

ALGORITMOS MEMÉTICOS APLICADOS A LA RESOLUCIÓN DE UN PROBLEMA DE RUTEO DE VEHÍCULOS PERIODICO

A. Méndez, D. Palumbo, M. Carnero, J. Hernández

*Grupo de Optimización, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Río Cuarto, Campus
Universitario, 5800 Río Cuarto, Argentina, gop@ing.unrc.edu.ar, <http://www.unrc.edu.ar>*

Keywords: Optimización, PVRP, Recolección de residuos Infecciosos, Algoritmos meméticos.

Abstract. La provisión de servicios tales como la recolección de residuos infecciosos, residuos urbanos, recolección y transporte de leche en los tambos, transporte de personas, etc, tienen a menudo grandes problemas de prestación y altos costos de recolección y procesamiento, por lo que la optimización de sus recorridos tiene un fuerte incentivo económico. Los problemas de ruteo representan una de las más importantes clases de problemas dentro de la logística computacional. En este trabajo se presenta una metodología para la resolución de un problema que incluye la planificación de un esquema de visitas y construcción del conjunto de rutas óptimo, que se describe como un problema de ruteo de vehículo periódico (PVRP, Periodic Vehicle Routing Problem), aplicado a un caso real de recolección de residuos infecciosos en la ciudad de Río Cuarto. Es conocido que el PVRP está incluido dentro de los problemas catalogados como NP-Hard, razón por la cual las heurísticas aparecen como métodos de resolución atractivos por su capacidad de brindar soluciones de alta calidad en tiempos razonables, para instancias de tamaño considerable, tal como aparecen en las aplicaciones reales. En el procedimiento de resolución propuesto, en este trabajo, se construye un Algoritmo Memético, que está basado en técnicas de Computación Evolutiva equipadas con diferentes y variados mecanismos de búsqueda local que aseguran la explotación intensiva de regiones promisorias del espacio de búsqueda. Se presenta la metodología y su desempeño para la optimización de la prestación del servicio de recolección diferenciada y transporte de residuos patógenos.

1 INTRODUCCION

El problema de ruteo de vehículos periódico, PVRP, consiste en diseñar un conjunto de rutas para cada día de un periodo de planificación. Cada cliente requiere un número conocido de días de visitas durante el periodo planificado. El PVRP fue formalmente definido por Christofides y Beasley (1984) como una extensión del problema de ruteo de vehículos (VRP). Siendo el VRP un problema NP-difícil, entonces el PVRP tendrá al menos la misma dificultad y los métodos exactos de solución se podrán aplicar solamente en los problemas de un tamaño reducido. Los problemas que se presentan en las aplicaciones reales poseen un tamaño tal que hace necesario la utilización de métodos heurísticos o metaheurísticos. Generalmente, el objetivo del PVRP es minimizar la distancia total atravesada en el período de planificación sujeto a restricciones de capacidad.

Entre las primeras aplicaciones del PVRP a problemas reales se encuentran los trabajos de Beltrami y Bodin (1974); que presentan dos procedimientos para la recolección municipal de residuos para la ciudad de New York; y el de Russell e Igo (1979) también relacionado a la recolección de residuos. En otras aplicaciones se encuentra el trabajo de Golden y Wasil (1987) vinculado a la distribución de bebidas. Posteriormente se puede mencionar el trabajo de Baptista et al (2002) en el que se estudia un sistema de recolección de papel para reciclar en la localidad de Almada (Portugal), que aborda la recolección de 59 contenedores con dos vehículos; en el cual se deben establecer las rutas de los vehículos y los días de recolección de cada contenedor en un período de un mes. Aquí se adopta una heurística basada en la propuesta por Christofides y Beasley. Además se encuentran otros ejemplos de aplicaciones que dan lugar a variantes del PVRP con restricciones que aportan los problemas reales; como el Problema de Ruteo de Vehículos Periódico con Múltiples Depósitos (MDPVRP) de Hadjiconstantinou y Baldacci (1998), el Problema de Ruteo de Vehículos Periódico con Ventanas de Tiempo (PVRPTW) de Cordeau et al (2001), y el Problema de Ruteo de Vehículos Periódico con Instalaciones Intermedias y Múltiples Tareas (PVRP-IF) de Angelelli y Speranza (2002).

