

Algoritmos Genéticos: Enriquecimiento de Terrenos Llanos Mediante el Uso de Energía Eólica

Daniela E. Díaz, Victor H. Lombardo, Facundo Alvarez, Gastón Albizuri, Ezequiel Martí

Univ. Tecnológica Nacional Facultad Regional Rosario

danielisabet@yahoo.com , victorlombardo@hotmail.com, alvfacu@gmail.com,
gastonalbizuri@hotmail.com, marti.ezequiel@hotmail.com

Resumen. Las exigencias del cuidado al medioambiente, el crecimiento demográfico y las demandas de los mercados, están requiriendo la construcción de fuentes de generación de energías no convencionales. Es necesario el estudio de técnicas de inteligencia artificial, como la de los algoritmos genéticos y metaheurísticas, para mejorar la producción de energía; en especial aquellas provenientes de fuentes renovables o alternativas. El trabajo pretende obtener una distribución eficiente de los aerogeneradores dentro de granjas eólicas para optimizar el uso de la energía capturada. Luego, en una futura investigación se modificará el algoritmo genético para minimizar los costos implicados analizando en profundidad la influencia de dicha variable de estudio y estudiando las distintas formas de optimizar el almacenamiento de la energía producida.

Palabras Claves: *Algoritmos Genéticos. Granjas eólicas. Aerogeneradores. Optimización.*

1 Introducción

La energía es un recurso estratégico fundamental para el desarrollo socio productivo de todos los países, especialmente para Argentina donde el año 2017 fue declarado como el año de las energías renovables [1]; haciendo énfasis en el artículo 2 de la Ley 27.191 [2].

En este sentido, nuestra investigación es estratégica para optimizar la generación de energías renovables, en especial la eólica, mediante la aplicación de técnicas basadas en Inteligencia Artificial (IA) más precisamente de los algoritmos genéticos (AG). Sin embargo, se pueden utilizar para resolver la problemática otras técnicas de optimización como el algoritmo de la colonia de hormigas, optimización por enjambre de partículas y algoritmos de búsqueda aleatorias, entre otros [3].

El proyecto es de corte exploratorio y experimental. En una primera instancia se realizó un exhaustivo recorrido bibliográfico para detectar indicadores que permitieran medir la incidencia de la IA, específicamente de los algoritmos genéticos, en la optimización de la generación y almacenamiento de energías renovables.

Posteriormente se analizó la utilización de distintas formas de búsqueda como de optimización de soluciones. Los algoritmos genéticos, las heurísticas, las metaheurísticas [4, 5], son las herramientas alternativas que se utilizaron para solucionar en una primera instancia el problema de optimizar la distribución de aerogeneradores en las granjas eólicas logrando extraer el máximo caudal energético sin considerar la influencia de la variable costo [6].

Tomando como punto de partida los modelos matemáticos realizados por otros autores [7, 8] planteamos un modelo simplificado donde identificamos distintas variables que nos permitieron enfocarnos en las características principales del problema de manera de poder confeccionar el algoritmo genético que cumplió el objetivo central del trabajo.

Se ha utilizado el lenguaje de programación C# como base del desarrollo del modelo basado en algoritmos genéticos para llevar a cabo diferentes simulaciones y obtener distintas configuraciones de parques eólicos permitiendo contrastarlas [9].

2 Estado del arte

En esta sección hacemos referencia a trabajos publicados anteriormente, con el fin de rescatar e identificar características sobresalientes que nos ayudaron a desarrollar el modelo utilizado para solucionar el problema planteado.

A pesar de ser un campo de estudio relativamente “joven” han aparecido varios trabajos publicados en los que se recoge el estado del arte sobre el tema desde distintas perspectivas. No todos los documentos tratan directamente el tema, sin embargo, todos presentan aspectos relacionados con la optimización de algún elemento o del parque eólico en su conjunto.

El modelo planteado se desarrolla a partir del análisis de la tesis de Mora [7] donde el autor presenta un algoritmo evolutivo para la optimización global de un parque eólico que permite superar algunas limitaciones observadas en otros trabajos.

Llor y colab. [6] compararon dos variantes de algoritmos aplicados al diseño de granjas eólicas. Este trabajo, nos ayudó a decidirnos por abordar el modelo a través de algoritmos genéticos.

Por otra parte, Bilbao y Alba [5] compararon la factibilidad del uso de los algoritmos genéticos frente al algoritmo CHC.

En una publicación reciente [10] observamos lineamientos similares a los de nuestro trabajo, sin embargo, utiliza un método de búsqueda local que intenta encontrar la solución óptima cerca de la solución aproximada obtenida por el mismo algoritmo genético. Además, considera el costo, una variable que, en este trabajo, no tendremos en cuenta.

3 Desarrollo e implementación del modelo matemático para un parque eólico

El modelo desarrollado e implementado se basa en una simplificación realizada por Mosetti y colab. a partir del modelo de decaimiento de la estela propuesto por Jensen [7, 8].

