

Mutaciones basadas en heurísticas constructivas en la planificación de rutas de camiones y remolques

Leyda del Carmen Machado Lores

correo electrónico: ley.machado86@gmail.com

Universidad Tecnológica de La Habana José Antonio Echeverría, Cujae, La Habana, Cuba

Artículo Original

Isis Torres Pérez

correo electrónico: itorres@ceis.cujae.edu.cu

Universidad Tecnológica de La Habana José Antonio Echeverría, Cujae, La Habana, Cuba

Alejandro Rosete Suárez

correo electrónico: rosete@ceis.cujae.edu.cu

Universidad Tecnológica de La Habana José Antonio Echeverría, Cujae, La Habana, Cuba

Resumen

En este trabajo se presenta un conjunto de operadores de mutación basados en heurísticas de construcción clásicas como: el Algoritmo de Ahorro y la Heurística de Inserción Secuencial Mole & Jameson para el Problema de Planificación de Rutas de Camiones y Remolques (TTRP). Además, se realiza un estudio comparativo entre los operadores propuestos y varios de los operadores empleados en la literatura en la resolución del TTRP. Los resultados arrojados en este estudio muestran que en 11 de los 21 problemas utilizados, 2 de los operadores propuestos obtienen la mejor solución. Particularmente, el operador MJ-BestPosition tiene un comportamiento similar al del mejor operador reportado en la literatura.

Palabras claves: problema de planificación de rutas de camiones y remolques, operadores de mutación, heurísticas de construcción

Recibido: 7 de octubre del 2016 Aprobado: 20 de enero del 2017

INTRODUCCIÓN

El Problema de Planificación de Rutas de Vehículos (*Vehicle Routing Problem*, VRP) es un problema de optimización combinatoria de gran importancia en diferentes entornos logísticos. Este problema surge como una generalización del problema clásico del Viajante de Comercio (*Travelling Salesman Problem*, TSP) [1]. El término VRPs es utilizado para englobar un conjunto de problemas donde se necesita diseñar las rutas de una flota de vehículo con el menor costo posible; satisfaciendo las demandas de un conjunto de clientes sin violar las restricciones del problema [2,3].

En los últimos años diferentes métodos de solución han sido propuestos para la resolución de este tipo de problemas [3-6]; destacándose los algoritmos aproximados (heurísticas y metaheurísticas) por su capacidad para obtener buenas soluciones a un costo computacional ra-

zonable. En el caso de las heurísticas tienen como objetivo encontrar buenas soluciones en un tiempo razonable aunque no garantizan encontrar la solución óptima. Las heurísticas se pueden clasificar en dos grupos: heurísticas de construcción y heurísticas de mejora [7,8]. Las heurísticas de construcción construyen desde cero, paso a paso, una solución del problema. Algunos ejemplos de heurísticas de construcción empleadas en los problemas de planificación de rutas son: el Algoritmo de Barrido [9], la Heurística de Inserción Secuencial Mole & Jameson [10], el Algoritmo de Ahorro [11] entre otros. Las heurísticas de mejora tienen el objetivo de mejorar una solución determinada. Este trabajo se enfoca en las heurísticas de construcción siendo las heurísticas de mejora un campo de investigación futuro para los autores.

Por otra parte, los algoritmos metaheurísticos son algoritmos de propósito general que son empleados para resolver problemas de optimización. Según [12], el diseño eficiente de estos algoritmos contribuye notablemente en la calidad de los resultados alcanzados. Aspectos claves como: la representación de la solución, la función objetivo, el manejo de las restricciones, la generación de la solución inicial, los operadores que definen la vecindad del problema, entre otros, son fundamentales para mejorar los algoritmos existentes de una forma eficaz. En el caso de los operadores, estos desempeñan un papel fundamental, debido a que son los responsables de definir los espacios de búsquedas de las soluciones. Tal es la importancia de los mismos, que existen problemas donde los operadores utilizados son específicos del problema para garantizar el cumplimiento de las restricciones. En cualquier caso, los operadores ayudan en la exploración del espacio de búsqueda y por consiguiente en la búsqueda de buenas soluciones.

Es importante aclarar, que en el mundo de las metaheurísticas se entiende como vecindad de una solución, al conjunto de soluciones que se pueden obtener a partir de la aplicación de un operador a esa solución. En el caso concreto de las metaheurísticas que solo aplican operadores de mutación (conocidas como metaheurísticas basadas en un punto o de trayectoria), la vecindad de una solución está dada por el conjunto de soluciones que pueden obtenerse de una solución dada luego de aplicar alguna de los operadores de mutación disponibles. Numerosos estudios demuestran que los operadores usados y las relaciones de vecindad que ellos definen, influyen notablemente en los resultados de las metaheurísticas [12].

En el año 2002 surge una nueva variante de VRP, el Problema de Planificación de Rutas de Camiones y Remolques (*Truck and Trailer Routing Problem*, TTRP) [13]. El TTRP tiene como particularidad el uso de remolques como parte de la flota de vehículos para incrementar la capacidad de carga. Independientemente de los beneficios, los remolques provocan incompatibilidades entre los vehículos y los clientes, lo que se traduce en restricciones para acceder a los clientes con la flota de vehículos. En los últimos tiempos, las estrategias de solución empleadas para resolver este problema se basan principalmente en algoritmos metaheurísticos basados en trayectoria [13-17].

