

# Optimización dinámica con y sin coste para los cambios: un estudio sobre el problema de localización de máxima cobertura dinámico

Jenny Fajardo Calderín<sup>1</sup>, Antonio D. Masegosa<sup>2</sup>, David A. Pelta<sup>3</sup>  
jfajardo@ceis.cujae.edu.cu, ad.masegosa@deusto.es, dpelta@decsai.ugr.es

<sup>1</sup> Depto. de Inteligencia Artificial e Infraestructura de Sistemas, ISPIAE, Cuba

<sup>2</sup> Instituto de Tecnología Deusto, Universidad de Deusto, Bilbao, España  
IKERBASQUE, Fundación Vasca para la Ciencia, Bilbao, España

<sup>3</sup> Depto. de Ciencias de la Computación e IA, ETSI Informática y de Telecom.  
Universidad de Granada, Granada, España

**Resumen** La adaptación a los cambios en los escenarios reales no es una operación “libre de coste”. Sin embargo, esto no se suele considerar en los estudios realizados en problemas de optimización dinámicos.

El objetivo de este trabajo es analizar lo que sucede cuando un coste de reubicación se añade en el problema de máxima cobertura dinámico, es decir, cuando la adaptación a los cambios implica algún coste. Se realiza una comparación de dos modelos, con y sin coste de adaptación, para estudiar el impacto de éste en la cobertura y la similitud de las soluciones obtenidas para ambos problemas a lo largo del tiempo.

## 1. Introducción

Muchos estudios sobre los problemas de optimización dinámicos [8] asumen que una solución puede ser modificada “sin restricciones” para producir una adaptación al cambio observado [7,9]. Sin embargo, esto no es usual en un entorno “real” ya que las modificaciones pueden implicar un coste. Consideremos como ejemplo el problema de localización de máxima cobertura. En la actualidad la localización de las instalaciones para satisfacer la demanda de los servicios está ganando más interés. En las últimas décadas, un gran número de técnicas de investigación de operaciones, herramientas y algoritmos se han aplicado para modelizar y resolver una amplia gama de problemas de localización. Una introducción detallada sobre modelos de localización se puede encontrar en [3].

El Problema de Localización de Máxima Cobertura (PLMC) [1] tiene como objetivo maximizar la cobertura de una población con recursos limitados. El PLMC considera un conjunto de nodos de demanda y un conjunto de nodos en los que se pueden ubicar las instalaciones. Cada nodo tiene una demanda asociada, lo que representa su nivel de importancia, y algunos nodos puede permanecer sin cubrir. Se considera un nodo de demanda como cubierto si hay una instalación a una distancia menor que un cierto umbral. El objetivo del PLMC es encontrar la mejor ubicación para un número de instalaciones predeterminado  $p$  con el fin de maximizar la cobertura de la demanda.

Gunawardane en [5] propuso una variante dinámica del Problema de Localización de Máxima Cobertura Dinámico (PLMCD), dando lugar a un modelo más realista, ya que considera varios periodos de tiempo. El objetivo del PLMCD consiste en encontrar la mejor manera de localizar  $p$  instalaciones en cada uno de los  $T$  periodos disponibles. La asignación de una instalación a una nueva posición debería implicar costos de cierre y de apertura (reubicación) que deben ser tomados en cuenta.

En este contexto, se plantean dos objetivos: en primer lugar, se propone una variante del PLMCD que incluye dichos costes; en segundo lugar, se estudia el impacto de los costes en las soluciones, teniendo en cuenta no sólo el valor de la cobertura, sino también, la similitud de las soluciones (en términos de la ubicación de las instalaciones). Para resolver los problemas utilizaremos un portafolio de algoritmos presentado previamente en [2].

El trabajo se organiza de la siguiente forma. La Sección de 2 proporciona una breve revisión de la literatura sobre el PLMC. En la Sección 3, se define el PLMCD y posteriormente se presenta la nueva variante del PLMCD con los costes de apertura/cierre. El portafolio de algoritmos utilizado para resolver el PLMCD y el marco de experimentación, se describen en las secciones 4 y 5, respectivamente. Luego, se analizan los resultados obtenidos en la Sección 6. Finalmente, la Sección 7 presenta las principales conclusiones de este trabajo.

