

## OPTIMIZACIÓN DEL POSICIONAMIENTO DE SENSORES MEDIANTE EL RECOCIDO SIMULADO

OPTIMIZING THE POSITIONING OF SENSORS THROUGH SIMULATED  
ANNEALING

**Julio Trujillo-González**

Universidad de Panamá, Facultad de Ciencias Naturales, Exactas y Tecnología. Panamá.

[julio.trujillo@up.ac.pa](mailto:julio.trujillo@up.ac.pa) <https://orcid.org/0000-0002-3664-8058>

Recepción: 17 de julio de 2023

Aprobación: 23 de septiembre de 2023

DOI: <https://doi.org/10.48204/semillaeste.v4n1.4445>

### RESUMEN

Este estudio aborda el desafío de optimizar el posicionamiento de sensores en un campo de cultivo regado por canales, con el objetivo de maximizar la cobertura de puntos de interés utilizando el menor número de sensores. Este problema de localización se asemeja a cuestiones de cubrimiento máximo y los conocidos problemas de la mochila (Knapsack Problem) y cobertura de conjuntos (Set Cover Problem). Para superar este desafío, se propone el uso del algoritmo de Recocido Simulado (Simulated Annealing), una técnica de optimización basada en la búsqueda local. El algoritmo se implementó en una superficie rectangular de 2000 x 2000 m con 75 puntos de interés y 30 sensores con un radio de cobertura de 100 unidades. Los resultados demostraron que el algoritmo fue capaz de cubrir 54 de los 75 puntos de interés. A pesar de la naturaleza estocástica del Recocido Simulado, se concluyó que la ejecución repetida del algoritmo puede proporcionar soluciones consistentemente óptimas.

**Palabras clave:** Optimización de sensores, recocido simulado, problema de cubrimiento máximo, problema de la mochila, cobertura de conjuntos

## ABSTRACT

This study addresses the challenge of optimizing sensor placement in a crop field irrigated by canals, with the aim of maximizing the coverage of points of interest using the least number of sensors. This location problem resembles issues of maximum coverage and the well-known knapsack and set cover problems. To overcome this challenge, the use of the Simulated Annealing algorithm is proposed, a local search-based optimization technique. The algorithm was implemented on a rectangular surface of 2000 x 2000 m with 75 points of interest and 30 sensors with a coverage radius of 100 units each. The results showed that the algorithm was able to cover 54 out of the 75 points of interest. Despite the stochastic nature of Simulated Annealing, it was concluded that repeated execution of the algorithm can provide consistently optimal solutions.

**Keywords:** Sensor optimization, simulated annealing, maximum coverage problem, knapsack problem, set cover problem

## INTRODUCCIÓN

El posicionamiento óptimo de los sensores es un problema clásico de la teoría de localización, donde se busca colocar instalaciones (sensores) de una manera que optimiza ciertos criterios (Chmielewski, 2002). En este caso, el criterio principal es cubrir la mayor cantidad de puntos de interés con la menor cantidad de sensores. Además, existen otros criterios para tener en cuenta, tales como:

1. Minimizar el costo total de instalación y mantenimiento de los sensores. Es vital tener en cuenta no solo el costo de adquisición inicial de los sensores, sino también su mantenimiento, reparación y eventual reemplazo (Akyildiz et al., 2002).
2. Maximizar la vida útil del sistema de sensores. La eficiencia energética es crucial, especialmente en redes de sensores inalámbricos donde la energía de las baterías es limitada (Heinzelman et al., 2000).

3. Minimizar la latencia en la transmisión de datos, lo que es esencial para aplicaciones que requieren respuestas en tiempo real, como la detección temprana de condiciones peligrosas o el monitoreo de sistemas críticos (Mainwaring et al., 2002).

Estos criterios demuestran la complejidad inherente al problema, y la importancia de considerar múltiples aspectos al buscar soluciones (Akyildiz et al., 2002; Heinzelman et al., 2000; Mainwaring et al., 2002).

Un ejemplo de esta situación es un campo de cultivo que es regado periódicamente a través de canales de agua. Para asegurar el correcto funcionamiento del sistema de riego, es necesario colocar sensores inalámbricos donde se mide parámetros para calibrar la cantidad de agua, y entre otras variables.