En estos algoritmos se utilizan diferentes técnicas para construir una solución inicial, destacando el uso de heurística de construcción. Además, estos algoritmos requieren de operadores de mutación para definir las posibles soluciones. Sin embargo, al revisar la literatura se puede apreciar que es escasa la variedad de operadores de mutación exclusivos para el TTRP. De hecho, solamente se dispone de los operadores: Cambio del tipo de vehículo

de servicio [14, 16,17], Desplazamiento de una subruta [16,17] y el refinamiento de la raíz de una subruta [15]. Por tal motivo, en este trabajo se avanza en la definición de operadores de mutación que puedan ser utilizados como parte del mecanismo de funcionamiento de los algoritmos metaheurísticos en la resolución de este problema. Por esta razón, se proponen un conjunto de operadores basados en la Heurística de Inserción Secuencial Mole & Jameson [10] y en el Algoritmo de Ahorro [11].

El trabajo está estructurado de la siguiente manera: en la Sección 2 se describe el TTRP y los métodos empleados para su resolución; haciendo énfasis en los operadores utilizados en cada caso. En la Sección 3 se presentan los operadores de mutación basados en las heurísticas de Ahorro e Inserción Secuencial de Mole & Jameson. En la Sección 4 se exponen los resultados obtenidos con los operadores propuestos y las comparaciones entre estos y varios operadores del estado del arte. Por último, en la Sección 5 se presentan las conclusiones y las líneas de trabajo para dar continuidad a la investigación.

MATERIALES Y MÉTODOS

Problema de planificación de rutas de camiones y remolques

El TTRP fue propuesto por I-Ming Chao [13] en el año 2002, es un problema de optimización combinatoria y es una variante del clásico VRP. El TTRP consiste en una flota de camiones y remolques, donde todos los camiones tienen la misma capacidad y lo mismo sucede con los remolques. Un camión con su remolque es llamado vehículo completo, mientras que el camión sin remolque es llamado camión puro. Actualmente, debido a situaciones reales, tales como: regulaciones gubernamentales, limitaciones de maniobras en una ubicación geográfica, las condiciones de los caminos, entre otras, provocan que existan dos tipos de clientes: los clientes de vehículo completo (*vehicle customer*, VC) y los clientes de camión completo (*truck customer*, TC).

Los clientes de tipo VC son aquellos que pueden ser accedidos por un vehículo completo mientras que los clientes de tipo TC son accedidos por un camión puro. La ubicación de los clientes de tipo VC permite que sean usados como áreas de estacionamiento para desacoplar el remolque del camión y visitar a otros clientes en un recorrido secundario denominado subruta. En este tipo de problema se pueden presentar tres tipos de rutas (figura 1): Ruta de Camión Puro (PTR) realizada por un camión solo visitando ambos clientes. La ruta de vehículo completo (CVR) que consiste en un recorrido principal realizado por el vehículo completo y al menos una subruta realizado por un camión. Por último, la ruta de vehículo puro (PVR) es similar a la anterior, pero no contiene subrutas.

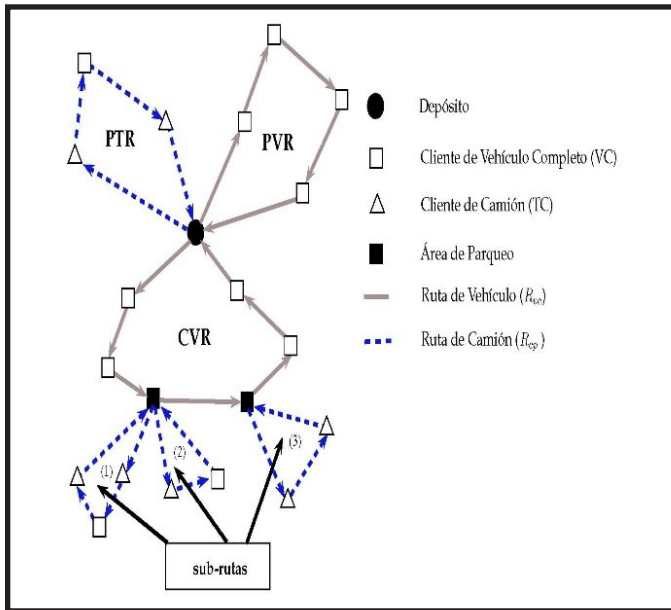


Fig. 1. Ejemplo de los diferentes tipos de rutas en el TTRP. Adaptado de [18].

El objetivo del TTRP es determinar el conjunto de rutas de vehículo con el mínimo costo, tal que se satisfagan las siguientes restricciones:

- cada ruta comience y termine en el depósito central,
- cada cliente sea visitado exactamente una vez,
- la demanda total de los clientes en una ruta no exceda la capacidad del vehículo usado y
- el número requerido de camiones y remolques no exceda los vehículos disponibles en la flota.

