

# Algoritmos Evolutivos Aplicados al Diseño Inteligente de Parques Eólicos

Martín Bilbao<sup>1</sup>, Enrique Alba<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universidad Nacional de la Patagonia Austral, Caleta Olivia, Argentina  
mbilbao@uaco.unpa.edu.ar

<sup>2</sup> Universidad de Málaga, España  
eat@lcc.uma.es

**Resumen** En este documento se muestran dos tipos de algoritmos metaheurísticos aplicados al diseño inteligente de un parque eólico, la idea básica es utilizar CHC y algoritmos genéticos para obtener una buena configuración de molinos dentro del parque de tal manera que maximicen la energía total producida y minimicen la cantidad de molinos utilizados. En este trabajo analizaremos dos casos de estudios con una distribución real de vientos de la patagonia argentina, un terreno irregular con restricciones y aplicaremos ambos algoritmos para finalmente mostrar las configuraciones obtenidas, la energía generada, la eficiencia del parque en su conjunto y los tiempos de ejecución de cada algoritmo.

**Palabras Claves:** CHC, Algoritmos Genéticos, Optimización, Energía Eólica, Metaheurísticas.

## 1. Introducción

Hoy en día el uso de energías renovables está creciendo en todas partes del mundo, ya que es una fuente de obtención de energía no contaminante e inagotable. El propósito más interesante es tratar de obtener la mayor cantidad de energía a un costo razonable, sabiendo que el parque eólico es un conjunto de molinos o aerogeneradores que se disponen estratégicamente para aprovechar al máximo el viento disponible en la zona. Uno de los objetivos perseguidos en este campo y el que se tratará de obtener en este trabajo es la disposición óptima de los molinos en el parque eólico ya que un molino recibe menos viento que otro, por lo tanto menor energía podrá capturar, si se encuentra detrás de él y muy próximo. Este efecto es conocido como *el efecto estela* [1], dicho efecto debe reducirse optimizando la geometría del parque y respetando los criterios de distancia de los molinos con respecto a sus adyacentes horizontales o verticales.

Diferentes algoritmos como Simulated Annealing o Algoritmos Genéticos Distribuidos se han utilizado en trabajos anteriores para resolver estos tipos de problemas

[2][3]. También hemos utilizado Simulated Annealing y CHC con terrenos irregulares y distribución real de vientos[4][5] En este caso aplicaremos otras técnicas que han dado buenos resultados en problemas de RND (Radio Network Design) como CHC [6] y Algoritmos Genéticos[7]. Para estos dos algoritmos resolveremos los casos de estudios que se plantean y realizaremos una comparación entre ambos para obtener distintas conclusiones.

El resto del artículo se divide de la siguiente manera: en la sección 2 se explicará el modelo de estela utilizado, así como los modelos de potencia, modelo de costo y función objetivo del problema, en la sección 3 se comentará la distribución real de vientos utilizada para el modelo, en la sección 4 se explicarán los algoritmos CHC y algoritmo genético y como fueron adaptados al problema de optimización en el parque eólico, en la sección 5 se mostrarán los experimentos realizados para los casos de estudios propuestos y en la sección 6 las conclusiones y trabajos futuros.

## 2. Modelado del Parque Eólico

En esta sección se explicarán el modelos de estela utilizado, el modelos de potencia, y el modelo de costo. También se mostrarán las representaciones usadas para modelar el problema y la función objetivo asociada.

### 2.1. Modelo de Estela

El modelo de estela utilizado fue propuesto por Katic [6], este modelo calcula el viento perdido para un molino que se encuentra detrás de otro y en sus proximidades. La velocidad de viento perdida por este efecto se calcula como en la ecuación 1, donde  $U_0$  es la velocidad real en el parque,  $U_x$  es la velocidad que existe a una distancia  $X$ ,  $C_t$  es el coeficiente de arrastre del molino,  $D$  es el diámetro del rotor del molino y  $k$  es una constante propia del fenómeno de la estela.