Este problema es similar al cubrimiento máximo, y también se puede ver como una versión del problema de la mochila (Knapsack Problem) o del problema de cobertura de conjuntos (Set Cover Problem).

La solución exacta a este problema puede ser bastante difícil de calcular, especialmente si hay muchos puntos de interés y sensores potenciales, ya que este es un problema NP-hard (Pisinger, 2005). Sin embargo, hay varias heurísticas y algoritmos aproximados que pueden usarse para encontrar una solución buena en un tiempo razonable.

Otro problema similar al anterior es colocar torres de comunicación para dar cobertura a los usuarios. También considerar los puntos acceso de cobertura de wifi que cubra la mayor cantidad de usuarios (Eldeeb et al., 2017; Reina et al., 2013).

Para resolver el problema planteado utilizaremos un algoritmo de optimización basado en la búsqueda local, como el Recocido Simulado (Simulated Annealing).

Consideremos que tenemos una superficie en la que existe un cierto número de puntos distribuidos, donde es rectangular con dimensión 2000 m por 2000 m, queremos colocar los sensores de forma óptima sobre la superficie, teniendo en cuenta que estos sensores tienen la misma cobertura con un radio de 100 unidades.

Este problema se puede definir formalmente de la siguiente manera:

Dado un conjunto de puntos de interés  $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$  distribuidos en una superficie rectangular  $S$  de tamaño 2000 x 2000 unidades, y un conjunto de sensores  $S = \{s_1, s_2, \dots, s_m\}$ , donde cada sensor tiene un radio de cobertura de 100 unidades, queremos encontrar una ubicación óptima para los sensores.

Definimos una ubicación óptima como una ubicación que maximiza el número de puntos de interés cubiertos por al menos un sensor. Es decir, queremos maximizar la función objetivo:

$$f(S) = \sum_{i=1}^n \max I(d(p_i, s_j) \leq 100)$$

donde  $d(p_i, s_j)$  es la distancia euclidiana entre el punto de interés  $p_i$  y el sensor  $s_j$ , e  $I(\cdot)$  es la función indicadora que es 1 si la condición dentro de los paréntesis es verdadera y 0 en caso contrario.

Este es un problema de optimización combinatoria NP-hard, que no puede resolverse de manera eficiente para tamaños de problema grandes. Sin embargo, se puede abordar con técnicas de optimización aproximada, como el algoritmo de Recocido Simulado que hemos discutido.

A lo largo de los años, se han presentado numerosas soluciones al problema de la ubicación óptima de sensores. Sin embargo, muchos de estos enfoques se han centrado en técnicas de optimización exactas, que no son prácticas para escenarios con grandes conjuntos de puntos de interés y sensores. En contextos como la agricultura de precisión y la planificación de infraestructura de comunicaciones, se requiere una estrategia más eficiente y escalable. Esta investigación propone abordar este problema utilizando el algoritmo de Recocido Simulado, una técnica heurística que ha demostrado ser prometedora en una variedad de problemas de

optimización combinatoria. Nuestra propuesta no solo brinda una solución más eficiente, sino que también amplía la aplicabilidad de este tipo de técnicas en campos prácticos, llenando un vacío en la literatura actual al proporcionar una estrategia adaptable y escalable para el posicionamiento óptimo de sensores.

## MATERIALES Y MÉTODOS

Los experimentos computacionales realizado con Python, los paquetes random, numpy, matplotlib y copy, y se ejecutó en una computadora portátil con procesador Intel Core i7-8750H de 2.20 GHz, y 16.0 GB de memoria RAM.

El algoritmo del recocido simulado se describe de la siguiente manera (Kirkpatrick et al., 1983; Ingber, 1993; Zhang et al., 2021):

- Inicializa la solución actual, `solución_actual`, a una solución inicial aleatoria.
- Inicializa la mejor solución, `mejor_solución`, a `solución_actual`.
- Inicializa la temperatura, `T`, a un valor inicial alto.
- Mientras  $T > T_{min}$  (una temperatura mínima pequeña):

Genera una solución vecina, `vecina`, alterando ligeramente `solución_actual`.