El TTRP es tan difícil de resolver como el VRP que es un problema de optimización NP-duro [13-17]. Dada la complejidad del problema, se hace necesario el uso de algoritmos aproximados. En particular, el uso de algoritmos exactos para su resolución es poco factible cuando el tamaño del problema es muy grande. Las estrategias publicadas en la literatura para resolver el TTRP se pueden dividir en tres grupos: estrategias exactas [19], estrategias aproximadas [13-17, 20] y la combinación de las anteriores [21].

En el caso de las estrategias heurísticas o aproximadas, la mayoría de los autores tienden a utilizar algoritmos metaheurísticos. Esta decisión se sustenta en la complejidad del problema y en las grandes dimensiones que en la vida real este problema puede alcanzar. Autores como [13,14] emplean algoritmos metaheurísticos clásicos como búsqueda tabú o recocido simulado; mientras que [15,16] combinan diferentes algoritmos metaheurísticos. La mayoría de los trabajos mencionados emplean una estrategia en dos fases para resolver el TTRP. De manera general, en estas estrategias destaca el uso de heurísticas de construcción para obtener la solución inicial que es mejorada posteriormente con operadores clásicos de mutación para VRPs o con operadores específicos de este problema.

En la tabla 1 se describen los operadores de mutación utilizados en la literatura para resolver el TTRP y se indican aquellos que son propios de este problema.

Operadores	Descripción	Específicos
Inserción	Un cliente aleatorio es eliminado de su posición y luego se inserta en otra posición aleatoria [13-16]	
Intercambio	Selecciona 2 clientes aleatoriamente e intercambia sus posiciones [13-16]	
Refinamiento de raíz de una subruta	Evalúa la reconexión de una subruta existente para todos los otros candidatos de la raíz en su recorrido principal incluyendo el depósito. La mejor alternativa es escogida si mejora la distancia total recorrida [15]	
Cambio del tipo de vehículo de servicio	Selecciona aleatoriamente un cliente de tipo VC y se le cambia el tipo de vehículo con el cual es atendido. Si es atendido por un camión se cambia por un vehículo completo y viceversa [14,16,17]	
Inversión/2-opt	Se seleccionan aleatoriamente 2 clientes y la secuencia de clientes entre estos se invierte [15-17]	
Or-opt modificado	Funciona similar al <i>or-opt</i> . Para una cadena de clientes se revisan todas las reinserciones posibles de la cadena y su reverso. La diferencia con el clásico <i>or-opt</i> es la evaluación simultánea del cambio de sentido de la cadena [15]	
2-opt*	Es la variante en rutas diferentes del operador 2-opt. Dos arcos de rutas diferentes son eliminados y se reconectan los segmentos [15,16].	
Desplazamiento de subruta	Selecciona aleatoriamente una subruta y luego se inserta en una nueva posición [16,17]	

Como se puede apreciar, los operadores de inserción y de intercambio son de los más utilizados por los autores. Aunque cada uno ha realizado su propia adaptación de estos operadores. En algunos casos se realiza la inserción o el intercambio de elementos siempre que sea factible [13,15]; en otros se realiza la inserción o el intercam-

bio de un conjunto de elementos consecutivos. Por otra parte, el operador Desplazamiento de subruta presentado en [16,17] se comporta como un operador de inserción y constituye una variante del operador de refinamiento de la raíz de una subruta. Además, la principal diferencia entre estas dos propuestas radica en la posición donde puede ser insertada la subruta seleccionada. El operador de refinamiento de raíz de una subruta funciona similar al operador de Desplazamiento de subruta. Aunque este operador evalúa la mejor raíz para la subruta y reordena los nodos que la componen.

RESULTADOS

Operadores de mutación basados en heurísticas de construcción

En la resolución de problemas de optimización combinatorios, como el TTRP, las metaheurísticas son muy empleadas. El éxito de estos algoritmos depende de varios aspectos de su diseño como es el caso de los operadores que definen la vecindad del problema. En la actualidad son escasos los operadores para el TTRP, destacándose entre ellos: el cambio del tipo de vehículo de servicio, el desplazamiento de una subruta y el refinamiento de la raíz de una subruta. Otros como: 2-opt, Intercambio e inserción son operadores más generales, ya que pueden ser empleados en cualquier problema de planificación de rutas de vehículos. Sobre la base de lo tratado, puede ser conveniente crear nuevos operadores que generen nuevas soluciones de manera diferente a los operadores mencionados anteriormente.

Por otra parte, las heurísticas de construcción construyen gradualmente una solución factible para el problema. Según la literatura [7], las heurísticas de construcción se dividen en 4 grupos: heurísticas basadas en ahorro, heurísticas basadas en costos, métodos ruta-primero asignar-después y métodos asignar-primero ruta-después. Los autores de este trabajo consideran que una buena alternativa consiste en la definición de operadores basados en alguna heurística de construcción, como es el caso de la Heurística de Inserción Secuencial de Mole & Jameson [10] y del Algoritmo de Ahorros [11] que permiten obtener un conjunto de soluciones vecinas a partir de utilizar la filosofía que siguen estos algoritmos. El uso de heurísticas de construcción como las mencionadas anteriormente, puede ser conveniente, pues ellas utilizan el conocimiento de problema en su resolución. De esta forma los operadores inspirados en estas heurísticas explorarían el espacio de soluciones guiados por una heurística y no de forma aleatoria.