$$dV = U_0 - U_x = U_0 \cdot \frac{1 - \sqrt{1 - C_t}}{\left(\frac{1+2kX}{D}\right)^2} \quad (1)$$

### 2.2. Modelo de Potencia

El modelo de potencia describe como se comporta el molino en función del viento incidente en él, de esta manera se calcula la potencia generada. En este trabajo se utiliza el modelo Gamesa G47, donde  $U_x$  es el viento incidente en el molino.

$$P_i(kW) = \begin{cases} 0 & \text{para } U_x < 4m/s, \\ 0,3U_x^3 & \text{para } 4m/s \leq U_x \leq 16m/s, \\ 700 & \text{para } 16m/s \leq U_x \leq 25m/s, \\ 0 & \text{para } 25m/s < U_x \end{cases} \quad (2)$$

La potencia total generada en el parque eólico es la suma de las potencias individuales de cada molino como muestra la ecuación 3, donde  $N$  es el número de molinos en el parque.

$$P_{tot} = \sum_{i=1}^N P_i \quad (3)$$

### 2.3. Modelo de Costo

En nuestro trabajo solo el número de molinos influye en el costo asociado. El costo total de la instalación del parque eólico se expresa mediante la ecuación 4, donde  $cost_{gy}$  representa el costo del aerogenerador y su valor en este trabajo es de € 730,000. Se han considerado tres tipos de costos, el costo de instalación € 800 por KhW instalado, € 80,000 por costo de instalación en la zona de alta capacidad portante (35 % menos en la zona de baja capacidad portante) y € 90,000 el costo del molino.

$$cost_{tot} = cost_{gy} \cdot N(2/3 + 1/3 \cdot e^{-0,00174N^2}). \quad (4)$$

### 2.4. Representación de los molinos en el Parque Eólico

El parque eólico lo dividimos en varias celdas y lo tratamos como una matriz. Cada celda puede tener dos estados, un 1 si contiene un molino o un 0 si esta vacía. En este caso de una matriz de  $10 \times 10$  se utilizó un arreglo binario de 100 elementos de longitud para modelar por completo el parque. Cada celda tiene como lados una distancia de  $5D$  equivalente a cinco diámetros del rotor del molino (47m para Gamesa G47), dando una dimensión real de  $50D \times 50D$ . Los  $5D$  garantizan la regla del espacio mínimo que debe existir entre los molinos en forma vertical y horizontal para que el efecto estela tenga la mínima incidencia en el viento que le llega a cada molino.

### 2.5. Función Objetivo

La función objetivo que queremos maximizar es la producción anual de energía producida por el parque eólico, la misma está definida en la ecuación 5[7], donde  $st$  es el precio en € tomado del mercado por cada KWh de energía eléctrica producida, cuyo

valor en este trabajo es de  $0,1 \text{ €/KWh}$ ,  $P_{tot}$  es la potencia total producida por el parque eólico en un año dado por la ecuación 8 y  $cost_{tot}$  es el costo de instalación del parque eólico dado por la ecuación 4.

$$E_a = \left[ st - \left( \frac{cost_{tot}}{P_{tot}} \right) \right] P_{tot} \pm G(x) \quad (5)$$

La función penalidad  $G(x)$  depende del número de turbinas que se encuentren en la zona de penalización, en este caso penalizamos al fitness con la expresión 6, donde  $k$  es la cantidad de turbinas dentro de la zona prohibida y  $q$  es la cantidad de lugares prohibidos dentro del campo eólico.

$$G(x) = \left( \frac{k}{q} \right) * profit \quad (6)$$

### 3. Distribución de Vientos de Comodoro Rivadavia

En esta sección introducimos la distribución de datos reales de la ciudad de Comodoro Rivadavia del año 2010. La distribución de Weibull es la distribución más utilizada en la caracterización del viento; para ello se necesita de un conjunto de velocidades de viento cada 15 minutos durante un año para obtener los histogramas correspondientes, y poder calcular los parámetros  $c$  y  $k$  de la distribución mediante un proceso de regresión simple. La probabilidad de ocurrencia de un viento  $v$  se calcula mediante la fórmula 7:

