

Estado del arte para la resolución de enrutamiento de vehículos con restricciones de capacidad

Raúl Pino¹, Jesús Lozano¹, Carlos Martínez¹, Verónica Villanueva¹

¹ Dpto. de Administración de Empresas de la Universidad de Oviedo. Escuela Politécnica de Ingeniería de Gijón. Campus de Viesques, s/n, 33204 Gijón
pino@uniovi.es ; lozano@uniovi.es ; cmcarcedo@gmail.com ; veronicavm85@gmail.com

Palabras clave: Cálculo de Rutas, Inteligencia Artificial, Heurísticas.

1. Introducción

El propósito del presente documento es el de realizar una revisión e investigación en la literatura científica para conocer el estado del arte referente a un problema real de optimización. Dicho problema emana de un proyecto de investigación en el que se estudia la aplicación de métodos de Investigación Operativa para la optimización y mejora de los Sistemas de Transporte Intermodal¹.

Se pretende, en definitiva, evaluar el conocimiento científico, así como las técnicas y métodos que son investigados y empleados para problemas o situaciones que guarden relación con el problema objeto. Este consiste en la optimización de la operativa de una empresa logística que se dedica a la distribución de vehículos por carretera (transporte rodado). Dicha distribución, se realiza en base a una serie de pedidos que son recibidos en unos almacenes/depósitos repartidos por toda la geografía española. En función de una serie de objetivos y restricciones se configura la carga que deben contener los camiones disponibles y la planificación de la ruta a seguir. Una vez que estos camiones han repartido la carga, se encontrarán disponibles para volver a realizar una recogida de carga y comenzar un nuevo reparto. Por lo tanto, los camiones no siguen un esquema en el que se realiza un reparto de manera centralizada sino que, de manera descentralizada, los camiones viajan por toda la geografía recogiendo y entregando las cargas.

2. Objetivos a cumplir

Desde la óptica empresarial, uno de los principales objetivos que se persigue es el de encontrar un equilibrio entre la rentabilidad y la calidad del servicio que se ofrece. La pretensión inicial del proyecto es la de diseñar una herramienta que permita sugerir nuevas

¹ Este trabajo se deriva de la participación de sus autores en un proyecto de investigación financiado por el Ministerio de Fomento con referencia MFOM-08-E12/08, titulado “Análisis, desarrollo y evaluación de sistemas inteligentes de transporte de mercancías en un entorno intermodal”.

propuestas en la configuración de las cargas y la planificación de rutas, de tal forma que se consiga mayor eficiencia y eficacia operacional. Dicha mejora operacional estará basada en los siguientes principios: *Maximización del coeficientes de carga de los camiones, Minimizar los kilómetros de vacío, evitar la dispersión geográfica y cumplir con las ventanas temporales de entrega.*

3. Operativa Actual

Actualmente, la operativa diaria en la empresa es realizada por una serie de operadores que se encargan de una Zona Geográfica (ZG) concreta. La operativa consiste en atender los pedidos recibidos que pertenezcan a la ZG correspondiente. Cada vehículo es solicitado e identificado de manera individual, por lo que su trabajo consiste en decidir qué vehículos asigna a cada camión en función de los objetivos descritos en el apartado anterior. Obviamente, debe tener en cuenta los camiones que tiene disponibles en su zona para conocer sus capacidades de carga y así decidir cómo configurar la carga de los diferentes camiones. Por tanto, el operador debe planificar de manera táctica qué cargar en cada camión para cumplir con los objetivos de negocio.

Debe notarse que puede resultar crucial el correcto enrutado de los camiones por la geografía ya que, debe procurarse que en un Punto de Carga estén disponibles el número y tipo de camiones que permitan expedir exitosamente los diferentes pedidos. Actualmente, los operadores extraen información de su experiencia y a través de los históricos, para intuir dónde se van a producir mayores pedidos y, por tanto, inducir el enrutamiento de los camiones para mejorar la eficiencia.