Calcula el cambio de costo, `delta`, entre `vecina` y `solución_actual`.

Si  $\delta < 0$  o un número aleatorio entre 0 y 1 es menor que  $\exp(-\delta / T)$ :

Asigna `vecina` a `solución_actual`.

Si el costo de `solución_actual` es menor que el costo de `mejor_solución`:

Asigna `solución_actual` a `mejor_solución`.

Reduce la temperatura `T` de acuerdo con un horario de enfriamiento (por ejemplo,  $T = T * \alpha$ , donde  $\alpha < 1$ ).

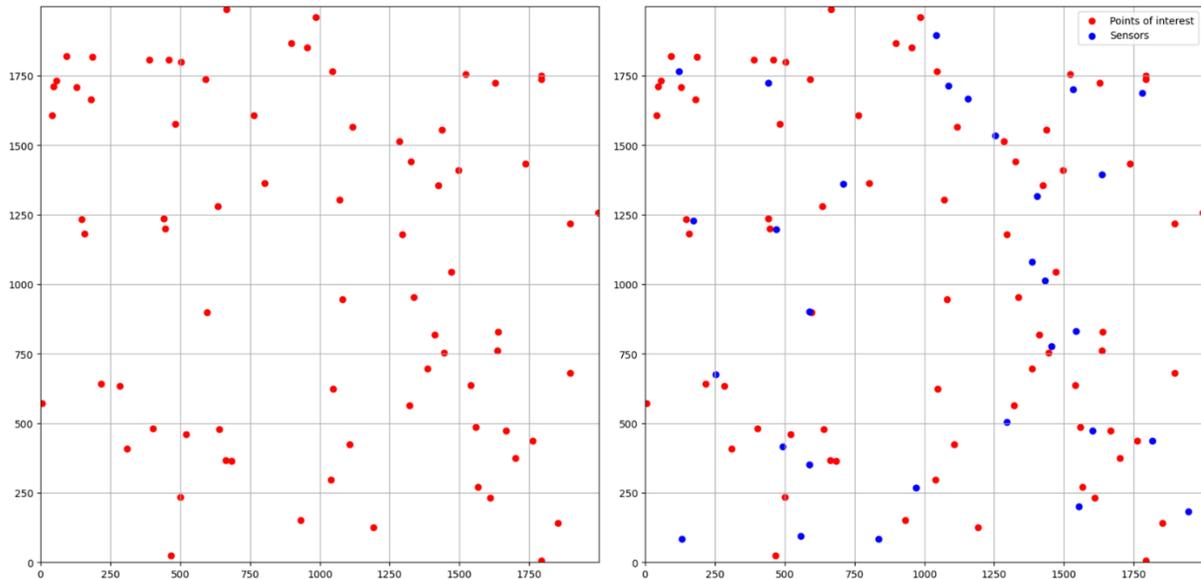
- Devuelve `mejor_solución`.

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Se generan 75 puntos de interés distribuidos aleatoriamente en la cuadrícula de 2000x2000 y 30 sensores que debemos ubicar sobre la superficie, ver figura 1.

**Figura 1.**

*Puntos de interés y sensores*



Los puntos de interés están representados por los puntos rojos en la gráfica y de color azul los sensores.

Ahora, vamos a implementar el algoritmo de Recocido Simulado. Este algoritmo necesita una función de costo, una función para generar soluciones vecinas y una función de enfriamiento.

En este caso, la función de costo se puede definir como la cantidad de puntos de interés que no están cubiertos por los sensores. Así, queremos minimizar esta función de costo.

La función de soluciones vecinas puede simplemente elegir un sensor aleatoriamente y moverlo a una nueva ubicación también aleatoria.

La función de enfriamiento controlará la tasa a la que el algoritmo está dispuesto a aceptar soluciones peores en la búsqueda de la solución óptima. Una elección común para la función de enfriamiento es una disminución exponencial del tipo  $T = T_0 * \alpha^t$ , donde  $T$  es la temperatura actual,  $T_0$  es la temperatura inicial,  $\alpha$  es una constante menor que 1 y  $t$  es el tiempo o la iteración actual.

