

# Problema de las Capas de Aislante

David Barbas Rebollo

Técnicas de Inteligencia Artificial  
Noviembre, 2020

## 1 Introducción

En las prácticas de la asignatura se propone dar resolución al problema de las capas aislantes mediante 2 técnicas metaheurísticas. Estas técnicas suelen aplicarse a problemas que no tienen un algoritmo o heurística asociados que permita hallar una solución factible. Existen diferentes técnicas inspiradas en la naturaleza, basados en principios físicos o biológicos. Pero en este proyecto se centra a utilización y comparación del algoritmo genético y enfriamiento simulado.

## 2 Descripción del problema

El problema de las capas aislantes se basa en diseñar un material formado por un número finito de capas aislantes. Este problema se aplica en diferentes escenarios de aislantes térmicos, eléctricos, acústicos, etc.

Hay diferentes aproximaciones a este problema. Pero, en este proyecto el problema consiste en encontrar un material que use las  $N$  capas disponibles con el objetivo de maximizar el aislamiento total del material formado. Cabe comentar que cada par de capas tiene un determinado aislamiento.

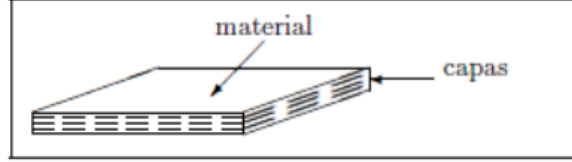


Figure 1: Ejemplo de juntar capas para formar un material de aislamiento.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
A		10	15	25	32	25	21	21	15	22	12	54
B	41		57	24	52	2	66	55	61	15	6	7
C	21	31		21	21	44	21	22	22	61	47	61
D	66	22	15		47	21	41	15	21	22	32	34
E	21	44	61	47		32	26	61	55	34	18	12
F	22	18	22	23	41		21	22	44	55	54	54
G	15	25	34	21	26	27		34	25	41	7	22
H	61	34	12	54	21	23	15		21	21	55	55
I	22	54	54	65	3	25	61	77		47	22	22
J	34	7	22	23	54	42	22	54	21		12	15
K	26	61	55	22	18	18	22	18	34	21		12
L	22	18	25	34	21	22	18	61	55	2	22	

Figure 2: Ejemplo de matriz de aislamiento al apilar las distintas capas.

### 3 Diseño de la solución

Para la realización del trabajo se ha optado por utilizar el entorno generalista *Opt4j*. De esta forma es posible centrarse en la codificación y ajuste de los parámetros de las técnicas metaheurísticas usadas.

Para la codificación de los individuos, en ambas metaheurísticas, hemos utilizado un vector que guarda la permutación de las capas utilizadas, cada capa tiene un valor numérico único entre 0 y  $N - 1$ , siendo  $N$  el número total de capas. El orden de las capas en el vector dicta en orden en el cual se colocan las capas para formar el material aislante.

Cabe comentar que la población inicial se genera aleatoriamente. Además, ambas metaheurísticas comparten la misma función a optimizar. Encontrar una solución que maximice la suma del aislamiento del material formado. A continuación, se expone la experimentación realizada con el algoritmo genético y enfriamiento simulado.

## 4 Experimentación

Los datos utilizados para la experimentación han sido la matriz mostrada en la Figura 2 y dos matrices con valores aleatorios de aislamiento 10 y 80 con la diagonal con valores a cero. Las matrices tienen un tamaño de 15x15 y 20x20 para aumentar la complejidad del problema. Para comparar correctamente ambas metaheurísticas se han realizado 100,000 generaciones e iteraciones.

### 4.1 Configuración algoritmo genético

Para la experimentación con el algoritmo genético se ha decidido mantener los valores por defecto de *Opt4j* exceptuando el valor de *cross over rate*, *cor*. El cual lo hemos variando entre  $\{0.45, 0.95\}$  para fomentar la exploración y la explotación respectivamente. También la función de selección es la de por defecto, ya que los padres son emparejados de forma sistemática en parejas para crear un nuevo individuo. En cambio, los otros dos métodos usan funciones aleatorias que pueden no usar a padres óptimos.

### 4.2 Configuración enfriamiento simulado

Para la experimentación con enfriamiento simulado se ha decidido mantener los valores por defecto de *Opt4j* e ir variando el número de iteraciones a realizar. Se ha decidido no modificar la temperatura final y variar la temperatura inicial,  $T_i$ , para investigar si fomentar la exploración o la explotación era más apropiado para el problema. Se han usado los valores  $\{10, 100\}$  como valores iniciales de temperatura.

### 4.3 Resultados obtenidos

En la figura 3 vemos como inicialmente algoritmo genético con  $cor=0.45$  obtiene la mejor solución y poco después enfriamiento simulado con  $T_i=10$  también obtiene la mejor solución.

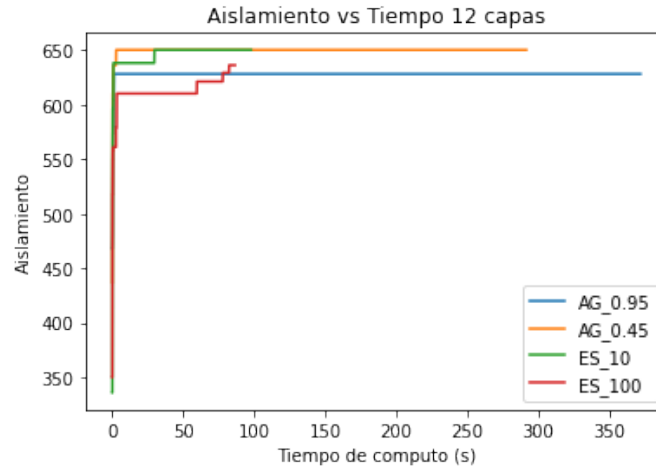


Figure 3: Gráfica de los resultados al aplicar el algoritmo genético y enfriamiento simulado al problema de 12 capas de aislamiento.