4. Soluciones encontradas y Estado del Arte

En una primera aproximación, el problema que nos atañe se podría plantear como un problema VRP (Vehicle Routing Problem). Es un caso altamente conocido y muy estudiado dentro de la literatura científica. Es una generalización del TSP y se encuentra dentro de los problemas de optimización combinatoria. Desde el punto de vista de complejidad computacional es uno de los más complejos debido a que es del tipo NP-Completo. En nuestro caso concreto, se han buscado variaciones al mismo ya que se persiguen varios objetivos en el enrutado y, además, el esquema de operativa que sigue el problema planteado no es muy común; habitualmente los repartos se realizan de manera centralizada. Por ello, se ha realizado una investigación en la literatura sobre los problemas denominados MDVRP (MultiDepot VRP), VRPTW (VRP with Time Windows) y CVRP (Capacitated VRP), en los que se tiene en cuenta el hecho de disponer de múltiples depósitos y ventanas temporales para llevar a cabo las tareas que correspondan.

Dado que se trata de un estudio preliminar y, por lo tanto, aún no se conoce con exactitud el método a emplear, se han estudiado diversos problemas y su combinación con diversos tipos de algoritmos de resolución. Por ello, será en la fase de diseño y prototipado donde se decidirá la solución final adoptada. Una vez analizada la literatura científica, se ha decidido estudiar los algoritmos y soluciones que planteasen la resolución de problemas relacionados con el transporte y/o la logística. Se han dividido en dos grandes clasificaciones; Por un lado los **Métodos Exactos** y, por otro, los **Métodos Aproximados**.

4.1. Métodos Exactos

Entre los métodos exactos se destacan los algoritmos de ramificación y acotación (Branch and Bound, B&B). Cuando se trata de un problema VRP, donde existen una serie de ciudades factibles, Toth y Vigo (2000) propusieron formularlo como un problema lineal. De esta forma, existe la posibilidad de fijar cotas sobre la combinación de ciudades permitiendo la aplicación de un algoritmo B&B, donde se realizan subconjuntos de soluciones que se evalúan respecto a su contribución en la función objetivo. Se van definiendo en función de lo anterior, unas cotas inferiores y superiores que permiten decidir si se ramifica o no el árbol de soluciones. En caso de que esas cotas no permitan encontrar soluciones factibles o que provoquen una ramificación excesiva, se aplican relajaciones sobre las mismas para obtener lo que se conoce como *soluciones rápidas*.

Padberg y Rinaldi (1989), propusieron una mejora del B&B clásico integrándole un método de corte de planos, dando origen a la técnica Branch and Cut (B&C). Los algoritmos de B&C proponen la agregación de nuevos cortes o desigualdades validas como soluciones del problema. De nuevo, Padberg y Rinaldi (1991) propusieron el empleo del citado algoritmo para la resolución del problema STSP (Symmetric TSP). En este caso, empleando un plano de corte poliédrico que se basa en la estrategia de permitir a los nodos del árbol de búsqueda, compartir el conjunto de restricciones con la mejora que este hecho conlleva desde el punto de vista computacional.

Gutiérrez-Jarpa et al. (2010), propusieron una variante del B&B realizando una combinación de éste con un algoritmo de generación de columnas. Esta combinación es conocida como Branch and Price (B&P) y los autores lo propusieron para resolver un problema VRPDSPTW (VRP, Deliveries, Selective Pickups and Time Windows). Según los resultados obtenidos, el algoritmo es capaz de resolver cinco variantes del problema que contengan hasta 50 clientes.

A pesar del hecho de que los algoritmos exactos suelen ser desechados para la resolución de problemas que impliquen el manejo de una gran cantidad de datos, autores como Kontoravdis y Bard (1995) han propuesto emplearlos para evaluar la calidad de las heurísticas en estudio. Mediante el empleo de técnicas *dynammic programming* and *B&B*, han podido comprobar, así mismo, el buen desempeño que tienen las técnicas *lower bounding* para problemas con mismas restricciones de ventana temporal y capacidad. Sin embargo, cuando se trata de problemas más complejos, donde implica múltiples depósitos, enrutamiento,...ya se hace necesario el empleo de otro tipo de técnicas.

4.2. Métodos Aproximados

Como ya se mencionó previamente, los problemas VRP son computacionalmente complejos (NP-completos). Esto significa que resolverlos mediante el uso de algoritmos exactos puede ser muy complicado debido a la cantidad de tiempo y recursos que necesitarían. Por lo tanto, una mejor alternativa es el empleo de *métodos aproximados*. Dichos métodos aproximados probablemente no lleguen a la solución óptima, pero estarán muy próximos a ella empleando menos recursos y tiempo permitiendo, así mismo, resolver problemas con gran cantidad de variables y datos.

