

NUEVAS ESTRATEGIAS PARA RESOLVER EL PROBLEMA MULTI OBJETIVO DE LA RECOGIDA DE BASURA. UNA APLICACIÓN REAL AL CASO DE MÁLAGA.

LAURA DELGADO-ANTEQUERA

Lauda1g10@uma.es

*Universidad de Málaga / Departamento de Economía Aplicada (Matemáticas)
Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales. Campus El Ejido s/n, 29071, Málaga*

Recibido (27/06/2018)

Revisado (01/09/2018)

Aceptado (10/09/2018)

RESUMEN:

La recolección de residuos sólidos urbanos y su transporte constituyen, a nivel económico, un alto porcentaje del coste de gestión de residuos. Por tanto, el uso de un buen proceso de decisión conlleva múltiples beneficios para las administraciones que prestan dicho servicio como para los usuarios de los mismos.

En este trabajo se presenta una herramienta para analizar el problema de la Recogida de Residuos Sólidos Urbanos (Waste Collection Problem, WCP) en Málaga. Para ello, sobre un modelo que recoja las características del problema mediante un enfoque multiobjetivo, se desarrollan distintas aproximaciones para la determinación de su frontera eficiente mediante metodología GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Process) que, combinado con otras estrategias de mejora, proporciona una buena aproximación de la frontera eficiente. A continuación, para guiar al gestor en el proceso de toma de decisión, se adapta la filosofía de los métodos interactivos NAUTILUS a problemas de rutas. Este proceso de decisión está implementado en una interfaz gráfica de usuario que facilita el intercambio de información y la interpretación de los resultados. En la resolución de este problema es muy importante señalar el manejo de Sistemas de Información Geográfica (Geographical Information System, GIS). Todo ello se muestra sobre una aplicación a la provincia de Málaga.

Palabras claves: Problema de recogida de residuos, multiobjetivo, GRASP, métodos interactivos, SIG.

ABSTRACT:

The solid waste collection problem and the transportation to the transfer plants constitute, from an economical level, a high percentage of the waste management cost. Then, using the appropriate decision making process brings multiple benefits to the administrations in charge of the service.

This work introduces a tool to analyze the Waste Collection Problem (WCP) in Málaga. To achieve that goal, and provide solution to a model determined by the characteristics of the problem including multiple criteria, we propose different multiobjective approaches of GRASP. In combination with other improvement strategies, these strategies provide a good approximation of the efficient front. Then, in order to guide the decision maker through the process, new features are incorporated to NAUTILUS interactive methods to incorporate different considerations about vehicle routing. For this kind of problems, it is important to highlight the use of Geographical Information Systems. The performance of this methodology is applied to solve the waste collection problem in Málaga.

Keywords: Waste Collection Problem, multiobjective, GRASP, interactive method, GIS.

1. Introducción.

A nivel económico, la recolección de basura y su transporte constituyen un alto porcentaje del coste de gestión de residuos. Los últimos estudios revelan que, en España, los gastos de recogida y tratamiento de los residuos superan el 40% de los ingresos que provienen de dichos impuestos. Por tanto, el uso de un buen proceso de decisión conllevaría múltiples beneficios tanto para los administradores de dicho servicio como para los usuarios del mismo. Este hecho, entre otros, ha impulsado el interés y los esfuerzos invertidos en el diseño de tal procedimiento.

Diseñar un sistema eficiente para gestionar los residuos no es tarea fácil. Una gestión eficiente de la recogida y el transporte de los residuos conlleva una serie de beneficios tanto en el ámbito económico, como en el social y, también, en lo relacionado con el medio ambiente. Diversas tareas han de llevarse a cabo para la gestión de residuos. Entre ellas, se encuentra el estudio del tratamiento de los residuos sólidos, así como el diseño de distintas opciones para reutilizar los residuos reciclables. El tratamiento de residuos es un hecho que todo hogar y negocio necesita gestionar, para manejar el depósito de objetos y sustancias usadas de forma segura y eficiente.

Se han de tener en cuenta diferentes factores que pueden intervenir, de forma más o menos relevante, en el proceso dependiendo del servicio a realizar. En un área, los residuos proceden de actividades industriales, viviendas o comercios. Por tanto, es necesario controlar diversos aspectos como la generación, el almacenamiento, la recolección, el transporte o transferencia, el procesamiento y el depósito de los residuos. A su vez, se han de respetar ciertos temas de la salud pública, económicos, estéticos, de ingeniería y otros en relación al medio ambiente. En particular, en el marco del desarrollo sostenible, la gestión de residuos a nivel municipal adquiere cierta relevancia. En este ámbito, los gestores necesitan diseñar sistemas sostenibles que, a su vez, sean económicamente admisibles, socialmente aceptables y eficientes a nivel ambiental. Para obtener un sistema de tales características no existe un método único que asegure la mejor calidad, por lo que cada elemento del problema debe ser analizado cuidadosamente.

Hay trabajos que analizan distintos sistemas de gestión de residuos, otros estudian las razones del fracaso de estos sistemas y otros aportan unas pautas a seguir para diseñar sistemas eficientes. Sin embargo, este estudio se centra en el diseño del sistema de recogida de basura, distribuida en los distintos municipios de la provincia de Málaga a los que da servicio la Diputación de Málaga.

Normalmente, los problemas de Recogida de Residuos Sólidos Urbanos (Waste Collection Problem, WCP) son abordados como problemas de optimización de rutas. Según las características que definan el problema, se considera un modelo de rutas por arcos (Arc Routing Problem, ARP) o por nodos (Vehicle Routing Problem, VRP). Normalmente, el problema de rutas por nodos se aplica cuando se dispone de un gran número de contenedores distribuidos en distintos puntos; mientras, el modelo de rutas por arcos, se aplica cuando los residuos se almacenan en pequeños contenedores localizados, casi de forma continua, a lo largo de las vías. Dadas las propiedades de nuestro problema, consideraremos el modelo VRP con capacidad limitada (Capacitated Vehicle Routing Problem, CVRP). Más información acerca de la aplicación de ARP para resolver el problema de recogida de residuos se puede encontrar en: Male and Liebman (1978), Hanafi et al. (1999), Constantino et al. (2015), Corberán and Laporte (2015) o Cortinhal et al. (2016).

En cualquiera de estos casos, una solución viene dada por un sistema de rutas que dan servicio a un conjunto de contenedores distribuidos geográficamente. Para ello hay que tener en consideración que, en un mismo punto de recogida pueden concentrarse más de un contenedor y que cada ruta ha de partir y regresar al mismo punto. Estas rutas han de recoger los residuos almacenados en los contenedores, antes de que éstos sobrepasen su capacidad, y llevarlos a las plantas de tratamiento o vertederos. Por este motivo hay estudios que abordan las frecuencias de recogida que pueden reducir el coste del sistema de rutas. Las restricciones comunes delimitan la cantidad total recogida en una ruta, así como la duración del recorrido. Sin embargo, en la práctica, surgen otras complicaciones como el manejo de material reciclable, el ajuste de la dimensión de los vehículos a las condiciones de las calles, los horarios de recogida, equilibrio del sistema... Así, aparece una subdivisión del problema de Residuos Sólidos Urbanos:

- (i) Determinar la frecuencia de recogida de cada punto.
- (ii) Encontrar el conjunto óptimo de rutas para dar servicio día a día.

En este sentido, nos centramos en (ii), la optimización del sistema de rutas diario. La solución será óptima si produce el mejor valor de la función objetivo. Fueron Marks and Liebman (1970) los primeros en resaltar aquellos aspectos del tratamiento de los residuos que podían ser abordados con la investigación operativa. Esto despertó el interés de las grandes ciudades y, en 1974, se publicó el trabajo de Beltrami y Bodin (1974) para la recolección de basura en la ciudad de Nueva York. Para ello, diseñan un heurístico de inserción teniendo en cuenta la frecuencia de visita para cada contenedor. Se basan en la idea de *cluster first – route second* aplicando técnicas del tour gigante. A este trabajo le sucedieron muchos otros, que incorporan distintas técnicas heurísticas y metaheurísticas, sobre todo de la familia de los genéticos y Sistemas de Información Geográfica (Geographical Information System, GIS).

Las últimas publicaciones engloban distintas características de problemas de recogida de Residuos Sólidos Urbanos. Angelelli and Speranza (2002) utilizan el estudio de la frecuencia para abordar problemas sanitarios relacionados con la recogida de residuos. Para ello, consideran un modelo de rutas periódico que resuelven utilizando Búsqueda Tabú en un esquema de *cluster first – route second*.

