Optimizando la Eficiencia Energética en Redes de Sensores Inalámbricos Mediante Computación Evolutiva Paralela

José M. Lanza-Gutiérrez [1], Juan A. Gómez-Pulido [1], Miguel A. Vega-Rodríguez [1] y Juan M. Sánchez-Pérez [1]

Resumen— **La utilización de las Redes de Sensores Inalámbricos (WSN) es un hecho habitual hoy en día, siendo el consumo energético una de sus principales limitaciones. Una WSN tradicional está formada únicamente por sensores; sin embargo, en los últimos tiempos se han incorporado unos dispositivos diferentes denominados nodos repetidores, cuyo fin es el de facilitar las comunicaciones dentro de la red, así como disminuir el consumo energético. En este trabajo estudiamos el posicionamiento óptimo de estos dispositivos en una WSN estática previamente establecida, con el propósito de incrementar su eficiencia energética, utilizando para ello dos metaheurísticas evolutivas multi-objetivo: NSGA-II y SPEA-2. Hemos utilizado paralelismo sobre memoria compartida (OpenMP), dado que los tiempos de cómputo son elevados, realizando además estudios de escalabilidad.**

Palabras clave— **redes de sensores inalámbricos, routers, nodos repetidores, consumo energético, NSGA-II, SPEA-2, algoritmos evolutivos, multi-objetivo, OpenMP, paralelismo.**

I. Introducción

El uso de las redes de sensores inalámbricos (*WSN*, del inglés *wireless sensor networks*, WSN) se está haciendo cada vez más habitual. Una de las grandes ventajas de esta tecnología es su facilidad de despliegue, ya que permite colocar dispositivos en lugares donde una red tradicional conllevaría un coste excesivo o, simplemente, sería imposible implementarla. Podemos encontrar multitud de ejemplos de su utilización en entornos civiles (control industrial, agricultura intensiva, monitorización ambiental), así como en militares (operaciones de rescate, vigilancia, seguridad)[1].

No todo son ventajas en la utilización de este tipo de redes. Uno de sus mayores limitaciones proviene del consumo energético. Habitualmente, estas redes se alimentan mediante baterías, por lo que el tiempo de vida de la red dependerá del consumo energético de sus componentes.

El diseño de una WSN energéticamente eficiente ha sido definido como un problema de optimización NP-completo [2][3], por lo que requiere el uso de técnicas algorítmicas no habituales para su resolución. Podemos encontrar en la literatura principalmente dos líneas de investigación, atendiendo a los tipos de dispositivos que componen la red.

En la primera línea, una WSN tradicional se compone de una serie de sensores que capturan información acerca de su entorno, y un nodo central que recolecta toda la información enviada por estos, siendo este dispositivo el único punto de unión con el exterior. Los sensores están sometidos a desgaste energético, mientras que el nodo central tiene un suministro ininterrumpido de energía. Siguiendo este enfoque podemos encontrar diferentes publicaciones donde se aborda el problema de optimización energética. Comenzando por las heurísticas, están las contribuciones de Cardei et al. [4] (optimizan el tiempo de vida de la red y la cobertura proporcionada, dividiendo la red en conjuntos disjuntos de sensores y decidiendo qué grupo debe estar activo en cada instante) y Xiuzhen et al. [2](optimizan el consumo energético mediante la asignación de diversas potencias de transmisión a los sensores). Además, algunos autores utilizan algoritmos evolutivos (*EAs*, del inglés *Evolutionary algorithms*), como Xiao-Min et al. [5] (maximizan el tiempo de vida dividiendo la red de forma similar a Cardei et al. [4] pero usando un EA mono-objetivo), Martins et al. [6] (optimizan el tiempo de vida y la cobertura simultáneamente mediante un EA multi-objetivo (*MOEA*), asignando diferentes potencias de transmisión a los sensores y comparando esta aproximación con programación lineal) y Konstantinidis et al. [7] (optimizan el tiempo de vida y la cobertura simultáneamente, a la vez que mantienen una determinada k-conectividad, usando para ello un MOEA). La mayoría de los artículos en esta línea tienen en cuenta algo que supone un inconveniente: el número de sensores utilizados es muy superior al estrictamente necesario para incrementar el tiempo de vida de la red, ocasionando por tanto un incremento del coste económico.