## 2. Revisión de la literatura

En el contexto de los problemas de localización, podemos encontrar el denominado Problema de Localización de Cobertura (PLC) [1], donde el objetivo es cubrir un conjunto de demandas teniendo en cuenta los diferentes objetivos que han de optimizarse. El PLMC es una variante de los PLCs, la cual tiene como objetivo cubrir la máxima demanda posible con un número conocido de instalaciones, o sea maximizar la cobertura de una población con recursos limitados.

PLMC fue introducido por primera vez por Church y ReVelle en [1]. Considera un conjunto discreto de nodos de demanda y un conjunto discreto de nodos en los que se pueden ubicar las instalaciones. Cada nodo tiene una demanda asociada, lo que representa su nivel de importancia, y algunos nodos puede permanecer sin cubrir. El objetivo del PLMC es encontrar la mejor ubicación para un número de instalaciones  $p$  con el fin de maximizar la cobertura de la demanda. Los parámetros y variables que definen el PLMC son:

- $i, I$ : índice y conjunto de nodos de demanda.
- $j, J$ : índice y conjunto de facilidades o instalaciones.
- $a_i$ : población o demanda de un nodo  $i$ .
- $d_{ij}$ : menor distancia (o tiempo) desde el nodo de demanda  $i$  hasta la facilidad o instalación  $j$ .
- $S$ : distancia de cobertura. Mínima distancia (o tiempo) entre un nodo de demanda y una instalación para que este se considere como cubierto.
- $N_i$ :  $\{j | d_{ij} \leq S\}$  conjunto de instalaciones potenciales que pueden cubrir la demanda generada en  $i$ .

- $p$ : número de instalaciones a localizar.
- $X_j$ :  $\{0, 1\}$  variable binaria que es igual a 1 si la instalación se coloca en el nodo  $j$ , 0 en caso contrario.
- $Y_i$ :  $\{0, 1\}$  variable binaria que es igual a 1 si el nodo de demanda  $i$  está cubierto por una o más instalaciones ubicadas dentro de una distancia  $S$ , 0 en caso contrario.

La función objetivo del problema se define como:

$$\max f(x) = \sum_{i \in I} a_i Y_i \quad (1)$$

Sujeta a las siguientes restricciones:

$$Y_i \leq \sum_{j \in N_i} X_j, i \in I \quad (2) \quad \sum_{j \in J} X_j = p \quad (3)$$

La restricción 2 establece que un nodo de demanda está cubierto solamente cuando una o más instalaciones están situadas a una distancia  $S$  desde este nodo. La restricción 3 asegura que el número de instalaciones que se ubicarán es  $p$ .

### 3. Problema de localización de máxima cobertura dinámico con costes de reubicación

El objetivo del problema de localización de máxima cobertura dinámico o multi-periodo consiste en encontrar la forma óptima de la localización de  $p$  instalaciones en cada uno de los  $T$  períodos disponibles. El número de instalaciones para localizar se conoce a priori. Los parámetros y variables son casi los mismos que los de PLMC. Las diferencias son:

- $p$ : número de instalaciones a localizar en todos los periodos de tiempo.
- $t, T$ : índice y conjunto de periodos de tiempo.
- $X_{jt}$ :  $\{0, 1\}$  variable binaria.  $X_{jt} = 1$  significa que la instalación se coloca en el nodo  $j$  en el periodo  $t$ , 0 en caso contrario.
- $Y_{it}$ :  $\{0, 1\}$  variable binaria.  $Y_{it} = 1$  significa que el nodo  $i$  en el periodo  $t$  está cubierto por una o más instalaciones ubicadas dentro de una distancia menor o igual que  $S$ , 0 en caso contrario.