Operador basado en el Algoritmo de Ahorros

En particular, el Algoritmo de Ahorros (*Savings algorithm*) propuesto por Clarke y Wright en 1964 [11], resultó ser uno de los algoritmos más antiguo en la resolución del VRP. Este algoritmo plantea que en una solución dos rutas diferentes $(0, \dots, i, 0)$ y $(0, j, \dots, 0)$ pueden ser combina-

das formando una nueva ruta $(0, \dots, i, j, \dots, 0)$. El ahorro en distancia s_{ij} obtenido por dicha unión es calculado como:

$$s_{ij} = c_{i0} + c_{0j} - c_{ij} \quad (1)$$

En este algoritmo se parte de una solución inicial y en cada iteración se realiza la unión de máximo ahorro siempre que no viole las restricciones del problema. Existen dos versiones del algoritmo: la secuencial y la paralela. Este trabajo se enfoca en dos de los pasos que propone la versión secuencial.

El operador basado en esta heurística, denominado SavingsReorder, básicamente reordena una ruta que ha sido seleccionada aleatoriamente. La inserción del primer cliente se puede realizar de tres formas diferentes: seleccionando el cliente más cercano al depósito, el cliente más lejano al depósito y de forma aleatoria. Las primeras dos variantes implican realizar una búsqueda del cliente que cumpla con el criterio seleccionado lo que añade mayor complejidad computacional al operador. Los restantes clientes son incorporados en la ruta mediante la métrica formulada en (1). En la figura 2 se presenta el pseudocódigo correspondiente al operador SavingsReorder basado en el Algoritmo de Ahorros.

```

1: Input:  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 
2: Parameters: variant
3: Output:  $R'$ 
4: Select at random  $r \in R$ 
5: Remove  $r$ 
6:  $SM_{ij} \leftarrow \text{Create MatrixSave}(r)$ 
7: Select  $v^* \leftarrow \text{firstCustomer}(\text{variant}, r)$ 
8:  $\text{Create } r_k \leftarrow (0, v^*, 0)$ 
9: repeat
10:  $\max SM_{ij} \leftarrow \text{argmax}(v^*, SM_{ij})$ 
11:  $r_k \leftarrow r_k \cup v^*$ 
12: until  $|r_k| = |r|$ 
13:  $R \leftarrow R \cup r_k$ 
14: return  $R$ 

```

Fig. 2. Seudocódigo del operador de mutación SavingsReorder.

Operador basado en la Heurística de Inserción Secuencial Mole & Jameson

La Heurística de Inserción Secuencial Mole & Jameson fue propuesta en 1974 por Mole y Jameson [10] como uno de los métodos de inserción para la resolución de los VRPs. Este método utiliza dos medidas para decidir el próximo cliente a insertar en la solución parcial. Por un lado, para cada cliente no visitado se calcula la mejor posición para ubicarlo en la ruta actual, teniendo en

cuenta solamente las distancias y sin reordenar los nodos que ya están en la ruta. Se tiene una ruta $v_0, v_1, \dots, v_i, v_{i+1}$ donde $v_0 = v_{i+1} = 0$. Si w es un cliente no visitado, el costo de insertar v_i entre v_i y v_{i+1} ($0 \leq i \leq t$) se define como:

La mejor posición para insertar el cliente w en la ruta actual está dada por:

$$c_1(v_i, w) = \begin{cases} c_{v_i, w} + c_{w, v_{i+1}} - c_{v_i, v_{i+1}} & \text{si } (v_0, \dots, v_i, w, v_{i+1}, \dots, v_{t+1}) \\ & \text{es factible} \\ \infty & \text{si no} \end{cases} \quad (2)$$

$$i(w) = \arg_{i=0, \dots, t} \min c_1(v_i, w) \quad (3)$$

En la inserción del próximo cliente se tiene en cuenta la utilización de otra métrica (c_2) para favorecer a los clientes lejanos al depósito. Esta métrica se define como:

$$c_2(v_i, w) = \mu c_{0w} - c_1(v_i, w) \quad (4)$$

En cada iteración se busca el cliente que maximiza la medida c_2 y se inserta en la posición dada por el mínimo valor de c_1 . Además de las medidas anteriores, debe considerarse la factibilidad de las inserciones. Cuando ninguna inserción es factible y si aún quedan clientes sin visitar, se selecciona un cliente para comenzar una nueva ruta.

Esta heurística de inserción permite determinar la mejor posición y el mejor cliente para esa posición en la ruta. Siguiendo este enfoque, se proponen dos operadores, el primero funciona como un operador de inserción y el otro como un operador de intercambio. El primer operador selecciona aleatoriamente un cliente y determina la mejor posición en donde debe ser insertado; mientras que el segundo selecciona una posición aleatoria y determina el mejor cliente para esa posición. Ambos operadores utilizan la métrica formulada en (2) para determinar el mejor cliente (MJBestElement) y la mejor posición (MJBestPosition). Esta operación implica calcular todas las combinaciones posibles para un cliente o una posición determinada, siendo un procedimiento costoso en este sentido. Exceptuando, aquellas soluciones donde la métrica c_1 requiera utilizar la posición del elemento seleccionado o al elemento en la posición seleccionada según sea el caso.

