

# **Aplicación de un algoritmo randomizado a un problema real de enrutamiento de vehículos heterogéneos**

Cáceres, J., Grasas, A., **Lourenço, H.R.**, Juan, A.A., Roca, M. and Colomé, R. (2012), Aplicación de un algoritmo randomizado a un problema real de enrutamiento de vehículos heterogéneos. In Proceeding of the VIII Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados, MAEB'2012 F. Rodriguez, B. Mélian, J.A. Moreno, J.M. Moreno (Eds.) Albacete, Spain, February 8-10, pp. 767-773. ISBN 978-84-615-6931-1.

# Aplicación de un algoritmo randomizado a un problema real de enrutamiento de vehículos heterogéneos

José Cáceres<sup>1</sup>, Alex Grasas<sup>2</sup>, Helena R. Lourenço<sup>3</sup>, Angel A. Juan<sup>4</sup>, Mercè Roca<sup>5</sup>, Rosa Colomé<sup>6</sup>  
(<sup>1,4</sup>) Universitat Oberta de Catalunya, Barcelona, España. (<sup>2,3</sup>) Universitat Pompeu Fabra, Barcelona, España. (<sup>5,6</sup>) ESCi, Barcelona, España.

**Resumen**—La problemática del enrutamiento de vehículos cobra cada vez más importancia en el plano empresarial y estatal. Esta área de estudio ha experimentado grandes avances teóricos, pero se ha mantenido a cierta distancia de la práctica. La mejora en las técnicas para obtener soluciones factibles y de calidad está permitiendo aplicar resultados teóricos en la resolución de escenarios reales. En este estudio, se presenta la resolución de un problema de enrutamiento de vehículos con una flota heterogénea utilizando un algoritmo que combina una heurística clásica con un factor aleatorio y una memoria temporal de las mejores rutas encontradas. El experimento se ha ejecutado con los datos de una empresa española de distribución con más de 370 tiendas en el noreste de España. Los resultados reflejan mejoras con respecto al plan de rutas concebido de forma manual por los expertos de la empresa.

**Palabras clave**—Problema de Enrutamiento de Vehículos Heterogéneos, Algoritmos Randomizados, Heurísticas.

## I. INTRODUCCIÓN

En los últimos años, las empresas de logística y transporte se están enfrentando a situaciones cada vez más exigentes y con menos recursos disponibles, producto de la inestabilidad de los mercados y el competitivo contexto empresarial. El transporte por carretera representa el principal medio para el intercambio de bienes en Europa y otras partes del mundo. Desde el año 2000, el impacto económico y ambiental asociado al transporte terrestre ha ido incrementando. Los gobiernos y empresas de todo el mundo han posado su atención en la optimización de los procesos logísticos y de distribución terrestres. Dicha optimización se ha hecho necesaria en todo tipo de empresa (grande, mediana, o pequeña) para beneficiar la calidad del servicio, la satisfacción del cliente, y la reducción de costes.

Distintas áreas del conocimiento han enfocado sus esfuerzos para concebir técnicas útiles para este tipo de problemática. La optimización de procesos parece, a simple vista, un marco natural para las Matemáticas Aplicadas y la Investigación Operativa. A este grupo de disciplinas, se le suma la Ciencia de la Computación que, con sus continuos avances tecnológicos, colabora en el desarrollo de

algoritmos de optimización eficientes y personalizables a cada problemática concreta. A esto hay que sumar, además, el progresivo aumento en la capacidad de cómputo que ofrecen los procesadores modernos, así como las técnicas de paralelización que se pueden emplear en entornos *multi-core*, *cluster*, o *grid*.

Este estudio presenta la aplicación de un algoritmo híbrido para la resolución de un caso real en una empresa de distribución de alimentos española. Las siguientes secciones describen el marco teórico y algunos trabajos relacionados con el problema de optimización de rutas, el contexto actual de planificación de rutas de la empresa considerada, la metodología de resolución aplicada, algunos resultados preliminares y, finalmente, las conclusiones.