La función objetivo del problema se define como:

$$\text{maximizar } f(x) = \sum_{t \in T} \sum_{i \in I} a_{it} Y_{it} \quad (4)$$

Sujeta a las siguientes restricciones:

|          |          |          |          |          |          |          |          |          |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| $X_{11}$ | $X_{21}$ | $X_{31}$ | $X_{12}$ | $X_{22}$ | $X_{32}$ | $X_{13}$ | $X_{23}$ | $X_{33}$ |
| 1        | 0        | 1        | 0        | 1        | 1        | 1        | 1        | 0        |
| $t = 1$  | $t = 2$  | $t = 3$  | $t = 1$  | $t = 2$  | $t = 3$  | $t = 1$  | $t = 2$  | $t = 3$  |

Figura 1: Ejemplo de solución del problema con tres posibles ubicaciones de las instalaciones, en tres períodos de tiempo, y para un valor  $p = 2$ .  $X_{it} = 1$  significa que las instalaciones  $i$  están abiertas en el período de tiempo  $t$ .

$$Y_{it} \leq \sum_{j \in N_i} X_{jt}, i \in I, t \in T \quad (5) \qquad \sum_{j \in J} X_{jt} = p, \forall t \in T \quad (6)$$

La restricción 5 prohíbe la cobertura de un nodo de demanda  $i$  en el periodo  $t$ , si no hay ninguna instalación a una distancia menor de  $S$  de él en dicho periodo. La restricción 6 asegura que el número de instalaciones que se establecerá en cada período  $t \in T$  es igual a  $p$ . Está claro que una instalación puede ser establecida en más de un período. La Figura 1 muestra un ejemplo de solución. En el primer período, las instalaciones localizadas están en el nodo 1 y en el nodo 3. En el segundo período, una se mantiene en el nodo 3 y la otra se mueve al nodo 2. Finalmente, las instalaciones se encuentran en los nodos 1 y 2 en el último período.

A continuación se propone una extensión del modelo PLMCD que considera los “costos de reubicación”. La apertura o el cierre de una instalación implicará un costo, lo que conduce a un problema bi-objetivo: maximizar la cobertura y minimizar los costos de reubicación. Los parámetros y variables son casi los mismos que los del PLMCD. Ahora se incluyen:

- $OC_{jt}$ : costo de abrir una instalación  $j$  en el periodo  $t$ .
- $CC_{jt}$ : costo de cerrar una instalación  $j$  en el periodo  $t$ .

De cara a resolver el problema, se propone inicialmente formular el problema bi-objetivo como un problema mono-objetivo mediante una combinación convexa de ambos objetivos. La nueva función de coste es la siguiente:

$$\max f(x, \alpha) = \alpha f_1(x) + (1 - \alpha) (1 - f_2(x)) \quad (7)$$

donde:

$$f_1(x) = \frac{\sum_{t \in T} \sum_{i \in I} a_{it} Y_{it}}{\sum_{t \in T} \sum_{i \in I} a_{it}} \quad (8) \qquad f_2(x) = \frac{A + B}{C} \quad (9)$$

El numerador se corresponde con la Eq. 4 y el denominador representa la suma sobre todas las demandas. La función  $f_2(x)$  representa el coste de reubicación. Para normalizar sus valores en el intervalo  $[0,1]$ , dividimos los costes de apertura y cierre por los valores del “peor” caso. Los valores asociados a la función  $f_2(x)$  se definen como:

$$A = \sum_{j \in J} \sum_{t=1}^{|T|-1} OF(X_{jt}, X_{j,t+1}) \times OC_{jt} \quad B = \sum_{j \in J} \sum_{t=1}^{|T|-1} CF(X_{jt}, X_{j,t+1}) \times CC_{jt}$$

$$C = OC_1 + CW + CC_T$$

Los términos son:

- $OF$ : función de apertura,  $OF : \{0, 1\} \times \{0, 1\} \rightarrow \{0, 1\}$  tal que:  $OF(0, 1) = 1$  y 0 en caso contrario.
- $CF$ : función de cierre,  $CF : \{1, 0\} \times \{1, 0\} \rightarrow \{1, 0\}$  tal que:  $CF(1, 0) = 1$  y 0 en caso contrario.
- $OC_1$ : el costo de abrir las  $p$  instalaciones más costosas (en términos de costo de apertura) en el primer período  $t = 1$ .
- $CW$ : el costo de abrir y cerrar las  $p$  instalaciones más costosas en los períodos  $t = [2, 3, \dots, |T| - 1]$ .
- $CC_T$ : el costo de cerrar las  $p$  instalaciones más costosas (en términos de costos de cierre) en el último período.