En la figuras 3 y 4 se muestran los pseudocódigos de los operadores basados en la Heurística de Inserción Secuencial Mole & Jameson: MJBestPosition y MJBestElement respectivamente.

```

1: Input:  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 
2: Output:  $R'$ 
3: Select at random  $v \in R$ 
4:  $i^* \leftarrow 0$ 
5:  $c_1^* \leftarrow c_{v_0, v} + c_{v, v_1} - c_{v_0, v_1}$ 
6:  $i \leftarrow 1$ 
7: repeat
8:    $c_{1\text{current}} \leftarrow c_{v_i, v} + c_{v, v_{i+1}} - c_{v_i, v_{i+1}}$ 
9:   if  $c_{1\text{current}} < c_1^*$ 
10:     $c_1^* \leftarrow c_{1\text{current}}$ 
11:     $i^* \leftarrow i$ 
12:  end if
13:  $i \leftarrow i + 1$ 
14: until  $|v_n|$ 
15: Remove  $v$ 
16: Insert  $v$  to  $i^*$ 
17: return  $R$ 
    
```

Fig. 3 Seudocódigo del operador de mutación MJBestPosition.

```

1: Input:  $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$ 
2: Output:  $R'$ 
3: Select at random  $i \in n$ 
4:  $v^* \leftarrow v_0 \in R$ 
5:  $c_1^* \leftarrow c_{v_{i-1}, v_0} + c_{v_0, v_{i+1}} - c_{v_{i-1}, v_{i+1}}$ 
6:  $j \leftarrow 1$ 
7: repeat
8:    $c_{1\text{current}} \leftarrow c_{v_{i-1}, v_j} + c_{v_j, v_{i+1}} - c_{v_{i-1}, v_{i+1}}$ 
9:   if  $c_{1\text{current}} < c_1^*$ 
10:     $c_1^* \leftarrow c_{1\text{current}}$ 
11:     $v^* \leftarrow v_j \in R$ 
12:  end if
13:  $j \leftarrow j + 1$ 
14: until  $|v_n|$ 
15: Exchange  $v$  with  $v^*$ 
16: return  $R$ 
    
```

Fig. 4. Seudocódigo del operador de mutación MJBestElement.

Ejemplo del funcionamiento de los operadores propuestos

Es importante mencionar, que la representación de la solución está estrechamente relacionada con los operadores utilizados para definir la vecindad en el problema. Por este motivo, cuando se define una representación se debe tener en cuenta cómo será evaluada la solución y cómo los operadores funcionarían sobre esta.

En este caso en particular, la implementación del TTRP utilizada se basa en la propuesta presentada en [14]. Básicamente se hace uso de una representación indirecta de la solución usando una permutación de los clientes y adicionando depósitos artificiales para separar rutas e indicar la terminación de las subrutas. Además, la solución incorpora un vector binario con un tamaño igual a la cantidad de clientes de tipo VC para indicar el tipo de vehículo

con que se accede a estos clientes. Cuando toma valor 0 el cliente VC es accedido con el vehículo completo, mientras que si toma valor 1, es visitado solo con el camión. En la figura 5 se presenta una solución utilizada en [14] para ejemplificar la codificación.

Para interpretar la solución se aplica un procedimiento especializado que considera las características del TTRP y permite obtener el conjunto de rutas para este problema. La representación utilizada, así como el proceso de decodificación garantizan que cualquier solución generada sea factible en cuanto a la restricción de demanda y capacidad.

A modo de ejemplo se presentan tres soluciones luego de aplicar los operadores propuestos en la solución de la figura 5. En cada una se sombrea en color gris la mutación realizada.

Se puede observar cómo en la solución de la figura 6 la anterior ruta R_3 es reordenada sin generar otros cambios en la solución. En el caso de la solución con el operador **MJBestPosition** (figura 7) se realiza la mejor inserción del cliente 5, que estaba en la ruta R_3 , quedando ubicado el cliente en la ruta R_1 sin afectaciones en los tipos de las rutas involucradas. Por último, con el operador **MJBestElement** son visibles otros cambios en la solución de la figura 8. Por ejemplo, aparece una nueva ruta producto del intercambio del cliente 14 con el depósito artificial. En esta mutación las rutas involucradas no sufren cambios debido a que la capacidad del vehículo admite la demanda del cliente.

Con estos tres ejemplos, se puede observar cómo los operadores pueden provocar soluciones diferentes a partir de la misma solución original (figura 5), debido a que se afectan diferentes partes de la solución.

DISCUSIÓN

Para el análisis se emplearon 21 ficheros de referencias de la literatura [14], que han sido utilizados en los trabajos comentados anteriormente [14-17,20,21]. Estas instancias TTRP se generaron de siete problemas VRP de prueba y pueden ser descargadas en <http://www.cma.edu.tw/iming/research/ttrp>. Se realizó una comparación entre los operadores propuestos y algunos de la literatura. Para la comparación se seleccionaron los operadores inserción (INS), intercambio (INT) y cambio del tipo de vehículo de servicio (CTVS), además, el operador de Inversión (2-opt) utilizado en [17,18].