4.2.1 Algoritmos de búsqueda local

Los algoritmos de búsqueda local son métodos de mejora iterativa en los que se define una solución inicial, una estructura de vecindario y, de manera iterativa, se van explorando los vecindarios para evaluar su contribución a la maximización o minimización de la función objetivo.

Uno de los más conocidos es el algoritmo de *búsqueda tabú* (*Tabú Search*). Fueron propuestos por Glover y Laguna (1997) y se trata de una meta-heurística que utiliza memoria a corto plazo empleando una lista FIFO en la que se almacenan las últimas soluciones visitadas (movimientos tabú que están prohibidos en las siguientes iteraciones). De esta forma se evitan ciclos y se escapa de mínimos locales. En el proceso de búsqueda, algunos clientes pueden estar en el *Estado Tabú* (por ejemplo, un cliente que abandone una ruta no puede cambiar su estado durante un número determinado de iteraciones). Cuanto más largo sea el intervalo Tabú, menos clientes son escogidos para explorar el espacio de soluciones cercano a la solución inicial.

Ho y Haugland (2004), propusieron añadir mejoras al algoritmo de búsqueda tabú, añadiéndole ventanas temporales y entregas divididas. Esto indica que las rutas deben completarse dentro de la ventana temporal establecida y que un mismo cliente pueda ser servido por más de un vehículo. En cada iteración de la búsqueda tabú, se evalúan las soluciones vecinas en función de la solución actual, escogiéndose la mejor solución factible. Este método minimizará el número de vehículos y la distancia total recorrida.

Dentro de Búsqueda Local, existe un método denominado *heurísticos compuestos*. Obtiene el nombre de compuesto porque el proceso se realiza en dos fases claramente diferenciadas, la primera de ellas obtiene mediante la búsqueda local los óptimos locales, y la segunda mediante un refinamiento comprueba que ese óptimo local es óptimo global. Salhi y Sari (1997) propusieron su empleo para la resolución de problema VRP con varios depósitos o almacenes (MDVRP).

Siguiendo con los problemas del tipo VRP, Pisinger and Ropke (2005) resolvieron cinco clases diferentes de problemas: CVRP, OVRP, VRPTW, MDVRP y SDVRP. Para resolverlos emplearon una heurística denominada *ANLS* (*Adaptive Large Neighborhood Search Heuristic*). Esta heurística es una extensión de la solución *large neighborhood search framework* desarrollada por Shaw (1998), a la que se le ha añadido una capa de adaptación. Ésta, selecciona entre las heurísticas de inserción y eliminación para intensificar y diversificar la búsqueda. Debido al empleo de esta capa, los problemas planteados deben ser transformados a un problema del tipo RPDPTW (*rich pick-up and delivery problem with time window*). Según los resultados obtenidos, ALNS demuestra ser una solución factible para resolver una amplia variedad de problemas VRP y de optimización, aunque debe tenerse en cuenta la complejidad que podría suponer la transformación a RPDPTW.

4.2.2. Algoritmos de Dos Etapas

Los *Two Stages Algorithms* consisten, básicamente, en un algoritmo de búsqueda local que contempla solamente el caso en el cual la demanda de cada cliente es menor que las capacidades de los vehículos. Jin et al. (2007) propusieron un *Two-Stage algorithm with Valid Inequalities* (*TSVI*) que soluciona de manera óptima un problema de ruteado de vehículos con entrega dividida (SDVRP). En la primera etapa, TSVI crea grupos que cubren

toda la demanda y establece un límite inferior. En la segunda etapa, calcula la distancia mínima recorrida por cada grupo al resolver el correspondiente problema de viajante (TSP). Este procedimiento iterativo se detiene con una solución óptima cuando no se crean nuevos grupos en la primera etapa. Los experimentos numéricos muestran que la TSVI supera significativamente a otras soluciones exactas recogidas en la literatura para el SDVRP.

Chao et al. (1995) propusieron una heurística *two-stage* que se compone de una fase inicial de construcción de soluciones y, una segunda fase, de mejora de las soluciones. Para la construcción de las soluciones, se asignan a los clientes combinaciones de días para realizar la entrega. Dichas combinaciones se asignan resolviendo un problema de programación entera.