La solución final del algoritmo de Recocido Simulado es la siguiente:

**Tabla 1.**

*Ubicación de los sensores*

<b>Sensor</b>	<b>Coordenada en</b>	<b>Coordenada en</b>
	<b><math>x</math></b>	<b><math>y</math></b>
1	1944	183
2	1432	1014
3	1385	1081
4	836	85
5	494	415
6	496	1197
7	1781	1688
8	1602	474
9	588	351
10	1156	1667
11	172	1228
12	1454	776
13	1404	1318
14	253	676
15	710	1362
16	557	94
17	1532	1702
18	1255	1536
19	131	83

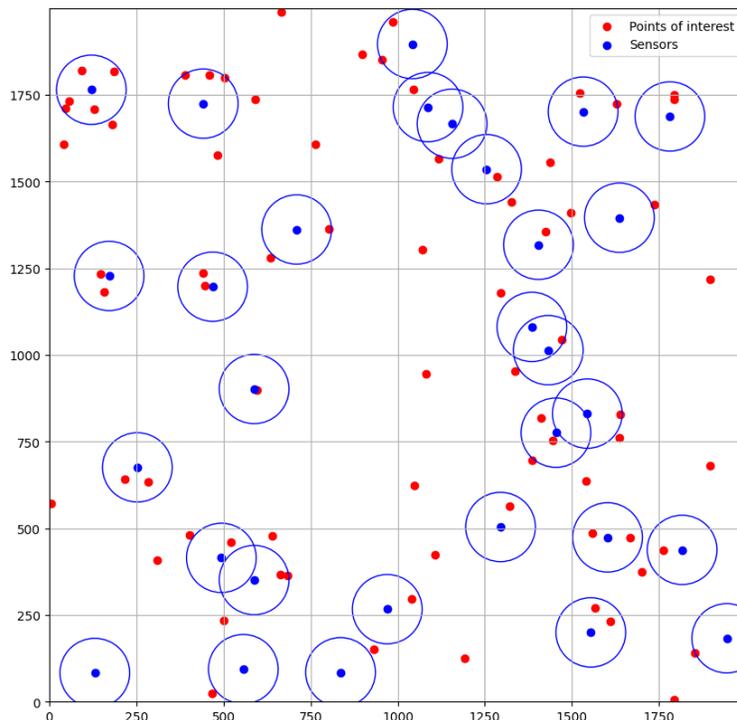
20	442	1725
21	1636	1396
22	121	1765
23	1295	504
24	1816	438
25	588	902
26	1087	1715
27	970	267
28	1544	831
29	1554	200
30	1042	1897

Estas ubicaciones de sensores están representadas por los puntos azules en la figura, y cada círculo alrededor de un sensor indica su rango de cobertura.

La función de costo para esta solución es 54, lo que significa que 54 de los 75 puntos de interés están cubiertos por al menos un sensor.