Las implementaciones de los operadores se codificaron en Java, utilizando Eclipse 3.4.2 y se ejecutaron en un Intel Dual Core con un procesador 2.0 GHz y 3GB de RAM. Se empleó el algoritmo de trayectoria Escalador de Colina en su resolución. Para cada instancia de TTRP se realizaron 30 ejecuciones cada una de 10 000 iteraciones.

La tabla 2 expone los resultados obtenidos luego de aplicar los operadores mencionados anteriormente y los operadores **SavingsReorder** seleccionando el primer cliente de forma aleatoria (SR^{RC}), **MJBestPosition** (MJ^{BP}) y **MJBestElement** (MJ^{BE}). Los valores destacados en negrita indican el mejor valor alcanzado en cada problema.

Como se puede observar los resultados alcanzados en la tabla 2 indican que los operadores inserción y **MJBestPosition** ganan al resto de los operadores en un 47,62 % de los problemas. Ambos operadores quedan empatados entre sí con un total de 10 victorias para cada uno. El operador **SavingsReorder** obtuvo el mejor resultado en solo uno de los problemas, lo que representa un 4,8 % de las victorias. De manera general, los operadores propuestos en este trabajo ganan en 11 de los 21 problemas. La gráfica de la figura 9 refleja el comportamiento de los diferentes operadores en función del valor promedio.

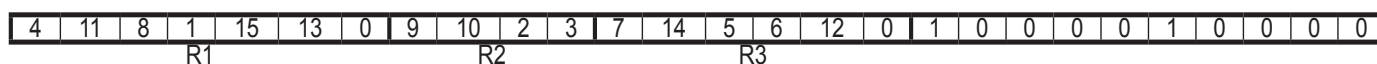


Fig. 5. Un ejemplo de la representación de una solución TTRP.



Fig. 6. Solución TTRP obtenida con el operador **SavingReorder**.



Fig. 7. Solución TTRP obtenida con el operador **MJBestPosition**.



Fig. 8. Solución TTRP obtenida con el operador **MJBestElement**.

Tabla 2
Resultados alcanzados con los operadores de mutación respecto al valor promedio

ID	SR ^{RC}	MJ ^{BP}	MJ ^{BE}	INT	INS	2-opt	CTVS
1	1255,3	934,4	1157,5	958,6	88,4	1204,8	1979,1
2	1254,9	958,1	1155,3	951,8	910,9	1126,9	1988,3
3	1254,3	994,3	1132,7	988,7	949,7	1091,2	1611,8
4	1918,7	1490,4	1827,4	1410,9	1354,4	1932,1	3229,1
5	1903,6	1511,5	1796,8	1443,6	1395,5	1823,4	2932,6
6	1917,3	1520,8	1815,4	1425,4	1419,0	1728,6	2547,8
7	2137,1	1552,9	1997,2	1796,6	1614,9	2352,4	3383,2
8	2147,6	1625,4	2100,3	1782,7	1601,0	2297,2	3298,6
9	1990,3	1583,8	1929,3	1726,7	1648,2	2055,6	2724,3
10	3290,0	2485,5	3034,9	2693,3	2436,4	3649,2	5379,4
11	3178,2	2400,4	3085,0	2697,2	2504,4	3462,1	4966,7
12	3258,8	2487,6	2967,8	2706,4	2606,0	3300,9	4879,0
13	4524,8	3127,3	4072,0	3752,5	3445,0	5744,2	7351,9
14	4260,4	3154,6	4001,9	3766,5	3499,9	5268,4	6713,0
15	4177,6	2996,6	3854,3	3619,2	3432,7	4875,1	6279,3
16	1315,0	1494,4	1631,3	1551,7	1350,4	1629,4	1993,3
17	1658,4	1477,2	1660,7	1627,2	1445,0	1751,6	2503,5
18	1641,1	1469,1	1625,9	1579,2	1410,5	1612,9	2026,4
19	1179,7	1116,5	1360,1	1343,2	1230,5	1508,6	1967,7
20	1318,2	1149,2	1339,0	1341,0	1224,7	1525,0	1985,1
21	1364,0	1171,9	1334,5	1368,2	1248,8	1446,8	1870,6

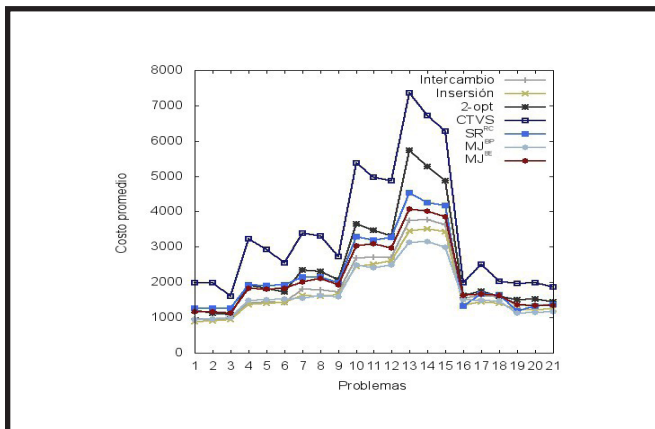


Fig. 9. Comportamiento de los operadores del estado del arte y los operadores propuesto.