El uso de GIS está muy extendido en problemas de localización de contenedores. Por ejemplo, Erfani et al. (2017) diseña un modelo para mejorar la distribución de los contenedores y, por tanto, las rutas de recogida. Para ello, desarrollan un modelo analítico en una extensión de *ArcGIS Network* que resuelve la localización y la optimización de las rutas. Por otro lado, GIS también han sido utilizados para otro tipo de problemas, pues permiten implementar las estrategias necesarias para la optimización de rutas. Así, uno de los estudios más recientes (Nguyen-Trong et al., 2017) implementa el algoritmo clásico de Clarke and Wright (Clarke and Wright, 1964) integrado en un modelo dinámico, con el que se consigue reducir el coste de la recogida de residuos en el problema de Vietnam. Una amplia revisión de la literatura se puede leer en Belien et al. (2012); Marshall y Farahbakhsh (2013) y Bing et al. (2016).

Habitualmente, resolver problemas reales implica considerar la optimización de más de un objetivo simultáneamente. En este contexto, el concepto de solución óptima no se puede extrapolar a problemas con múltiples criterios, pues resulta poco probable encontrar una solución capaz de optimizar todos los objetivos simultáneamente, por lo que la resolución de un problema multiobjetivo no consiste en aportar una única solución, sino en construir un conjunto de soluciones eficientes, o de Pareto, denominado frontera de Pareto. Así, y en este contexto, Nuortio et al. (2006) define la frecuencia de recogida y ventanas de tiempo utilizando la estrategia Guided Variable Neighborhood Thresholding, mientras Chalkias and Lasaridi (2009) propone sustituir una serie de contenedores por unos con mayor capacidad para minimizar el tiempo de recogida, la distancia recorrida y el esfuerzo de la plantilla de trabajo. En este caso, se emplea GIS para redistribuir los nuevos contenedores.

El trabajo de Kim et al. (2006) constituye una referencia para problemas que incluyen ventanas de tiempo, por la aproximación de su modelización a la realidad. Se desea optimizar el número de vehículos, el tiempo requerido, la capacidad de las rutas y el equilibrio de rutas, teniendo en cuenta un único depósito, el tiempo de descanso de los trabajadores y permitiendo múltiples viajes por vehículo. La resolución de este problema fue mejorada más adelante por Benjamin y Beasley (2010, 2013), quienes proponen un método de Búsqueda Tabú (*Tabu Search*) y *Variable Neighborhood Search (VNS)*. La *Búsqueda Tabú* también se utiliza para resolver otros problemas reales biobjetivo que contemplan equilibrio de rutas (Gómez et al. 2009; Gómez et al. 2015). En este caso, la búsqueda tabú se implementa dentro de la estrategia *Multiobjective Adaptive Memory Programming (MOAMP)*, Molina et al. (2007). Recientemente se ha publicado otro trabajo que aborda el equilibrio de rutas (López-Sánchez et al., 2017) utilizando una metaheurística tipo *Greedy Randomized Adaptive Search Procedure (GRASP)*.

Hemmelmayr et al. (2013) utiliza un esquema *VNS* para determinar las frecuencias e incluir paradas intermedias para un problema de reciclado de residuos. Más tarde, mejoran su metodología aplicándola a un problema que combina la determinación de la localización y ruteo de los contenedores, intentando incluir un balance entre la frecuencia de recogida y el número de contenedores que pueden ser localizados en esta área.

También se han desarrollado múltiples algoritmos genéticos. Entre ellos, se pueden encontrar trabajos que combinan distintos objetivos como en Ombuki-Berman et al. (2007) para minimizar la distancia y el número de vehículos o Xue and Cao (2016) propone un algoritmo de colonia de hormigas para optimizar el coste total, coste de accidente, riesgo de accidente y exposición al público. Por otro lado, Ferreira et al. (2015) presenta un Sistema de apoyo a la decisión (Decision Support System, DSS) en tres etapas abordando el problema del reciclado con el fin de minimizar la distancia, recoger la máxima cantidad de residuos (total y por kilómetro), maximizar el número de puntos ecológicos visitados, minimizar el número de vehículos y maximizar el conjunto de puntos prioritarios recogidos. La primera etapa, conlleva la optimización de rutas, para la que modela el problema como un Team Orienteering Problem con límites de capacidad y ventanas de tiempo, el cual resuelve aplicando un algoritmo genético.

Es muy común encontrar DSS diseñados, en combinación con SIG como en Santos et al. (2008), para resolver problemas de recogida de basura, sobre todo aquellos que contemplan la localización de contenedores y otras características del problema, sin abordar directamente la optimización de rutas de recogida. Sin embargo, parece haber una falta de aplicación de métodos interactivos propios de la teoría multiobjetivo que guíen al gestor en el proceso de decisión.

A continuación, se detalla la metodología desarrollada en este trabajo y su aplicación al problema real de Málaga, el cual se ha tomado para mostrar la utilidad de la interfaz gráfica que se ha diseñado para el procedimiento de toma de decisiones.

2. Metodología.

Para que la planificación y tratamiento de la recogida de residuos tenga éxito, lo principal es reducir el coste y el impacto ambiental relacionado, además de la satisfacción del cliente y considerando condiciones sanitarias o estéticas (Viotti, et al. 2003).

Es objeto de este trabajo el desarrollar una metodología que ayude a encontrar un buen sistema de recogida para el *WCP* en Málaga. El continuo crecimiento de la población en esta región, provoca un aumento en la cantidad de residuos sólidos generados. Por tanto, resulta interesante conocer las distintas opciones, y analizar las modificaciones que habría que implementar para mejorar distintos aspectos de este servicio. Con este fin, se han definido los siguientes 4 objetivos:

- I. Minimizar distancia total recorrida.
- II. Balancear rutas (en términos de distancia)
- III. Balancear rutas (en términos de tiempo)
- IV. Minimizar el número de rutas.

Para resolver problemas multiobjetivo *WCP* se conocen distintos metaheurísticos para obtener la mejor aproximación de la frontera eficiente. En nuestro caso, se desarrolla una metodología en 3 bloques, aplicable a todo tipo de problemas multiobjetivo de rutas con capacidad limitada o *CVRP*:

- (1) Generación de una aproximación de la frontera de Pareto.
- (2) Incorporación de un método interactivo.
- (3) Integración de la metodología en una interfaz gráfica que utilice herramientas tipo SIG.

Así, dada las dimensiones y la complejidad del problema, se presentan una serie de técnicas metaheurísticas que se apoyan en una adaptación para problemas multiobjetivo de *GRASP* (Resende and Ribeiro, 2016), en combinación con *VNS* (Mladenovic and Hansen, 1997). El algoritmo *GRASP* se emplea con el fin de determinar una primera aproximación de la frontera eficiente y *VNS* contribuye en la exploración de las posibles mejoras de ésta.

2.1. *GRASP* multiobjetivo.

GRASP es una técnica metaheurística voraz que se apoya en 2 bloques: uno constructivo y otro de mejora mediante búsqueda local. Se propone un *GRASP* cuya construcción utiliza dos funciones greedy. Comienza con un semillado, que en nuestro caso consiste en definir tantas rutas cerradas como vehículos

haya disponibles en el depósito para visitar nodos alejados entre sí. A continuación, y mediante un parámetro aleatorio, β , que indicará el número de nodos a introducir maximizando la función greedy de arrepentimiento (Fisher and Jaikuma, 1981). Este valor se obtiene como la diferencia que se produce, en el objetivo a optimizar, al insertar el nodo en las 2 mejores posiciones posibles. La solución se completa insertando el resto de nodos por mínimo coste (Mole and Jameson, 1976), cuya función greedy viene dada por el coste de inserción de un nodo en una ruta.

Una vez obtenida la solución completa, aplicamos una búsqueda local. Se considera el esquema habitual de *VNS* que consiste en alterar la solución y anidar 3 exploraciones de vecindarios obtenidos con los movimientos comunes de *2-opt*, mover un nodo a otra ruta o intercambiar dos nodos.

Con este esquema de *GRASP*, se proponen 2 alternativas diferentes para obtener una primera aproximación a la frontera eficiente. Estas aproximaciones nos permiten generar aquellas soluciones no dominadas construidas con el fin de optimizar uno u otro objetivo de forma ordenada (*GRASP Puro Ordenado Multiobjetivo*) o de forma aleatoria (*GRASP Puro Aleatorio Multiobjetivo*).