$$p(v) = (k/c)(v/c)^{k-1} \times e^{-(v/c)^k}, \quad (7)$$

En este proceso hemos obtenido  $k = 1,44$  y  $c = 7,4$ , y un 98 % del coeficiente de correlación necesarios para calcular las diferentes probabilidades de los vientos mediante la fórmula 7. La energía anual producida por cada turbina se calcula mediante la expresión 8, donde  $a$  y  $b$  son las velocidades de inicio y corte del molino,  $T$  es el número de horas del año (8760),  $p(v)$  es la probabilidad de ocurrencia del viento  $v$  y  $P_j$  es la potencia obtenida por el molino  $j$  con el viento  $v$ . Solo se considerará viento proveniente del oeste debido a que en la zona predomina esa dirección.

$$P_{tot} = T \times \sum_{j=1}^N \int_a^b P_j(v) \times p_j(v) dx, \quad (8)$$

### 4. Algoritmos Utilizados

En esta sección se explicarán los algoritmos que se han utilizado para resolver el problema de optimización de energía en el parque eólico, se detallarán las estructuras de los algoritmos y los parámetros utilizados.

#### 4.1. CHC

El algoritmo CHC se diseñó para trabajar con poblaciones codificadas como cadenas binarias. CHC es un tipo de algoritmo que no emplea mutación para producir nuevas soluciones sino un mecanismo de cruce llamado *HUX*. La selección de los individuos para completar la siguiente generación se realiza bajo un criterio elitista entre padres e hijos, es decir que se conservan las mejores soluciones que formarán parte de la nueva población, y en el momento que se genere un estancamiento en la población se produce un reinicio de la misma. La población tiende a homogeneizarse debido a la ausencia de mutación y el criterio elitista ya que no hay diversidad, para resolver este problema CHC implementa un mecanismo de prevención de incesto, es decir que se seleccionan los padres al azar pero el cruce se efectúa si los individuos no son demasiados parecidos o sea que la distancia de Hamming entre ellos es superior a un determinado umbral llamado *umbral de incesto*. A medida que avanza la evolución de la población, cada vez menos individuos cumplen la condición de no incesto por lo que es necesario reducir el umbral. Cada vez que no haya cambios en la población pasada una iteración, el umbral se reduce en uno. El pseudocódigo de nuestro algoritmo es el siguiente:

---

#### Algoritmo 1 CHC

---

```
1:  $t \leftarrow 0$ ; /* contador de evaluaciones */
2: inicializar( $Pa$ , Distancia) /* Inicializa la población y las distancias
3: mientras no hay criterio de parada( $t$ ,  $Pa$ ) hacer
4:    $Padres \leftarrow seleccion(Pa)$ ; /* Seleccionar padres */
5:    $Hijos \leftarrow HUX(Padres)$  /* Cruce HUX */
6:   evaluar( $Pa$ ,  $Hijos$ ) /* evaluar los hijos */
7:    $Pa \leftarrow elitismo(hijos, Pa)$ 
8:   si  $Pa$  no Cambio entonces
9:      $distancia \leftarrow distancia - 1$ ;
10:    si  $distancia == 0$  entonces
11:      resetear( $Pa$ )
12:      inicializar( $distancia$ )
13:    fin si
14:  fin si
15:   $t \leftarrow t + 1$  /* Una evaluación más */
16: fin mientras
17: Retornar: mejor solución encontrada.
```

---

El cruce utilizado en este algoritmo es el HUX (Heterogeneous Uniform Crossover), que trata de copiar a los hijos los bits comunes de los padres y la mitad de los bits no comunes asignárselo a cada hijo de manera tal que la distancia de Hamming sea máxima, se genera una máscara con los bits comunes a partir de los dos padres y los bits no comunes se asignan aleatoriamente a cada hijo teniendo en cuenta que cada uno de ellos debe tomar la mitad de los bits no comunes, generando dos nuevos hijos.

