

# Posicionando Routers en Redes de Sensores Inalámbricos Mediante Algoritmos Evolutivos para el Incremento de la Eficiencia Energética

José M. Lanza-Gutiérrez<sup>1</sup>, Juan A. Gómez-Pulido<sup>1</sup>, Miguel A. Vega-Rodríguez<sup>1</sup>  
y Juan M. Sánchez-Pérez<sup>1</sup>

*Resumen*— Uno de los mayores intereses actuales en las redes de sensores inalámbricos es la eficiencia energética. Este es el motivo por el que surgen algunos trabajos que tratan de mejorar el consumo de energía. Tradicionalmente, estas redes estaban compuestas únicamente por sensores, pero en la actualidad se incluyen también unos elementos auxiliares denominados routers, con el fin de facilitar la comunicación y reducir el consumo energético. En este trabajo hemos estudiado la inclusión de routers en una red tradicional de sensores previamente establecida, con el fin de incrementar su eficiencia energética, optimizando un par de objetivos: el tiempo de vida de la red y el esfuerzo energético medio de los sensores. Para este fin hemos utilizado dos algoritmos evolutivos multi-objetivo: NSGA-II y SPEA-2. Hemos realizado diversos experimentos sobre varios escenarios comprobando, mediante técnicas estadísticas, que SPEA-2 ofrece mejores resultados para redes más complejas. También hemos constatado las ventajas energéticas que aporta la inclusión de routers con respecto al enfoque tradicional.

*Palabras clave*— Redes heterogéneas de sensores, optimización multi-objetivo, algoritmos evolutivos, NSGA-II, SPEA-2, consumo energético, tiempo de vida, esfuerzo energético medio

## I. INTRODUCCIÓN

LAS redes de sensores inalámbricos (RSIs) han despertado un gran interés en los últimos años [1] [2] [3] [4]. El auge de esta tecnología y su versatilidad han favorecido su aplicación en diversas áreas, tanto en el ámbito civil (control industrial, monitorización ambiental, agricultura intensiva, sistemas de protección anti-incendios) como en el militar (operaciones de rescate, vigilancia).

Un aspecto de vital importancia en el uso de las RSIs es la eficiencia energética. Habitualmente este tipo de redes están alimentadas mediante baterías, por lo que el tiempo de vida de la red depende de la cantidad de información transmitida por los sensores así como de su alcance, entre otros factores.

El diseño de una RSI energéticamente eficiente ha sido definido como un problema de optimización NP-completo [5] por algunos autores [6] [7], por lo que no puede ser resuelto con técnicas exactas, debiéndose abordar mediante técnicas de otra naturaleza. Comenzando por las heurísticas, podemos citar las contribuciones de Xiuzhen Cheng et al. [6] (optimizan el tiempo de vida de la RSI mediante la asignación de diversas potencias de transmisión a los sensores) y

Huang et al. [8] (minimizan el consumo energético de los sensores utilizando varios esquemas de estimación energética diferente). También podemos destacar la utilización de algoritmos genéticos para optimización mono-objetivo. Por ejemplo Ferentinos et al. [9] proponen optimizar el consumo energético basándose en algunos factores (conectividad, potencias de transmisión, etc.) pero utilizando tan solo una función objetivo.

Algunos autores han utilizado también los algoritmos genéticos para optimización multi-objetivo. Por ejemplo, Konstantinidis et al. [10] proponen un nuevo algoritmo evolutivo multi-objetivo (AEMO) para optimizar la cobertura y el consumo energético simultáneamente; y He et al. [11] para optimizar la robustez de la cobertura y el tiempo de vida.

Actualmente las RSIs son más complejas debido a la inclusión de unos elementos auxiliares llamados routers o nodos repetidores, con el propósito de reducir los costes de la comunicación entre los sensores, incrementando tanto el tiempo de vida de la red como su velocidad. Este tipo de redes reciben el nombre de *RSI heterogéneas (RSIHe)*; las redes que no incluyen estos elementos auxiliares las llamaremos *RSI homogéneas (RSIHo)* o *tradicionales*. Algunos trabajos tratan este aspecto; por ejemplo, M. Cardei et al. [12] estudian el posicionamiento de sensores en una red de routers preestablecida para optimizar la cobertura ofrecida, así como el coste energético; y Duarte-Merlo et al. [13] para optimizar el tiempo de vida y el consumo energético.