La Figura 1 muestra un ejemplo de una solución, donde  $|T| = 3$ ,  $p = 2$  y tres posibles ubicaciones de instalaciones. El costo de la solución se calcula como sigue. Las instalaciones 1 y 3 se abren en el primer período. En el segundo período la instalación 1 se cerró y se abrió la número 2. En el tercer período, la instalación 1 se volvió a abrir y la 3 se cerró. Por último, todas las instalaciones están cerradas. En resumen, había cuatro aperturas:  $OC_{1,1} + OC_{3,1} + OC_{2,2} + OC_{1,3}$  y cuatro cierres:  $CC_{1,2} + CC_{3,3} + CC_{1,3} + CC_{2,3}$ .

#### 4. Portafolio de Algoritmos

Con el fin de resolver el problema planteado, se utilizará un esquema de portafolio de algoritmos, diseñado y probado con éxito en una serie de problemas de optimización combinatorios dinámicos [2].

La principal motivación para construir un portafolio de algoritmos es evitar decidir sobre un único algoritmo para resolver el problema [6,4,2]. El modelo utiliza un mecanismo de aprendizaje que asigna recursos a los diferentes métodos de acuerdo a su rendimiento y, a continuación, selecciona el mejor algoritmo en cada etapa de la búsqueda. El portafolio está compuesto por un conjunto de metaheurísticas  $A =$

$\{a_1, \dots, a_n\}$ , siendo  $a_i$  una metaheurística de trayectoria o de población. Cada  $a_i$  tiene una solución actual  $x_{curr}^{a_i}$  (si consideramos un método basado en trayectoria) o una población actual  $p_{curr}^{a_i}$  (en las metaheurísticas basadas en poblaciones). En primer lugar, se selecciona un algoritmo  $a_i$  y se ejecuta una iteración. La probabilidad de seleccionar un  $a_i$  depende de su crédito  $w_i$ , el cual está asociado a su rendimiento.

El mecanismo de asignación de créditos se puede entender como un mecanismo de aprendizaje que permite al portafolio seleccionar y ejecutar el mejor método en cada instante de tiempo. La descripción detallada del mecanismo de asignación de créditos se encuentra en [2]. El esquema de aprendizaje se basa en tres componentes:  $w_i(g)$ ,  $r_i(g)$  y  $l_i(g)$  cuya definición y combinaciones posibles fueron analizadas en [2]. De acuerdo con ese estudio, la mejor alternativa utiliza un esquema de penalización activa (si un algoritmo genera soluciones peores que la mejor solución encontrada) y premio en el crédito si la nueva solución es estrictamente mejor que la mejor encontrada hasta ahora.

#### 4.1. Composición del Portafolio de Algoritmos

La composición del portafolio de algoritmos es uno de los aspectos más relevantes de su diseño. En este trabajo, el portafolio de algoritmos está compuesto por cuatro métodos. Concretamente, por tres métodos de Recocido Simulado propuestos en [10], debido a su buen rendimiento en este problema, y por un Algoritmo Evolutivo para proporcionar una mayor diversidad en las soluciones generadas en el portafolio. Los valores de los parámetros utilizados para las variantes del Recocido Simulado (RS-E, RS-H y RS-L) se tomaron de [10], y en el caso de la Estrategia Evolutiva (EE) fue el siguiente: operador de selección: truncamiento (20); tamaño de la población: 50; probabilidad de mutación: 0.9; y operador de mutación: NSS2 [10]. Para construir la solución inicial de los métodos del portafolio de algoritmos, se utilizó la heurística constructiva propuesta en [10].