2.1.1. *GRASP multiobjetivo puro*

Una vez definido el esquema *GRASP* a aplicar en este algoritmo, podemos obtener una primera aproximación de la frontera de Pareto apoyándonos en la idea de *GRASP multiobjetivo Puro* (Martí et al. 2015). Esta propuesta se basa en definir tantas construcciones como funciones se desean optimizar y, a continuación, optimizar una función objetivo en cada iteración. El orden de selección del objetivo a optimizar puede ser ordenado o aleatorio, lo cual indicará el carácter del *GRASP multiobjetivo puro*. Dada la aleatoriedad del proceso de construcción, cada iteración genera una solución diferente, independientemente de la función a optimizar, lo cual permite almacenar un conjunto de soluciones no dominadas que nos proporciona la primera aproximación de la frontera de Pareto.

De esta forma, se pueden definir los esquemas de *GRASP multiobjetivo puro*, en sus versiones aleatoria y ordenada, como sigue:

Dado un conjunto de nodos a visitar, V , un conjunto de funciones a optimizar $f = (f_1, f_2, \dots, f_m)$ y un número de iteraciones $numIter$. Partimos de un conjunto vacío de soluciones no dominadas, $FE = \emptyset$. Determinamos la función k con la que comenzaremos el procedimiento f_k . A continuación, utilizamos el *GRASP* para optimizar f_k . Si se trata de un proceso ordenado, continuaremos optimizando f_{k+1} y así continuamente hasta realizar $numIter$ construcciones. Sin embargo, si se trata de un proceso aleatorio, en las iteraciones sucesivas construiremos las $numIter$ soluciones eligiendo una función a optimizar aleatoriamente en cada iteración. En cualquier caso, se va actualizando el conjunto de soluciones no dominadas FE añadiendo soluciones nuevas y eliminando aquellas soluciones que quedan dominadas por éstas.

2.2. *Mejora de GRASP multiobjetivo: VNS multiobjetivo con punto de referencia.*

A continuación, las aproximaciones de las fronteras son analizadas con la adaptación de *VNS* a un problema multiobjetivo. Para ello, se requiere definir una serie de conceptos previos:

Definición: Dado un problema multiobjetivo con funciones $f = (f_1(x) \dots f_k(x))$ y un par de soluciones no dominadas S^A y S^B . Se define la *región eficiente*, Ω_2 , como la región donde se pueden localizar puntos eficientes entre dichas soluciones eficientes dadas-

Definición: Dado un problema multiobjetivo con funciones $f = (f_1(x) \dots f_k(x))$ y un par de soluciones no dominadas S^A y S^B que definen la región eficiente, Ω . Se define la región Δ – *eficiente* como el conjunto de puntos $x \in S$, tales que su distancia (L_∞) a los puntos del borde de la región eficiente sea menor a Δ , es decir, que aplicando la búsqueda local adecuada lleguen a ser eficientes. Esto es:

$$\text{región } \Delta \text{ – eficiente} = \{x \in S: d(x, w) < \Delta, w \text{ es un punto que delimita } \Omega\}$$

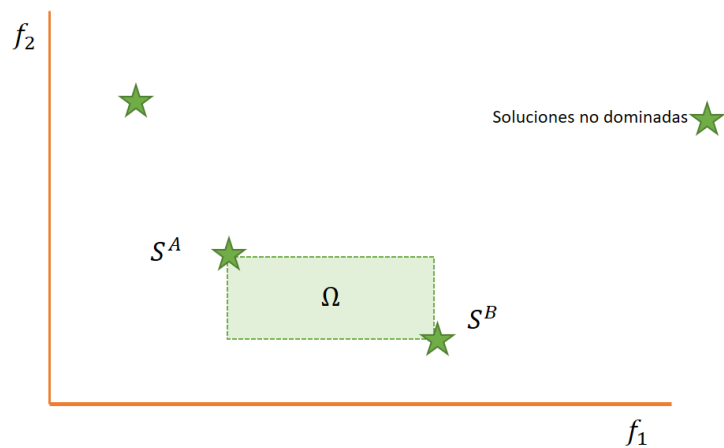


Figura 1: Región potencialmente eficiente.

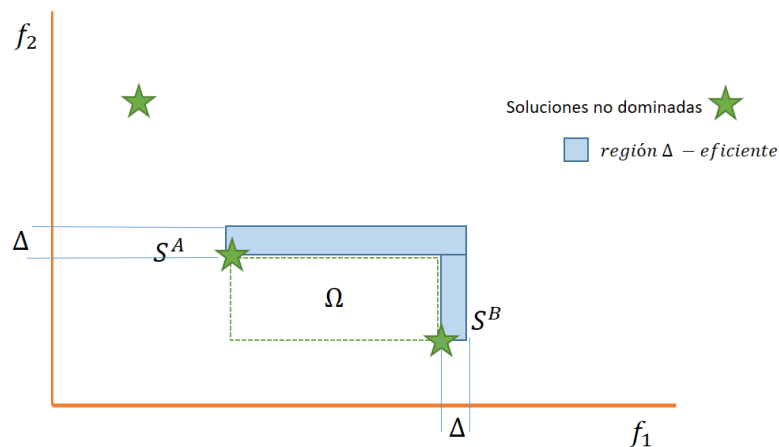


Figura 2: Región delta-eficiente.

De esta forma, aquellas soluciones que se encuentran en la *región Δ - eficiente* se definen como prometedoras (Promising Solution, *PS*). Para cada solución obtenida durante la fase de construcción en un radio fijo, Δ , se comprueba su inclusión en el conjunto de soluciones no dominadas o en el conjunto de *PS*. Una vez concluida esta etapa, para cada una de ellas, se analiza entre qué dos pares de soluciones no dominadas se encuentra y se aplica la búsqueda *VNS* para minimizar la distancia de la solución prometedoras a un punto de referencia definido por los mejores valores del par. Con el fin de evitar posibles sesgos por la diferencia de magnitudes, al definir la distancia a optimizar con *VNS*, se requiere normalizar los valores de las funciones objetivo, por ejemplo, en el intervalo $[0,1]$.

El funcionamiento del método propuesto ha sido contrastado con un conjunto de instancias de la literatura para problemas biobjetivo *CVRP* que buscan minimizar la distancia total y la distancia de la ruta más larga simultáneamente, pues son objetivos que se tendrán en cuenta en la resolución del problema real. En la literatura, a nuestro entender, no se han encontrado instancias que aborden estos dos objetivos simultáneamente, por lo que se muestra en este trabajo la contribución de aplicar la técnica *VNS con punto de referencia (VNS_ref)* en la resolución de estos problemas adaptados. Se trata de problemas con un número fijo de nodos o paradas, entre 50 y 894, y vehículos. Denotados por A-nB-kC, donde A es la colección de instancias a la que pertenece, B el número de nodos y C el número de vehículos que definen la instancia. Los problemas que se presentan han sido escogidos aleatoriamente de una batería de instancias conocidas para optimizar la distancia total.

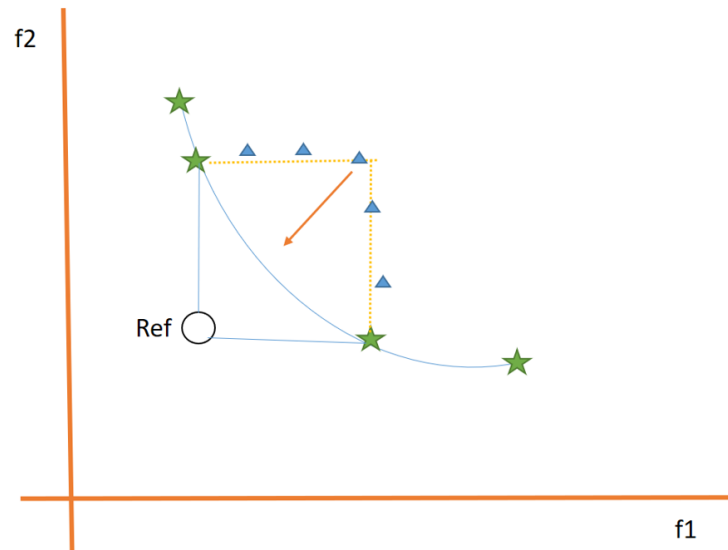


Figura 3: Representación VNS con punto de referencia

Los resultados contemplados en la Tabla 1 han sido programados en lenguaje Java 8 y lanzados en un equipo con un procesador Intel® Core™ i5-6400 CPU@ 2.70GHz y RAM 8GB. Esta tabla refleja el número de soluciones no dominadas obtenidas con los distintos métodos: *GRASP multiobjetivo puro ordenado* (PO) y *aleatorio* (PR), así como al aplicar *VNS_ref* en la búsqueda de nuevos puntos eficientes.