## II. TRABAJOS PREVIOS

El Problema de Enrutamiento de Vehículos (VRP) se ha estudiado durante más de 50 años (**Laporte, 2009**). Su versión más simple es conocida como el Problema de Enrutamiento de Vehículos con Capacidades limitadas (CVRP), definido por **Datzing & Ramser (1959)**. Este problema consiste en definir un conjunto de rutas para servir a un conjunto de clientes con una flota de vehículos desde un almacén o nodo central. Cada vehículo tiene la misma capacidad (flota homogénea) y cada cliente tiene una cierta demanda conocida que debe ser satisfecha. Además, existe un coste asociado al traslado de un vehículo desde un nodo a otro, que bien podría representar las distancias, el tiempo de viaje o algún otro coste en particular. El objetivo es definir las rutas que minimicen el coste total, la distancia recorrida, o el tiempo empleado, de manera que la demanda de cada nodo cliente sea satisfecha y que la capacidad máxima de cada camión sea respetada.

En las últimas décadas, diferentes enfoques para el CVRP han sido explorados (**Toth y Vigo 2002**, **Golden et al. 2008**, **Juan et al. 2011a**, **Faulin y Juan 2008**). Estos enfoques tienen un amplio espectro que se inicia con el uso de métodos de optimización pura, como la programación lineal, para resolver problemas de tamaño pequeño con restricciones relativamente simples, hasta el uso de heurísticas y metaheurísticas que ofrecen soluciones casi óptimas para los problemas de mediano y gran

<sup>1</sup> E-mail: [jcaceresc@uoc.edu](mailto:jcaceresc@uoc.edu)

<sup>2</sup> E-mail: [alex.grasas@upf.edu](mailto:alex.grasas@upf.edu)

<sup>3</sup> E-mail: [helena.ramalhinho@upf.edu](mailto:helena.ramalhinho@upf.edu)

<sup>4</sup> E-mail: [ajuanp@uoc.edu](mailto:ajuanp@uoc.edu)

<sup>5</sup> E-mail: [merce.roca@esci.upf.edu](mailto:merce.roca@esci.upf.edu)

<sup>6</sup> E-mail: [rosa.colome@esci.upf.edu](mailto:rosa.colome@esci.upf.edu)

tamaño, que al mismo tiempo pueden manejar restricciones más complejas.

La mayoría de estos métodos se centran en la minimización de una función de costes, la cual está sujeta a un conjunto bien definido de restricciones. Sin embargo, en la vida real, los problemas tienden a ser más complejos por las distintas implicaciones consideradas que son difíciles de cuantificar, por ejemplo, el impacto al medio ambiente, riesgos de trabajo, etc. Otras restricciones son aquellas relacionadas con condiciones geográficas o de tiempo, carga de trabajo equilibrada entre las rutas, etc., y que se pueden considerar a priori en la fase de modelado matemático (Poot et al. 2002, Kant et al. 2008). Por esta razón, se puede decir que existe una necesidad de mayor flexibilidad de los métodos que proporcionan un conjunto de soluciones alternativas (casi óptimas) a situaciones más elaboradas y exigentes con respecto a la cantidad de variables involucradas (Juan et al., 2009).

El algoritmo de los ahorros de Clarke & Wright (CWS) (Clarke & Wright, 1964) es probablemente el método más citado para resolver el CVRP. Este método utiliza el concepto de los ahorros asociados a cada enlace. En cada paso, el primer enlace con el mayor de los ahorros es seleccionado si y sólo si las dos rutas correspondientes se pueden unir en una nueva ruta factible y si la arista seleccionada se compone de nodos que no son del interior de su ruta respectiva (un nodo es interior a una ruta si no está enlazado al depósito). El algoritmo de CWS por lo general ofrece "buenas soluciones", especialmente para los problemas de las pequeñas y medianas instancias, pero también presenta dificultades en algunos casos (Gaskell, 1967).

En la versión estándar del VRP, una flota de vehículos homogéneos es tomada en cuenta mientras que en el Problema de Enrutamiento de una Flota Heterogénea de Vehículos (HVRP), existen varios tipos y capacidades de unidades de transporte. Esta rama de estudio se puede subdividir en: (i) la versión de *Flota Fija* del HVRP, donde el número de vehículos de cada tipo es limitado y la composición de la flota se conoce de antemano, por lo que se debe decidir cómo hacer el mejor uso de la flota fija de vehículos heterogéneos; y (ii) la versión de *Múltiples viajes* del HVRP, donde se permite que cada vehículo pueda hacer varios viajes desde el depósito central.