Lim y Zhang (2007) introdujeron un algoritmo de *two-stage* para un problema VRPTW. El algoritmo, en la primera etapa, se centra en la minimización del número de vehículos. Y en la segunda, se centra en la minimización de la distancia total recorrida. El algoritmo minimiza el número total de vehículos necesarios empleando estructura de datos denominada *ejection pool (EP)*, de manera que mantiene a los clientes temporalmente sin servicio. El algoritmo empleado para la minimización de la distancia total es un algoritmo del tipo *multi-start hill-climbing*.

4.2.2. Algoritmo GRASP

GRASP es el acrónimo de *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure* y fue propuesto por Kontoravdis and Bard (1995) para resolver un problema del tipo VRPTW, teniendo en cuenta el objetivo de minimizar el número de vehículos requeridos para visitar una serie de nodos. Minimizar la distancia total recorrida es un objetivo secundario. Los autores dividen el problema VRPTW en dos subproblemas dependiendo de cuál sea el objetivo menos restrictivo; si la restricción temporal es más laxa, entonces se convierte en un problema de carga o llenado. En el caso de que lo sea la restricción de capacidad, entonces se convierte en un problema de planificación.

GRASP combina heurísticas *greedy*, *randomization* y búsqueda local. El algoritmo posee una gran diferencia con respecto a otros meta-heurísticos como *Tabu Search* o *Simulating Annealing* ya que, para ser más efectivo, GRASP necesita producir soluciones factibles en la fase de construcción inicial. Sin embargo, genera muchas alternativas y este hecho es una ventaja para las aplicaciones de enrutado de vehículos donde pueden darse eventos inesperados.

4.2.3. Algoritmos Evolutivos

Los algoritmos evolutivos (EA) imitan el proceso de selección natural, en el cual, los individuos que sobreviven son aquellos con mayor capacidad de adaptación al entorno. Por otra parte, aquellos con menor capacidad de adaptación tienden a extinguirse.

Los EA más conocidos son los Algoritmos Genéticos. Básicamente, su funcionamiento consiste en la definición de una población inicial de individuos (cromosomas), representando cada uno de ellos una solución del problema. Las nuevas poblaciones son creadas en cada iteración mediante operadores de cruce. Estos combinan los individuos seleccionados (padres) para crear nuevos individuos (descendencia). Así mismo, también existe un operador de mutación que efectúa pequeñas variaciones (mutaciones) sobre los individuos para diversificar el espacio de búsqueda.

Habitualmente, los EA aplicados a problemas VRP, son empleados conjuntamente con otras heurísticas. Ho et al. (2008) desarrollaron una variante de los algoritmos genéticos denominada *Hybrid Genetic Algorithm (HGA)*. Aplicaron dicho algoritmo a la resolución de un problema MDVRP que aúna tres problemas de intensa optimización: Agrupación de clientes, enrutamiento y planificación. Estos tres problemas son resueltos entremezclando tres heurísticas en el algoritmo: el método de ahorros de Clarke and Wright, la heurística *Nearest Neighbor* y el procedimiento *Iterated Swap*. Las primeras dos heurísticas son usadas para generar la solución inicial, mientras que la última es empleada para mejorar las soluciones (padres y descendencia). Adicionalmente, dos variantes del algoritmo fueron desarrolladas: HGA1 y HGA2. La diferencia entre ellos viene determinada por la manera en que sea generada la solución inicial; aleatoriamente en HGA1 e incorporando el método de ahorros de C&W y la heurística *Nearest Neighbor* en HGA2. Según la evaluación computacional, HGA2 mejora a HGA1 respecto a los tiempos totales de entrega.

Numerosos autores proponen el empleo de Algoritmos Evolutivos para los problemas multi-objetivo. En los problemas VRP no existe un único objetivo a optimizar. Habitualmente, las funciones de coste asociadas a las rutas no poseen un único tipo de coste (distancia recorrida, tiempo de viaje,...). García-Nájera y Bullinaria (2011) proponen un algoritmo evolutivo denominado MOEA para resolver un problema del tipo VRPTW. Yu y Davis (2008) afirman, así mismo, que los algoritmos evolutivos demuestran ser más efectivos en la resolución de problemas multi-objetivo.

En la misma línea, pero empleando algoritmos genéticos combinados heurísticas *greedy*, Blanton y Wainwright (1993) y Wang et al. (2009), presentaron soluciones para la resolución de problemas VRP. En este esquema, los algoritmos genéticos se encargarían de la búsqueda de soluciones y la heurística *greedy* construiría el conjunto de soluciones óptimas. El empleo de algoritmos genéticos sin la introducción de variaciones no suele ser empleado para este tipo de problemas. Un ejemplo de ello, aunque empleado para resolver un problema TSP, es el algoritmo propuesto por Tao (2008), denominado EPMX, cuya principales variaciones se producen en el mecanismo de cruce.

