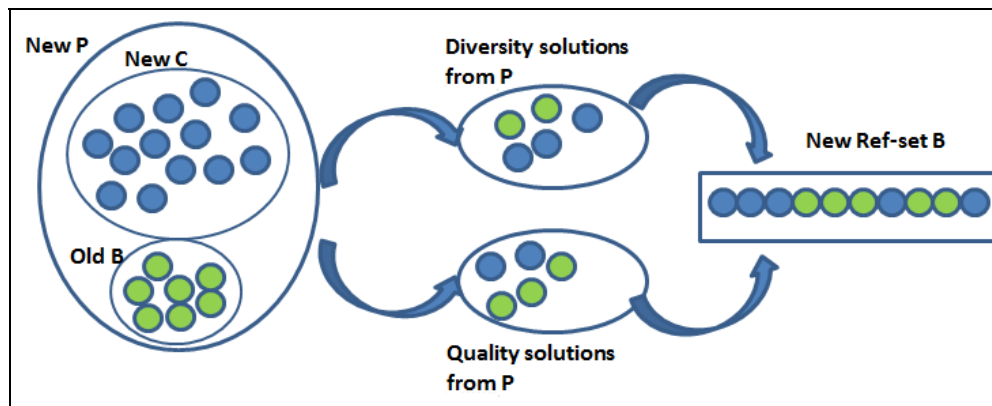


Figura 11: Actualización del RefSet para generaciones posteriores.

4. PROTOTIPO APLICANDO EL MOSS HÍBRIDO DISEÑADO

El presente trabajo no muestra resultados numéricos del procedimiento (esto se presentará en trabajos futuros para generar una medida de comparación con otras metodologías que apoyen a medir convergencia al frente óptimo y el diseño experimental para que mide la eficiencia del presente trabajo). Sin embargo se presenta la aplicación del prototipo funcional para la solución de un MDVRP de hasta 5 depósitos y 500 clientes, dando soluciones con 100 generaciones en menos de 2,43 minutos promedio por corrida. La figura 12, presenta el inicio del prototipo para definir los parámetros de corrida del MOSS.

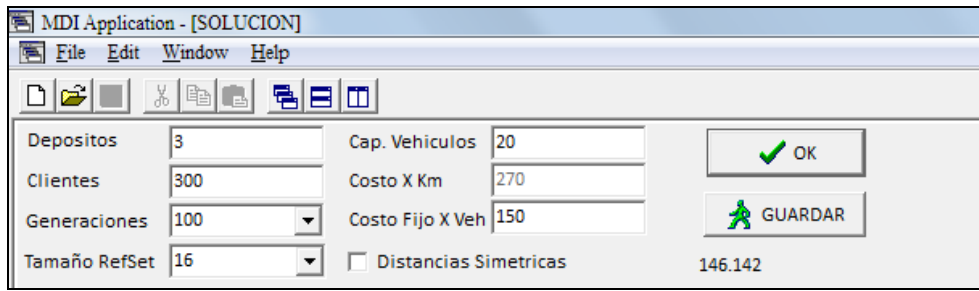


Figura 12: configuración de parámetros del MOSS desde el prototipo.

Una vez hecha la corrida del escenario, el prototipo obtiene como resultado varios pantallazos: Primero se presenta la clusterización y posterior enrutamiento de los clientes que cada deposito va atender (Ver figuras 13 y 14). Luego, se muestra el RefSet por cada generación y la gráfica del mejoramiento de la función multiobjetivo por cada corrida (Ver figura 15).

Como lo muestra la figura 15, se puede ver como se crea a especie de un frente descendiente cada vez que se crea una nueva generación. Los puntos amarillos presentados en esta figura, representan las soluciones iniciales creadas por la Fase 1 del MOSS. Los puntos azules son las nuevas soluciones P por cada generación. Los puntos rojos representan las soluciones diversas seleccionadas de cada población P. Y por último, los puntos verdes son las soluciones escogidas por calidad cada generación.