En la práctica, existen varias aplicaciones del HVRP con Flota Fija de acuerdo con Levy (2005). Por ejemplo, en la recolección de residuos domésticos y comerciales es común la existencia de flotas de vehículos de diferentes capacidades y tipos para cada clasificación de residuo. Para otras aplicaciones, también se puede consultar Chao et al. (1999). En la línea de HVRP de *Múltiples viajes*, Prins (2002) propone diversas técnicas entre las que resalta una adaptación especial del CWS para

considerar un nivel de combinación mayor dentro del problema de optimización para la asignación de vehículos. Este nivel de combinación adicional se materializa en cada validación de unificación de rutas del CWS. En este punto, se verifica la posible asignación de los vehículos a las rutas existentes, donde progresivamente se confirma si el vehículo disponible de mayor capacidad puede hacerse cargo de la ruta creada (hasta el momento) con la mayor demanda total y sin vehículo designado. Gendreau et al. (1999) plantean otra técnica para el HVRP basada en la heurística de Tabú Search.

En consecuencia, el objetivo principal de este trabajo es presentar un caso real y concreto de la aplicación del algoritmo SR-GCWS, propuesto originalmente por Juan et al. (2010), para resolver un grupo de instancias de datos pertenecientes a una empresa de distribución española con una flota de camiones heterogénea (HVRP). El algoritmo mencionado combina la heurística paralela de ahorros de CWS con la simulación de Monte Carlo y generadores de números pseudo-aleatorios. En este algoritmo, una distribución casi geométrica selecciona al azar las aristas asociadas a los ahorros según las probabilidades de ser escogida de acuerdo con su posición en el ranking de ahorros. Por lo tanto, cada combinación de aristas tiene una oportunidad de ser seleccionada y fusionada con un ahorro previamente escogido. El algoritmo se ha probado en varias instancias clásicas de CVRP y los resultados muestran que ofrece soluciones de alta calidad dentro de los tiempos a corto plazo.

El algoritmo específico que se usará en este trabajo es una evolución del anterior, puesto que se ha incluido un componente nuevo para el manejo de flotas de diferentes vehículos combinando la versión aleatoria de CWS y un método de búsqueda local (*local search*) basado en una memoria (*cache*) que permite almacenar las mejores rutas encontradas entre un grupo de nodos. La memoria de rutas fue propuesto previamente en Juan et al. (2011b).

### III. CONTEXTO DEL PROBLEMA

La empresa centro de este estudio lleva a cabo la distribución de sus productos a alrededor de 370 tiendas finales en el noreste de España. La empresa, que mantendremos anónima para proteger su nombre, ubicación y datos, vende diferentes tipos de productos. Para efectos de este estudio, todos los productos se consideraran iguales. Estos son manipulados, entregados y contabilizados en cajas. Por ello, utilizaremos esta "caja" como la unidad estándar cuando hagamos referencia a la demanda de las tiendas más adelante.

La distribución física de productos a las tiendas se realiza en camiones que se cargan en un solo almacén. Actualmente, las rutas se diseñan de forma manual teniendo en cuenta la experticia de los encargados y tres áreas geográficas particulares de

forma independiente: Cataluña, Comunidad Valenciana y de Aragón.

En resumen, el proceso de planificación de la distribución diaria de la empresa se basa en los siguientes aspectos:

1. Las tiendas realizan sus pedidos: cada pedido debe ser ingresado antes del mediodía.
2. Se planifican los pedidos recibidos: estos pueden ser modificados (reducidos o ampliados) en función de la disponibilidad del producto.
3. Se planifican las rutas de distribución: las rutas se construyen de forma manual por los expertos de la propia empresa (antes de las 2:00 pm).

Cabe notar que el problema objeto de este estudio presenta algunas diferencias con respecto al clásico CVRP descrito anteriormente para acercarse más al HVRP con *Múltiples viajes*. La principal diferencia reside en la existencia de varias flotas de vehículos con diferentes capacidades, que deben ser aprovechadas de la mejor forma posible.

Las restricciones se deben imponer a las variables de decisión con el mayor detalle posible, de manera que el modelo genere una solución factible para que pueda ser implementada en la realidad. Concretamente, las limitaciones que deben considerarse durante el proceso de planificación serán las siguientes:

1. Cada ruta de cada camión comienza y termina en el depósito (solo existe un depósito);
2. Todos los clientes tienen que ser visitados una sola vez;
3. Los pedidos deben ser satisfechos para cada tienda;
4. La capacidad de los camiones no se puede superar. Existen ocho tipos de camiones, cuyas capacidades varían entre las 222 y las 1.210 cajas. El tipo de camión más común de la flota puede realizar más de un viaje en un mismo día si es necesario.
5. El número de camiones de cada tipo utilizado debe ser menor o igual al número de camiones disponible;

La función objetivo medirá la bondad de la solución. En este caso y como primera aproximación del problema, se está buscando minimizar la distancia total recorrida (número de kilómetros) por todos los camiones en las rutas planificadas. Las distancias entre las tiendas se calculan en kilómetros. La empresa cuenta con algunas de estas distancias ya calculadas y las restantes se pueden obtener usando Google Maps u otro servicio similar.