## 4.2. Algoritmos Genéticos

Los Algoritmos genéticos son técnicas estocásticas utilizadas en la optimización combinatoria, búsqueda y aprendizaje automático [9]. Están inspiradas en la teoría de evolución de Charles Darwin, en donde se expone que los individuos tienen una determinada adaptación en el medio donde viven, y los mejores adaptados tienen mayor probabilidad de transmitir sus genes a las generaciones siguientes. Ésta misma teoría es aplicada para los algoritmos genéticos que parten de poblaciones de individuos, generalmente aleatorias, y las hace evolucionar sometiendo a acciones probabilísticas similares a la de la evolución biológica (mutaciones y recombinaciones genéticas), así como un mecanismo de selección para elegir que individuos podrán participar en dichas variaciones para generar nuevos individuos, que conformarán las siguientes generaciones. El Pseudocódigo de un AG se muestra en el algoritmo 2.

---

### Algoritmo 2 Algoritmo Genético

---

```

1:  $t \leftarrow 0$ ; /* contador de iteraciones */
2: inicializar( $Pa$ ) /*Inicializa la población
3: mientras no hay criterio de parada( $t, Pa$ ) hacer
4:    $Padres \leftarrow seleccion(Pa)$ ; /* Seleccionar padres */
5:    $Hijos \leftarrow reproduccion(Padres)$  /* Cruce HUX */
6:   mutacion( $Hijos$ ) /*mutar los hijos*/
7:   evaluar( $Hijos$ ) /*evaluar los hijos*/
8:    $nuevaGeneracion = reemplazo(Pa, Hijos)$  /*reemplazo la población por la actual */
9:    $t \leftarrow t + 1$  /* Una iteración más */
10: fin mientras
11: Retornar: mejor solución encontrada.

```

---

Los parámetros utilizados para el algoritmo genético y para CHC se muestran en la tabla 1:

**Tabla 1.** Parámetros utilizados en ambos algoritmos

Descripción	AG	CHC
Tamaño de la población	128	128
Tipo de cruce	2 puntos	HUX
probabilidad de cruce	0.8 %	
probabilidad de mutación	0.01 %	
Selección de padres	Torneo 3 individuos	Aleatoria con umbral de incesto
Selección de nueva generación	Elitista	Elitista
Población preservada	5 %	5 %
Umbral de incesto inicial		25 % del tamaño de la instancia
Valor de convergencia K		1

## 5. Experimentos Realizados

Para este trabajo plantearé dos casos de estudios, en todos ellos consideraremos el viento con una dirección constante (proveniente del oeste) con la distribución real de vientos. El primer caso se considerará el terreno irregular con igual valor de costos de cimentación para todos los puntos factibles y el segundo escenario se disminuirán en un 35% los costos de cimentación de algunos lugares, ambos escenarios se muestran en la fig. 1. Para ambos se obtendrán las configuraciones de parque para cada caso con el valor de fitness asociado, desviación estándar del fitness, potencia generada, cantidad de molinos a utilizar, eficiencia del parque y el tiempo del algoritmo y el número de evaluaciones necesarias para encontrar la mejor solución. El algoritmo se ejecuta treinta veces de manera independiente con un criterio de parada de 5,000,000 de evaluaciones, todos los casos han sido ejecutados en un Intel Pentium 2xQuadCore de 2 GHz cada uno y para la implementación se ha utilizado la librería de optimización Mallba [10].

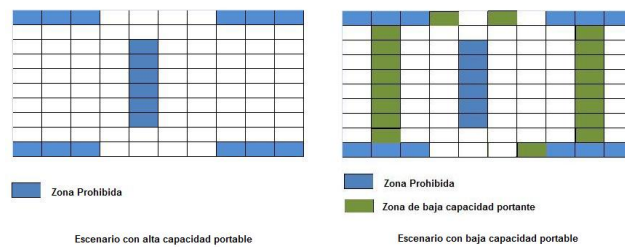


Figura 1. Escenario a y b para el problema

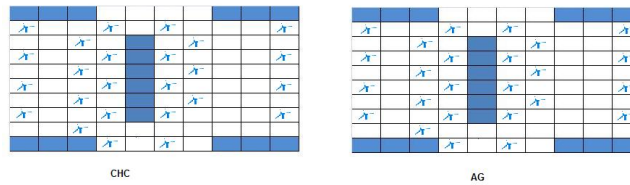
### 5.1. Caso (a): Terreno Irregular con alta capacidad portante