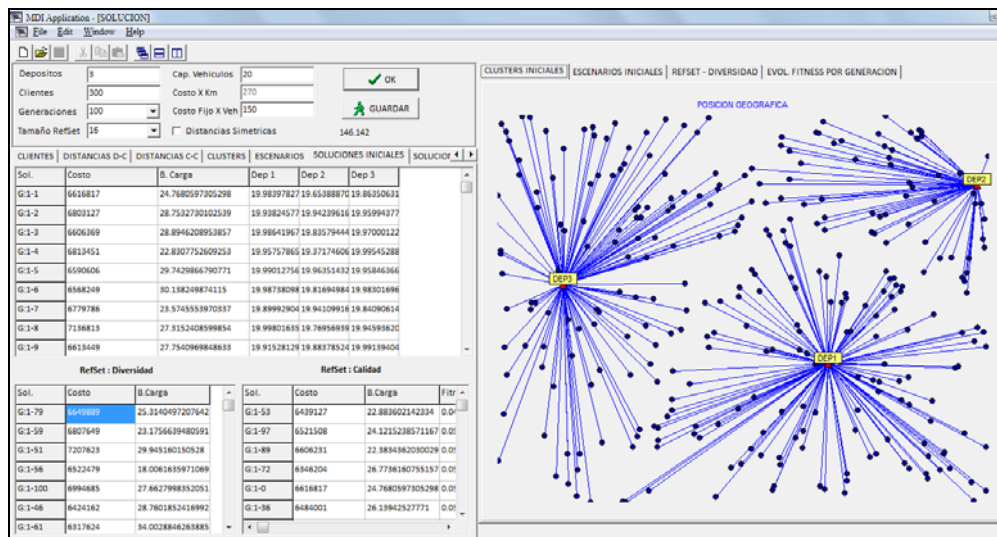


Figura 13: Clusters de clientes por cada depósito.

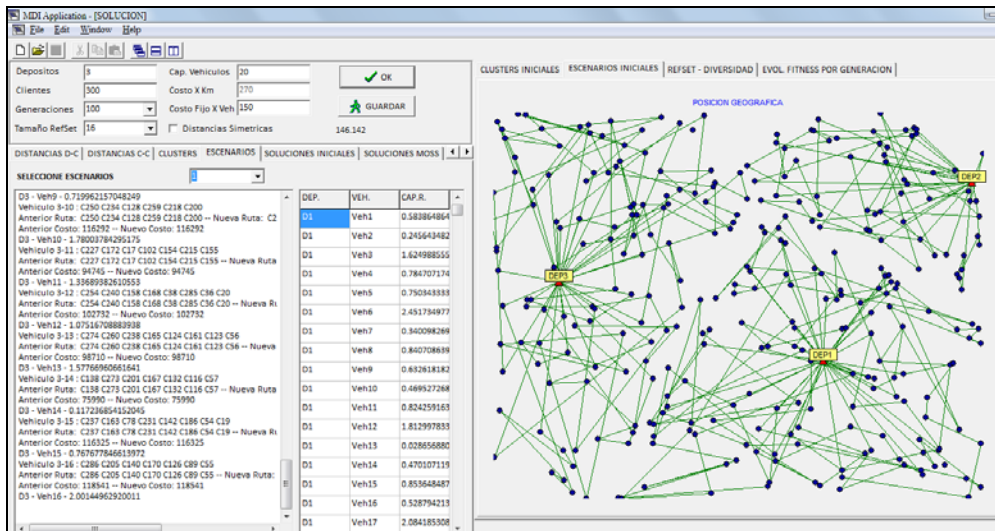


Figura 14: Ejemplo de enrutamiento de clientes por depósitos.