#### IV. METODOLOGÍA

En esta sección, se presentan las principales modificaciones del algoritmo original SR-GCWS-CS de **Juan et al. (2011b)**, que implementa las ideas básicas discutidas en las secciones anteriores

para el CVRP. Para solucionar la situación descrita de HVRP de la empresa, se propone un cambio al algoritmo SR-GCWS-CS, el cual consiste en excluir el segundo proceso de mejora de rutas llamado "Splitting" pues no se cuenta con una posición relativa de todas las tiendas en un plano cartesiano. Además, se le incluirá la lógica necesaria para manejar vehículos de diferentes capacidades. El aspecto aleatorio de CWS y las otras características del algoritmo se conservan como en su versión original.

El cambio propuesto para la asignación de vehículos de diferentes capacidades tiene su origen en la idea natural y simple de conservar siempre el vehículo de mayor tamaño de entre los disponibles en la unificación de rutas del CWS. De esta forma, se fomenta el uso de los camiones grandes y se tiende a aumentar la probabilidad de que efectivamente las rutas se unan. Como resultado, la prioridad la tienen los vehículos de mayor capacidad para que así puedan hacer rutas largas, visitando a un mayor número de tiendas. Esta es una tendencia real de las empresas y en especial de la empresa en cuestión porque los camiones pequeños los utilizan para realizar entregas cercanas y frecuentes.

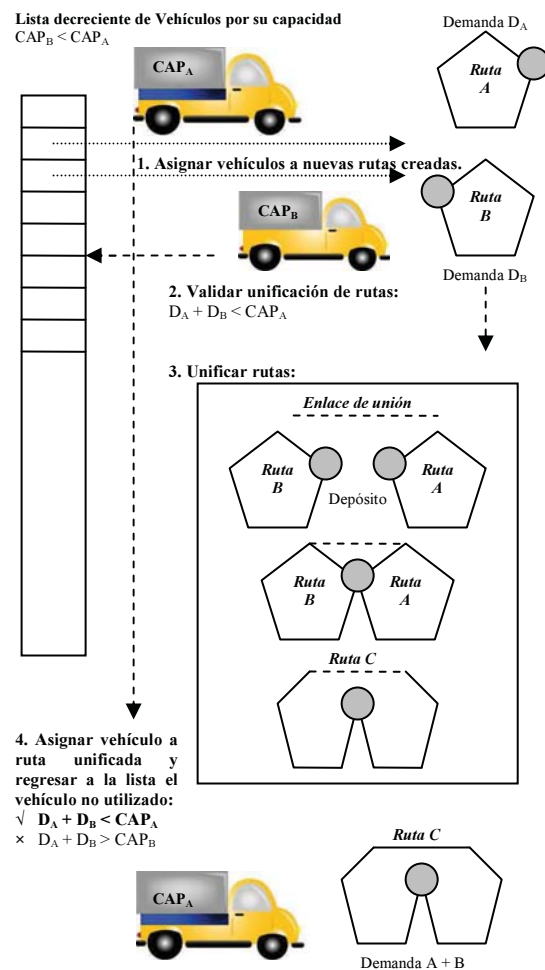


Fig. 1. Esquema de la asignación de vehículos.

```

procedure SR-GCWS-C-HVRP(nodes, vehicles, constraints,
algParameters, costsMatrix)
1  savingsList = makeSavingsList(nodes, costsMatrix);
2  cwsSol = constructCWSSol(nodes, vehicles,
   costsMatrix, constraints, savingsList);
3  while stopping criteria not satisfied do
4    vrpSol = constructRandomSol(nodes, vehicles,
   costsMatrix, constraints, savingsList,
   algParameters);
5    vrpSol = improveSolUsingRoutesCache(sol,
   costsMatrix);
6    if vrpSol outperforms cwsSol then
7      bestSol = vrpSol;
8    end if
9  end while
10 return vrpSol;
end

```

Fig. 2. Procedimiento principal del Algoritmo propuesto.