En la figura 4 vemos como rapidamente algoritmo genético con  $cor=0.95$  obtiene la mejor solución. De nuevo, enfriamiento simulado con  $T_i=10$  tarda más en obtener un buen resultado que es más tarde alcanzado por su contraparte de  $T_i=100$ .

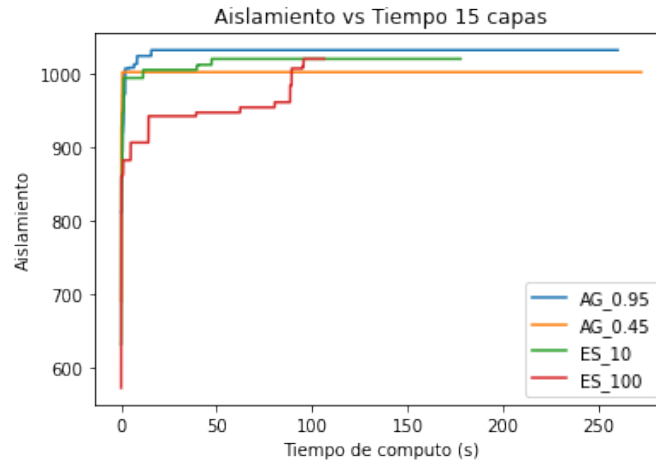


Figure 4: Gráfica de los resultados al aplicar el algoritmo genético y enfriamiento simulado al problema de 15 capas de aislamiento.

En la figura 5 vemos como por primera instancia algoritmos genéticos con

$cor=0.45$  obtiene un buen valor de aislamiento, pero no mejora con el tiempo. En cambio, con  $cor=0.95$  va mejorando hasta obtener el mejor resultado.

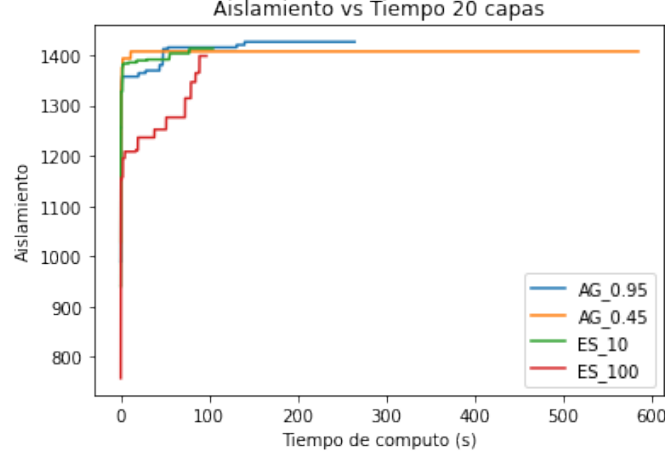


Figure 5: Gráfica de los resultados al aplicar el algoritmo genético y enfriamiento simulado al problema de 20 capas de aislamiento.

Es posible ver como en los 3 experimentos enfriamiento simulado con  $T_i=100$ , tarda mucho menos tiempo en acabar pero a su vez tarda más tiempo en obtener una solución aceptable en comparación a las otras técnicas.

Como hemos visto en las gráficas anteriores enfriamiento simulado se aproxima a la mejor solución de una forma más progresiva mientras los algoritmos genéticos la alcanzan en un menor coste temporal.

En la siguiente tabla mostramos los mejores resultados obtenidos, con el algoritmo usado, sus parámetros y en cuanto tiempo se ha obtenido el resultado.

Table 1: Tabla de los mejores resultados obtenidos, con el algoritmo usado, sus parámetros y en cuanto tiempo se ha obtenido el resultado.

Número de capas	Algoritmo	Parámetros	Aislamiento	Tiempo (s)
12	AG	$cor=0.45$	650	2.596
12	ES	$T_i=10.0$	650	29.556
15	AG	$cor=0.95$	1033	15.782
20	AG	$cor=0.95$	1426	139.979

## 5 Conclusión

Después de analizar la experimentación realizada previamente podemos extraer distintas conclusiones.

En primer lugar, vemos como la parametrización de estas metaheurísticas es muy importante, confirmando el *no free lunch theorem*. En segundo lugar, vemos como para este problema en general los algoritmos genéticos obtienen mejores resultados en encontrar una mejor solución en menor tiempo. Pero el enfriamiento es capaz de realizar 100,000 iteraciones antes que el algoritmo genético calcule 100,000 generaciones.

Otro punto a destacar, es que aparentemente la exploración de resultados retrasa la rápida explotación de buenos resultados. De esta forma, para obtener una buena solución en poco tiempo, se recomienda optar por algoritmos genéticos con un alto valor de *cor* y pocas generaciones a calcular independientemente del tiempo disponible. A su vez, sería interesante explorar a partir de que número de capas más recomendable utilizar un valor alto de *cor*.

Finalmente, este trabajo ha permitido obtener una idea más amplia sobre como aplicar técnicas metaheurísticas a problemas del mundo real.