Ha surgido recientemente una nueva línea en la que se incorpora a las WSN un tipo de dispositivo diferente: el router o nodo repeditor. Estos dispositivos tienen una capacidad energética muy superior a la de los sensores. Su cometido es establecer comunicaciones entre los dispositivos de la red, aliviando en la medida de lo posible a los sensores de esta tarea, que implica un alto consumo energético. Podemos encontrar algunos trabajos que abordan esta línea utilizando heurísticas: Kenan Xu. et al.[8] (estudian métodos de posicionamiento aleatorios de routers sobre una WSN preestablecida con el fin de incrementar su tiempo de vida) y Quanhong et al.[9] (estudian cómo posicionar el menor número de routers en

[1]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

una WSN aleatoria con el mismo fin que el anterior). Otros autores utilizan EAs: Alfredo J. Perez et al.[10] (presentan un MOEA para minimizar el número de routers y la energía disipada en el despliegue de una WSN) y Chunhua Zhao et al.[11] (estudian cómo posicionar los routers para obtener una buena eficiencia energética minimizando las longitudes medias de los caminos).

En este artículo presentamos un estudio de la inclusión de routers en una WSN estática preestablecida (las posiciones tanto de los sensores como del nodo central son fijas), con el fin de optimizar el consumo energético medio y la cobertura media ofrecida por los sensores a lo largo de su tiempo de vida. Para optimizar ambos factores simultáneamente, y puesto que, como ya hemos comentado, es un problema NP-completo, utilizamos un par de MOEAS bien conocidos: NSGA-II [12] (del inglés *Non-dominated sorting genetic algorithm II*) y SPEA-2 [13] (del inglés *Strength pareto evolutionary algorithm 2*).

El resto de este artículo se estructura de la siguiente forma. En la sección II describimos el problema del posicionamiento eficiente de routers en una WSN. La metodología seguida a la hora de resolver dicho problema mediante técnicas evolutivas y paralelismo se detalla en la sección III. En la sección IV presentamos la evaluación de los resultados obtenidos. La sección V muestra el estudio de escalabilidad sobre la propuesta paralela utilizada. Finalmente, las conclusiones y el trabajo futuro se han dejado para la sección VI.

II. Definición del problema: Posicionamiento eficiente de routers

Nuestro trabajo ha consistido en el estudio de la adición de nodos repetidores a una WSN estática tradicional con el menor número posible de sensores, optimizando su eficiencia energética.

Consideramos una red compuesta por M sensores situados en un escenario bidimensional ($2D$) de tamaño $D_x \times D_y$ que capturan información sobre su entorno con un radio de sensibilidad R_s. Cada una de estas capturas, de K bytes, es enviada inmediatamente a un nodo central o nodo de control C situado en el centro del escenario. Con el fin de optimizar el consumo energético se incorporan N nodos repetidores o routers. Consideramos a estos dispositivos con una capacidad energética ilimitada, y le asignamos el cometido de establecer conexiones de bajo coste energético entre los dispositivos de la red.

El modelo energético [14] utilizado en este trabajo supone la utilización de un protocolo de control de acceso, tal como $SMAC$ [15], que asegure que no habrá colisiones entre las comunicaciones de los dispositivos. Puesto que la pérdida de paquetes en entornos inalámbricos (debido a interferencias, entre otros factores) es algo habitual, este modelo contempla esta posibilidad. De esta forma, la potencia de transmisión que debe asignarse a un sensor i para alcanzar a un dispositivo j es (1), donde $\alpha \in [2, 6]$ es el exponente de pérdida de paquetes, β es el parámetro de la calidad de transmisión y $d_{i,j}$ es la distancia entre i y j. Esta distancia debe ser inferior a R_c para que la comunicación sea posible. La energía residual de un sensor i en el instante t es calculado en (2), donde $r_i(t)$ es el número de paquetes que i recibe en ese instante y que debe retransmitir hacia el nodo central siguiendo el camino mínimo (algoritmo de Dijsktra[16]). El término $+1$ se debe a que i captura un paquete en el instante t y debe emitirlo al igual que los anteriores. El término amp es el consumo energético por bit del amplificador de emisión. Al igual que en otros trabajos, la energía consumida durante la recepción, captura y procesamiento de los paquetes se considera despreciable [14].

$$P_i = \beta \times d_{i,j}^{\alpha} \tag{1}$$

$$E_i(t) = E_i(t-1) - [(r_i(t) + 1 \times P_i * amp)] \tag{2}$$

Un aspecto de vital importancia en este tipo de redes es el *tiempo de vida* (LF), definido como el número de unidades de tiempo en el que la red puede proporcionar información sobre su entorno. Normalmente, se define un valor umbral de cobertura a partir del cual se considera que la información proporcionada por la red es insuficiente, alcanzando el fin de su vida útil. Inicialmente todos los sensores comienzan con una misma carga energética EC. A medida que van emitiendo paquetes hacia otros dispositivos, su carga energética va disminuyendo, hasta que llega un punto en el que se agota, no pudiendo utilizarse de nuevo y, por tanto, perdiendo la cobertura proporcionada por éste.