2 FORMULACION GENERAL DEL PROBLEMA

El problema consiste en planificar la atención de un conjunto de clientes que requieren distintas frecuencias de visitas en un período de np días. Cada cliente j tiene asociado una frecuencia $k(j)$ que mide la cantidad de veces que el cliente j debe ser visitado, con $1 \leq k(j) \leq np$. El PVRP básico consiste en seleccionar $k(j)$ días distintos de visitas para el cliente j y resolver los np problemas de ruteo de vehículos, VRP, que resultan, de modo de minimizar el costo total de recorrido. Esto puede ser representado de la siguiente forma:

Dado un grafo $G=(V,E,D,q)$ y el período de np días, en el cual V es el conjunto de vértices o nodos que representan los clientes, E el conjunto de líneas que conectan los vértices. Donde D es la matriz de distancias mínima entre vértices y q es el vector de demandas. Cada cliente (asociado a un vértice) requiere que la tarea de recolección sea realizada con una frecuencia $k(j)$ que mide la cantidad de veces que el cliente j debe ser visitado, con $1 \leq k(j) \leq np$. El problema consiste en seleccionar $k(j)$ días distintos de visitas para el vértice j y resolver los np problemas VRP que resultan, de modo de minimizar el costo total de recorrido.

El problema a resolver puede ser considerado como un problema de optimización combinatoria de multinivel. En un primer nivel, el objetivo es generar un grupo de alternativas factibles o combinaciones de visitas, y como el espacio de las alternativas está formado por las 2^{np} combinaciones posibles de los np días que abarca el horizonte de tiempo,

es un problema que crece en forma exponencial con np . En esta etapa se deberá seleccionar una alternativa de visita dentro de las factibles para cada cliente, generando así una propuesta de planificación a evaluar.

Dicha evaluación se lleva cabo en un segundo nivel y consiste en resolver np problemas de optimización esto es, resolver un problema de ruteo de vehículos (VRP) para el conjunto de clientes particulares a atender en cada día del período.

3 HEURÍSTICAS PARA PVRP

En el presente trabajo se propone la utilización de técnicas de computación evolutiva (EC) como metodología de búsqueda de soluciones cuasi óptimas para el PVRP.

Dichas técnicas son utilizadas para resolver la planificación semanal, presentando un algoritmo genético (GA) mejorado, desde el punto de vista de la representación de los individuos que conforman la población junto con mecanismos de cruzamiento y mutación que permiten explotar las posibilidades de hallar buenas soluciones dentro de regiones factibles.

Una vez realizada la planificación semanal, es necesario para cada día resolver un problema de ruta óptima del tipo VRP. Este es el nombre genérico dado a una amplia serie de problemas de optimización en los cuales se debe determinar el mejor conjunto de rutas que debe seguir una flota de vehículos para servir un número de clientes geográficamente dispersos. El objetivo del VRP es entonces, encontrar el conjunto de rutas, que se originan y terminan en un depósito, de modo tal de servir a todos los clientes con el mínimo costo. Se propone la resolución del VRP a través de un algoritmo evolutivo híbrido poblacional. Una población de soluciones potenciales del problema, evolucionan a partir de mecanismos de selección de individuos y alteración de los mismos a través de operadores genéticos. La hibridización es llevada a cabo a partir de la implementación de un mecanismo de búsqueda local que intenta mejorar las soluciones a lo largo del proceso evolutivo.