A la hora de analizar estos resultados hemos de tener en cuenta dos factores importantes. Por un lado, estas instancias fueron diseñadas para optimizar la distancia total recorrida, por lo que, al intentar realizar ciertos movimientos para mejorar uno y otro objetivo, éste puede quedar invalidado por la restricción de capacidad o alterar el valor de los objetivos de forma que nos salgamos de la región eficiente. Por otro lado, un mayor número de soluciones no dominadas obtenidas, aunque es lo deseado, no implica una mejor calidad de la aproximación de la frontera eficiente. Por ello, para reflejar la mejora que proporciona el aplicar *VNS_ref* en este tipo de problemas, se ha tomado una medida de comparación de fronteras denominada *cobertura*. Dadas dos fronteras de Pareto, A y B, se define la cobertura de A sobre B como el porcentaje de puntos eficientes de B que están dominados por elementos de A. Esta definición se puede formular con la siguiente ecuación:

$$C(A, B) = \frac{|\{b \in B: \exists a \in A, b \text{ is dominated by } a\}|}{|B|} \cdot 100\% \quad (2)$$

Así, si $C(A, B) = 100\%$ indica que la frontera B está completamente dominada por la frontera A. Por el contrario, si $C(A, B) = 0\%$, entonces podemos concluir que ningún elemento de B está dominado por puntos de A.

De esta forma, la Tabla 1 refleja, por columnas, el número de soluciones no dominadas obtenidas por el método *PO* o *PR*, su mejora tras aplicar la búsqueda local con punto de referencia (*VNS_ref*) y finalmente el valor de la cobertura que compara la frontera original con su mejora.

Encontramos casos, en los que la búsqueda local (*VNS_ref*) contribuye a la aproximación de la frontera eficiente (*FE*) incorporando nuevas soluciones no dominadas que consiguen aumentar el cardinal de este conjunto. Para la aproximación generada por *PO* en la instancia X-n120-k6, como para X-n143-k7, donde esta situación ocurre tanto con una aproximación *PO* como con *PR*. En ambos casos se obtiene un número mayor de soluciones no dominadas tras aplicar *VNS_ref*. Sin embargo, resalta que el valor de la cobertura sea nulo para X-n120-k6, esto se debe a que la nueva solución no dominada se incorpora al conjunto original sin dominar a ninguno de los elementos previamente generados. Otra situación que nos encontramos es cuando los nuevos puntos han conseguido mantener el tamaño del conjunto inicial, como ocurre en la instancia E-n51-k5. Esto se aprecia en el valor de la cobertura, que indica con un porcentaje

(30.43%) no nulo la mejora de una frontera sobre otra, cuando el número de soluciones no dominadas encontradas se mantiene en 3. También podemos encontrar comparaciones en las que los nuevos puntos eficientes, dominan a más de uno de los anteriores y el tamaño del conjunto FE se reduce, proporcionando una frontera mejor, como podemos observar para las instancias E - n76 - k7 y E - n76 - k8. Por tanto, observando los valores obtenidos en la Tabla 1, podemos concluir que la incorporación de VNS_{ref} mejora la frontera inicial en muchos de los casos. En otros puede que no se hayan encontrado nuevos puntos eficientes en el proceso, dado que las instancias no están preparadas para un enfoque biobjetivo, este hecho ocurre con frecuencia.

Tabla 1: Resultados experimentos computacionales

Instance	PO	VNS_ref	C(VNS_ref,PO)	PR	VNS_ref	C(VNS_ref,PR)
E-n101-k14	14	14	0.00%	11	11	0.00%
E-n101-k8	8	9	0.00%	8	8	0.00%
E-n51-k5	3	3	33.33%	1	1	0.00%
E-n76-k10	7	7	0.00%	4	4	0.00%
E-n76-k14	7	4	42.86%	2	2	0.00%
E-n76-k7	6	6	0.00%	11	10	18.18%
E-n76-k8	7	5	42.86%	7	7	0.00%
M-n200-k16	2	2	0.00%	2	2	0.00%
M-n200-k17	8	8	0.00%	9	9	0.00%
X-n120-k6	16	17	0.00%	24	24	0.00%
X-n143-k7	8	9	30.43%	8	12	50.00%
X-n162-k11	5	5	0.00%	8	8	0.00%
X-n233-k16	17	17	0.00%	16	16	0.00%
X-n294-k50	9	9	0.00%	5	5	0.00%
X-n303-k21	11	11	0.00%	15	15	0.00%
X-n384-k52	3	3	0.00%	2	2	0.00%
X-n449-k29	8	8	0.00%	13	13	0.00%
X-n655-k131	6	6	0.00%	5	5	0.00%
X-n701-k44	15	15	0.00%	7	7	0.00%
X-n733-k159	4	4	0.00%	3	3	0.00%
X-n895-k37	17	17	0.00%	13	13	0.00%

2.3. Método interactivo: R-NAUTILUS.

Una vez obtenido un conjunto de soluciones no dominadas, se hace necesario un método que ayude al decisor a determinar cuál de ellas es la más adecuada en base a sus preferencias. Esto nos lleva a requerir el desarrollo de una estrategia cuya solución, única, se adapte a las preferencias de los decisores. Para ello, existen una serie de metodologías que ayudan al decisor en la obtención de la solución más ajustada a sus necesidades dentro del conjunto de soluciones posibles. Estas técnicas son los denominados métodos interactivos, los cuales destacan por su utilidad. Mientras otras técnicas multiobjetivo incorporan la información al principio o al final del proceso, en los métodos interactivos se repite un algoritmo iterativo en cada paso de forma que la información se va agregando a lo largo del proceso de resolución, guiando así al decisor hacia aquellas soluciones que satisfagan sus intereses. En este ámbito, se desarrolla un método de la familia de NAUTILUS (Miettinen et al. 2010; Miettinen et al. 2015; Ruiz et al. 2015;

Miettinen and Ruiz, 2016). Se trata de métodos que no precisan de trade - offs y se apoyan en algunos estudios psicológicos del ser humano para diseñar el proceso interactivo que guiará la búsqueda.

Para evitar gastos de cómputo extensos, nos apoyamos en una pre - computación de los elementos de la frontera eficiente. Entonces, el método empieza en el peor escenario posible y va avanzando, en dirección a un punto de referencia, de forma que el valor de todos los objetivos mejora continuamente y van reduciendo el rango de valores alcanzables. En el método propuesto, *R - NAUTILUS*, se integran distintas opciones: el decisor tiene información continua sobre el rango de valores que puede alcanzar cada objetivo, así como de la evolución del conjunto de soluciones alcanzables. Además, se muestra una gráfica del histórico de valores que han tomado las cotas de los valores de las funciones y se muestra el conjunto disponible de soluciones no dominadas. En cualquier momento, el decisor puede detener el proceso y retroceder, definir un nuevo punto de referencia o limitar el valor superior o inferior de las funciones, así como dibujar la solución eficiente que se encuentra en la dirección de búsqueda.

Esta metodología ha sido integrada en una interfaz gráfica de usuario que incorpora inicialmente la visualización de los contenedores en las distintas regiones y permite, al concluir, analizar el sistema de rutas obtenido en la solución elegida. Para ello, se ha utilizado lenguaje de programación Java 8, en un entorno Eclipse y la extensión de *ArcGIS SDK Java for Developers*. Esta aplicación se detalla en el siguiente epígrafe, mediante su aplicación a un problema real.