De esta forma, dada una WSN tradicional con sus configuraciones energéticas (α,β, amp, EC) y físicas (M con sus respectivas posiciones, C, D_x, D_y, R_c, R_s), y el número de nodos repetidores (N), el problema del posicionamiento eficiente de routers puede ser definido como un problema de optimización multi-objetivo, donde las funciones objetivo son:

- *Consumo Energético Medio* (AEC) (f_1): Minimiza el consumo energético de la red a lo largo de su tiempo de vida, en Julios (J). Nótese que en 3 la función *numSensoresVivos(t)* proporciona el número de sensores con una energía residual mayor que cero en el instante t.
- *Cobertura Media* (AC) (f_2): Maximiza la cobertura proporcionada por la red a lo largo de su tiempo de vida. A la hora de calcular la cobertura proporcionada en un instante t podemos encontrar dos opciones en la bibliografía [17]. La primera considera que la cobertura proporcionada por un sensor es una circunferencia de radio R_s, por lo que la cobertura total será la intersección de todas ellas. La segunda consiste en utilizar una matriz *booleana* de $D_x \times D_y$ elementos colocada sobre el escenario, activando aquellos puntos que se encuentren dentro del radio de acción de algún sensor. De este modo tan solo hay que dividir el número de puntos activos entre el total de puntos de la matriz. En este trabajo utilizamos la segunda opción,

puesto que, aunque la primera es más exacta, es computacionalmente más costosa. Nótese que en (4) R representa la matriz booleana y $R_{x,y}$ su posición (x,y).

$$f_1 = LF^{-1} \times \sum_{t=1}^{LF} \sum_{i=1}^{M} \left(\frac{E_i(t-1) - E_i(t)}{numSensoresVivos(t)} \right) \quad (3)$$

$$f_2 = LF^{-1} \times \sum_{t=1}^{LF} \sum_{x=1}^{D_x} \sum_{y=1}^{D_y} \left(\frac{R_{x,y}}{D_x \times D_y} \right) \quad (4)$$

III. Resolución del problema

Como ya hemos comentado previamente, el problema del posicionamiento eficiente de routers es un problema NP-completo, por lo que requiere de técnicas algorítmicas no habituales para su resolución. En este trabajo hemos considerado la computación evolutiva (resolución de problemas mediante técnicas basadas en la evolución biológica), ya que en general proporciona muy buenos resultados.

Los algoritmos utilizados pertenecen al subgrupo de los algoritmos genéticos (algoritmos de optimización basados en población que usan mecanismos procedentes de la teoría de la evolución de Darwin como la mutación, la reproducción y la selección natural). Se caracterizan por codificar cada uno de los individuos de la población (posibles soluciones) en forma de cromosomas. En este caso, un cromosoma es un vector donde se almacena cada una de las coordenadas ($2D$) para los N routers.

En estos algoritmos partimos de una población inicial generada aleatoriamente, la cual irá evolucionando a lo largo de generaciones. De este modo, en cada generación se toman los individuos de la población actual (padres) y se reproducen entre ellos con el fin de crear una nueva población (hijos). Al final de cada generación se seleccionan los individuos más prometedores entre ambas poblaciones, produciendo la población de padres para la siguiente generación, descartando los restantes. El criterio de parada que consideramos es el número de evaluaciones realizadas a los individuos.

Generamos la población inicial asignando posiciones aleatorias a los routers de cada individuo, pero observando una restricción: todos los routers deben ser accesibles a C. El propósito de esta restricción es comenzar con una población sencilla de obtener, pero que facilite la convergencia de los *MOEAs* utilizados.

A la hora de generar nuevos individuos usamos los operadores de cruce y mutación. El primero nos permite generar un nuevo individuo combinando el material genético de sus progenitores. Para ello, tomamos dos individuos usando el habitual torneo binario, y a continuación seleccionamos un punto de cruce aleatorio, copiando los routers procedentes del primer individuo hasta ese punto, y a continuación desde el segundo hasta el final del cromosoma. El operador de mutación nos permite incorporar cambios aleatorios en las posiciones de los routers de un cromosoma, evitando los mínimos locales e incrementando la diversidad de la población. Hemos considerado una mutación elitista, es decir, tan solo los cambios que provoquen mejoras en los valores objetivo serán conservados.

Para seleccionar qué individuos deben sobrevivir al final de cada generación, hemos utilizado un par de algoritmos bien conocidos: *NSGA-II* [12] y *SPEA-2* [13]. El primero se caracteriza por dividir la población en frentes de Pareto (dominancia), utilizando la distancia de Crowding a la hora de comparar entre individuos pertenecientes a un mismo frente. El segundo se caracteriza por utilizar una población auxiliar en donde se almacenarán los mejores individuos a lo largo de las generaciones; para ello se utiliza una estrategia que considera, para cada individuo, el número de individuos que domina y cuáles le dominan a él. Además, se incorpora una medida de densidad para casos en los que los individuos coincidan en el valor anterior.