Nuestro trabajo estudia la inclusión de routers en una RSIHo preestablecida para incrementar su eficiencia energética, optimizando el tiempo de vida de la red, así como el esfuerzo energético medio realizado por los sensores. Como hemos dicho anteriormente, éste es un problema de optimización NP-completo, por lo que necesitamos utilizar técnicas no exactas que nos ayuden a resolverlo en un tiempo reducido, como son por ejemplo los algoritmos evolutivos [14]. Con este propósito hemos utilizado dos conocidos AEMOs: NSGA-II [15] (del inglés Non-dominated Sorting Genetic Algorithm II) y SPEA-2 [16] (del inglés Strength Pareto Evolutionary Algorithm II). En resumen, este trabajo muestra las siguientes contribuciones:

- El problema ha sido resuelto mediante técnicas de computación evolutiva.
- Hemos realizado una optimización sobre un par

<sup>1</sup>Dep. Tecnología de Computadores y Comunicaciones, Universidad de Extremadura, Escuela Politécnica, Campus Universitario s/n, 10003 Cáceres, e-mail: {jmlanza, jangomez, mavega, sanperez}@unex.es

de objetivos simultáneos: el tiempo de vida de la red y el esfuerzo energético realizado por los sensores durante su tiempo de vida enfoque. No hemos encontrado ningún otro trabajo que aborde este enfoque. Además, hemos considerado un número variable de routers en los escenarios utilizados.

- Los resultados obtenidos mediante estos dos AEMOs han sido analizados en profundidad utilizando técnicas estadísticas, comparando los resultados energéticos obtenidos entre los enfoques homogéneos y heterogéneos para las mismas instancias. Además, hemos demostrado que este enfoque permite incrementar la eficiencia energética substancialmente, así como que SPEA-2 proporciona mejores resultados para instancias más complejas.

El resto de este artículo se estructura de esta forma: en la sección 2 proporcionamos una breve introducción al diseño de las RSIHes. La metodología seguida para solucionar este problema aparece en el apartado 3. En la cuarta sección presentamos una evaluación de los resultados obtenidos mediante técnicas estadísticas. La comparativa con otros autores aparece en la sección 5. Finalmente, las conclusiones y el trabajo futuro se han dejado para la sección 6.

## II. DEFINICIÓN DEL PROBLEMA: REDES HETEROGÉNEAS DE SENSORES INALÁMBRICOS

Nuestro trabajo estudia el despliegue de una red heterogénea como alternativa a una homogénea tradicional. En esta sección mostramos los aspectos básicos de diseño en RSIHe. Comenzamos detallando los parámetros implicados en una instancia cualquiera del problema, y después explicamos las funciones objetivo o de coste que hay que optimizar.

### A. Definición de una instancia del problema

Una instancia cualquiera del problema está definida por los siguientes elementos:

- $M$  sensores o terminales que capturan información acerca de su entorno.
- Un nodo colector o central (C) encargado de recolectar toda la información capturada por los sensores. Este nodo será el punto de conexión con el exterior.
- $N$  routers o nodos repetidores que permiten establecer comunicaciones entre los dispositivos de la red sin coste energético asociado (se considera que la energía de estos elementos es ilimitada).
- Dimensiones ( $D_x$ ,  $D_y$ ) del escenario donde se sitúa la red inalámbrica. En este artículo hemos considerado una superficie de dos dimensiones.
- Radio de comunicación ( $R_c$ ): Es la distancia máxima a la que pueden encontrarse dos dispositivos cualquiera de la red (sensores, routers o nodo colector), para que la comunicación entre ellos sea posible.
- Radio de sensibilidad de un sensor ( $R_s$ ): Es la

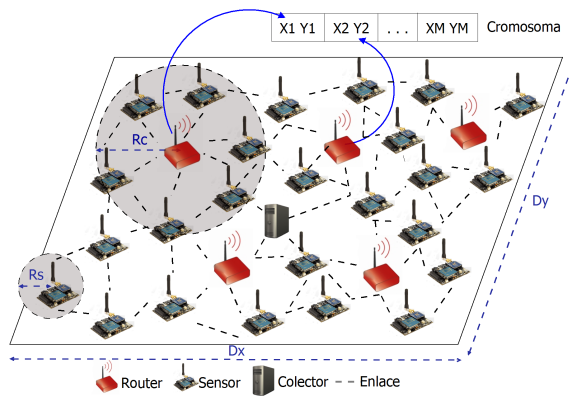


Fig. 1. Representación de una instancia del problema.

porción de terreno sobre la que un sensor es capaz de obtener información.