En las siguientes subsecciones se describen los componentes fundamentales de los algoritmos utilizados en el primer y segundo nivel del problema PVRP: la representación de los individuos, el método de selección de padres, los operadores genéticos, el diseño de la función de aptitud y los mecanismos de búsqueda local incorporados. Posteriormente se completa la implementación de la estrategia seleccionada.

3.1 Primer nivel: el problema de la planificación semanal

3.1.1 Representación de los individuos

Considerando el período de np días de planificación y que cada cliente j , con una frecuencia $k(j)$ asociada, se representa el régimen de visitas a través de un conjunto P de vectores binarios \mathbf{x} . Cada componente $x(i)$ toma el valor 1 si dicho cliente es visitado el día i o 0 en caso contrario. La cardinalidad del conjunto P , esto es el número de alternativas de visitas válidas, está dada por el número de combinaciones de np tomados de $k(j)$.

Si N es el número total de clientes a atender, entonces una planificación semanal completa puede ser representada por un vector binario de dimensión $np \times N$.

Para reducir el número de símbolos empleados, se propone utilizar una notación de números enteros simplemente asignando al vector \mathbf{x} el valor entero que resulta de la conversión de sus componentes tomadas como un número binario, cuya expresión está dada por:

$$\sum_{i=1}^{np} 2^{i-1} x(i) \quad (1)$$

Así, por ejemplo, para un cliente que requiere una visita en un horizonte de 7 días, el

conjunto de vectores binarios P tiene una correspondencia con el siguiente conjunto de números naturales $\{64\ 32\ 16\ 8\ 4\ 2\ 1\}$.

De este modo cada individuo es un vector \mathbf{y} de N números enteros, cada uno de los cuales representa el régimen de visitas para cada cliente. Es decir, el componente $y(j)$ contiene la propuesta de visitas para los np días para el cliente j . Cada componente del vector contiene un número que se corresponde con la cantidad de visitas requeridas $k(j)$.

Esta propuesta aún no contiene la secuencia de recorrido en cada día, es decir en que orden serán atendidos los clientes que se indican en cada día.

3.1.2 Método de Selección de padres

Se utilizó un método de selección por torneo binario, asignándole una alta probabilidad de selección al individuo mejor adaptado. Esto permite que puedan eventualmente ser seleccionadas soluciones de menor calidad, con el objetivo de evitar una convergencia demasiado rápida del algoritmo.

3.1.3 Operadores de cruzamiento y mutación

Se implementó un cruzamiento punto a punto, que produce una descendencia de soluciones factibles. El mismo se realiza generando una máscara aleatoria de la misma dimensión de los individuos a cruzar. Esto introduce una fuerte componente aleatoria en las características de la descendencia favoreciendo de este modo la diversidad en la población.

El mecanismo de mutación se realiza de forma tal de garantizar la factibilidad de la solución. Por esta razón se concibe la mutación de un gen j como un cambio de propuesta semanal para el cliente j , pero sólo entre las posibilidades que se encuentran disponibles para dicho cliente. En otras palabras el gen tomará otro valor elegido dentro de las alternativas posibles de acuerdo con el número de visitas que requiere.

3.1.4 Función de aptitud

Cada gen del cromosoma representa una propuesta de visitas para el cliente j , en el período de np días, con una frecuencia $k(j)$. El valor de aptitud asociado a dicho cromosoma resulta de determinar el costo del conjunto de rutas óptimas para cada uno de los días (C_i), en el período np . La expresión de la función de aptitud de un individuo C , esta dada por:

$$C = \sum_{i=1}^{np} C_i \quad (2)$$

La determinación del valor de C_i y por lo tanto el cálculo de la función de aptitud para este nivel, implica resolver paralelamente np problemas de optimización de ruteo de vehículos, en otras palabras np problemas VRP. Esto es lo que posteriormente se describe como el segundo nivel del problema general PVRP.

Es conocida la complejidad computacional asociada al VRP. Si además se considera que este problema debe resolverse para cada individuo de la población de planificaciones, es tangible la dificultad que tiene asociada el problema general.