IV. Evaluación de resultados

Las instancias experimentales del problema utilizadas en este trabajo pueden ser obtenidas en [18]. Estas instancias representan un par de escenarios de *100x100* y *200x200* metros en las que se ha colocado una serie de sensores y un nodo colector en el centro del escenario. Nuestro objetivo es reducir el consumo energético incorporando nodos repetidores. Los valores de R_c y R_s se han tomado de [6], siendo 30 y 15 metros respectivamente. Además, hemos incluido un nuevo valor de R_c de 60 metros para representar a dispositivos con mayores capacidades comunicativas. Los parámetros del modelo energético (α*=2*, β*=1*, *EC=5J* and *amp=100pJ/bit/m*^{2}) se han tomado de [7]. Los paquetes de información tienen un tamaño de $128kB$ y un umbral de cobertura para el tiempo de vida del 70 %.

El número de sensores en ambos escenarios es el mínimo necesario para cubrir toda la superficie: el área cubierta por un sensor es $\pi \times R_s^2$ y el área del escenario es $D_x \times D_y$, por lo que se necesitan $\lceil (D_x \times D_y)/(\pi \times R_s^2) \rceil$ sensores. Las coordenadas de los sensores han sido fijadas previamente al diseñar la instancia, utilizando un *EA* mono-objetivo optimizando la cobertura ofrecida. En la Tabla I se puede ver, para cada instancia usada en este trabajo, sus dimensiones, el R_c para sus dispositivos, el número de sensores y sus valores objetivos (*AEC* y *AC*) para la concepción homogénea, es decir sin utilizar routers.

Para resolver este problema utilizamos una estrategia habitual en optimización multi-objetivo. [19]. En primer lugar determinamos qué configuraciones proporcionan los mejores resultados para ambos algoritmos (*NSGA-II* y *SPEA-2*). A continuación, estudiamos si alguno de ellos proporciona un comportamiento significativamente superior, usando para tal fin tarea herramientas estadísticas.

Como paso preliminar, hemos ajustado los parámetros más habituales de los algoritmos (ta-

TABLA I

INSTANCIAS USADAS EN ESTE TRABAJO.

Instancia	$D_x \times D_y$	M	R_c	*HO-AEC*	*HO-AC*	*Ref AEC*		*Ref AC*	
						ideal	*nadir*	*ideal*	*nadir*
100x100_15_30	100x100	15	30	0.1091	89.24 %	0.02	0.1	100 %	60 %
100x100_15_60	100x100	15	60	0.1482	86.63 %	0.02	0.1	100 %	60 %
200x200_57_30	200x200	57	30	0.2791	87.10 %	0.10	0.30	100 %	60 %
200x200_57_60	200x200	57	60	0.3871	82.43 %	0.10	0.30	100 %	60 %

TABLA II

HIPERVOLÚMENES OBTENIDOS PARA CADA INSTANCIA Y NÚMERO DE ROUTERS USADOS. HEMOS USADO LA NOTACIÓN *Instancia(x)*, DONDE x ES EL NÚMERO DE ROUTERS UTILIZADOS EN ESA INSTANCIA.

	NSGA-II					*SPEA-2*				
	50,000	100,000	200,000	300,000	400,000	50,000	100,000	200,000	300,000	400,000
100x100_15_30(2)	42.61 %	42.66 %	42.69 %	42.69 %	42.69 %	41.87 %	42.62 %	42.67 %	42.67 %	42.66 %
100x100_15_30(3)	55.17 %	55.30 %	55.59 %	55.66 %	55.69 %	53.62 %	53.90 %	53.83 %	54.01 %	54.01 %
100x100_15_60(2)	31.57 %	31.84 %	31.92 %	31.94 %	31.94 %	31.47 %	31.56 %	31.83 %	31.84 %	31.91 %
100x100_15_60(3)	59.18 %	59.43 %	59.60 %	59.80 %	60.01 %	58.04 %	58.99 %	59.16 %	59.19 %	59.21 %
200x200_57_30(2)	35.54 %	37.00 %	37.34 %	37.58 %	37.68 %	33.87 %	33.93 %	34.00 %	34.07 %	34.09 %
200x200_57_30(4)	42.98 %	47.80 %	49.25 %	51.26 %	52.22 %	44.03 %	43.23 %	43.66 %	43.93 %	44.30 %
200x200_57_30(6)	62.42 %	63.77 %	64.57 %	64.65 %	66.03 %	59.35 %	62.15 %	64.25 %	64.37 %	65.05 %
200x200_57_30(9)	75.27 %	76.52 %	77.26 %	78.12 %	78.51 %	69.95 %	74.66 %	75.75 %	76.37 %	76.85 %
200x200_57_60(2)	23.19 %	23.61 %	23.67 %	24.00 %	24.03 %	22.91 %	23.18 %	23.59 %	23.68 %	23.82 %
200x200_57_60(4)	58.45 %	58.80 %	59.70 %	59.88 %	60.00 %	57.19 %	58.31 %	59.42 %	59.63 %	59.75 %
200x200_57_60(6)	72.75 %	74.49 %	75.14 %	75.72 %	75.88 %	71.34 %	72.57 %	73.84 %	74.23 %	74.75 %
200x200_57_60(9)	87.59 %	88.34 %	89.41 %	89.96 %	89.96 %	84.31 %	86.69 %	89.13 %	89.87 %	89.96 %