La **Figura 1** resume en un gráfico el flujo de pasos básicos para la asignación de vehículos propuesta en el nuevo algoritmo, mientras que las siguientes 3 figuras, empezando por la **Figura 2**, traducen este flujo al procedimiento principal del algoritmo que fundamenta la metodología de resolución del problema y que cuenta con varios aspectos comunes con su versión original. El algoritmo recibe como entrada, los nodos a ser servidos, la flota de vehículos a ser utilizados y ordenados en forma decreciente por capacidad, el conjunto de restricciones, la matriz de costes asociada y los parámetros auxiliares del algoritmo.

Básicamente, las lógicas que sufrieron cambios fueron: a) la construcción trivial de CWS para asignar los vehículos a priori, b) la validación de unificación de dos rutas, y c) la unificación de rutas.

```

procedure constructInitialSol(nodes, vehicles,
costsMatrix)
1  depot = getDepot(nodes);
2  for each n in nodes do
3    route = new Route (n, depot);
4    veh = getFirstAvailableVehicle(vehicles);
5    setVehicle(route, veh);
6    sol.addRoute(route);
7  end while
8  return sol;
end

```

Fig. 3. Construcción de la solución inicial.

Al crear una ruta nueva trivial (**Figura 3**), a esta se le asigna el vehículo disponible de mayor capacidad que se encuentre en la lista de vehículos. Debido a que la lista de vehículos está ordenada en forma decreciente, siempre se toma el primero de la lista. Esta política se enfoca en ocupar primero a los vehículos de mayor tamaño para así reducir el número de vehículos involucrados en la planificación, liberando a los pequeños. Sin embargo, esto puede cambiar por las preferencias o intereses de la empresa en cuestión.

En el caso de que existan más nodos o tiendas que vehículos, entonces se asignan vehículos "provisionales" con la capacidad del vehículo que puede realizar más de un viaje desde el depósito central. En nuestro caso existe un tipo de camión que puede hacer estos múltiples viajes, seleccionado por la empresa pues es la flota de mayor tamaño.

En la **Figura 4**, se resalta la regla que si el vehículo de mayor tamaño no puede hacerse cargo de la demanda de las dos rutas a unir entonces se descarta la unión y se intenta con la siguiente opción.

```

procedure validateMergeConstraints(edge, routeA,
routeB, constraints)
1  vehA = getVehicle(routeA);
2  vehB = getVehicle(routeB);
3  largerVeh = VehicleMaxCapacity(vehA, vehB);
4  if largerVeh.getCapacity() <
   getDemand(routeA) + getDemand(routeB) then
5    return false;
6  end if
7  return true;
end

```

Fig. 4. Validación modificada para la unificación de rutas.

Es importante destacar que también se asume que ninguna demanda de una tienda pueda ser mayor a la capacidad del vehículo más grande disponible. De no cumplirse esto daría paso a que se produjeran soluciones no factibles en un contexto de una sola visita a cada tienda.

Como se ha explicado antes, al unificar rutas se debe seleccionar el vehículo de mayor capacidad como el responsable de la nueva ruta. Por lo tanto el otro vehículo debe ser liberado y pasado a la lista ordenada de vehículos disponibles para futuras consideraciones. Esta idea se plasma en la **Figura 5**.

```

procedure mergeRoutesUsingEdge(edge, routeA, routeB)
1  route = unifyRoutes(routesA, routeB, edge);
2  vehA = getVehicle(routeA);
3  vehB = getVehicle(routeB);
4  if vehA.getCapacity() > vehB.getCapacity() then
5    setVehicle(route, vehA);
6    setVehicleAvailable(vehB);
7  else
8    setVehicle(route, vehB);
9    setVehicleAvailable(vehA);
10 end if
11 return route;
end

```

Fig. 5. Unificación de rutas con asignación de vehículos.

#### A. Datos de Entrada y Salida

Para estudiar el contexto del problema planteado, se necesita un conjunto de datos por parte de la empresa considerada. Entre estos datos se encuentran los de la solución actual (creada manualmente por los expertos de la empresa) para cada instancia definida y manipulada. Los datos de la solución actual serán de utilidad para comparar la solución obtenida por el nuevo sistema. Esta comparación es importante para poder medir la mejora de la solución generada en la nueva metodología propuesta.