Es importante comentar que en cuanto a tiempo de ejecución el operador SavingsReorder presenta los mejores valores en mayor cantidad de problema (19 en total), aunque un 84,2 % de esos valores lo comparte con otros operadores de la comparación.

Para analizar más a fondo los resultados, se decidió usar pruebas estadísticas no paramétricas por lo adecua-

das que son cuando se desea realizar un análisis comparativo entre algoritmos como en este caso [22]. En esta ocasión se realizó una comparación global (Friedman (NxN)) entre los operadores propuestos y los seleccionados de la literatura.

Al aplicar esta prueba estadística se puede apreciar que el operador inserción se posiciona como el primero del ranking, mientras que los operadores propuestos se ubican en la segunda (MJBestPosition), cuarta (MJBestElement) y quinta (SavingsReorder) posición. Además, el valor de *p-value* alcanzado (0) sugiere la existencia de diferencias significativas entre los operadores considerados y se puede proceder a utilizar los procedimientos Holm, Shaffer y Nemenyi para caracterizar estas diferencias.

Utilizando un nivel de significancia de 0.05, los tres métodos seleccionados rechazaron 12 de las 21 hipótesis. Las hipótesis rechazadas indican la superioridad de:

- Los operadores inserción, MJBestPosition, intercambio, MJBestElement y SavingsReorder sobre el operador CTVS.
- Los operadores inserción, MJBestPosition e intercambio sobre el operador de Inversión.
- Los operadores inserción y MJBestPosition sobre los operadores SavingsReorder y MJBestElement.

Las restantes hipótesis no pueden ser rechazadas utilizando estos métodos. Estas hipótesis muestran que no existen diferencias significativas entre los operadores inserción, MJBESTPosition e intercambio. Asimismo, los operadores intercambio, MJBESTElement y SavingsReorder tampoco presentan diferencias entre ellos; mientras el operador inversión se comporta de forma similar a los operadores MJBESTElement, SavingsReorder y CTVS.

Por último, es importante comentar que inicialmente los experimentos se realizaron generando una solución aleatoria y luego se repitieron pero esta vez partiendo de la misma solución en cada problema. En ambos casos las pruebas estadísticas arrojaron los mismos resultados.

CONCLUSIONES

El trabajo presentado expone los elementos principales que definen al TTRP; así como las principales propuestas para la resolución de este problema. El aporte fundamental consiste en un conjunto de operadores basados en el Algoritmo de Ahorros y en la Heurística de Inserción Secuencial Mole & Jameson. El estudio comparativo realizado indica que 2 de los 3 operadores propuestos obtienen mejores resultados en 11 de los 21 problemas TTRP. Entre los operadores de la literatura se destaca el operador de inserción como el que obtuvo mejores resultados en 10 problemas TTRP. Sin embargo, las pruebas estadísticas no paramétricas utilizadas sugieren que MJBESTPosition y el operador de Intercambio tienen un comportamiento similar al operador de Inserción. Es importante destacar que se experimentó con cada uno de los operadores de manera individual, por lo que, los autores de este trabajo consideran conveniente en el futuro realizar nuevos experimentos utilizando estrategias que los combinen. Además de la creación de nuevos operadores basados en otras heurísticas de construcción.

REFERENCIAS

- DANTZIG, George; FULKERSON, Delbert; JOHNSON, Selmer.** "Solution of a large-scale traveling-salesman problem". *Journal of the Operations Research Society of America*, noviembre 1954, vol. 2, núm. 4, pp. 393 - 410. ISSN: 0096-3984.
- TOTH, Paolo; VIGO, Daniele (Eds.).** *Vehicle Routing Problems: Methods and Applications*. Second edition. 2014, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, Pennsylvania, 463 pp. ISBN: 978-1-61197-358-7.
- KUMAR, Suresh; PANNEERSELVAM, Ramasamy.** "A Survey on the Vehicle Routing Problem and Its Variants". *Intelligent Information Management*, mayo 2012, vol 4, núm. 3, pp. 66 - 74. ISSN 2160-5912.
- CRAINIC, Teodor; NGUYEN, Phuong; TOULOUSE, Michel.** "Synchronized Multi-trip Multi-traffic Pickup & Delivery in City Logistics". *Transportation Research Procedia*, junio 2015, vol 12, pp. 26 - 39. ISSN: 2352-1465.
- ALZAQEBAH, Malek; ABDULLAH, Salwani; JAWARNEH, Sana.** "Modified artificial bee colony for the vehicle routing problems with time windows". *SpringerPlus*, diciembre 2016, vol. 5, núm. 1, pp. 1 - 14. ISSN: 2193-1801.
- FAULIN, Javier; JUAN, Angel et. al.** "Solving the Capacitated Vehicle Routing Problem with Environmental Criteria Based on Real Estimations in Road Transportation: A Case Study". *Procedia - Social and Behavioral Sciences*. 2011, vol. 20, pp. 323 - 334. ISSN: 1877-0428.
- ALGARRA, Leticia.** "DVRP-OCR: un método cooperativo basado en heurísticas simples para el problema de ruteo de vehículos dinámico". Director: David Pelt, Tesis de Maestría, Universidad de Granada, Granada, España, 2011.
- LAPORTE, Gilbert.** "The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms". *Operational Research*, junio 1992. vol. 59, núm 3, pp. 345 - 358. ISSN: 1526-5463.
- GILLET, Billy; MILLER, Leland.** "A heuristic algorithm for the vehicle-dispatch problem", *Operations Research*, abril 1974, vol 22, núm 2, pp. 340 - 349. ISSN: 1526-5463.
- MOLE, R.; JAMESON, S.** "A sequential route-building algorithm employing a generalised savings criterion". *Operational Research Quarterly*, junio 1976. vol. 27, núm 2, pp. 503 - 511. ISSN: 0160-5682.
- CLARKE, G.; WRIGHT, James.** "Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points". *Operations Research*, agosto 1964, vol. 12, núm 4, pp. 568 - 581. ISSN: 1526-5463.
- TALBI, El-Ghazali.** *Metaheuristics: from design to implementation*. New Jersey, Estados Unidos: John Wiley & Sons, 2009. ISBN: 978-0-470-27858-1.
- CHAO, I. Ming.** "A tabu search method for the truck and trailer routing problem". *Computers & Operations Research*, enero 2002, vol. 29, núm 1, pp. 33 - 51. ISSN: 0305-0548.
- LIN, Shih-Wei; YU, Vicent, Chou; Shuo-Yan.** "Solving the truck and trailer routing problem based on a simulated annealing heuristic" *Computers & Operation Research*, mayo 2009, vol. 36, núm 5, 1683 - 1692. ISSN: 0305-0548.
- VILLEGAS, Juan; PRINS, Christian et al.** "A GRASP with evolutionary path relinking for the truck and trailer routing problem". *Computers & Operations Research*, septiembre 2011, vol. 38, núm 9, pp. 1319 - 1334. ISSN: 0305-0548.
- DERIGS, Ulrich; PULLMANN, Markus; VOGEL, Ulrich.** "Truck and trailer routing-Problems, heuristics and computational experience". *Computers & Operations Research*, febrero 2013, vol. 40, núm 2, pp. 536 - 546. ISSN: 0305-0548.