3.2 Segundo nivel: el problema de determinación de rutas óptimas

Se diseñó un algoritmo genético fuertemente hibridizado con búsqueda local. A partir de una población inicial, generada en forma aleatoria, los individuos son sometidos a un mecanismo de selección para generar una población intermedia o conjunto de apareamiento. Dicho conjunto sufre un proceso de transformación a través del operador de cruzamiento para luego, con una probabilidad dada, realizar un procedimiento de búsqueda local sobre los

individuos. Finalmente se reinserta la población intermedia para conformar la próxima generación.

3.2.1 Representación de los individuos

Los algoritmos genéticos para los problemas de ruteo usan una representación cuasi-directa de las soluciones, como secuencias de tareas. Una idea natural para estos casos es el uso de subcromosomas (uno por ruta) separados por un símbolo especial que actúa como delimitador de rutas. En estos casos, el cruzamiento requiere de un operador de reparación por la existencia de hijos que pueden contener rutas que no respondan a las restricciones de capacidad de los vehículos. Esta técnica es usada por Potvin y Bengio para el VRP con Time Windows (1996).

Una solución (individuo) se representa a través de un vector \mathbf{a} de números enteros de tal manera que un elemento a_j indica el cliente que corresponde atender en el j -ésimo lugar.

La alternativa de no utilizar separadores de rutas es posible si se combina con una técnica de separación óptima, a través de la cual se consigue para cada secuencia su mejor partición en rutas, es decir obtiene la forma en que se debe dividir el vector \mathbf{a} para que la suma de los costos de las rutas resultantes sea mínimo.

Presentado de este modo, \mathbf{a} no representa directamente una solución del VRP, pero puede ser visualizada como un viaje gigante ignorando los límites de capacidad del vehículo. El procedimiento de separación óptima es aplicado sobre \mathbf{a} para obtener una solución del VRP al momento de evaluar el costo que tiene asociado.

3.2.2 Función de aptitud

La bondad de una solución potencial es evaluada a través de una función que devuelve el costo asociado a dicha solución, incluyendo el costo de recorrido de la secuencia que incluye los costos de los caminos intermedios. Los costos de los caminos más cortos entre los nodos que representan a los clientes se extraen de la matriz \mathbf{D} .

$$C_i = \sum_{t=1}^{nr} r_t \quad (3)$$

Donde r_t representa el costo de una ruta particular t y nr el número total de rutas a recorrer en el día i

$$r_t = D_{deposito, q_1} + \sum_{s=1}^{n-1} D_{q_s, q_{s+1}} + D_{q_n, deposito} \quad (4)$$

Donde \mathbf{D} es la matriz de distancias mínimas entre clientes q_s y n es la cantidad de clientes que se visitan en la ruta t correspondiente al día i .

En la representación utilizada no existen separadores que permitan la determinación de las diferentes rutas involucradas en una propuesta de solución. De este modo en la evaluación del costo será necesario determinar los límites de cada ruta. Para esto se utiliza un procedimiento de división de la secuencia (Lacomme, 2004) que asegura obtener el corte óptimo de la secuencia, es decir para una secuencia dada encuentra como se debe cortar para producir la división en rutas de mínimo costo, cumpliendo las restricciones de capacidad. Este procedimiento propuesto por Lacomme se basa en la heurística de Ulusoy (1985).

