

4 Algoritmo de optimización

A continuación se describe el algoritmo que se ha implementado para obtener la configuración óptima del parque eólico. Dicho algoritmo realiza una búsqueda heurística de la mejor solución, tomando dos posibles criterios de evaluación; bien el criterio de máximo valor esperado, o bien, el criterio de máxima utilidad esperada, descritos en el capítulo 2.

Los algoritmos evolutivos son técnicas robustas de búsqueda del óptimo que operan imitando los mecanismos de selección natural observados en la naturaleza [17], [18]. Este tipo de algoritmos tratan de resolver problemas cuya estructura contiene una función objetivo, $y = F(x_1, x_2, \dots, x_n)$, que se quiere maximizar o minimizar, y está sujeta a una serie de restricciones. En un algoritmo evolutivo, la cualidad o el conjunto de ellas que se pretende mejorar, se identifica como y , las variables del problema, (x_1, x_2, \dots, x_n) , como el fenotipo de cada individuo.

Mediante la función objetivo, F , se determina el *fitness* o *bondad*, y , que proporciona el grado de excelencia de cada individuo como potencial solución del problema. Así, se realizará una codificación del problema que permita tener en forma de vector cada una de las posibles soluciones del problema (individuo), de manera que el conjunto de soluciones posibles (población) vaya evolucionando tras cada iteración (generación).

4.1 Función objetivo

En este trabajo se proponen dos objetivos a maximizar de forma independiente. El primero de ellos es el valor esperado del VAN, que corresponde con el enfoque no axiomático, y el segundo criterio, será maximizar la utilidad esperada, planteado mediante el enfoque axiomático.

Ambos planteamientos se estudiarán por separado, y sus resultados serán analizados y comparados mediante una serie de ensayos que se plantearán en el quinto capítulo.

4.1.1 Máximo valor esperado

El objetivo de este planteamiento es obtener la configuración del parque eólico cuyo valor esperado del VAN sea máximo. Para ello, se calculará, el VAN correspondiente a cada individuo para cada uno de los escenarios, tal y como se muestra en la Tabla 1.

Tabla 1 Matriz de resultados.

Escenario	E_1	...	E_j	..	E_m
Probabilidad del escenario	$p(E_1)$...	$p(E_j)$...	$p(E_m)$
Individuo l	VAN_{l1}		VAN_{lj}		VAN_{lm}
...
Individuo i -ésimo	VAN_{i1}	...	VAN_{ij}	...	VAN_{im}
...
Individuo n -ésimo	VAN_{n1}	...	VAN_{nj}	...	VAN_{nm}

La configuración óptima será aquella cuyo valor esperado del VAN sea máximo, dicho valor se calculará mediante:

$$VME_i = \sum_{j=1}^m VAN_{ij} p_j \quad (33)$$

Donde,

VME_i . Es el valor medio esperado del VAN para el individuo i -ésimo.

VAN_{ij} . Es el valor actual neto correspondiente al individuo i -ésimo y al escenario j -ésimo.

p_j . Es la probabilidad de ocurrencia del escenario j -ésimo.

4.1.2 Máxima utilidad esperada

En este caso, el objetivo a maximizar es la utilidad esperada. Para ello, al igual que para el criterio de máximo valor esperado, se calcularán el VAN correspondiente a cada individuo y escenario. Al máximo valor de VAN_{ij} (máximo histórico de todas las generaciones del algoritmo evolutivo) se le asignará una utilidad igual a 1, mientras el valor de utilidad igual a cero se asignará a la rentabilidad mínima que el decisor está dispuesto recibir para acometer el proyecto. Con dichos valores y modelando la actitud del decisor frente al riesgo mediante el parámetro de tolerancia al riesgo, ρ , se determinará la función de utilidad según la expresión (25).

En este caso el objetivo es maximizar la utilidad esperada, determinada mediante:

$$UE_i = \sum_{j=1}^m u(VAN_{ij}) p_j \quad (34)$$

Donde,

UE_i . Es la utilidad esperada correspondiente al individuo i -ésimo.

$u(VAN_{ij})$. Es la utilidad correspondiente al valor del VAN obtenido para el individuo i -ésimo y el escenario j -ésimo.

p_j . Es la probabilidad de ocurrencia del escenario j -ésimo.

4.2 Codificación del individuo

Cada potencial solución (individuo) es codificada de modo que queden definidos todos los parámetros de manera unívoca empleando para ello una notación decimal:

- La posición de cada aerogenerador, X_k e Y_k
- El tipo de aerogenerador, T_k
- La altura de la torre de cada aerogenerador, H_k .

Tabla 2 Codificación de los individuos.

	Turbina 1	Turbina 2	...	Turbina k -ésima
Coordenada x	X_1	X_1	...	X_k
Coordenada y	Y_1	Y_2	...	Y_k
Tipo de turbina	T_1	T_2	...	T_k
Altura de la torre	H_1	H_2	...	H_k

En la Tabla2 se muestra el esquema de la codificación empleada. Cada individuo queda caracterizado en forma de matriz. Cada elemento de ésta es denominado gen. Las dos primeras filas de dicha matriz representan las coordenadas de posición de cada turbina, la tercera fila corresponde al tipo de aerogenerador, mientras la última representa la altura. Hay que destacar que el número de columnas puede ser variable dependiendo del número de aerogeneradores que considere cada individuo.

4.3 Operadores

Los dos tipos de operadores usados principalmente en los algoritmos evolutivos son el cruce y la mutación. El operador de cruce se aplica sobre dos individuos (padres), que se combinan formando nuevos individuos (hijos) correspondientes a una mezcla entre los genes de sus padres. Los padres se seleccionan al azar, asignándole mayor probabilidad de ser seleccionados aquellos que en el conjunto de la población tengan un *fitness* mayor [18].

El operador de mutación actúa sobre un individuo modificando uno o más genes de forma aleatoria. Cuando la población esta confinada en torno al máximo local, este operador es clave para una eventual salida de la zona de atracción de dicho máximo, con lo que se potencia que el algoritmo evolucione hacia el máximo global.