17. **MIRMOHAMMADSADEGHI, Seyedmehdi; AHMED, Shamsuddin; NADIRAH, Eida.** "Application of Memetic Algorithm to Solve Truck and Trailer Routing Problems". Proceedings of the 2014 International Conference on Industrial Engineering and Operations Management. Bali, Indonesia, enero 2014, pp. 747 – 755.
18. **TORRES, Isis; CRUZ, Carlos; VERDEGAY, José.** "Solving the Truck and Trailer Routing Problem with Fuzzy Constraints". *International Journal of Computational Intelligence Systems*, mayo 2015, vol. 8 núm 4, pp. 713 -724. ISSN: 1875-6891.
19. **DREXL, Michael.** "On Some Generalized Routing Problems". Director: Hans-Jürgen Sebastian, Michael Bastian. Tesis de Doctorado. RWTH Aachen University. Aachen, Alemania. 2007.
20. **CARAMIA, Massimiliano; GERREIRO, Francesca.** "A heuristic approach for the truck and trailer routing problem". *Journal of the Operational Research Society*, julio 2010, vol. 61, núm 7, pp. 1168 - 1180. ISSN: 0160-5682.
21. **VILLEGAS, Juan; PRINS, Christian et al.** "A metaheuristics for the truck and trailer routing problem". *European Journal of Operational Research*, octubre 2013, vol. 230, núm 2, pp. 231 - 244. ISSN: 0377-2217.
22. **DERRAC, Joaquín; GARCÍA, Salvador et al.** "A practical tutorial on the use of nonparametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and

swarm intelligence algorithms". *Swarm and Evolutionary Computation*, marzo 2011, vol. 1, núm 1, pp. 3 - 18. ISSN: 2210-6502.

AUTORES

Leyda del Carmen Machado Lores

Ingeniera Informática, Facultad de Ingeniería Informática, Universidad Tecnológica de La Habana José Antonio Echeverría, Cujae, La Habana, Cuba

Isis Torres Pérez

Ingeniera Informática, Doctora en Ciencias Técnicas, Profesora Asistente, Facultad de Ingeniería Informática, Universidad Tecnológica de La Habana José Antonio Echeverría, Cujae, La Habana, Cuba. Miembro del Grupo de Investigación en Modelos de Decisión y Optimización de la Universidad de Granada

Alejandro Rosete Suárez

Ingeniero en Sistemas Automatizados de Dirección (SAD), Doctor en Ciencias Técnicas, Profesor Titular, Facultad de Ingeniería Informática, Universidad Tecnológica de La Habana José Antonio Echeverría, Cujae, La Habana, Cuba

Hot Mutations Based on Constructive Heuristics for the Truck and Trailer Routing Problem

Abstract

In this paper are presented a set of mutation operators based on classic constructive heuristics as: Savings Algorithm and Mole & Jameson Algorithm for the Truck and Trailer Routing Problem. In addition, a comparative study is carried out among the suggested operators and several operators presented in the literature for the TTRP. The results of this study showed that in 11 of 21 used problems, 2 of the suggested operators obtain the best solution. Particularly, the operator MJBESTPosition looks similar to the operator with the best behavior reported in the literature.

Key words: truck and trailer routing problem, mutation operators, constructive heuristics