3.2.3 Operador de cruzamiento

Para el tipo de cromosomas sin delimitadores de rutas se pueden experimentar los cruzamientos clásicos de los cromosomas que se utilizan para problemas de secuencia: X1

$$\begin{array}{c}
 u \downarrow \qquad \qquad \qquad v \downarrow \\
 \mathbf{a} = \{ 5 \ 7 \ 3 \ 2 \ 8 \ 11 \ 17 \ 15 \ 10 \ 12 \ 20 \} \\
 \mathbf{a}^* = \{ 17 \ 7 \ 3 \ 2 \ 8 \ 11 \ 5 \ 15 \ 10 \ 12 \ 20 \}
 \end{array}$$

Fase 4: intercambio entre dos rutas con movimiento de bloques de tareas, en todas las modalidades se consideran dos viajes, y se intercambian el bloque de la ruta que queda después de u con el bloque que sigue a v en su ruta. Esta fase opera sobre soluciones a diferencia de las anteriores y ha sido implementado en dos modalidades:

$$\begin{array}{c}
 u \downarrow \quad \text{---} \quad v \downarrow \quad \text{---} \\
 \text{Solución } \mathbf{a}: [5 \ 7] [3 \ 2 \ 8 \ 11] [17 \ 15] [10 \ 12 \ 20]
 \end{array}$$

Los arcos u y v , que corresponden a distintas rutas, permiten localizar dos bloques formados por todos los arcos siguientes a u y v hasta el final de las rutas correspondientes. Estos bloques serán intercambiados en sus posiciones, como un intercambio (*swap* de la fase 3) pero esta vez como bloques de clientes. De esta forma se produce el primer movimiento de la fase 4

$$\text{Solución } \mathbf{a}^*: [5 \ 7 \ 3 \ 2 \ 15] [17 \ 8 \ 11] [10 \ 12 \ 20]$$

Otra alternativa consiste en invertir el bloque al mismo tiempo que se intercambia, entendiendo que invertir en este caso significa cambiar el orden establecido. Esto produce una secuencia que resulta equivalente al bloque que le dio origen recorrido en el sentido opuesto, semejante a espejar un objeto. Esta inversión a modo de espejo sobre una secuencia de clientes se muestra en la figura 1:

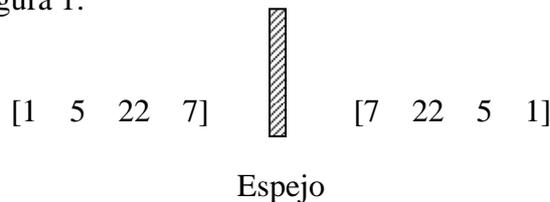


Figura 1. Efecto de inversión de una secuencia de arcos.

La aplicación de este proceso a los dos bloques intercambiados produce el segundo movimiento:

$$\begin{array}{c}
 u \downarrow \quad \text{---} \quad v \downarrow \quad \text{---} \\
 \text{Solución } \mathbf{a}: [5 \ 7] [3 \ 2 \ 8 \ 11] [17 \ 15] [10 \ 12 \ 20] \\
 \text{Solución } \mathbf{a}^*: [5 \ 11 \ 8] [2 \ 3 \ 18 \ 17 \ 15] [10 \ 12 \ 20]
 \end{array}$$

3.1.4 Método de Selección de padres

El método define, en primer lugar, un conjunto de individuos que son seleccionados de alguna manera para ser "padres". La selección de las "madres" se realiza, para cada padre entre los individuos de su vecindad. Para evitar diferencias desproporcionadas en los valores de *fitness*, se somete a la población a un *ranking* lineal antes de comenzar el proceso. De esta

manera los cromosomas son seleccionados proporcionalmente a su rango más que a los valores reales de la función de aptitud, de forma de evitar que superindividuos eliminen material genético deseable y hagan que la evolución converja prematuramente.

4 EJEMPLO DE APLICACION

El tratamiento y recolección de residuos infecciosos presenta algunas particularidades, dentro de los servicios de recolección de sólidos de una zona urbana. Una de las características a tener en cuenta es el aspecto económico y la otra es lo vinculado a la salud pública.

En la ciudad de Río Cuarto el servicio de recolección de residuos infecciosos consiste en la recolección propiamente dicha y el traslado hasta un centro para su incineración. La recolección se realiza diariamente, atendiendo a un número de centros que varía con el transcurso de los días de la semana de acuerdo a las diferentes frecuencias de visitas que requieren cada uno de ellos.