- Energía inicial ( $EI$ ): Es el valor de la carga energética con la que comenzará cada uno de los sensores de la red.
- Paquete de información ( $K$ ): Es el tamaño del paquete de información generado por cada sensor tras el proceso de captura. Este paquete será enviado a través de la red hacia el nodo colector.
- $amp$  es la energía consumida por un sensor al realizar una transmisión de un bit [10].
- $\beta$  permite definir la calidad de las transmisiones realizadas [10].
- $\alpha$  es el exponente de pérdida de paquetes dentro de la red [10].

La definición del problema que planteamos es similar a la utilizada en [12], donde los parámetros  $IE$ ,  $K$ ,  $\alpha$  y  $\beta$  pertenecen al modelo energético seleccionado [10]. En la figura 1 podemos ver una representación de una instancia del problema.

### B. Funciones objetivo

Hemos utilizado los factores energéticos más importantes a la hora de estudiar el despliegue de la red: el tiempo de vida (a maximizar) y el esfuerzo energético medio realizado por los sensores a lo largo de su tiempo de vida (a minimizar). Estos objetivos son optimizados simultáneamente mediante un par de AEMOs. A continuación describimos estas funciones en detalle.

$$E_i(t) = k \times (r_i(t) + 1) \times \beta \times d^\alpha(i, e) \times amp \quad (1)$$

$$Y_2 = \left( \sum_{j=1}^{TV} \sum_{i=1}^M E_i(t) \right) / TV \quad (2)$$

$$Y_3 = \left( \sum_{x=1}^{D_x} \sum_{y=1}^{D_y} R_{x,y} \right) / (D_x \times D_y) \quad (3)$$

#### B.1 Tiempo de vida

El tiempo de vida (TV) es el número de unidades de tiempo (u.t) en que la red puede proporcionar in-

formación de su entorno. Se considera que una red es válida o está viva siempre y cuando la cobertura proporcionada por los sensores sea superior a un umbral fijado. Inicialmente todos los sensores comienzan con la misma carga energética (EI). En cada unidad de tiempo los sensores realizan una captura de datos que envían al nodo colector. Si la distancia entre el colector y el sensor es menor que  $R_c$ , el paquete se envía directamente; en caso contrario se envía a otro elemento de la red (router o sensor) usando el camino mínimo proporcionado por Dijkstra.

Cada vez que un sensor transmite un paquete, consume una cantidad de energía proporcional a la distancia recorrida, cantidad que es restada de su carga energética. En (1) calculamos la cantidad de energía consumida por un sensor  $i$  en tiempo  $t$  debido a las tareas de captura y retransmisión de los paquetes entrantes hacia otros nodos. La energía total de un sensor irá disminuyendo hasta que su batería quede completamente vacía, no pudiendo utilizarse de nuevo, y por tanto perdiendo la zona cubierta por el sensor. Esta definición es similar a la mostrada en [10] [17] donde, al igual que en este trabajo, se considera despreciable el consumo energético en las tareas de recepción y tratamiento de la información.

## B.2 Esfuerzo energético medio

El *esfuerzo energético medio* (EEM) (2) es el consumo energético medio de los sensores durante el tiempo de vida de la red. Si este valor es muy alto los sensores tendrán un mayor desgaste energético durante el tiempo de vida, lo que provocará una caída muy pronunciada de la cobertura ofrecida tras sobrepasar el umbral. Este aspecto tiene especial importancia en las tareas de mantenimiento de la red. Esta definición está basada en el modelo energético utilizado [10].

Nótese que  $R_i(t)$  en 1 es el número de paquetes entrantes que un sensor  $i$  debe retransmitir hacia otros elementos de la red en tiempo  $t$ .  $d(i, e)$  es la distancia entre un sensor  $i$  y un elemento (router o sensor) siguiendo la formulación de Dijkstra hacia el nodo colector.

Para calcular el tiempo de vida es necesario medir la cobertura proporcionada por la red (3). Esta cobertura es el porcentaje de terreno cubierto por los sensores. En la literatura podemos encontrar dos posibles opciones a la hora de obtener este valor [17]. La primera considera que la cobertura proporcionada por un sensor se aproxima a una circunferencia de radio  $R_s$ , por lo que la cobertura global será la intersección de todas ellas. La segunda consiste en el uso de una matriz booleana de  $D_x$  por  $D_y$  puntos situada sobre el escenario, de modo que para cada sensor se activarán todos aquellos puntos que se encuentren en su radio de acción; finalmente tan solo habrá que contar los puntos activos. En este trabajo hemos optado por utilizar la segunda opción ya que, aunque es menos exacta, la primera es demasiado costosa. En (3)  $R$  representa la matriz booleana y  $R_{x,y}$  su posición  $(x, y)$ .