Existen otras variantes construidas sobre la base de los EA y de las que se han presentado soluciones para resolver problemas VRP. Una de ellas es *Scatter Search*, que realiza una combinación entre las soluciones iniciales para conseguir diversificación. Russell y Chiang (2004) propusieron su empleo para la resolución de problemas VRPTW.

4.2.4. Soluciones Swarm Intelligence

En los últimos años ha habido numerosas investigaciones en torno al desarrollo de heurísticas denominadas *Swarm Intelligence*. Su principal característica es que tratan de resolver problemas de optimización mediante la simulación del comportamiento de los enjambres de insectos. Estos emplean el trabajo aportado por cada miembro para conseguir el objetivo global de todos los individuos. Un caso muy paradigmático es el de las heurísticas basadas en colonias de hormigas (ACO). Estas emplean las feromonas como método de comunicación ya que, les permite, siguiendo las feromonas encontradas determinar qué camino es el más satisfactorio para, por ejemplo, encontrar comida. El primer algoritmo ACO fue denominado *Ant System (AS)* y fue introducido por Dorigo et al. (1996). A pesar de su capacidad para resolver problemas de optimización combinatoria, los resultados demostraban que no superaba a otras heurísticas cuando el tamaño del problema aumentaba.

Debido a ello, se presentaron diversas mejoras a la idea original de ACO. Por ejemplo, autores como Matos y Oliveira (2004) propusieron un mecanismo para la actualización del valor de la feromona para problemas PVRP. Otra propuesta es la de Tsai y Tsai (2002) que, aunque aplicándolo al problema del TSP, propusieron la aplicación de mecanismos evolutivos a los AS.

Otras heurísticas que han irrumpido con fuerza en los últimos años, son las basadas en colonias de abejas y denominadas *Artificial Bee Colony (ABC)*. La aplicación potencial de este tipo de algoritmos es la misma que aquellos basados en hormigas; problemas de optimización combinatoria que no son resolubles mediante los algoritmos clásicos de optimización lineal. De la misma manera que con otras heurísticas, autores como Baykasoglu et al. (2007) proponen su utilización conjuntamente con otros sistemas inteligentes. En cuanto a su rendimiento, Pham y Castellani (2009) demostraron que superan a los algoritmos evolutivos a la hora de resolver problemas de optimización continua.

4.2.5. Soluciones Multi-Agente

Los sistemas multi-agente es otro área muy prometedora y que, en los últimos años, ha sufrido un especial auge debido a que presentan buena capacidad para la resolución de problemas complejos donde la toma de decisiones tiene en cuenta múltiples aspectos. La definición de lo que es un agente es algo sobre lo que no existe unanimidad. Wooldridge (2009), los define como un sistema informático, ubicado en un determinado entorno y que es capaz de tomar acciones autónomas para alcanzar unos determinados objetivos. Las definiciones que proporcionan otros autores como Franklin y Graesser (1997) o Hanna y Cagan (2009) son similares y, lo que parece ser un denominador común, es que la complejidad de la arquitectura recae sobre como sea la interacción entre los diferentes agentes. Parunak (1999) estableció una serie de características que deberían tener los entornos ideales para la aplicación de multi-agentes. Según dichas características, el entorno de la Logística y el Transporte sería factible, como así lo constata el estudio realizado por Davidsson et al. (2005) sobre el empleo de multi-agentes en el sector de la Logística. En dicho estudio se pone de relieve la importancia que tiene la coordinación y la definición de las relaciones que se establecen entre los distintos agentes. Estos desempeñarán diferentes roles; operador de tráfico, camión, cliente,... Todo ello para conformar un sistema de soporte a las decisiones tácticas de planificación del transporte.

Aprovechando las ventajas que ofrecen los algoritmos evolutivos, Hanna y Cagan (2009) propusieron que, dado el carácter individualista que poseen los agentes, cada uno de ellos trabajase sobre las soluciones creadas por otros agentes. La decisión sobre la mejor solución encontrada es compartida por toda la población de agentes, por lo que esta cambiará y se adaptará a lo largo del tiempo a medida que las soluciones propuestas por los agentes evolucionan. Una propuesta similar es la de Cristea et al. (2000), donde la cooperación apenas se produce entre agentes, pero sí entre las diferentes poblaciones de agentes.