TABLA III

VALORES OBJETIVOS OBTENIDOS MEDIANTE EL *NSGA-II* USANDO 400,000 EVALUACIONES

	100x100_15_30		100x100_15_60		200x200_57_30				200x200_57_60			
Routers	2	3	2	3	2	4	6	8	2	4	6	8
AEC	0,0565	0,0425	0,0650	0,0358	0,0195	0,0158	0,0128	0,1000	0,0230	0,0139	0,1000	0,1889
AC	89.52 %	82.37 %	81.88 %	78.42 %	87.16 %	87.92 %	87.60 %	90.38 %	85.58 %	86.70 %	83.41 %	89.39 %
Extremo 1												
AEC	0,0673	0,0640	0,0899	0,0618	0,0252	0,0167	0,0137	0,9992	0,0238	0,0160	0,0995	0,0896
AC	91.56 %	91.61 %	91.27 %	91.45 %	88.41 %	89.76 %	90.39 %	90.38 %	87.74 %	90.22 %	83.41 %	89.21 %
Extremo 2												

maño de la población, probabilidad de mutación y probabilidad de cruce), obteniendo la misma ocnfiguración para los dos algoritmos: un tamaño de población de 100 individuos, y unas probabilidades de cruce y mutación del 50 %.

Cuando trabajamos con este tipo de problemas multi-objetivo, lo normal es no encontrar una única solución óptima, sino múltiples (*frente de Pareto*). Por este motivo necesitamos un indicador de la calidad de estos frentes. Hemos escogido la medida hipervolumen [20], que calcula el área que domina un frente con respecto a un área de referencia. Este área de referencia debe contener a todos los frentes que deseemos comparar, y se define por un par de puntos de referencia llamados *ideal* y *nadir*, representando los mejores y peores valores de cada objetivo respectivamente.

En la Tabla II podemos observar los hipervolúmenes obtenidos para cada instancia, algoritmo y número de routers usados. Estos valores proceden de 30 ejecuciones independientes para dar validez estadística a los resultados. Como podemos observar, hemos estudiado estas instancias utilizando diferentes criterios de parada (número de evaluaciones máximas), con el fin de estudiar la progresión de los algoritmos. Los puntos de referencia utilizados para calcular estos hipervolúmenes han sido fijados experimentalmente, y se encuentran en la Tabla I, *ref AEC* y *ref AC*. Es importante tener en cuenta que la inclusión de routers en una red implica un coste adicional, por lo que hemos optado por no incorporar más de un 20 % de estos dispositivos sobre el total.

Con estos hipervolúmenes hemos realizado un estudio estadístico siguiendo el procedimiento habitual en estos casos [19]. En primer lugar, determinamos si los datos obtenidos proceden de una distribución normal, utilizando para ello el test de *Shapiro-Wilk*; hemos visto así que los datos no se ajustan a un modelo normal. Para comprobar si algún algoritmo proporciona resultados significativamente mejores, y puesto que los datos no proceden de un modelo normal, utilizamos el test no paramétrico de *Wilcoxon*. El resultado de este estudio es que *NSGA-II proporciona mejores soluciones que SPEA-2 para las instancias aquí utilizadas*. Para ilustrar las ventajas que aporta la inclusión de estos nodos repetidores, en la Tabla III mostramos los valores extremos de uno de los frentes obtenidos mediante *NSGA-II*, para cada instancia y routers usados. Si comparamos estos valores con los de la alternativa homogénea (Tabla I), podemos observar cómo en algunos casos el consumo energético se ha reducido hasta 28 veces.

TABLA IV

EFICIENCIA OBTENIDA PARA CADA INSTANCIA, NÚMERO DE ROUTERS Y ALGORITMO EN LA UTILIZACIÓN DE DIVERSOS NÚCLEOS.