## Figura 2.

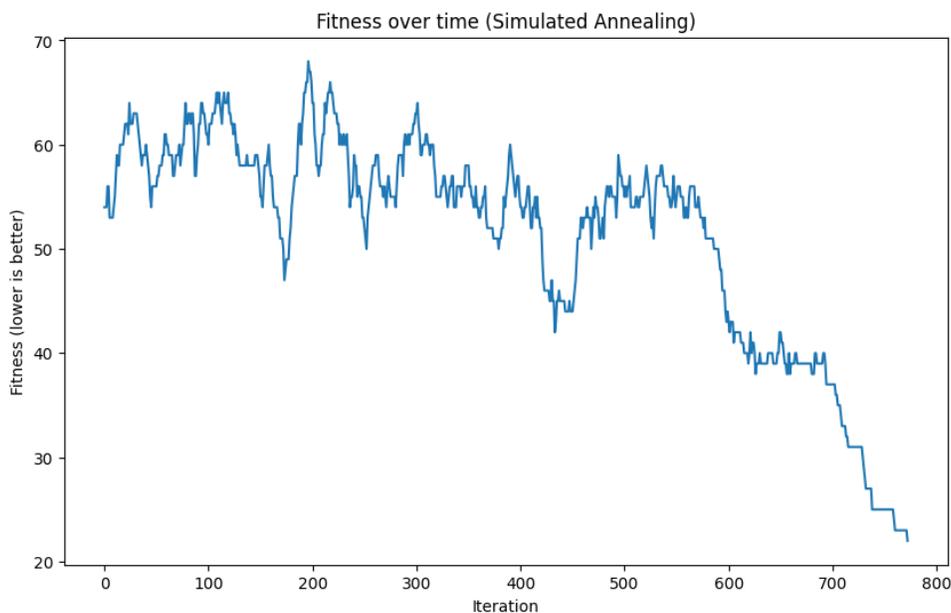
*Solución del problema*



La figura 3 muestra la evolución del fitness (en este caso, la cantidad de puntos de interés que no están cubiertos por los sensores) a lo largo de las iteraciones del algoritmo de Recocido Simulado. Como se puede ver, el fitness generalmente disminuye con el tiempo, lo que indica que el algoritmo está encontrando soluciones cada vez mejores (es decir, colocaciones de sensores que cubren más puntos de interés).

### Figura 3.

#### *Fitness por iteración*

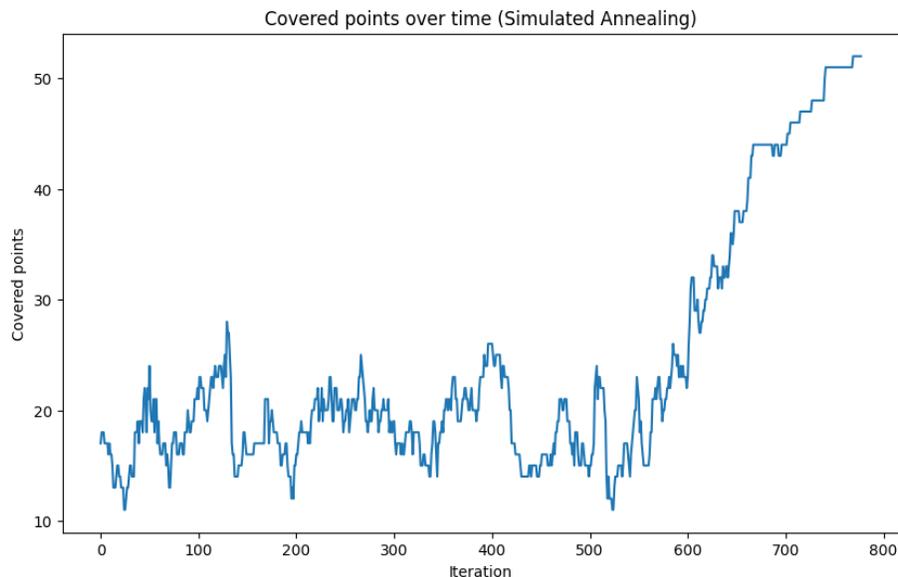


Otros gráficos de interés son la Temperatura y el cubrimiento de puntos, ver figura 4 y figura 5 respectivamente.

La figura 4 muestra el número de puntos de interés cubiertos por los sensores en cada iteración. Como se puede ver, el número de puntos cubiertos tiende a aumentar con el tiempo, lo que indica que el algoritmo está encontrando gradualmente soluciones que cubren más puntos de interés.

#### Figura 4.

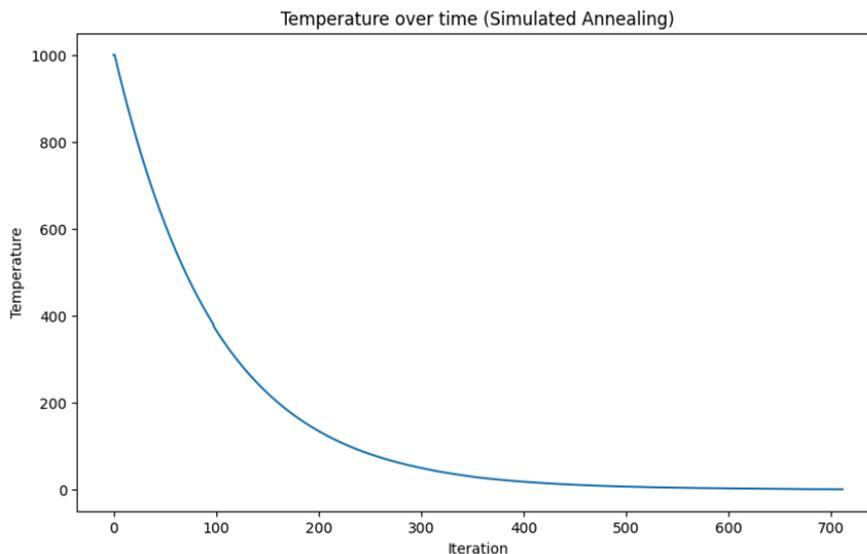
*Cubrimiento de puntos de interés a lo largo del tiempo*