La empresa nos ha entregado los datos de 25 instancias (datos de entrada más los datos correspondientes a la solución actual). Estos representan diferentes días de un mes dado y que han sido renombrados para mantener la confidencialidad.

A continuación, se describen los datos de entrada manipulados para cada instancia. Algunos datos pueden ser iguales para todas las instancias, y



algunos pueden variar de un caso al otro. La importancia de definir estos datos se refleja en la lectura del formato de datos de salida la cual contiene la solución generada que ha sido entregada a la empresa.

- Las tiendas en el sistema de distribución a considerar en la instancia.
- La demanda de cada tienda.
- La ubicación de cada tienda (aproximada).
- El tipo de vehículos y la cantidad de cada uno disponible (incluyendo el tipo de vehículo que puede realizar múltiples viajes).
- Matriz de distancia entre cada par de tiendas, y entre el depósito y cada tienda, se asume una matriz simétrica, es decir, la distancia del punto *A* al *B* es igual a la distancia de *B* a *A*.

## V. RESULTADOS

Para evaluar el rendimiento del algoritmo propuesto, este ha sido implementado en una aplicación Java. Dicha aplicación fue ejecutada en la versión 1.6 del Java Virtual Machine (JVM) de un servidor con un sistema operativo Windows 7 Professional de 64bits, un procesador Intel Xeon E5504 y 4GB de RAM.

La aplicación ha sido ejecutada durante una hora por cada una de las 25 instancias tomadas en cuenta, donde se obtuvieron los siguientes resultados resumidos en la **Tabla I**.

TABLA I  
RESULTADOS TRAS UNA HORA DE EJECUCIÓN.

Instancia	Número de Tiendas Visitadas	Rutas Act.	Coste Act. (Km) (1)	Rutas Obt.	Coste Obt. (Km) (3)	GAP (1) - (3)
A	368	154	41667.88	147	34387.60	-17.47%
B	372	173	45302.40	172	39435.44	-12.95%
C	366	182	47184.35	177	40872.40	-13.38%
D	372	245	60246.80	222	50475.78	-16.22%
F	371	218	53941.43	210	48578.44	-9.94%
G	313	83	25221.90	70	16592.66	-34.21%
H	370	156	41480.00	153	35532.11	-14.34%
I	371	139	38148.18	139	32290.65	-15.35%
J	364	136	36897.29	134	31304.25	-15.16%
K	373	199	50296.10	191	43619.12	-13.28%
L	372	197	50872.80	191	44831.07	-11.88%
M	315	78	23676.26	63	14860.89	-37.23%
N	373	158	42111.20	156	35887.56	-14.78%
O	372	144	39644.74	141	32628.52	-17.70%
P	366	134	36902.82	132	30807.44	-16.52%
Q	373	207	51315.40	199	44968.27	-12.37%
R	372	200	50492.74	187	43414.63	-14.02%
S	314	71	22319.13	59	14240.22	-36.20%
T	374	148	41129.10	145	33926.34	-17.51%
V	371	141	38782.11	138	32050.99	-17.36%
W	368	138	38046.72	133	30746.25	-19.19%
Y	374	208	51427.10	194	44429.62	-13.61%
Z	370	215	54446.01	202	47088.72	-13.51%
AA	315	80	23541.73	68	16029.52	-31.91%
BB	372	172	45056.40	169	38878.14	-13.71%

Se decidió fijar una hora para la duración del experimento para explorar de una forma más intensa el espacio de soluciones posibles. En la dicha tabla también se aprecian las dimensiones de cada instancia al definir la cantidad de nodos a visitar (columna “Número de Tiendas Visitadas”). La columna “Rutas Act.” muestra la cantidad de rutas definidas actualmente por la empresa y en la columna “Coste Act.” se aprecia el coste asociado a dichas rutas, el cual está representado en kilómetros recorridos. Mientras que en las columnas “Rutas Obt.” y “Coste Obt.” se muestran los resultados obtenidos tras la ejecución del algoritmo propuesto con los mismos datos.

A partir de la **Tabla I**, se puede apreciar que el método propuesto permite una mejoría de aproximadamente 17 % con respecto a la solución actual creada manualmente por la empresa. Esto se traduce en una disminución considerable de la distancia recorrida por los distintos vehículos. La reducción alcanzada en kilómetros recorridos representa un 8% del coste total de distribución. El promedio de tiendas consideradas en las 25 instancias es de 362. El promedio de rutas manipuladas anteriormente era de 159. Este promedio se redujo a 152 rutas obtenidas con el nuevo algoritmo para cubrir la misma demanda existente.