	NSGA-II					*SPEA-2*				
	50,000	100,000	200,000	300,000	400,000	50,000	100,000	200,000	300,000	400,000
2 núcleos										
100x100_15_30(2)	99,59 %	93,27 %	92,90 %	95,00 %	96,07 %	92,27 %	98,91 %	94,90 %	92,12 %	94,60 %
100x100_15_30(3)	89,57 %	99,15 %	92,40 %	99,04 %	94,54 %	99,36 %	91,48 %	93,35 %	90,57 %	93,08 %
100x100_15_60(2)	94,95 %	93,92 %	94,14 %	93,67 %	93,89 %	92,46 %	94,37 %	93,64 %	93,64 %	93,50 %
100x100_15_60(3)	88,55 %	91,89 %	94,89 %	96,09 %	91,09 %	94,25 %	90,97 %	94,41 %	85,43 %	96,00 %
200x200_57_30(2)	84,27 %	90,65 %	85,80 %	88,58 %	92,16 %	99,00 %	91,10 %	98,90 %	90,09 %	85,20 %
200x200_57_30(4)	99,00 %	82,09 %	90,17 %	89,15 %	92,20 %	89,74 %	89,17 %	95,17 %	82,94 %	99,00 %
200x200_57_30(6)	92,35 %	98,37 %	97,91 %	99,82 %	96,23 %	91,68 %	84,05 %	82,00 %	92,15 %	92,30 %
200x200_57_30(9)	99,58 %	88,69 %	99,92 %	99,76 %	91,10 %	95,73 %	92,96 %	99,66 %	91,22 %	91,35 %
200x200_57_60(2)	94,83 %	94,96 %	91,42 %	94,65 %	91,32 %	93,43 %	93,16 %	92,26 %	94,41 %	93,40 %
200x200_57_60(4)	94,55 %	94,39 %	94,50 %	96,35 %	94,27 %	93,75 %	99,40 %	94,32 %	94,98 %	96,80 %
200x200_57_60(6)	95,33 %	91,86 %	87,91 %	97,23 %	96,30 %	92,19 %	90,49 %	92,67 %	90,98 %	96,12 %
200x200_57_60(9)	91,78 %	99,68 %	84,80 %	93,20 %	94,25 %	95,76 %	95,68 %	97,10 %	95,70 %	94,80 %
4 núcleos										
100x100_15_30(2)	89,29 %	80,77 %	85,92 %	91,04 %	96,07 %	89,64 %	91,77 %	86,97 %	96,52 %	93,71 %
100x100_15_30(3)	80,08 %	91,72 %	89,57 %	96,08 %	88,05 %	92,98 %	88,16 %	84,19 %	89,11 %	89,16 %
100x100_15_60(2)	91,96 %	91,78 %	90,71 %	90,09 %	90,22 %	87,94 %	90,91 %	88,95 %	89,51 %	87,61 %
100x100_15_60(3)	84,98 %	90,45 %	89,78 %	91,11 %	88,38 %	89,58 %	96,80 %	82,57 %	89,41 %	95,51 %
200x200_57_30(2)	82,38 %	90,65 %	95,14 %	68,05 %	83,52 %	95,00 %	81,27 %	80,54 %	76,40 %	80,00 %
200x200_57_30(4)	76,17 %	74,04 %	94,11 %	73,72 %	72,01 %	86,24 %	99,00 %	77,25 %	91,35 %	99,59 %
200x200_57_30(6)	88,66 %	95,88 %	87,59 %	77,61 %	86,44 %	88,44 %	80,58 %	71,03 %	93,62 %	86,50 %
200x200_57_30(9)	99,30 %	86,73 %	98,08 %	89,90 %	98,32 %	93,65 %	87,52 %	95,78 %	88,85 %	84,23 %
200x200_57_60(2)	89,58 %	91,28 %	88,82 %	86,52 %	87,65 %	90,60 %	89,79 %	88,91 %	90,86 %	84,30 %
200x200_57_60(4)	89,47 %	90,98 %	92,56 %	87,54 %	86,63 %	88,54 %	89,58 %	87,83 %	91,70 %	81,20 %
200x200_57_60(6)	85,61 %	86,62 %	90,88 %	88,63 %	89,65 %	91,61 %	91,83 %	90,49 %	90,15 %	86,50 %
200x200_57_60(9)	90,94 %	97,83 %	83,33 %	89,65 %	90,24 %	92,62 %	84,24 %	89,77 %	85,36 %	87,30 %
8 núcleos										
100x100_15_30(2)	80,20 %	79,89 %	78,43 %	82,27 %	82,39 %	77,23 %	80,20 %	75,65 %	85,25 %	78,50 %
100x100_15_30(3)	75,60 %	80,08 %	77,60 %	86,29 %	77,79 %	82,04 %	77,33 %	74,95 %	77,60 %	78,22 %
100x100_15_60(2)	82,91 %	82,55 %	82,15 %	80,82 %	81,18 %	78,69 %	79,75 %	79,48 %	80,13 %	80,32 %
100x100_15_60(3)	81,68 %	79,86 %	82,35 %	76,49 %	80,15 %	77,48 %	78,98 %	77,65 %	82,17 %	75,63 %
200x200_57_30(2)	72,26 %	69,70 %	79,67 %	77,84 %	82,96 %	79,03 %	80,27 %	83,64 %	76,40 %	77,94 %
200x200_57_30(4)	94,66 %	69,00 %	86,62 %	76,87 %	66,99 %	75,81 %	96,33 %	65,59 %	80,78 %	86,79 %
200x200_57_30(6)	85,65 %	79,61 %	76,73 %	66,25 %	83,33 %	69,82 %	83,76 %	86,06 %	83,02 %	74,60 %
200x200_57_30(9)	81,98 %	90,63 %	85,49 %	81,23 %	85,32 %	80,46 %	79,63 %	87,59 %	76,02 %	78,60 %
200x200_57_60(2)	82,34 %	80,95 %	78,48 %	79,52 %	80,62 %	79,41 %	79,91 %	78,08 %	82,84 %	71,30 %
200x200_57_60(4)	79,29 %	83,57 %	84,35 %	78,63 %	85,63 %	81,04 %	82,01 %	79,81 %	81,79 %	75,63 %
200x200_57_60(6)	77,30 %	78,62 %	83,37 %	77,65 %	82,14 %	80,16 %	82,96 %	82,37 %	80,41 %	74,23 %
200x200_57_60(9)	82,45 %	83,25 %	76,59 %	79,82 %	84,63 %	79,80 %	75,88 %	78,22 %	80,20 %	80,21 %