## III. RESOLUCIÓN DEL PROBLEMA

El diseño de una RSI heterogénea es un problema NP-completo tal y como hemos mencionado anteriormente, por lo que es necesario utilizar técnicas que faciliten su resolución. En este trabajo utilizamos AEMOs. Cuando se resuelve un problema mediante estas técnicas hay algunos aspectos básicos que hay que tratar: la codificación de los individuos en forma de cromosomas, las estrategias de cruce y mutación, la generación de la población inicial y la descripción de los AEMOs usados.

### A. Codificación de los individuos

La codificación de los individuos es sencilla. Un cromosoma es una lista de las posiciones ( $x$  e  $y$ , dos dimensiones) que ocupan los routers sobre el escenario. En la figura 1 podemos observar esta representación.

### B. Generación de la población inicial

La población inicial se genera dando valores aleatorios a las posiciones de los routers, pero teniendo en cuenta una única restricción: todos los routers debe ser accesibles por el colector. El objetivo es comenzar con una población inicial sencilla de obtener, pero que facilite la convergencia de los algoritmos utilizados.

### C. Estrategias de cruce y mutación

El operador de cruce nos permite generar nuevos individuos mediante la recombinación de dos previamente seleccionados. La mutación nos permite incorporar cambios aleatorios a un individuo, evitando los mínimos locales e incrementando la diversidad de las soluciones obtenidas.

Para el cruce hemos optado por una estrategia de *cruce en un punto*. Seleccionamos un punto de cruce aleatorio, copiamos los routers del individuo 1 hasta ese punto en el nuevo individuo, y a continuación los restantes del individuo 2.

En la mutación realizamos cambios aleatorios sobre las posiciones de los routers. Cada vez que realizamos un cambio en el cromosoma evaluamos el individuo. Si este cambio provoca beneficios sobre las funciones objetivo entonces será aceptado, en caso contrario se descartará volviendo a los valores anteriores. El objetivo es evitar obtener un individuo peor al tomado inicialmente.

Ambos operadores son regidos por sus respectivas probabilidades. La probabilidad de cruce determinará si realmente se realiza el cruce entre dos individuos o si tan solo se copia el dominante de los dos. Para la mutación determinará si una posición es mutada o no. A mayor valor de estos parámetros, mayor será la probabilidad de que estos operadores realicen su cometido.

### D. Algoritmos evolutivos multi-objetivo utilizados

En este trabajo hemos utilizado un par de algoritmos evolutivos basados en población: NSGA-II y SPEA-2.

El algoritmo NSGA-II fue propuesto por Deb et al. en el año 2000. Se caracteriza por realizar una ordenación de la población en frentes. Los individuos no dominados pertenecen al primer frente; los situados en el segundo frente son los no dominados en ausencia del primero, y así sucesivamente. A cada individuo se le asigna un rango dependiendo del frente en el que se encuentre. Además, dentro del frente se le asigna una medida llamada distancia de crowding para determinar qué individuo podría ser más prometedor. En este algoritmo se tienen dos poblaciones de igual tamaño: población de padres y población de hijos. En cada iteración, de entre las dos poblaciones se seleccionan los mejores individuos para formar una nueva población de padres, usando como criterio las medidas anteriormente comentadas. La población de hijos se genera mediante operadores de cruce y mutación sobre la población de padres. Para más detalles ver [15].

El algoritmo SPEA-2 fue presentado por Zitzler et al. en el mismo año. Este algoritmo se caracteriza por utilizar una población auxiliar en la que se almacenan las mejores soluciones iteración tras iteración. A la hora de seleccionar los mejores individuos se sigue un par de criterios. En primer lugar, para cada individuo se tiene en cuenta el número de individuos que lo dominan y a cuáles domina. En segundo lugar, se incorpora una medida de densidad poblacional para poder decidir entre individuos con igual valor en el criterio anterior. A la hora de generar nuevos individuos se utilizan los operadores de cruce y mutación, al igual que el algoritmo anterior. Para más detalles ver [16].