Para este caso se han ejecutado los dos algoritmos CHC y AG con los parámetros mostrados en la tabla 1 y obtuvimos la siguiente configuración del parque así como los siguientes valores que se muestran en la tabla 2

La configuración del parque encontrada por ambos algoritmos es la que muestra la Fig. 2, como se puede ver todos los molinos se alinean en filas respetando las distancias entre ellos y en el mismo sentido que la dirección del viento. En este caso CHC en promedio obtuvo mejor fitness, potencia y eficiencia del parque, pero a costa de mayor número de evaluaciones y mayor tiempo que en este caso éste último no es significativo. GA obtuvo valores muy similares en esos casos, pero en mayor evaluaciones y con más tiempo.

**Tabla 2.** Resultados del case (a)

Descripción	CHC	GA
Fitness Promedio (€)	<b>2125660</b> ( $\pm 152584,8$ )	2100800 ( $\pm 239926,4$ )
Potencia Promedio (KWH)	<b>9205, 13</b>	9132,89
Eficiencia Promedio (%)	<b>52, 6</b>	52,1
Numero de Molinos (N)	25	25
Tiempo de Ejecución Promedio (s)	62,54	<b>97, 15</b>
Evaluación Promedio de la Mejor Solución	260711	<b>856147</b>



**Figura 2.** Configuración del parque para ambos algoritmos

Se han realizado estudios estadísticos de los tiempos y el fitness, para el tiempo promedio se calculo el p-value con el test *Kruskal-Wallis* y es existe diferencia significativa de CHC con respecto a GA, por lo tanto se concluye que CHC es más rápido para encontrar la solución. Para el caso del fitness no se encuentran diferencias significativas por lo tanto se concluye que las medias son iguales.

## 5.2. Caso (b): Terreno Irregular con baja capacidad portante

Para este caso se han ejecutado los dos algoritmos CHC y GA con los parámetros mostrados en la tabla 1 y obtuvimos la siguiente configuración del parque así como los siguientes valores que se muestran en la tabla 3

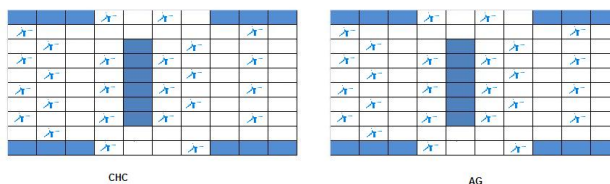
La configuración del parque encontrada por ambos algoritmos es la que muestra la Fig. 3, como se puede ver los molinos más cercanos a la zona de capacidad portante se han desplazado hacia ella siempre que se respete la distancia entre ellos, es por ello ambos obtuvieron mayor fitness que el caso anterior debido al menor costo de cimentación, la potencia y eficiencia promedio del parque es equivalente dado a que el costo de instalación no afecta a la potencia generada, pero CHC lo hizo nuevamente en menor número de evaluaciones y menor tiempo. GA a diferencia del caso anterior necesitó más evaluaciones y por ende mayor tiempo.

Se han realizado estudios estadísticos de los tiempos y el fitness, para el tiempo promedio se calculo el p-value con el test *Kruskal-Wallis* y es existe diferencia signifi-



**Tabla 3.** Resultados del case (b)

Descripción	CHC	GA
Fitness Promedio (€)	2517660( $\pm$ 141583,7)	2436800 ( $\pm$ 221258,7)
Potencia Promedio (KWH)	9205,13	9132,89
Eficiencia Promedio (%)	52,6	52,1
Numero de Molinos (N)	25	25
Tiempo de Ejecución Promedio (s)	<b>66,23</b>	95,11
Evaluación Promedio de la Mejor Solución	<b>275141</b>	862598



**Figura 3.** Configuración del parque para ambos algoritmos

cativa de CHC con respecto a GA, por lo tanto se concluye que CHC es más rápido para encontrar la solución. Para el caso del fitness no se encuentran diferencias significativas por lo tanto se concluye que las medias son iguales.