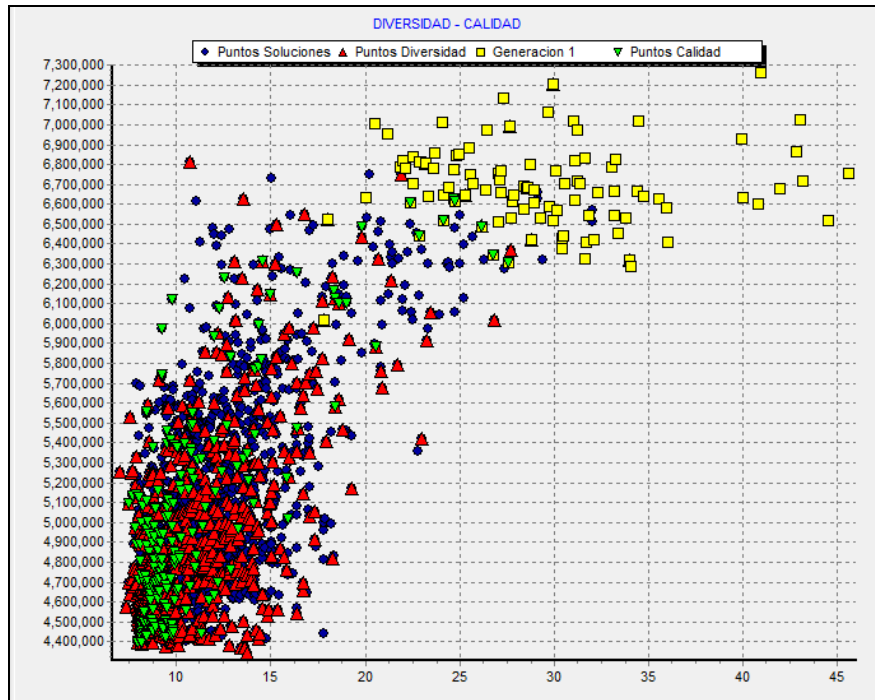


Figura 15: Evolución del RefSet generación a generación.

5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

El presente trabajo tiene como objetivo el presentar las estrategias que se emplearon para el diseño e implementación de las fases 2 y 3 de MOSS (MultiObjective Scatter Search). Se plantearon los trabajos iniciales que dieron como resultado el presente, así como la línea investigativa que derivó en el desarrollo de casi ya 2 años del prototipo presentado de forma general. De acuerdo a la literatura, hay muchas formas de trabajar con los MOSS, y todas dependen de cómo se enfoque el trabajo con las fases 2 y 3 (Creación del RefSet, y aplicación de operadores de mejoras y actualización del RefSet). El presente trabajo, plantea metodologías bi-criterio, basadas en costo y balanceo de carga para el diseño de cada fase. El producto de este MOSS fue planteado en un prototipo computacional, que es funcional al día de hoy, y permite hacer evaluaciones de más de 100 generaciones en tiempos computacionales accesibles como fue presentado.

En cuanto a las líneas futuras de investigación, en estos momentos se están terminando los diseños experimentales que validen y ayuden a configurar mejor la herramienta computacional y el MOSS en general. Se plantea además, la comparación de otras metodologías para el trabajo con las Fases 2 y 3 de un MOSS para ser comparado en funcionamiento con el presentado en este trabajo. Sobre el mismo prototipo, se están evaluando instancias de Solomon para identificar que tan acertado es este modelo, y en próximas publicaciones se darán a conocer estos resultados.

REFERENCIAS

- 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.
- Dondo R., Cerdá J. (2007). “A cluster-based optimization approach for the multi-depot heterogeneous fleet vehicle routing problem with time windows”. *European Journal of Operational Research*, Vol. 176, No. 3, pp 1478-1507.
- 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.
- 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.
- López Franco J., Nieto Isaza S. (2012), Estrategias Para El Diseño E Hibridación De Una Metaheurística Basada En Búsqueda Dispersa Que Resuelva El Problema Mdvpr Multiobjetivo: Costo Y Balanceo De Carga. XVI Congreso Latino-iberoamericano de Investigación Operativa. September 24-28, 2012, Rio de Janeiro, Brasil.
- Martí R., Laguna M. (2003). Scatter Search: Basic Design and Advanced Strategies. *Inteligencia Artificial, Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial*. No.19 ,pp. 123-130.
- Montoya-Torres J.R., López Franco J., Nieto Isaza S., Felizzola Jiménez H., Herazo Padilla N. (2012). The vehicle routing problem with multiple depots. *Computer & Industrial EngWorking paper*, submitted. 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.
- Zitzler E., Laumanns M., Thiele L. (2001). SPEA 2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm. Proc. EUROGEN 2001. *Evolutionary Methods for Design, Optimization and Control With Applications to Industrial Problems*.

Authorization and Disclaimer

Authors authorize LACCEI to publish the paper in the conference proceedings. Neither LACCEI nor the editors are responsible either for the content or for the implications of what is expressed in the paper.