En ambos algoritmos hemos utilizado el habitual torneo binario [18] para aplicar el operador de cruce.

#### IV. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Las instancias utilizadas en este trabajo (Tabla I) son las definidas en [19]. Estas instancias representan una pareja de escenarios de 100x100 y 200x200 metros en las que colocamos un conjunto de sensores y un nodo colector. El número de sensores para ambas instancias es el menor número para cubrir toda la superficie disponible: el área cubierta por un sensor es de  $\pi \times R_s^2$  y el área del escenario es  $D_x \times D_y$ , por lo que serán necesarios  $\lceil (D_x \times D_y) / (\pi \times R_s^2) \rceil$  sensores. Las coordenadas de los sensores para ambas instancias han sido obtenidas mediante un AE mono-objetivo que optimiza la cobertura.

Para ambas instancias hemos estudiado la inclusión de un número variable de routers para incrementar su eficiencia energética. Los parámetros usados en ambas instancias son los siguientes:  $R_s = 15m$ ,  $R_c = 30m$ ,  $\alpha = 2$ ,  $\beta = 1$ ,  $amp = 100pJ/bit/m^2$ ,  $k = 128kB$ ,  $EI = 5000J$  y el umbral de cobertura para el tiempo de vida igual al 70%. Estos parámetros proceden de [10]. Para poder comparar los beneficios que aporta la inclusión de los routers, hemos calculado el tiempo de vida y el esfuerzo energético medio siguiendo una estrategia homogénea (sin nodos repetidores y con el mismo número de sensores)

[10] [20]tal y como puede observarse en la Tabla I.

La estrategia seguida a la hora de resolver este problema mediante ambos algoritmos (NSGA-II y SPEA-2) es sencilla. En primer lugar, definimos las configuraciones que aportan los mejores resultados mediante ambos algoritmos. A continuación, estudiamos si alguno de ellos proporciona unos resultados significativamente superiores, usando para tal fin herramientas estadísticas.

Para definir las mejores configuraciones, hemos ajustado los parámetros más importantes, siempre sobre 30 ejecuciones independientes: probabilidades de cruce y mutación, número de evaluaciones y tamaño de la población. Esta metodología es similar a la seguida anteriormente en [21]: partiendo de una configuración por defecto, los parámetros son fijados uno a uno en su valor óptimo hasta que todos los hayan sido ajustados. La configuración obtenida para ambos algoritmos es exactamente la misma e igual a: probabilidades de cruce y mutación del 50% y tamaño de la población de 100 individuos. Para el número de evaluaciones hemos fijado un par de valores, de esta forma podemos observar la evolución de los algoritmos en dos puntos diferentes. Estos valores son 20,000 y 50,000.

Cuando trabajamos con problemas multi-objetivo no hay una única solución, sino que lo más habitual es tener un conjunto de puntos no dominados (frente de Pareto). Esta situación provoca que necesitemos algún tipo de indicador que nos proporcione una idea de la calidad de la solución obtenida. En este trabajo hemos utilizado una medida habitual: el hipervolumen [22]. Esta medida nos proporciona el porcentaje de área cubierta por el frente sobre un área de referencia definida por un par de puntos de referencia (ya que tenemos dos objetivos). Estos puntos reciben el nombre de *ideal* y *nadir*, y son los valores máximos y mínimos para las tuplas {TV,EEM}. Como valores mínimos hemos considerado el 0 para cada uno de ellos. Los valores máximos los hemos obtenido experimentalmente para cada instancia y routers usados, encontrándose expuestos en la Tabla II (campos Ref-TV y Ref-EEM respectivamente).

En la Tabla II podemos observar el hipervolumen obtenido por cada instancia y número de routers utilizados para cada uno de los algoritmos. Como hemos comentado anteriormente, se ha optado por obtener este hipervolumen en dos puntos diferentes de la ejecución, 20,000 y 50,000 evaluaciones. Estos hipervolumenes pertenecen al valor promedio, en este caso mediana, de 30 ejecuciones independientes para cada configuración.

Con los resultados de esas 30 ejecuciones inde-

TABLA I  
INSTANCIAS USADAS EN ESTE TRABAJO.

Instancia	$D_x \times D_y$	$M$	HO-TV	HO-EEM
100x100_15_30	100x100	15	34	0.109
200x200_15_30	100x100	57	9	0.262

TABLA II

HIPERVOLUMENES OBTENIDOS POR CADA INSTANCIA Y ROUTERS UTILIZADOS. NÓTESE QUE HEMOS USADO LA NOTACIÓN  $Instancia(x)$  DONDE  $x$  ES EL NÚMERO DE ROUTERS USADOS EN ESA INSTANCIA.