TABLA V

TIEMPOS DE EJECUCIÓN (T_s) PARA CADA INSTANCIA (EN SEGUNDOS) EN SU VERSIÓN SECUENCIAL

	NSGA-II					*SPEA-2*				
	50,000	100,000	200,000	300,000	400,000	50,000	100,000	200,000	300,000	400,000
100x100_15_30(2)	725	1470	2880	4370	6110	503	1040	2060	3090	4170
100x100_15_30(3)	756	1640	3160	5150	6410	688	1390	2870	4220	5960
100x100_15_60(2)	526	1050	2090	3110	4150	692	1450	2790	4440	5960
100x100_15_60(3)	758	1610	3340	4920	6540	781	1460	2950	4420	5920
200x200_57_30(2)	659	1280	2900	4110	5880	746	1310	2690	3820	3160
200x200_57_30(4)	780	1540	4220	4600	5790	752	1680	2760	4860	7290
200x200_57_30(6)	1110	2420	5150	5490	10200	849	1950	3580	7040	8620
200x200_57_30(9)	1410	2980	6395	9098	12900	1120	2510	5900	8210	9563
200x200_57_60(2)	1100	2260	4370	6610	7560	1080	2180	4410	6760	8420
200x200_57_60(4)	1700	3530	7220	8210	9652	1530	3300	6640	8510	10650
200x200_57_60(6)	1880	3950	8070	9540	11254	1770	3710	7710	10900	12062
200x200_57_60(9)	2790	6300	12500	15063	18653	2260	4650	1070	15000	19050

V. ESTUDIO DE ESCALABILIDAD

Con el fin de reducir los tiempos de ejecución de las pruebas obtenidas en el apartado anterior (ver Tabla V), hemos optado por utilizar un modelo de paralelismo sobre memoria compartida (*OpenMP*) de grano grueso. Para ello hemos utilizado un multiprocesador con las siguientes características: 2 procesadores de 4 núcleos Intel Xeon E5410 a 2.33GHz con una memoria caché de 12MB y 8GB de memoria RAM, montado sobre un sistema operativo scientific linux 6.2. La versión de OpenMP utilizada es la 3.1 y el compilador para C++ GCC en su versión 4.4.5.

Para evaluar la calidad de la paralelización hemos utilizado un par de medidas habituales procedentes de la *Ley de Amdahl* [21]: la aceleración (5) y la eficiencia (6), donde T_s es el tiempo secuencial, T_p el tiempo paralelo utilizando p núcleos y p el número de núcleos.

$$S_p = \frac{T_s}{T_p} \tag{5}$$

$$E_p = \frac{S_p}{p} \tag{6}$$

Los experimentos se han realizado utilizando diversos valores de p (2, 4 y 8), con el fin de estudiar la escalabilidad de la propuesta. En la Tabla IV pueden observarse los valores de eficiencia para cada una de las configuraciones anteriores. Si observamos detenidamente estos indicadores, podemos comprobar cómo la eficiencia disminuye a medida que aumentamos el número de núcleos utilizados, debido a los segmentos de código no paralelizables. Sin embargo, estos valores es escasas ocasiones son inferiores al 70 %, por lo que esta propuesta muestra una buena escalabilidad.