3. Aplicación a la provincia de Málaga.

A nivel provincial, los datos y otros parámetros para el problema de recogida de residuos en Málaga son aportados por la Diputación Provincial. Estos datos contienen la localización de los distintos contenedores, plantas de transformación y vertederos, la cual es contrastada utilizando un software de Sistema de Información Geográfica (SIG). Para ello, también es preciso incorporar las distintas capas de carreteras (direcciones, sentido, límite de velocidad, giros, etc.) que nos sirven como base para construir la matriz de distancias y tiempos. Además, para el diseño de las rutas, se dispone de una estimación de la cantidad de residuos sólidos acumulada en cada punto mensualmente, lo que permite estimar una media de kilogramos de basura recogidos en cada contenedor visitado. Por tanto, un modelo de criterios múltiples ha de ser aplicado, que recoja todas las alternativas posibles de forma que los gestores obtengan una amplia visión de las posibilidades. Para este tipo de problemas, es común encontrar trabajos donde la recogida de basura contempla la determinación de la periodicidad del servicio en cada punto y establecer las ventanas de tiempo para su recogida, de forma que pueden ser modelados como problemas periódicos de rutas con ventanas de tiempo. Sin embargo, la cantidad de residuos generados nos ha llevado a analizar un sistema de recogida diario, por lo que la periodicidad no está incluida en este estudio. Las administraciones locales tienen fijado unos horarios para ejecutar este servicio, enmarcado en unas ventanas de tiempo que vienen dadas por la duración de la jornada laboral, por lo que serán incorporadas en el modelo como una restricción en la duración de las rutas.

Así, el modelo diseñado para abordar los problemas de recogida de Residuos Sólidos Urbanos (*WCP*), se define en base a los siguientes objetivos:

- f_1 : Minimizar distancia total recorrida. Este valor se computa como la suma de las distancias de todas las rutas que conforman el sistema de recogida.
- f_2 : Balancear rutas (en términos de distancia). El balance de rutas se obtiene minimizando la ruta más larga.
- f_3 : Balancear rutas (en términos de tiempo). El balance de la duración de rutas se obtiene reduciendo la diferencia entre la ruta con más y menos duración, teniendo en cuenta los tiempos de paradas requeridos para dar servicio en cada una de las localizaciones.
- f_4 : Minimizar el número de rutas.

donde el valor de f_1 y f_2 vendrán dados en metros (m), mientras el valor de f_3 será en segundos (s).

Además, la optimización de estos objetivos está sujeta a 2 restricciones importantes, como son la capacidad máxima de los vehículos, determinada por la tara máxima, y la duración total de cada ruta, determinada por la jornada laboral de los trabajadores (7.5 horas = 27000 s).

Los datos facilitados permiten subdividir el problema de Málaga en subproblemas según la comarca y tipo de vehículo que proporciona el servicio. Así, estos problemas pueden ser analizados individualmente. Además, para abarcar el mayor rango de opciones posibles, se han definido 4 objetivos: minimizar el coste, equilibrar las rutas, minimizar la diferencia entre la ruta más larga y más corta, en duración, y minimizar el número de rutas realizadas. Los datos proporcionados nos han permitido, con el software *NEVA*, generar la matriz de tiempos y distancias de un contenedor a otro, teniendo en cuenta la cartografía de la provincia de Málaga.

Por simplicidad, en el presente trabajo se muestra el análisis de uno de estos subproblemas. Éste consta de 616 contenedores distribuidos en los municipios de la comarca, cuyo servicio ha de ser realizado por un total de 3 vehículos de carga trasera. Estos vehículos tienen una tara máxima de 12200 kg y se propone que realicen entre 3 y 7 rutas. La finalidad de este trabajo es ofrecer un conjunto de soluciones factibles y satisfactorias para el problema de recogida de residuos multiobjetivo utilizando una variación discreta del número de rutas. Esto permitirá al gestor analizar sus opciones y elegir aquella que más se adecúe a sus preferencias.

A continuación, se incluye una descripción más detallada de la aplicación de la interfaz gráfica diseñada.

Fase 1: Inicio. Se lanza la aplicación. Cuando esté preparado, el gestor debe pulsar sobre el botón “START”.

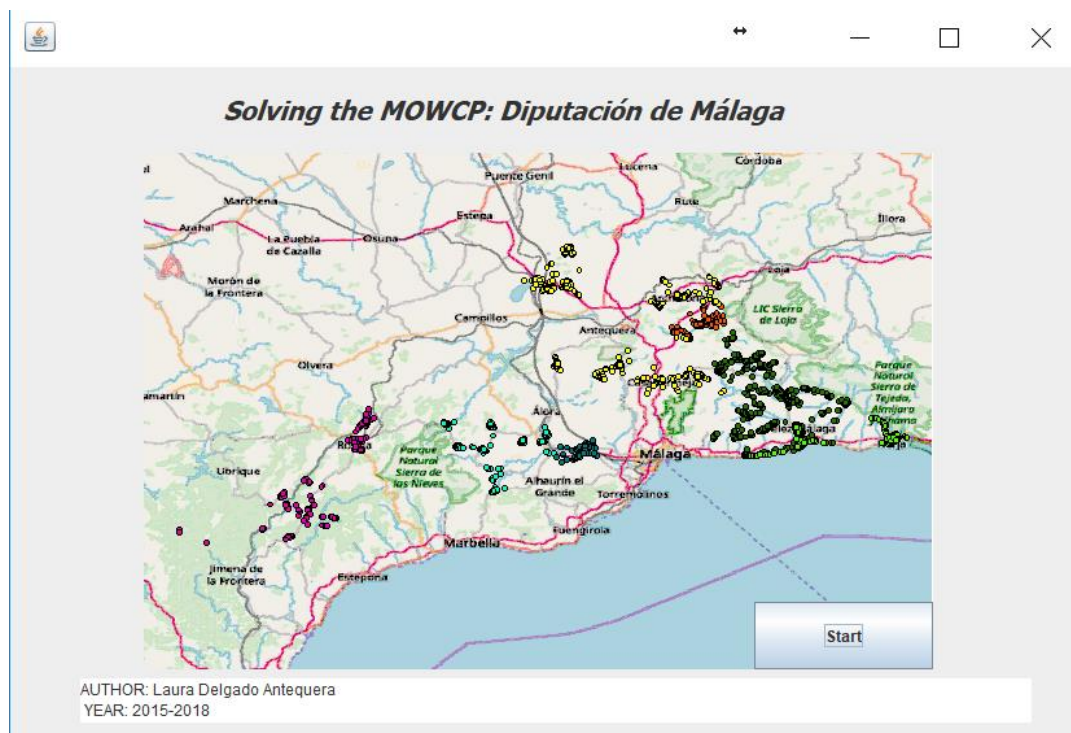


Figura 4: Ventana inicial problema de recogida de residuos multiobjetivo.

Fase 2: Selección del problema. El gestor selecciona el subproblema que desea analizar. Para ello, puede señalar cada uno de los problemas y observar la distribución de sus contenedores en una misma ventana.

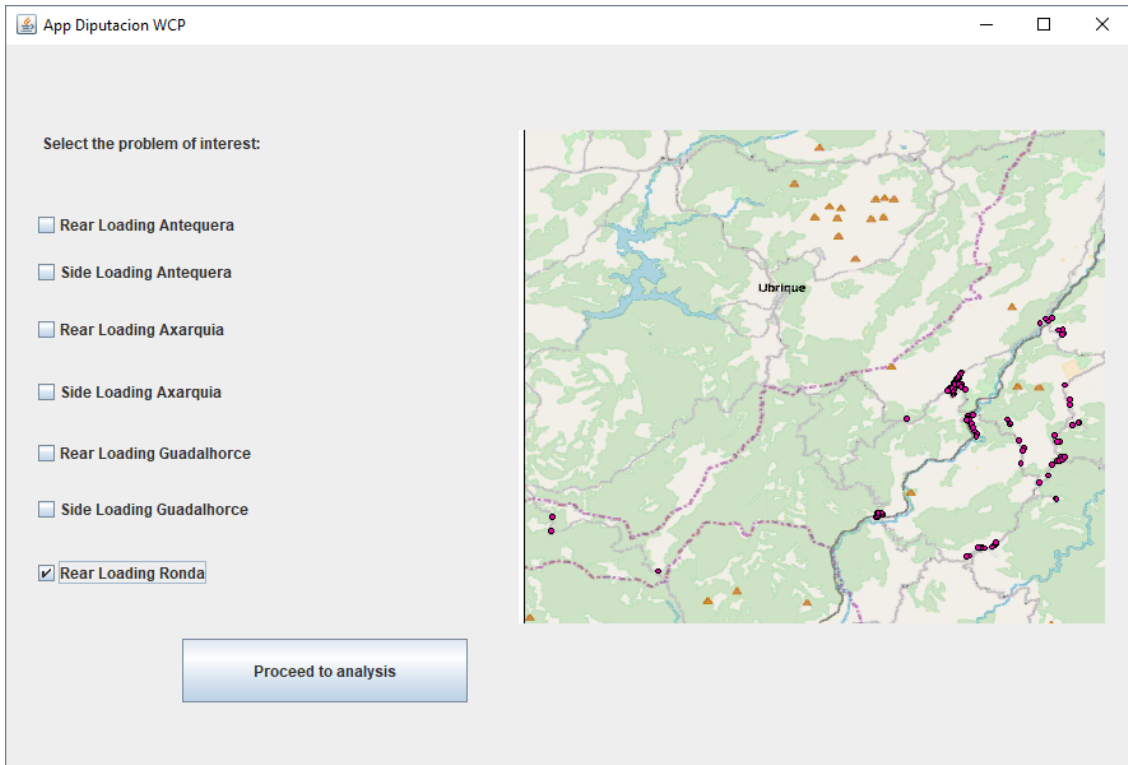


Figura 5: Ventana de selección de problema.