Como operador de vecindad en los algoritmos de Recocido Simulado, y como operador de mutación para el Algoritmo Evolutivo, se empleó el método NSS2 [10]. Funciona de la siguiente forma: 1) se selecciona al azar el periodo de tiempo  $t \in T$ ; 2) se selecciona al azar una instalación abierta  $k$  ( $X_{kt} = 1$ ); 3) se selecciona al azar una instalación cerrada  $z$  ( $X_{zt} = 0$ ) y 4) intercambiar los valores ( $X_{zt} = 1$ ,  $X_{kt} = 0$ ). La Figura 2 muestra un ejemplo de la aplicación del operador NSS2.

### 5. Marco de Experimentación

A continuación se describen las instancias de prueba y los detalles de la experimentación. Para la generación de instancias del PLMCD se han considerado: las ubicaciones de los nodos de demanda y de los nodos de instalaciones, la demanda asociada a cada nodo, los costos de reubicación y los periodos de tiempo. Seguimos el enfoque utilizado recientemente por Zarandí y colaboradores, propuesto en [10].

Las ubicaciones de los nodos  $I$  y las instalaciones  $J$  fueron generadas aleatoriamente usando una distribución uniforme en el intervalo  $[0, 30]$  para ambas coordenadas  $x$  y  $y$ . La distancia entre los nodos está definida por la distancia euclídea. Las demandas de los nodos  $I$  para cada periodo de tiempo (consideramos  $|T| = 5$  periodos) se asignaron

| $X_{11}$ | $X_{21}$ | $X_{31}$ | $X_{12}$ | $X_{22}$ | $X_{32}$ | $X_{13}$ | $X_{23}$ | $X_{33}$ |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1        | 0        | 1        | 0        | 1        | 1        | 1        | 1        | 0        |

| $X_{11}$ | $X_{21}$ | $X_{31}$ | $X_{12}$ | $X_{22}$ | $X_{32}$ | $X_{13}$ | $X_{23}$ | $X_{33}$ |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 1        | 0        | 1        | 0        | 1        | 1        | 0        | 1        | 1        |

|         |         |         |
|---------|---------|---------|
| $t = 1$ | $t = 2$ | $t = 3$ |
|---------|---------|---------|

Figura 2: Ejemplo de aplicación del operador NSS2. Se selecciona el periodo  $t = 3$ . La instalación abierta es  $k = 1$  y la cerrada es  $z = 3$ . En el paso final, las instalaciones 1 y 3 se convierten en cerrada y abierta, respectivamente.

aleatoriamente utilizando una distribución uniforme en el intervalo  $[0, 100]$ . Generamos tres escenarios con las siguientes combinaciones de nodos y sitios potenciales de instalaciones: (1800, 100), (2000, 150), y (2500, 200). Los costos de apertura/cierre de todas las instalaciones en cada período también fueron generados al azar, a partir de una distribución uniforme en el intervalo  $[20, 100]$ . Para cada uno de los tres escenarios anteriores, hemos considerado diferente número de instalaciones ( $p = \{13, 14, 15, 16, 17\}$ ) y radio de cobertura ( $S = \{4.0, 4.5, 5.0\}$ ), lo que conduce a 3 escenarios  $\times$  3 radio de cobertura  $\times$  5 número de instalaciones = 45 instancias de prueba.

Se quiere analizar el impacto que la inclusión del costo de reubicación tiene en la cobertura de la demanda. Se consideran 4 valores para  $\alpha = \{0.2, 0.5, 0.7, 1.0\}$  dando lugar a 4 versiones del problema, denotadas como  $P_\alpha$ . Cuando  $\alpha = 1$ , en la función objetivo solo se considera el término asociado a la cobertura. Esta es la versión con movimientos “sin restricciones” entre los períodos. Para todos los problemas, tenemos 45 instancias que fueron resueltas mediante el portafolio de algoritmos (PF). Realizamos 30 ejecuciones independientes para cada instancia de prueba, utilizando 10000 evaluaciones de la función objetivo por ejecución.

## 6. Resultados

Los experimentos se realizaron con los siguientes objetivos: 1) analizar cómo varía la cobertura en función del valor de  $\alpha$ , y 2) analizar la similitud promedio de las mejores soluciones obtenidas entre  $\alpha = 1$  y  $\alpha \neq 1$ .