	NSGA-II		SPEA-2		Ref – TV	Ref – EEM	Estudio estadístico
	20,000	50,000	20,000	50,000			
100x100_15_30(4)	65.39 %	70.95 %	64.64 %	70.11 %	130	3	=
100x100_15_30(6)	78.56 %	79.66 %	77.95 %	83.10 %	190	3	S
100x100_15_30(8)	72.29 %	80.04 %	71.93 %	77.98 %	270	3	N
100x100_15_30(10)	83.46 %	83.10 %	83.54 %	83.78 %	314	3	=
200x200_15_30(10)	74.62 %	75.94 %	74.62 %	77.19 %	75	160	S
200x200_15_30(20)	72.89 %	72.63 %	74.53 %	75.45 %	120	160	S
200x200_15_30(30)	86.34 %	85.70 %	87.02 %	87.72 %	150	160	S
200x200_15_30(40)	74.81 %	78.45 %	75.28 %	83.00 %	220	160	S

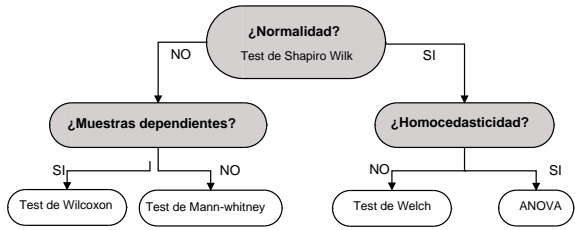


Fig. 2. Procedimiento estadístico.

pendientes para cada configuración, hemos realizado un estudio estadístico para determinar qué algoritmo proporciona mejores resultados en cada situación. El resultado de este estudio se encuentra en la columna *estudio estadístico*, donde una *S* significa que SPEA-2 es el ganador, una *N* que el ganador es NSGA-2 y un = que ambos proporcionan resultados similares. En este estudio hemos podido comprobar cómo ambos algoritmos proporcionan resultados muy parecidos para la primera instancia, la más sencilla, mientras que para la instancia más compleja, la de  $200x200$ , el algoritmo SPEA-2 proporciona mejores resultados significativamente.

Para realizar el estudio estadístico hemos llevado a cabo el procedimiento mostrado en la figura 2 [23]. El primer paso es determinar si los datos obtenidos para estas instancias provienen de una distribución normal, usando para ello los tests de Shapiro-Wilk y Kolmogorov-Smirnov-Lilliefors. Obteniendo que los datos no provienen de un modelo normal. Para comprobar qué algoritmo proporciona mejores resultados en cada concepto, y puesto que no podemos asumir una distribución normal bajo ningún caso, hemos usado el test no paramétrico de Wilcoxon.

Hasta ahora hemos analizado los resultados obtenidos en términos multi-objetivo, centrándonos en el indicador hipervolumen. También resulta interesante analizar la calidad de las soluciones a nivel del problema, es decir, de los valores de las funciones objetivo obtenidas. Para ello, basta con comparar los resultados obtenidos en la Tabla I con los obtenidos en la aproximación heterogénea (Tabla II). Para poder realizar esta comparativa podemos utilizar los puntos de referencia definidos (Ref-TV y Ref-EEM),

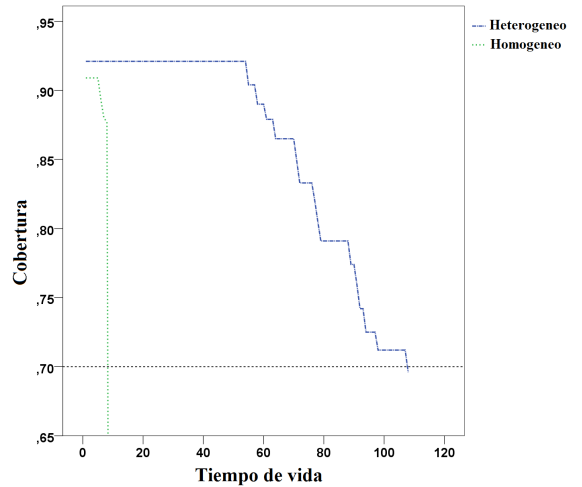


Fig. 3. Evolución de la cobertura a lo largo del tiempo.

puesto que son valores muy cercanos al valor máximo obtenido para cada objetivo. De esta forma, por ejemplo, para la instancia 1, con tal solo 4 routers hemos conseguido obtener un tiempo de vida de 130 u.t (3 veces más). En la instancia 2, con 20 routers hasta 13 veces más.