Este problema es modelado como un PVRP para el cual se considera $np=7$ días. Para la construcción del grafo asociado al problema cada nodo representa una institución generadora de residuos localizada dentro de la ciudad de Río Cuarto y cada enlace representa la distancia mínima entre dos generadoras teniendo en cuenta las rutas posibles de tráfico dentro de la urbe, a partir de tales distancias se construye la matriz de costos, **D**, asociados a cada uno de los enlaces.

El algoritmo fue aplicado a la resolución del problema de recorrido óptimo para la recolección de 34 clientes, que representan algunas de las instituciones generadoras de residuos infecciosos inscriptas en la ciudad de Río Cuarto. Los datos de frecuencia de visita requerida y la demanda a atender se muestran en la Tabla 1

Institución	Cliente	$k(i)$	$q(i)$
Santa Cecilia	1	4	11
Hospital Central	2	7	95
Maternidad Kowald	3	7	18
Sanatorio Privado	4	7	14
Instituto médico	5	7	55
Instituto de Neonatología	6	7	17
Maternidad Suiza	7	6	4
Centro Municipal	8	7	5
Clínica Regional del Sud	9	7	37
Inst. de Urología y Cardiología	10	7	33
Policlínico San Lucas	11	7	41
Clínica San Roque	12	7	13
Hogar San Jose	13	2	17
Centro Periférico N°14	14	1	2

Tabla 1. Frecuencia de visitas y demandas para 34 generadores

Institución	Cliente	k(i)	q(i)
Centro Jubil. Imperio Sur	15	1	5
Galenus	16	1	1
Drs. C y R Fiore	17	1	1
Inst. Oncohematologico	18	3	6
Centro Privado Medicina Nuclear	19	1	1
Centro de Diag. Cardiovascular	20	1	7
Centro Medico Sobremonte	21	4	23
Dr. G. Ferreiro	22	1	6
Dr. Julio Ramirez	23	1	1
Thuer- Praxis	24	1	4
Dr. Donato Erario	25	1	4
Dr. Justo Magnasco	26	1	2
Dr. Federico Derdoy	27	1	2
Dra. Adriana de Mola	28	1	1
Centro Medico Moreno	29	1	3
Puebla SRL	30	1	12
S.U.T.E.R.	31	1	1
Dr. Rodolfo Blencio	32	1	1
Banco de Sangre	33	1	3
Dent-Rio	34	1	12

Tabla 1, Continuación: Frecuencia de visitas y demandas para 34 generadores

Se ejecutó el algoritmo evolutivo con los parámetros en cada nivel que se muestran en la tabla 2:

Parámetros	Nivel 1	Nivel 2
Probabilidad de cruzamiento	0.7	0.7
Probabilidad de mutación	0.1	0.025
Máximo numero de iteraciones	50	20
Tamaño de la población	25	22
probabilidad de aplicación de búsqueda local	--	1

Tabla 2. Parámetros para el algoritmo evolutivo

5 RESULTADOS

La solución alcanzada corresponde a un costo $C = 443.7440$ que representa la distancia a recorrer, medida en km, en una planificación completa. El conjunto de rutas para cada uno de los días de la semana es el siguiente

Lunes

ruta 1: [4 3 2 1]

ruta 2: [12 11 10 9 8 7 6 5 13]

Martes

ruta 1: [7 14 12 11 10 9 8 6 5 13]

ruta 2: [4 3 2 1]

Miércoles

ruta 1: [2 12 11 8 10 17 15]

ruta 2: [4 3 14 1 6 7 9 16 5 13]

Jueves

ruta 1: [4 3 5 17 15 13 2]

ruta 2: [12 11 10 9 8 7 6 16 14 1]

Viernes

ruta 1: [2 12 11 8 10]

ruta 2: [4 3 7 6 9 14 1 5 13]

Sábado

ruta 1: [2 12 11 8 10]

ruta 2: [4 3 14 1 7 9 6 5 13]