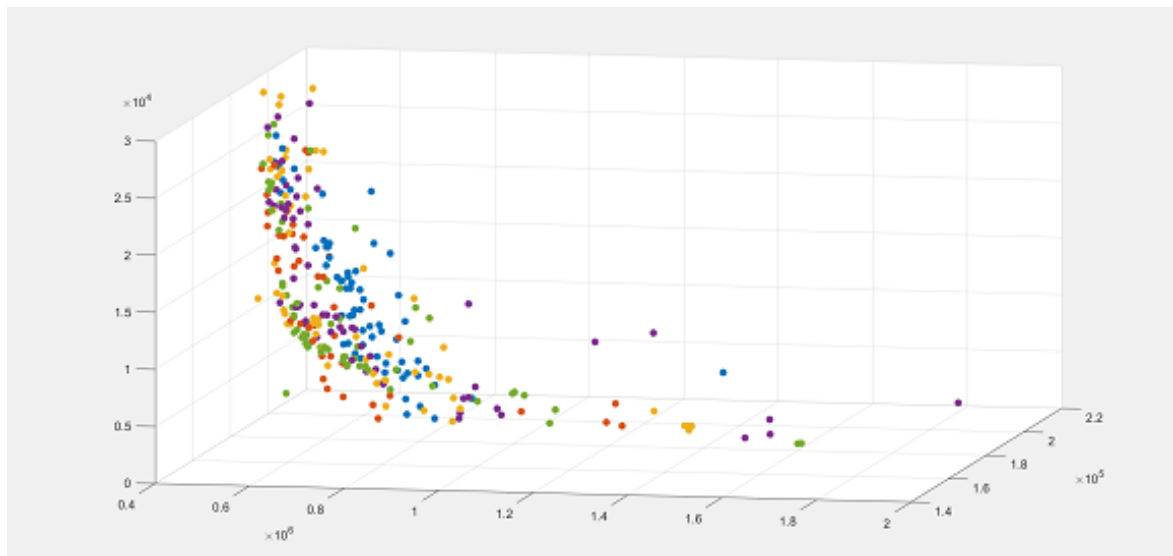


Figura 6: Soluciones no dominadas para el problema multiobjetivo de Ronda

Si el gestor desea estudiar la recogida de residuos para el problema de vehículos de carga trasera en la comarca de Ronda. Al pulsar sobre “Proceed to analysis”, se incorpora al sistema la frontera de Pareto obtenida aplicando la metodología de *GRASP Puro* en combinación con *VNS_ref*. La frontera obtenida está delimitada por un valor ideal de (455.21 m;151.325 m ;2.304 s ;7 vehículos) y un anti-ideal de (1.701.09 m; 203.15 m; 29.856 s; 11 vehículos). Estos valores definen los rangos alcanzables iniciales, teniendo en consideración que las medidas están en metros (m, si se trata de distancias) o segundos (s, si se trata de medidas de tiempo).

La Figura 6 muestra la frontera eficiente generada para el problema seleccionado. En el eje de abscisas se reflejan los valores obtenidos para la distancia total (f_1) en metros, el eje de ordenadas representa la longitud de la ruta más larga de cada solución (f_2) en metros, el eje vertical la diferencia entre la ruta más larga y más corta (f_3) en segundos y, por último, el color de la nube de puntos representa el número de vehículos requeridos para cada solución (f_4).

En este momento, comienza el proceso de decisión aplicando el método interactivo de R-NAUTILUS descrito anteriormente.

Fase 3: método interactivo. Una vez incorporada toda la información, se muestra el rango de valores alcanzables para cada función objetivo y la distribución de las soluciones no dominadas sobre una gráfica. En este caso, el valor discreto del número de rutas nos permite dibujar esta cuarta dimensión clasificada por colores. A continuación, la Figura 7 muestra cómo el gestor indica, en los cuadros indicados para ello, el valor de punto de referencia.

Conocidos los valores que se pueden obtener con las soluciones eficientes actuales, supongamos que el gestor desea obtener un sistema de rutas con un total de 500 km recorridos, donde la ruta más larga sea de unos 180km, la duración entre la ruta más larga y más corta no exceda los 25000s y todo esto con 8 rutas. Entonces, introduce estos datos en los espacios disponibles en el sistema:

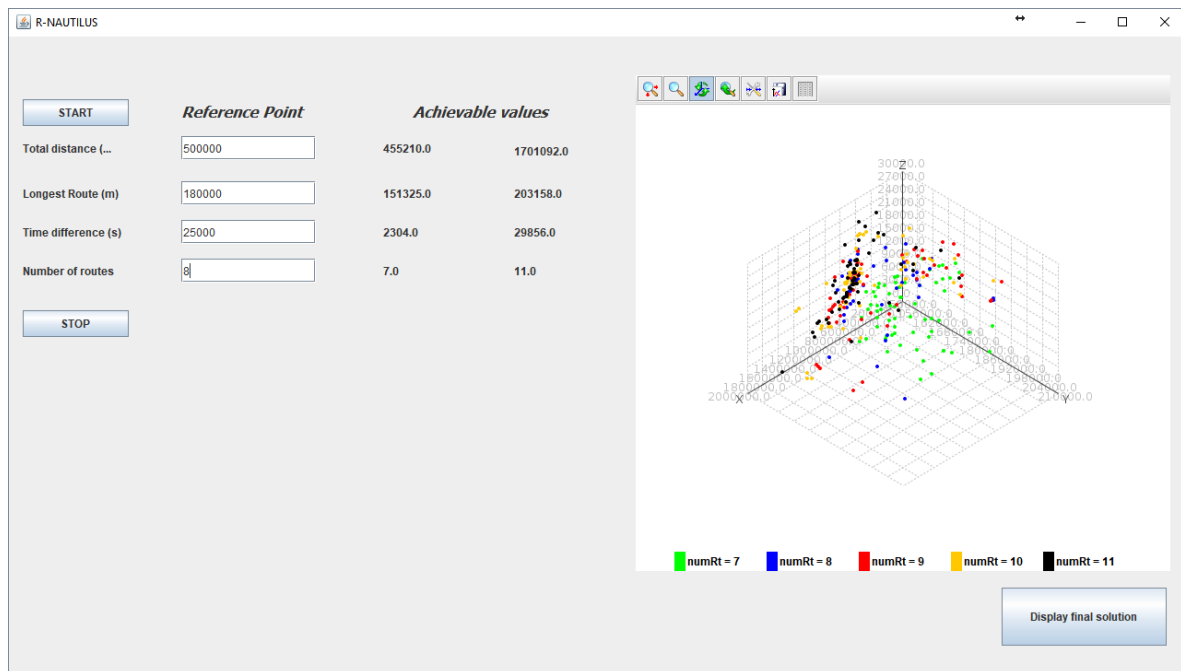


Figura 7: Definición de punto de referencia.

Como se ha indicado anteriormente, el método comienza en el peor de los casos y avanza, con dirección al punto de referencia, hacia la frontera eficiente. Entonces, a lo largo del proceso se puede observar cómo los rangos de variación van cambiando dinámicamente conforme el proceso avanza. Durante este proceso, el número de soluciones alcanzables desde la iteración se va reduciendo. En cualquier momento, el gestor puede pausar el procedimiento pulsando “STOP” para observar más detenidamente las soluciones alcanzables o para redefinir la dirección de búsqueda o bien dibujar la solución que resulta al proyectar la dirección actual sobre la aproximación de la frontera discreta. Este proceso continúa mientras el decisor no encuentra una solución acorde a sus preferencias, atendiendo a las limitaciones en los valores de las funciones que se pueden alcanzar.