## 6. Conclusiones y Trabajos Futuros

Hemos resuelto los casos propuestos con dos algoritmos muy competitivos como lo son CHC y GA. En todos los casos se han conseguido buenas soluciones difiriendo básicamente en el número de evaluaciones y el tiempo empleado para encontrar dicha solución. En el primero caso se obtuvieron las mismas configuraciones en ambos casos pero CHC lo hizo en menos tiempo y en menos número de evaluaciones. En el segundo caso vemos como las soluciones buscan la zona de menor costo para aumentar el fitness, siempre respetando las distancia entre ellos. CHC mostro ventajas con respecto al tiempo y número de evaluaciones necesarias, coincidiendo en los demás parámetros con GA. Como trabajo futuro proponemos escalar el problema a instancias más grandes, mejorando el modelo matemático incorporando más la influencia del terreno como así distintas características de los molinos. También en un futuro se podrá plantear el problema como multiobjetivo ya que tenemos dos variables como la potencia y el costo que son contrapuestos.

## 7. Agradecimientos

Proyecto UNPA-29/B105, Universidad Nacional de la Patagonia Austral, Argentina. Proyecto DIRICOM N° P07-TIC-03044 y Proyecto M\* N° TIN2008-06491-C04-01, Universidad de Málaga, España. M. Bilbao agradece la cooperación de la Universidad de Málaga por proveer ideas y críticas constructivas a nuestros trabajos, así como a la Universidad Nacional de la Patagonia Austral y a la Agencia Nacional de Promoción Científica y Tecnológica (ANPCYT) por la beca doctoral recibida.

## Referencias

1. J.F Manwell, J.G. McGowan, and A.L.Rogers, *Wind Energy Explained-Theory, Design and Application*, 1st ed. , Reprint with correction, Jhon Wiley & Sons Ltd. ,2003, p.384 & p.44.
2. M. Bilbao, E. Alba, "Simulated Annealing for Optimization of Wind Farm Annual Profits" - *2nd International Symposium on Logistics and Industrial Informatics Austria*, 2009.
3. H.S.Huang, "Distributed Genetic Algorithm for Optimization of Wind Farm Annual Profits". *Intelligent Systems Applications to Power Systems*, 2007. ISAP 2007. International Conference on Volume , Issue , 5-8 Nov. 2007 Page(s):1 - 6.
4. M.Bilbao, E. Alba, "GA and PSO Applied to Wind Energy Optimization" . *CACIC 09*, Jujuy, Argentina. 2009.
5. M. Bilbao, E.Alba, "CHC and SA Applied to Wind Energy Optimization Using Real Data". *CEC 10*, Barcelona, 2010.
6. E.Alba, G.Molina, F.Chicano, "Optimal Placement of Antennae using Metaheuristics" . *Numerical Methods and Applications (NM&A-2006)*, Borovents, Bulgaria. 2006.
7. I. Katic, J. Hojstrup and N. O. Jensen, "A Simple Model for Cluster Efficiency", *European Wind Energy Association Conference and Exhibition*, Rome-Italy, pp. 407-410, 7-9 October 1986.
8. U. A. Ozturk and B. A. Norman, "Heuristic methods for wind energy conversion system positioning", *Electric Power Systems Research*, vol.70, pp. 179-185, 2004.
9. D.E.Goldberg, *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison Wesley, 1989.
10. E. Alba, F. Almeida, M. Blesa, C. Cotta, M. Díaz, I. Dorta, J.Gabarró, C. León, G. Luque, J. Petit, C. Rodríguez, A. Rojas, F. Xhafa, "Efficient Parallel LAN/WAN Algorithms for Optimization. The MALLBA Project", *Parallel Computing* 32(5-6):415-440, 2006.