### 6.1. Análisis de la cobertura

En esta sección se evalúa el impacto de tener en cuenta el costo de reubicación en términos de la cobertura (un valor de  $\alpha \neq 1$ ). La Figura 3 muestra el valor promedio de cobertura obtenido (en porcentaje) para cada instancia sobre 30 ejecuciones. Los promedios de  $P_\alpha, \alpha \neq 1$  se calculan utilizando el término de cobertura de la función objetivo.

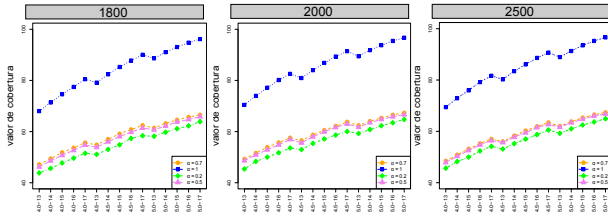


Figura 3: Porcentaje promedio de cobertura para cada valor de  $\alpha$ . Las instancias del problema se dividen por tamaño  $|I| = (1800, 2000, 2500)$  y se ordenan de acuerdo con el radio de cobertura  $S = (4.0, 4.5, 5.0)$  y el número de instalaciones  $p = \{13, 14, \dots, 17\}$ .

Independientemente del tamaño, se observa que a medida que el radio de cobertura  $S$  aumenta, la demanda cubierta también aumenta. Algo similar sucede a medida que el número de instalaciones  $p$  aumenta. Está claro, como era de esperar, que se puede lograr una mayor cobertura ya sea mediante el uso de más instalaciones o mediante la extensión del radio de cobertura.

Es interesante observar las diferencias entre las series de datos  $\alpha = 1$  y  $\alpha \neq 1$ . Esta diferencia representa la pérdida sufrida cuando se considera el costo de reubicación. Estos pueden variar entre un 20% y un 30% en función del aumento de  $S$  y  $p$ . Los valores de cobertura obtenidos al solucionar  $P_1$  (sin restricción de movimientos de un periodo a otro) pueden ser considerados como un límite superior para la cobertura alcanzable para cualquier versión de  $P_\alpha, \alpha \neq 1$ . No se observan diferencias relevantes en la cobertura cuando se utiliza  $\alpha \neq 1$ .

**6.2. Similitud de las soluciones**

En esta sección se pretende comparar las soluciones obtenidas para cada instancia en función de la versión del problema resuelto (valor de  $\alpha$ ).

Se procedió de la siguiente manera. Para cada instancia  $i$  y valor de  $\alpha$ , se ejecutó 30 veces el portafolio y se registró la mejor solución global  $s_i^\alpha$ . Cada solución puede representarse como un vector binario. De esta manera, la similitud entre dos soluciones se calcula contando, en primer lugar, la cantidad de '1' en las mismas posiciones y, en segundo lugar, dividiendo por el número de períodos. Finalmente, el valor resultante se transforma a un porcentaje con respecto al valor de  $p \times |T|$ .

La Figura 4 muestra la similitud de las soluciones (como porcentaje) (eje Y) obtenidas entre  $P_1$  y  $P_\alpha (\alpha \neq 1)$ , para cada instancia de prueba (eje X), y para diferentes tamaños de instancia (series).

Se puede observar (salvo casos puntuales) que la similitud siempre está por debajo del 40%. Incluso, la similitud disminuye en función del tamaño del problema: las series correspondientes a 2500 nodos están por debajo de las de 2000 y éstas, de las de 1800 (aunque se dan excepciones).



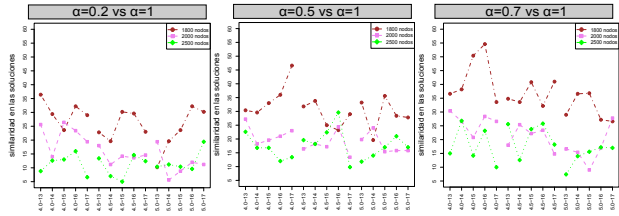


Figura 4: Similitud de las mejores soluciones (en porcentaje) obtenidas para  $P_\alpha$  con  $\alpha = 1$  y  $\alpha \neq 1$  (con y sin costes de reubicación) para cada instancia de prueba.