Si el gestor no detiene el proceso, este continúa hasta que se alcanza la frontera eficiente en la dirección establecida.

Fase 4: Análisis de la solución. Las rutas de la solución elegida se dibujan individualmente (Figura 8-15) utilizando una herramienta de Sistemas de Información Geográfica (SIG). No se dibujan todas simultáneamente (tal y como se contempla en la Figura 16) por si el gestor precisa de un análisis más profundo sin arriesgarse a que las trazas de las rutas se solapen. Esto permite un mejor análisis de la solución, pues se pueden observar detalles que no se aprecian desde un mero análisis de los valores alcanzados por las funciones objetivo, como la distancia recorrida fuera de ruta, la velocidad media alcanzada en cada ruta, el número medio de contenedores visitados. Esto puede servir de ayuda a la hora de combinar las rutas para que se puedan llevar a cabo por el número de vehículos disponibles. Esta es una decisión que debe ser determinada por el gestor.

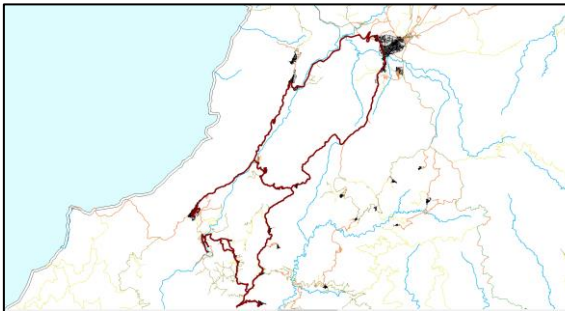


Figura 8: Ruta 1 en GIS

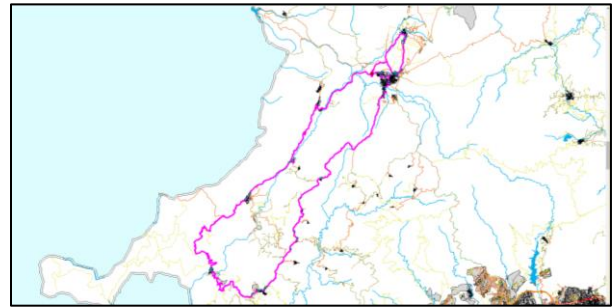


Figura 11: Ruta 4 en GIS

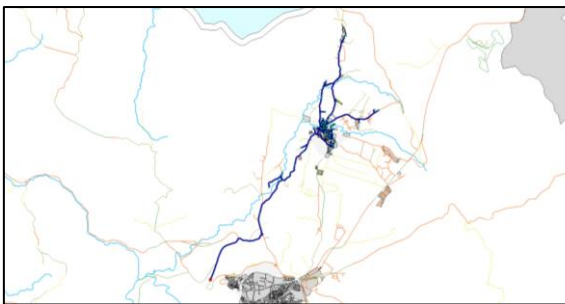


Figura 9: Ruta 2 en GIS

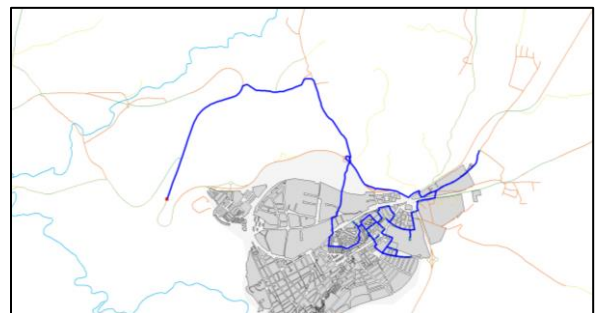


Figura 12: Ruta 5 en GIS



Figura 10: Ruta 3 en GIS

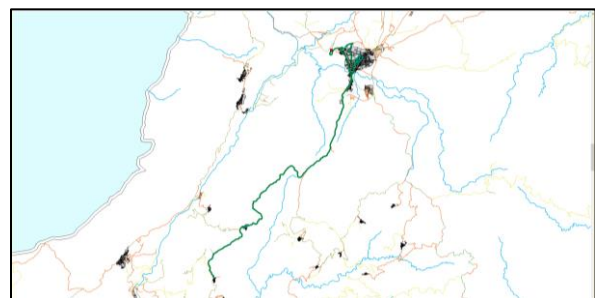


Figura 13: Ruta 6 en GIS



Figura 14: Ruta 7 en GIS

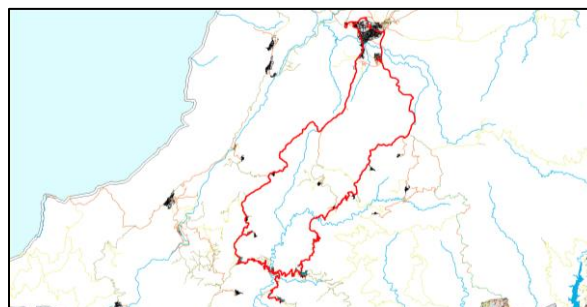


Figura 15: Ruta 8 en GIS

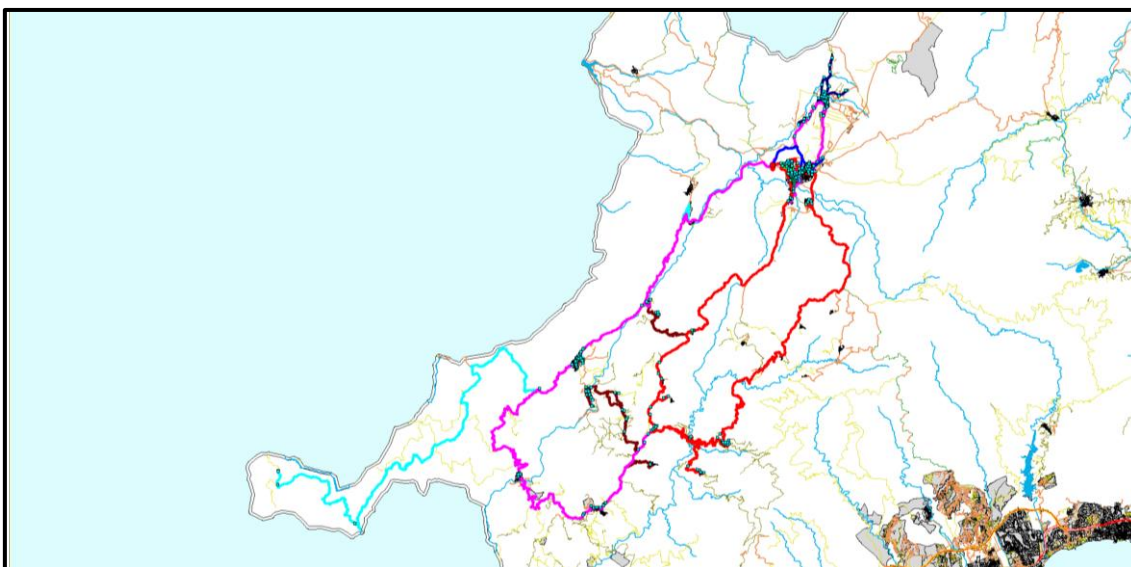


Figura 16: Representación de la solución elegida.

4. Conclusiones

El problema de la recogida de basura ha sido un reto para la sociedad durante muchos años. Las particularidades de cada caso de aplicación hacen infactible encontrar una metodología que englobe todas las características. Por ello, se consideran aproximaciones propias de la toma de decisiones sobre cómo abordar este problema. Muchos proponen sistemas de ayuda al decisor para definir la mejor política de actuación, dada una serie de atributos. Sin embargo, cuando se considera el optimizar distintos costes, encontrar la mejor solución requiere un proceso de decisión y, posiblemente, el diseño de un sistema que permita encontrar la solución más acorde a las preferencias de los gestores.

Este documento incorpora una metodología para analizar el problema real multiobjetivo de la recogida de residuos sólidos urbanos en Málaga. Esto implica resolver distintos aspectos que determinan la contribución principal de este trabajo de investigación. En general, se presenta una herramienta que permite un intercambio de información sencillo entre el gestor y el analista. Esta herramienta implica una metodología estructurada en 3 fases: La primera consiste en estudiar el problema y definir un modelo que se ajuste a las necesidades y características del servicio. A continuación, se debe generar una frontera eficiente mediante un método adecuado y, finalmente, aplicar un método interactivo que facilite la exploración de las múltiples alternativas y permita, al gestor, escoger la solución más acorde a sus preferencias.