Como se puede ver, la temperatura disminuye exponencialmente con el tiempo. Esto es de esperarse, ya que estamos utilizando un horario de enfriamiento exponencial. A medida que la temperatura disminuye, el algoritmo se vuelve cada vez menos propenso a aceptar soluciones peores, lo que a menudo conduce a una mejora gradual en la calidad de las soluciones encontradas.

#### Figura 5.

*Temperatura a lo largo del tiempo*



## CONCLUSIONES

En este trabajo, abordamos la desafiante cuestión del posicionamiento óptimo de sensores, una problemática con profundos impactos prácticos en áreas como la agricultura, la comunicación y la infraestructura. Mediante el uso del algoritmo Recocido Simulado (Simulated Annealing), no solo identificamos una estrategia viable para el posicionamiento, sino que también exploramos la naturaleza iterativa del algoritmo para refinamientos sucesivos en la solución. A través de este enfoque, conseguimos que una significativa cantidad de 54 de los 75 puntos de interés estuviesen cubiertos eficientemente por los sensores.

Es esencial subrayar que, dado el carácter estocástico del Recocido Simulado, nuestras soluciones pueden experimentar variaciones en diferentes ejecuciones. Este comportamiento intrínseco, sin embargo, también brinda una oportunidad: mediante múltiples ejecuciones, podemos identificar y seleccionar el resultado óptimo, potenciando la robustez y fiabilidad de nuestra estrategia de posicionamiento.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Akyildiz, I. F., Su, W., Sankarasubramaniam, Y., & Cayirci, E. (2002). A survey on sensor networks. *IEEE Communications magazine*, 40(8), 102-114.
- Chmielewski, D. J., Palmer, T., & Manousiouthakis, V. (2002). On the theory of optimal sensor placement. *AIChE journal*, 48(5), 1001-1012.
- Eldeeb, H., Arafa, M., & Saidahmed, M. T. F. (2017). Optimal placement of access points for indoor positioning using a genetic algorithm. En 2017 12th international conference on computer engineering and systems (ICCES) (pp. 306-313). IEEE.
- Heinzelman, W. R., Chandrakasan, A., & Balakrishnan, H. (2000). Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks. In Proceedings of the 33rd annual Hawaii international conference on system sciences (pp. 10-pp). IEEE.
- Ingber, L. (1993). Simulated annealing: Practice versus theory. *Mathematical and computer modelling*, 18(11), 29-57.

- Mainwaring, A., Culler, D., Polastre, J., Szewczyk, R., & Anderson, J. (2002, September). Wireless sensor networks for habitat monitoring. In Proceedings of the 1st ACM international workshop on Wireless sensor networks and applications (pp. 88-97).
- Kirkpatrick, S., Gelatt Jr, C. D., & Vecchi, M. P. (1983). Optimization by simulated annealing. *science*, 220(4598), 671-680.
- Pisinger, D. (2005). Where are the hard knapsack problems?. *Computers & Operations Research*, 32(9), 2271-2284.
- Reina, D. G., Marin, S. T., Bessis, N., Barrero, F., & Asimakopoulou, E. (2013). An evolutionary computation approach for optimizing connectivity in disaster response scenarios. *Applied Soft Computing*, 13(2), 833-845.
- Zhang, Y., Cao, L., Yue, Y., Cai, Y., & Hang, B. (2021). A novel coverage optimization strategy based on grey wolf algorithm optimized by simulated annealing for wireless sensor networks. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, 1-14.