VI. Conclusiones y trabajos futuros

En este trabajo hemos resuelto el problema del posicionamiento eficiente de routers sobre una *WSN* estática previamente definida, usando dos algoritmos evolutivos multi-objetivo. Los resultados, tras un análisis estadístico, muestran que, para las instancias experimentales consideradas, nuestra propuesta incrementa la eficiencia energética de la red, así como que *NSGA-II* proporciona mejores resultados que *SPEA-2*. Además, hemos comprobado las ventajas que aporta el paralelismo aplicado a este problema mediante *OpenMP*, con el fin de disminuir el tiempo de ejecución de las pruebas realizadas, obteniendo unos buenos niveles de eficiencia.

Como trabajo futuro proponemos la utilización de otros *MOEAs*, así como un mayor número de instancias experimenatles. Por otro lado, sería interesante analizar otras posibilidades de paralelización, como por ejemplo un sistema híbrido *OpenMP-MPI*.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por el Gobierno de Extremadura, a través de la ayuda *GR10025* al grupo *TIC015*.

Referencias

[1] Jennifer Yick Biswanath Mukherjee and Dipak Ghosal, "Wireless sensor network survey," *Computer Networks*, vol. 52, no. 12, pp. 2292 – 2330, 2008.

[2] 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.

[3] Andrea E. F. Clementi, Paolo Penna, and Riccardo Silvestri, "Hardness results for the power range assignmet 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.

[4] Mihaela Cardei and Ding-Zhu Du, "Improving wireless sensor network lifetime through power aware organization," *Wireless Networks*, vol. 11, pp. 333–340, 2005, 10.1007/s11276-005-6615-6.

[5] Xiao-Min Hu, Jun Zhang, Yan Yu, H.S.-H. Chung, Yuan-Long Li, Yu-Hui Shi, and Xiao-Nan Luo, "Hybrid genetic algorithm using a forward encoding scheme for lifetime maximization of wireless sensor networks," *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, vol. 14, no. 5, pp. 766 –781, oct. 2010.

[6] 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.

[7] Andreas Konstantinidis and Kun Yang, "Multi-objective k-connected deployment and power assignment in wsns using a problem-specific constrained evolutionary algorithm based on decomposition," *Computer Communications*, vol. 34, no. 1, pp. 83 – 98, 2011.

[8] Kenan Xu, H. Hassanein, G. Takahara, and Quanhong Wang, "Relay node deployment strategies in heterogeneous wireless sensor networks," *Mobile Computing, IEEE Transactions on*, vol. 9, no. 2, pp. 145 –159, feb. 2010.

[9] Quanhong Wang, Kenan Xu, G. Takahara, and H. Hassanein, "Transactions papers - device placement for heterogeneous wireless sensor networks: Minimum cost with lifetime constraints," *Wireless Communications, IEEE Transactions on*, vol. 6, no. 7, pp. 2444 –2453, july 2007.

[10] A.J. Perez, M.A. Labrador, and P.M. Wightman, "A multiobjective approach to the relay placement problem in wsns," in *Wireless Communications and Networking Conference (WCNC), 2011 IEEE*, march 2011, pp. 475 –480.

[11] Chunhua Zhao and Peng Chen, "Particle swarm optimization for optimal deployment of relay nodes in hybrid sensor networks," in *Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007. IEEE Congress on*, sept. 2007, pp. 3316 – 3320.

[12] Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarwal, and T. Meyarivan, "A fast elitist multi-objective genetic algorithm: Nsga-ii," *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 6, pp. 182–197, 2000.

[13] Eckart Zitzler, Marco Laumanns, and Lothar Thiele, "Spea2: Improving the strength pareto evolutionary algorithm," Tech. Rep., 2001.

[14] A. Konstantinidis, Kun Yang, and Qingfu Zhang, "An evolutionary algorithm to a multi-objective deployment and power assignment problem in wireless sensor networks," in *Global Telecommunications Conference, 2008. IEEE GLOBECOM 2008. IEEE*, 30 2008-dec. 4 2008, pp. 1 –6.

[15] Wei Ye, J. Heidemann, and D. Estrin, "An energy-efficient mac protocol for wireless sensor networks," in *INFOCOM 2002. Twenty-First Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. Proceedings. IEEE*, 2002, vol. 3, pp. 1567 – 1576 vol.3.

[16] Thomas H Cormen, Charles E Leiserson, Ronald L Rivest, and Clifford Stein, *Introduction to Algorithms(Third Edition)*, p. 1292, The MIT Press, 2009.

[17] Bang Wang, "Coverage problems in sensor networks: A survey," *ACM Comput. Surv.*, vol. 43, pp. 32:1–32:53, Oct. 2011.

[18] 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.

[19] 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.

[20] 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.

[21] Mark D. Hill and Michael R. Marty, "Amdahl's law in the multicore era," *Computer*, vol. 41, pp. 33–38, 2008.