Domingo

ruta 1: [10 9 8 7 6 12 11 13]

ruta 2: [5 4 3 2 1]

6 CONCLUSIONES

En este trabajo se han propuesto estrategias para la resolución del problema de la recolección de residuos infecciosos, el cual ha sido modelado como un Problema de Ruteo de Vehículos Periódico, dichas estrategias combinan técnicas que provienen de la computación evolutiva y técnicas de búsqueda local. Soluciones potenciales de una planificación semanal evolucionan por acción de un AE en el problema principal, mientras que, al momento de la determinación de la función de evaluación se resuelve otro problema de optimización (VRP) a través de un Algoritmo Memético.

Se observó que la combinación de las técnicas mencionadas contribuye a mejorar el desempeño por cuanto se conjugan la capacidad exploratoria que poseen los algoritmos poblacionales con la capacidad de explotación de regiones atractivas del espacio de búsqueda que son inherentes a los métodos basados en búsqueda local.

La implementación fue realizada bajo MatLab7.0. Los resultados obtenidos muestran que el algoritmo diseñado obtiene propuestas de recorrido acertadas, no obstante el número bajo de soluciones potenciales que maneja. La decisión de evolucionar poblaciones pequeñas esta condicionada al tiempo de cómputo elevado que se requiere para evaluar una planificación semanal, ya que esta valoración demanda resolver siete problemas VRP en paralelo.

Estas limitaciones encontradas a la hora de su ejecución, condicionarán la elección del entorno y el tipo de implementación en problemas que cuenten con mayor número de clientes.

REFERENCES

- Angelelli, E. and Speranz M.G.a, “*The Periodic Vehicle Routing Problem with Intermediate Facilities*”, European Journal of Operational Research, 137, pag. 233-247, 2002.
- Baptista, R.C. Oliveira y E. Zúquete, “*A period vehicle routing case study*”, European Journal of Operational Research 139, pag. 220–229. 2002.
- Beltrami, E. and Bodin, L. “*Networks and vehicle routing for municipal waste collection*”. Networks, 4, pag.65—94. 1974.
- Cordeau, J. F., Laporte, G., & Mercier, A. “*A unified tabu search heuristic for vehicle routing*

- with time windows*". Journal of the Operational Research Society, 52, pag.928-936 2001.
- Golden, B. y Wasil, E., "Computerized vehicle routing in the soft drink industry". Operations Research 35, pag. 6–17. 1987.
- Hadjiconstantinou, E.; y Baldacci, R. "A multi-depot period vehicle routing problem arising in the utilities sector". Journal of the Operational Research Society, 12, pag. 1239-1248. 1998.
- Holland J. "Adaptation in Natural and Artificial Systems". University of Michigan Press, 1975.
- Lacomme P., Prins C. y Ramdane-Cherif W. "A genetic algorithm for the CARP and its extensions". In: E.J.W. Boers et al (eds.), Applications of evolutionary computing. Lecture Notes in Computer Science 2037, spinger, pag.473-483. 2001.
- Lacomme, P.; Prins, C.; Ramdane-Cherif, W.; "Competitive Memetic Algorithms for Arc Routing Problems". Annals of Operations Research, Vol.131, N° 1-4, , pag. 159-185. 2004.
- Moscato P. "Memetic Algorithms: a short introduction". In: D. Corne, M. Dorigo and F. Glover (eds.) New Ideas in optimization. McGraw-Hill 1999
- Potvin, J. and Bengio, S. "The vehicle Routing Problem with Time Windows- Part II: Genetic Search." INFORMS Journal on Computing. 8(2), pag.165–172. 1996.
- Russell, R. y Igo, W. "An assignment routing problem". Networks, 9, pag.1-17. 1979.
- Ulusoy, G. "The Fleet size end Mixed Problem for Capacitated Arc Routing". European Journal Operational Research, 22, pag. 329-337. 1985