TABLA II  
TIEMPOS DE EJECUCIÓN DE CADA INSTANCIA.

Instancia	Tiempo (segundos)
A	3579.41
B	30.55
C	1826.44
D	2690.72
F	705.72
G	816.75
H	8.42
I	2581.84
J	2601.31
K	1233.13
L	2367.43
M	949.96
N	360.17
O	2722.40
P	2810.52
Q	1878.33
R	228.58
S	1477.92
T	1793.30
V	2409.32
W	3046.62
Y	1023.81
Z	995.78
AA	2777.06
BB	2640.73

Aunque el algoritmo fue ejecutado durante una hora para cada instancia, en general, el tiempo promedio para la obtención de las soluciones finales fue de 29 minutos. El detalle se puede apreciar en la **Tabla II**, donde destacan algunos resultados finales obtenidos a partir de los 8 segundos (ver instancias B y H).

En la **Figura 6**, se aprecia un plano cartesiano con 3 (pétalos) de las 147 rutas del plan de distribución generado para la instancia A (con la ubicación aproximada). Las rutas obtenidas poseen entre 3 ó 4 tiendas a visitar como máxima cantidad de paradas. En la **Figura 7**, se define el espacio geográfico asociado al plan de rutas obtenido para la instancia A. En esta se aprecia como 8 nuevas rutas cubren parte de la costa del Noreste de España, específicamente hacia el centro y oeste de Barcelona.

Todos los planes generados fueron entregados a la empresa para su estudio y consideración. Los comentarios que se han recibido, hasta ahora, son prometedores y positivos. Estos datos les han servido para repensar y redefinir sus rutas por medio de combinaciones que no habían visualizado anteriormente.

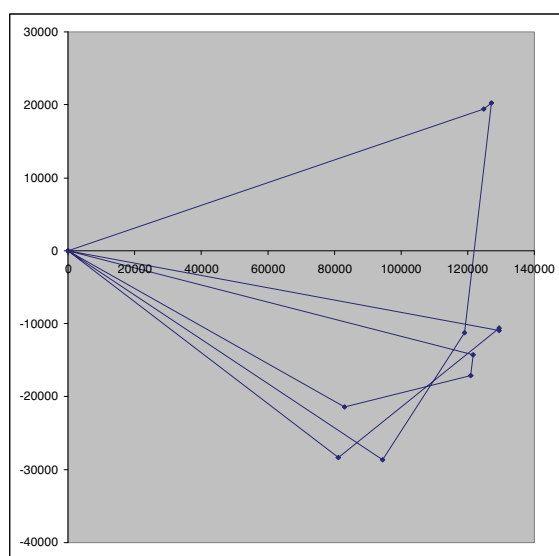


Fig. 6. Representación de tres rutas generadas para la instancia A.

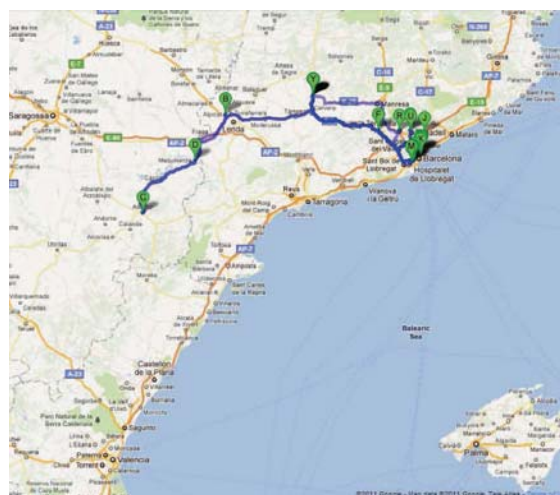


Fig. 7. Zona geográfica (Cataluña) asociada al plan generado para la instancia A.

## VI. CONCLUSIONES

En el presente estudio se ha propuesto una metodología de trabajo para el HVRP con *Múltiples viajes*, a partir de un algoritmo randomizado basado en la heurística de los ahorros y una memoria para las mejoras rutas creadas. Esta metodología fue puesta a prueba con un grupo de 25 instancias reales de una empresa de distribución española y los resultados mostraron una mejoría con respecto al plan de rutas implementado por la empresa.