5. Conclusiones

En este trabajo se presenta una revisión de las soluciones al problema de enrutamiento de vehículos centrándose en aquellos que sean aplicables a las restricciones de capacidad. Así mismo, se han estudiado y presentado todos aquellos métodos que resolvieran problemas relacionados con VRP o con aplicación al sector del transporte. Con ello, se pretendía realizar un amplio estudio de heurísticas y metodologías y que, el estudio de aplicaciones concretas a

un problema similar al planteado, limitase la visión sobre el Estado del Arte. En ocasiones, con la aplicación de técnicas o metodologías no contempladas a priori, surgen nuevas ideas que pueden alcanzar objetivos más allá de los esperados inicialmente.

El documento comienza con una breve descripción del problema de optimización objeto de la presente investigación. Para, a continuación, realizar una descripción de los diferentes algoritmos estudiados. Dicha descripción es clasificada en dos grandes grupos; Algoritmos Exactos y Aproximados. Se opta por esta clasificación para realizar un estudio más centrado en cómo resolver el problema y no en qué problema se debe resolver. Se espera con ello ampliar la perspectiva de resolución de todo tipo de problemas de optimización del transporte.

De los diferentes algoritmos empleados se pueden extraer diversas conclusiones. Una de ellas es como a raíz de la falta de capacidad de resolución, cuando los problemas aumentan de tamaño, de los algoritmos exactos, surgen las heurísticas para resolver este problema. Aunque no concluyan en la solución más óptima, son claramente un mecanismo que permite dar solución a problemas que, de otra manera, no la tendrían. Así mismo, dentro de las heurísticas, los algoritmos evolutivos han determinado gran parte del desarrollo actual. Sobre la idea que emana de la simulación de los procesos biológicos y/o etológicos, se han desarrollado algoritmos genéticos, de enjambres, multiagentes,.. que permitan optimizar procesos, aun careciendo de la complejidad de aquellos, no somos capaces de completar.

Referencias

Baykasoglu A.; Ozbakir, L.; Tapkan, P. (2007): "Artificial Bee Colony Algorithm and Its Application to generalized Assignment Problem". *Swarm Intelligence: Focus on Ant and particle swarm optimization*. Itech Education and Publishing. Vienna. Austria.

Blanton, JL.; Wainwright, RL. (1993): "Multiple vehicle routing with time and capacity constraints using genetic algorithms". *Proceedings of the 5th International Conference on Genetic Algorithms*. San Francisco: Morgan Kaufmann, pp. 452-459.

Chao, I.M.; Golden, B.L.; Wasil, E. (1995): "An improved heuristic for the period vehicle routing problem". *Networks*, vol.26 (1), pp.25-44.

Cristea, P.; Arsene, A.; Nitulescu, B. (2000): "Evolutionary Intelligent Agents". *Evolutionary Computation*, 2000. IEEE, vol.2, pp.1320-1328.

Davidsson, P.; Henesey, L.; Ramstedt, L.; Törnquist, J.; Wernstedt, F. (2005): "An analysis of agent-based approaches to transport logistics". *Transportation Research part C-Emerging Technologies*, vol.13(4), pp. 255-271.

Dorigo, M.; Maniezzo, V.; Colomi, A. (1996): "Ant system: Optimization by a colony of cooperating agents". *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B*, vol.26 (1), pp. 29-41.

Franklin, S.; Graesser, A. (1997): "Is it an agent, or just a program?: A taxonomy for autonomous agents". *Lecture Notes in Computer Science*, vol.1193, pp.21-35.

García-Najera, A.; Bullinaria, J.A. (2011): “An improved multi-objective evolutionary algorithm for the vehicle routing problem with time windows”. *Computers & Operations Research*, vol. 38 (1), pp.287-300.

Glover, F.; Laguna, M. (1997): *Tabu Search*. Kluwer Academic Publishers. Boston. USA.

Gutierrez-Jarpa, G.; Desaulniers, G.; Laporte, G.; Marianov, V. (2010): “A branch-and-price algorithm for the Vehicle Routing Problem with Deliveries, Selective Pickups and Time Windows”. *European Journal Of Operational Research*, vol. 206 (2), pp.341-349.