En nuestro caso particular, para generar la frontera eficiente, se ha empleado un híbrido interactivo que combina esquemas de *GRASP* con *VNS*. A éste último, le hemos incorporado un punto de referencia para abordar el carácter multiobjetivo y que permita, así, encontrar nuevos puntos de la frontera eficiente. Por otra parte, el interactivo presentado en este trabajo es flexible, lo cual permite una exploración profunda de todas las alternativas.

Esta metodología ha sido implementada en una interfaz gráfica de usuario, lo que ha permitido su aplicación a un problema real de recogida de basura con éxito, incorporando la visualización de las rutas que componen el sistema de recogida elegido.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el proyecto de retos del Ministerio Español de Ciencia e Innovación (ECO2013-47129-C4-2-R y ECO2016-76567-C4-4-R) con un contrato pre-doctoral con referencia: BES-2014-068507.

Bibliografía

1. Male, J. & Liebman, J. Districting and routing for solid waste collection. *Journal of the Environmental Engineering Division- ASCE*, **104** (1978), 1-14.
2. Constantino, M., Gouveia, L., Mourao, M. C. & Nunes, A.C. The mixed capacitated arc routing problem with non-overlapping routes. *European journal of Operational Research*, **244** (2015), 445-456.
3. Corberán, A. & Laporte, G. *Arc Routing: Problems, methods and applications* (Society for Industrial and Applied Mathematics, 2014).
4. Cortinhal, M. J., Mourao, M. C. & Nunes, A. C. Local search heuristics for sectoring routing in a household waste collection context. *European Journal of Operational Research*, **255** (2016), 68-79.
5. Marks, D. & Liebman, J. *Mathematical Analysis of Solid Waste Collection: Final Report*. U.S. Government Printing Office (1970).
6. Beltrami, E. & Bodin, L. Networks and Vehicle Routing for municipal Waste Collection. *Network*, **4** (1974), 65-79.
7. Angelelli, E. & Speranza, M. The Application of a Vehicle Routing Model to a Waste-Collection Problem: Two Case Studies. *The Journal of the Operational Research Society*, **53** (2002), 944-952.
8. Erfani, S. M. H., Danesh, S., Karrabi, S. M. & Shad, R. A novel approach to find and optimize bin locations and collection routes using a geographic information system. *Waste Management and Research*, **35** (2017), 776-785.
9. Nguyen-Trong, K., Thi-Ngoc, N., Nguyen-Ngoc, D. & Thi-Hai, V. D. Optimization of municipal solid waste transportation by integrating GIS analysis, equation-based and agent-based model. *Waste Management*, **59** (2017), 14-22.
10. Clarke, G. & Wright, J. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points. *Operations Research*, **12** (1964), 568-581.
11. Belien, J., Boeck, L. & De Ackere, J. V. Municipal Solid Waste Collection and Management Problems: A Literature Review. *Transportation Science*, **48** (2012), 78-102.
12. Marshall, R. E. & Farahbakhsh, K. Systems approaches to integrated solid waste management in developing countries. *Waste Management*, **33** (2013), 988-1003.
13. Bing, X., Bloemhof, J. M., Ramos, T. R. P., Barbosa-Povoa, A. P., Wong, C. Y. & Van der Vorst, J. G. Research challenges in municipal solid waste logistics management. *Waste Management*, **48** (2016), 584 – 592.
14. Nuortio, T., Kytöjoki, J. Niska, H. & Bräysy, O. Improved route planning and scheduling of waste collection and transport. *Expert Systems with Applications*, **30** (2006), 223 – 232.

15. Chalkias, C. & Lasaridi, K. A GIS based model for the optimisation of municipal solid waste collection: the case study of Nikea, Athens, Greece WSEAS. *Transactions on environment and development*, **5** (2009), 640-650.
16. Kim, B.-I., Kim, S. & Sahoo, S. Waste Collection Vehicle routing problem with time Windows. *Computers & Operations Research*, **33** (2006), 3624-3642.
17. Benjamin, A. & Beasley, J. Metaheuristics with disposal facility positioning for the waste collection VRP with Time Windows. *Optimization Letters*, **7** (2013), 1433-1449.
18. Gómez, J. R., Pacheco, J., Caballero, R. & Molina, J. Metaheurística MOAMP para un problema de recogida de basuras en áreas rurales. *Rect@*, **17** (2009).
19. Gómez, J. R., Pacheco, J. & Gonzalo-Orden, H. A Tabu Search Method for a Bi-Objective Urban Waste Collection Problem Computer-Aided. *Civil and Infrastructure Engineering*, **30** (2015), 36-53.
20. Caballero, R., Molina, J. & Rodriguez, M. MOAMP: Programación multiobjetivo mediante un procedimiento de búsqueda tabú Actas del II Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados, 2003, 153 -159.
21. López-Sánchez, A., Hernández-Díaz, A., Gorázar, F. & Hinojosa, M. A multiobjective GRASP - VND algorithm to solve the waste collection problem. *International Transactions in Operational Research*, 2017, 545-567.
22. Hemmelmayr, V., Doerner, K. F., Hartl, R. F. & Rath, S. A heuristic solution method for node routing based solid waste collection problems. *Journal of Heuristics*, **19** (2013), 129-156.
23. Hemmelmayr, V., Doerner, K. F., Hartl, R. F. & Vigo, D. Models and Algorithms for the Integrated Planning of Bin Allocation and Vehicle Routing in Solid Waste Management. *Transportation Science*, **48** (2014), 103-120.
24. Ombuki-Berman; Beatrice; J.Ross, B. & Hanshar, F. Multi-Objective Genetic Algorithms for vehicle routing problem with time Windows. *Applied Intelligence*, **24** (2006), 17-30.
25. Xue, W. & Cao, K. Optimal routing for waste collection: a case study in Singapore. *International Journal of Geographical Information Science*, **30** (2016), 554-572.
26. Ferreira, J. A., Costa, M., Tereso, A. & Oliveira, J. A. Gaspar-Cunha, A., Henggeler Antunes, C. & Coello, C. (Ed.) A Multi-Criteria Decision Support System for a Routing Problem in Waste Collection Evolutionary Multi-Criterion Optimization: 8th International Conference, EMO 2015, Guimarães, Portugal, March 29 -April 1, 2015. Proceedings, Part II, Springer, Cham, 2015, 9019, 388-402.
27. Santos, L., Coutinho-Rodrigues, J., and Current, J. R. Implementing a multi-vehicle multi-route spatial decision support system for efficient trash collection in portugal. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, **42** (2008) 6: 922-934.
28. Viotti, P., Peletini, A., Pomi, R. & Innocetti, C. Genetic algorithms as a promising tool for optimisation of the MSW collection routes. *Waste Management and Research*, **21** (2003), 292-298.
29. Resende, M. G. & Ribeiro, C. C. (Eds.) Optimization by GRASP. Springer-Verlag New York, 2016.
30. Mladenovic, N. & Hansen, E. Variable Neighborhood Search. *Computers and Operations Research*, **24** (1997), 1097-1100.
31. Fisher, M. L. & Jaikumar, R. A generalized assignment heuristic for vehicle routing. *Networks*, Wiley Subscription Services, Inc., A Wiley Company, **11** (1981), 109-124.
32. Mole, R. & Jameson, S. A sequential route-building algorithm employing a generalized saving criterion. *Operational Research Quarterly*, **27** (1976), 503-511.
33. Martí, R., Campos, V., Resende, M. G. & Duarte, A. Multiobjective GRASP with Path Relinking. *European Journal of Operational Research*, **240** (2015), 54-71.
34. Miettinen, K., Eskelinen, P., Ruiz, F. & Luque, M. NAUTILUS method: An interactive technique in multiobjective optimization based on the nadir point. *European Journal of Operational Research*, **206** (2010), 426 – 434.

35. Miettinen, K. & Ruiz, F. NAUTILUS framework: towards trade-off-free interaction in multiobjective optimization. *Journal of Business Economics*, **86** (2016), 5-21.
36. Ruiz, A. B., Sindhya, K., Miettinen, K., Ruiz, F. & Luque, M. E-NAUTILUS: A decision support system for complex multiobjective optimization problems based on the NAUTILUS method. *European Journal of Operational Research*, **246** (2015), 218 – 231.