Finalmente, en la figura 3, a modo de ejemplo, mostramos la evolución de la cobertura de la instancia  $200x200_15_30$  a lo largo del tiempo hasta que llega al umbral del 70% y se da por concluida. Esta gráfica incluye la aproximación homogénea y la heterogénea (con 30 routers, una de las soluciones obtenidas). Si observamos esta figura, el incremento del tiempo de vida para la solución heterogénea es notable con respecto a la homogénea.

## V. COMPARATIVA CON OTROS AUTORES

Hacer una comparativa con los trabajos de otros autores en una tarea compleja, ya que no hemos encontrado otros estudios análogos con los que podamos comparar nuestros resultados directamente.

Por un lado, podemos encontrar resultados en la resolución de las RSIs tradicionales u homogéneas (sin nodos repetidores). En este tipo de problemas se incrementa el número de sensores (redundancia) para favorecer la eficiencia energética. Es por este motivo

por el que la comparación directa entre los valores objetivo de estos trabajos no nos parece adecuada.

Por otro lado, podemos encontrar algunos trabajos en las RSIs heterogéneas, pero sus aproximaciones son muy diferentes a las nuestras.

En este trabajo, hemos optado por comparar nuestros resultados para una red heterogénea con las de una red homogénea (siguiendo las definiciones de estos autores) que utiliza exactamente el mismo número de sensores. En este caso el menor número posible. Como se pudo ver en el apartado anterior, la reducción del consumo energético es notable.

## VI. CONCLUSIONES Y TRABAJO FUTURO

En este trabajo hemos llevado a cabo el despliegue de una RSI heterogénea optimizando algunos importantes factores energéticos: el tiempo de vida y el esfuerzo energético medio. Hemos resuelto este problema utilizando dos AEMOs bien conocidos, NSGA-II y SPEA-2. Hemos comprobado mediante técnicas estadísticas que SPEA-2 proporciona mejores resultados para instancias más complejas (con mayor número de sensores).

Como trabajo futuro proponemos el uso de más instancias, así como otros AEMOs. Además, pensamos que la inclusión de paralelismo podría ser interesante para reducir el tiempo de ejecución de los algoritmos, permitiendo el uso de instancias más complejas. Otro aspecto que nos gustaría mejorar es la comparativa con otros autores.

## AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Ministerio de Ciencia e Innovación y el FEDER (Fondo Europeo de Desarrollo Regional), bajo el proyecto TIN2008-06491-C04-04 (proyecto MSTAR), y por el Gobierno de Extremadura, a través de la ayuda GR10025 al grupo TIC015.

## REFERENCIAS

- [1] I.F. Akyildiz, Weilian Su, Y. Sankarasubramaniam, and E. Cayirci, "A survey on sensor networks," *Communications Magazine, IEEE*, vol. 40, no. 8, pp. 102 – 114, aug 2002.
- [2] M.A.M. Vieira, Jr. Coelho, C.N., Jr. da Silva, D.C., and J.M. da Mata, "Survey on wireless sensor network devices," in *Emerging Technologies and Factory Automation, 2003. Proceedings. ETFA '03. IEEE Conference*, sept. 2003, vol. 1, pp. 537 – 544 vol.1.
- [3] G. J. Pottie and W. J. Kaiser, "Wireless integrated network sensors," *Commun. ACM*, vol. 43, no. 5, pp. 51–58, May 2000.
- [4] Jennifer Yick, Biswanath Mukherjee, and Dipak Ghosal, "Wireless sensor network survey," *Computer Networks*, vol. 52, no. 12, pp. 2292 – 2330, 2008.
- [5] Michael R. Garey and David S. Johnson, *Computers and Intractability; A Guide to the Theory of NP-Completeness*, W. H. Freeman & Co., New York, NY, USA, 1990.
- [6] Xiuzhen Cheng, B. Narahari, R. Simha, M.X. Cheng, and D. Liu, "Strong minimum energy topology in wireless sensor networks: Np-completeness and heuristics," *Mobile Computing, IEEE Transactions on*, vol. 2, no. 3, pp. 248 – 256, july-sept. 2003.
- [7] Andrea E. F. Clementi, Paolo Penna, and Riccardo Silvestri, "Hardness results for the power range assignment problem in packet radio networks," in *Proceedings of the Third International Workshop on Approximation Algorithms for Combinatorial Optimization Problems:*

*Randomization, Approximation, and Combinatorial Algorithms and Techniques*, London, UK, 1999, RANDOM-APPROX '99, pp. 197–208, Springer-Verlag.