En otras palabras, esto implica que se “mueven”, en promedio, un 60% de las instalaciones disponibles aunque ello implique un coste. Se puede inferir que dicho coste no es elevado aunque este aspecto no se ha estudiado.

Por otro lado, no se observa ningún patrón de variación de la similitud en función del número de instalaciones y/o el radio de cobertura.

Finalmente, se puede destacar que en los problemas con 1800 nodos, un aumento de  $\alpha$  parece implicar una mayor similitud.

## 7. Conclusiones

En esta contribución nos centramos en comprender como la introducción de un costo de adaptación en el problema de localización de máxima cobertura dinámico puede afectar a los resultados en un problema de optimización dinámico. Proponemos un modelo que incluye un costo de reubicación de todas las instalaciones y se estudiaron dos aspectos.

En primer lugar, se estudiaron las diferencias en la demanda cubierta al considerar o no costos de reubicación. Se observa que cuando estos tienen en cuenta, la demanda cubierta se puede reducir entre un 20% y un 30%.

En segundo lugar, se estudió cuanto se parecen las soluciones que se obtienen cuando se consideran o no los costes de reubicación. Dos conclusiones claras se derivan de este apartado: 1) la similitud se correlaciona inversamente con la cantidad de nodos de demanda; 2) no se observa ninguna relación de similitud en función del número de instalaciones ni del radio de cobertura.

Como líneas futuras de trabajo, se pretende estudiar el impacto de los costes de reubicación en instancias no completamente aleatorias del problema, para poder realizar un análisis más detallado de las soluciones encontradas.

## Agradecimientos

D. Pelta agradece el apoyo del Ministerio de Economía y Competitividad y de la Consejería de Innovación, Ciencia y Empresa de la Junta de Andalucía, a través de los proyectos TIN2014-55024-P y P11-TIC-8001 (ambos incluyen Fondos FEDER).

A.D. Masegosa ha sido financiado por los proyectos TEC2013-45585-C2-2-R y TIN2014-56042-JIN del Ministerio de Economía y Competitividad de España.

## Referencias

1. R. Church and C. ReVelle. The maximal covering location problem. *Papers of the Regional Science Association*, 32(1):101–118, 1974.
2. J. Fajardo, A. D. Masegosa, and D. Pelta. Algorithm portfolio based scheme for dynamic optimization problems. *International Journal of Computational Intelligence Systems*, 8(4):667–689, 2015.
3. R. Z. Farahani, N. Asgari, N. Heidari, M. Hosseini, and M. Goh. Covering problems in facility location: A review. *Computers & Industrial Engineering*, 62(1):368–407, 2012.
4. C. P. Gomes and B. Selman. Algorithm portfolios. *Artificial Intelligence*, 126(1-2):43–62, 2001.
5. G. Gunawardane. Dynamic versions of set covering type public facility location problems. *European Journal of Operational Research*, 10(2):190–195, 1982.
6. B. A. Huberman, R. M. Lukose, and T. Hogg. An economics approach to hard computational problems. *Science*, 275:51–54, 1997.
7. C. Li, S. Yang, T. T. Nguyen, E. L. Yu, X. Yao, Y. Jin, H.-G. Beyer, and P. N. Suganthan. Benchmark Generator for CEC'2009 Competition on Dynamic Optimization. Technical report, University of Leicester, University of Birmingham, Nanyang Technological University, 2008.
8. S. Yang, Y. Jiang, and T. T. Nguyen. Metaheuristics for dynamic combinatorial optimization problems. *IMA Journal of Management Mathematics*, 24(4):451–480, 2013.
9. S. Yang and X. Yao. Experimental study on population-based incremental learning algorithms for dynamic optimization problems. *Soft Computing*, 9(11):815–834, 2005.
10. M. H. F. Zarandi, S. Davari, and S. A. H. Sisakht. The large-scale dynamic maximal covering location problem. *Mathematical and Computer Modelling*, 57:710–719, 2013.