El algoritmo propuesto puede ser adaptado para promover diferentes políticas en la empresa, asociadas a una función objetivo correspondiente. Esto podría permitir una comparación de procedimientos que nutra el impacto de las posibles opciones que la empresa puede implementar.

Dentro de las futuras líneas de investigación, se encuentran: la reformulación de la función de costes establecida en este estudio para buscar otras variables con un mayor impacto en los costes totales, la continuación de aplicaciones en casos reales que consideran restricciones que incrementen la complejidad, y finalmente la exploración de otras técnicas de aproximación para el HVRP, donde se podría proponer la aplicación de técnicas de computación distribuida y colaborativa para intensificar la búsqueda de soluciones.

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Ministerio Español de Ciencia e Innovación (TRA2010-216444-C03, ECO2009-11307), l'Agència de Gestió d'Ajuts Universitaris i de Recerca (2009 CTP 00007), y por la Red CYTED-IN3-HAROSA (CYTED2010-511RT0419, <http://dpcs.uoc.edu>).

## REFERENCIAS

- [1] Chao, I-M; Golden, B.; Wasil, E. (1999): "A computational study of a new heuristic for the site-dependent vehicle routing problem". *INFOR: Information Systems and Operational Research*, 37 (3): 319-36.
- [2] Clarke, G.; Wright, J. (1964): "Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivering points". *Operations Research* 12: 568-581.
- [3] Dantzig, G. B.; Ramser, J. H. (1959): "The Truck Dispatching Problem". *Management Science*, 6:80-91.
- [4] Faulín, J.; Juan, A. (2008): "The ALGACEA-1 Method for the Capacitated Vehicle Routing Problem". *International Transactions in Operational Research*, 15: 599-621.
- [5] Gaskell, T.J. (1967): "Bases for the vehicle fleet scheduling". *Opl ResQuart* 18: 281-295.
- [6] Gendreau, M.; Laporte, G.; Musaraganyi, C; Taillard, E. (1999): "A tabu search heuristic for the heterogeneous fleet vehicle routing problem". *Computers & Operations Research* 26(12): 1153-1173.
- [7] Golden, B., Raghavan, S.; Edward Wasil, E. (eds.) (2008): "The Vehicle Routing Problem: Latest Advances and New Challenges". Springer.
- [8] Juan, A.; Faulín, J.; Ruiz, R.; Barrios, B.; Gilibert, M.; Vilajosana, X. (2009): "Using Oriented Random Search to Provide a set of Alternative Solutions to the Capacitated Vehicle Routing Problem". *Operations Research and Cyber-Infrastructure*, 47: 331-346.
- [9] Juan, A. A.; Faulín, J.; Ruiz, R.; Barrios, B.; Caballero, S. (2010): "The SR-GCWS Hybrid Algorithm for Solving the Capacitated Vehicle Routing Problem". *Applied Soft Computing*, 10: 215-224.
- [10] Juan, A.; Faulín, J.; Grasman, S.; Riera, D. (editors) (2011a): "Hybrid Algorithms for Solving Realistic Routing, Scheduling and Availability Problems". Special Issue *Int. J. of Information Systems & Supply Chain Management*, 4(2):1-2.
- [11] Juan, A.; Faulín, J.; Jorba, J.; Riera, D.; Masip, D.; Barrios, B. (2011b): "On the Use of Monte Carlo Simulation, Cache and Splitting Techniques to Improve the Clarke and Wright Savings Heuristics". *Journal of the Operational Research Society*, Vol. 62, pp. 1085-1097.
- [12] Kant, G.; Jacks, M.; Aantjes, C. (2008): "Coca-cola enterprises optimizes vehicle routes for efficient product delivery". *Interfaces* 38: 40-50.
- [13] Laporte, G. (2009): "Fifty Years of Vehicle Routing". *Transportation Science* 43(4): 408-416.
- [14] Levy, L. (2005): "Private communication". RouteSmart Technologies, Inc.
- [15] Prins, C. (2002): "Efficient heuristics for the Heterogeneous Fleet Multitrip VRP with Applications to a Large-Scale Real Case". *Journal of Mathematical Modelling and Algorithms* 1: 135-150. 2002.
- [16] Poot, A.; Kant, G.; Wagelmans, A. (2002): "A savings based method for real-life vehicle routing problems". *J. Opl Res Soc* 53: 57-68.
- [17] Toth, P.; Vigo, D. (editors) (2002): "The Vehicle Routing Problem". *Monographs on Discrete Mathematics and Applications*. SIAM.