Hanna, L.; Cagan, J. (2009): “Evolutionary Multi-Agent Systems: An adaptive and Dynamic Approach to Optimization”. *Journal of Mechanical Design*, vol.131(1), Article Number: 011010, pp.1-8.

Ho, S.C.; Haugland, D. (2004): “A tabu search heuristic for the vehicle routing problem with time windows and split deliveries”. *Computers & Operations Research*, vol. 31 (12), pp.1947-1964.

Ho, W.; Ho, G.T.S.; Ji, P.; Lau H.C.W. (2008): “A hybrid genetic algorithm for the multi-depot vehicle routing problem”. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 21 (4), pp.548-557.

Jin, M.Z.; Liu, K.; Bowden, R.O. (2007): “A two-stage algorithm with valid inequalities for the split delivery vehicle routing problem”. *International Journal Of Production Economics*, vol. 105 (1), pp.228-242.

Kontoravdis, G.; Bard, J.F. (1995): “A GRASP for the Vehicle Routing Problem with Time Windows”. *ORSA Journal on Computing*, vol.7 (1), pp.10-23.

Lim and Zhang (2007): “A Two-Stage Heuristic with Ejection Pools and Generalized Ejection Chains for the VRPTW”. *INFORMS Journal on Computing*, vol. 19 (3), pp.443–457.

Matos, A.C.; Oliveira, R.C. (2004): “An experimental study of the ant colony system for the period vehicle routing problem”. *Lecture Notes in Computer Science*, vol.3172, pp.286–293.

Padberg, M.; Rinaldi, G. (1989): “A branch-and-cut approach to a traveling salesman problem with side constraints”. *Management Science*, vol. 35 (11), pp.1391-1412.

Padberg, M.; Rinaldi, G. (1991): “A Branch-and-Cut algorithm for the resolution of large-scale symmetric travelling salesman problems”. *Society for Industrial and Applied Mathematics REVIEW*, vol.33 (1), pp.60-100.

Parunak, H.V.D. (1999): “Industrial and practical applications of DAI”. *Multiagent Systems*. MIT Press. Massachusetts (USA).

Pham, D.T.; Castellani, M. (2009): “The Bees Algorithm: modelling foraging behaviour to solve continuous optimization problems”. *Proc. Institution of Mechanical Engineers Part C- Journal of mechanical Engineer Science*, vol. 223 (12), pp. 2919-2938.

Pisinger D.; Ropke S. (2005): "A general heuristic for vehicle routing problems". *Computers & Operations Research*, vol. 34 (2007), pp.2403-2435.

Russell, R.A.; Chiang, W-C. (2004): "Scatter search for the vehicle routing problem with time windows". *European Journal Of Operational Research*, vol. 169 (2), pp.606-622.

Salhi, S.; Sari, M. (1997): "A multi-level composite heuristic for the multi-depot vehicle fleet mix problem". *European Journal of Operational Research*, vol. 103 (1), pp.95-112.

Shaw P. (1998): "Using constraint programming and local search methods to solve vehicle routing problems". CP-98, Fourth International conference on principles and practice of constraint programming. *Lecture notes in Computer Science*, vol. 1520 (1998), pp.417-431.

Tao, Z. (2008): "TSP Problem solution based on improved Genetic Algorithm". *Proceedings of Fourth International Conference on Neural Computation*, vol.1, pp.686-690.

Toth, P.; Vigo, D. (2000): "Models, relaxations and exact approaches for the capacitated vehicle routing problem". *Discrete Applied Mathematics*, vol. 123 (1-3), pp.487-512.

Tsai CF.; Tsai, CW. (2002): "A New Approach for Solving Large Traveling Salesman Problem Using Evolutionary Ant Rules". *IEEE International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, vols.1-3, pp.1540-1545.

Wang CH.; Li CH.; Hsu Y. (2009): "Optimization of an established multi-objective delivering problem by an improved hybrid algorithm". *CIE: 2009 International Conference on Computers and Industrial Engineering*, vols.1-3, pp.572-577.

Wooldridge, M. (2009): *Multiagent Systems*. John Wiley & Sons. West Sussex (UK).

Yu T.; Davis, L. (2008): "An introduction to evolutionary computation in practice". *Evolutionary Computation in Practice, studies in computational intelligence*. Springer. Berlin. Germany.