- [8] Yi Huang and Yingbo Hua, "Energy cost for estimation in multihop wireless sensor networks," in *Acoustics Speech and Signal Processing (ICASSP), 2010 IEEE International Conference on*, march 2010, pp. 2586 –2589.
- [9] K.P. Ferentinos and T.A. Tsiligiridis, "Evolutionary energy management and design of wireless sensor networks," in *Sensor and Ad Hoc Communications and Networks, 2005. IEEE SECON 2005. 2005 Second Annual IEEE Communications Society Conference on*, sept., 2005, pp. 406 – 417.
- [10] Andreas Konstantinidis and Kun Yang, "Multi-objective energy-efficient dense deployment in wireless sensor networks using a hybrid problem-specific moea/d," *Applied Soft Computing*, vol. 11, no. 6, pp. 4117 – 4134, 2011.
- [11] Jing He, Naixue Xiong, Yang Xiao, and Yi Pan, "A reliable energy efficient algorithm for target coverage in wireless sensor networks," in *Proceedings of the 2010 IEEE 30th International Conference on Distributed Computing Systems Workshops*, Washington, DC, USA, 2010, ICDCSW '10, pp. 180–188, IEEE Computer Society.
- [12] Mihaela Cardei, Mohammad O. Pervaiz, and Ionut Cardei, "Energy-efficient range assignment in heterogeneous wireless sensor networks," in *ICWMC*, 2006, p. 11.
- [13] Enrique J. Duarte-Melo and Mingyan Liu, "Analysis of energy consumption and lifetime of heterogeneous wireless sensor networks," .
- [14] Eckart Zitzler and Lothar Thiele, "Multiobjective optimization using evolutionary algorithms. a comparative case study," in *Parallel Problem Solving from Nature PPSN V*, vol. 1498 of *Lecture Notes in Computer Science*, pp. 292–301. Springer Berlin / Heidelberg, 1998, 10.1007/BFb0056872.
- [15] Kalyanmoy Deb, Samir Agrawal, Amrit Pratap, and T Meyerarivan, "A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: Nsga-ii," 2000, pp. 849–858, Springer.
- [16] Eckart Zitzler, Marco Laumanns, and Lothar Thiele, "Spea2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm," Tech. Rep., 2001.
- [17] Mohamed Younis and Kemal Akkaya, "Strategies and techniques for node placement in wireless sensor networks: A survey," *Ad Hoc Netw.*, vol. 6, no. 4, pp. 621–655, June 2008.
- [18] John R. Koza, *Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection and genetics.*, London: MIT Press. 840 p. , 1992.
- [19] Jose M. Lanza-Gutierrez, Juan A. Gomez-Pulido, Miguel A. Vega-Rodriguez, and Juan M. Sanchez-Perez, "Instance sets for optimization in wireless sensor networks," <http://arco.unex.es/wsnopt>, Dec. 2011.
- [20] F.V.C. Martins, E.G. Carrano, E.F. Wanner, R.H.C. Takahashi, and G.R. Mateus, "A hybrid multiobjective evolutionary approach for improving the performance of wireless sensor networks," *Sensors Journal, IEEE*, vol. 11, no. 3, pp. 545 –554, march 2011.
- [21] Jose M. Lanza-Gutierrez, Juan A. Gomez-Pulido, Miguel A. Vega-Rodriguez, and Juan M. Sanchez-Perez, "A multi-objective network design for real traffic models of the internet by means of a parallel framework for solving np-hard problems," in *NaBIC*, 2011, pp. 137–142.
- [22] J. Knowles, L. Thiele, and E. Zitzler, "A tutorial on the performance assessment of stochastic multiobjective optimizers," 214, Computer Engineering and Networks Laboratory (TIK), ETH Zurich, Switzerland, Feb. 2006, revised version.
- [23] L. Ott and M. Longnecker, *An Introduction to Statistical Methods And Data Analysis*, Available 2010 Titles Enhanced Web Assign Series. Brooks/Cole Cengage Learning, 2010.