3.1 Modelo del efecto de estela simple

La estela es una región espacial que se produce detrás de una turbina con una velocidad de viento menor y con un diámetro un poco mayor a la de un aerogenerador [11, 12, 13]. Ésta tiene dos efectos sobre las turbinas aguas abajo; por un lado, la turbulencia aumenta los esfuerzos mecánicos acortando su vida útil, y por el otro, disminuye la producción de energía de las mismas.

La estela se representa en forma cilíndrica, como se muestra en la Figura 1. Luego, la sombra que genera una turbina solo afecta a la que se encuentra inmediatamente detrás. Por ejemplo, si tres aerogeneradores se encuentran alineados uno detrás del otro, el primero ejerce efecto sobre el segundo, y este último sobre el tercero.

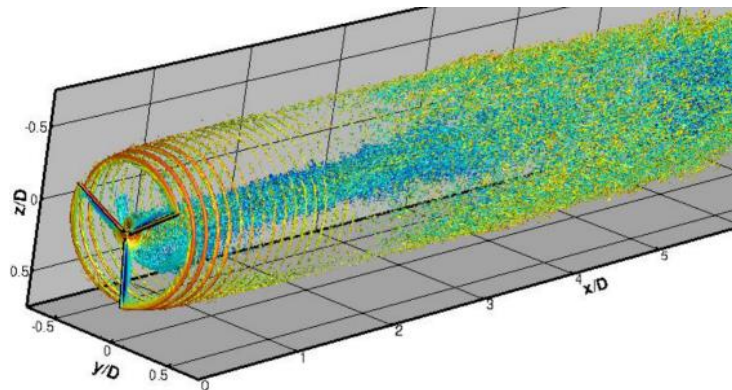


Fig. 1. Sombra proyectada por la estela [14].

El radio de la estela (r_1) se describe de la siguiente forma:

$$r_1 = r_r * \gamma; \quad 1 \leq \gamma < 4 \quad (1)$$

donde γ es la constante de proporcionalidad y r_r es el radio de la turbina.

La longitud de la estela que genera una turbina alcanza entre 6 ~ 18 veces el diámetro de la turbina ($2 * r_r$).

3.2 Modelo de potencia de un aerogenerador

La potencia es un dato que viene especificado en las características del modelo de turbina que se va a utilizar. Para el modelo GAMESA G47 [5, 15], el cual es el analizado en nuestro trabajo, la potencia generada proporcionada por el fabricante es descripta en la Tabla 1[16].

Tabla 1. Potencia generada por el modelo GAMESA G47.

Velocidad viento (u_v)	Potencia generada (P_v)
0 – 4 m/s	0 kW
5 m/s	53 kW
6 m/s	106 kW
7 m/s	166 kW
8 m/s	252 kW
9 m/s	350 kW
10 m/s	464 kW
11 m/s	560 kW
12 m/s	630 kW
13 – 25 m/s	660 kW
> 25 m/s	0 kW

En la Figura 2 se realiza una representación gráfica de los datos descriptos en la Tabla 1.

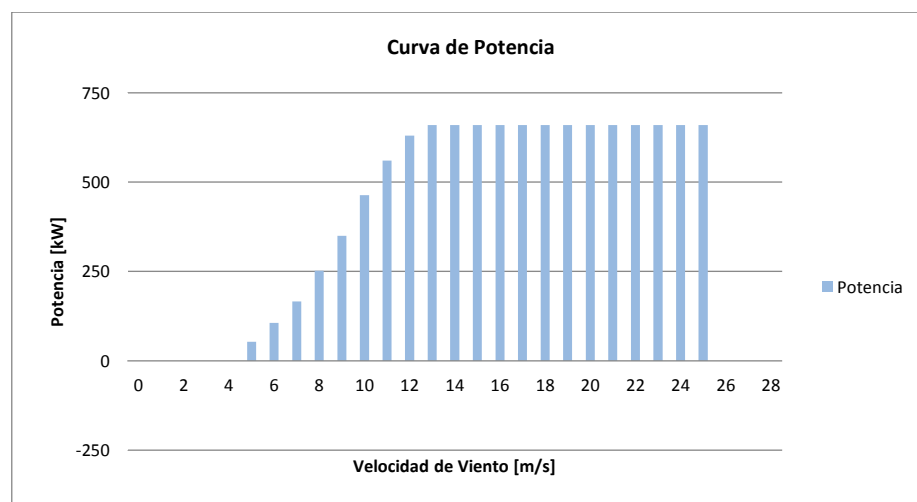


Fig. 2. Gráfica de potencia generada por el Modelo GAMESA 47.

La potencia total del terreno, resultará la sumatoria de la potencia de todas las turbinas que lo componen:

$$P_{\text{tot}} = \sum_1^n P_x \quad (2)$$

donde n es la cantidad de aerogeneradores y P_x es la potencia generada por cada uno.

Considerando el modelo de estela [7] y velocidad del viento incidente (u_v) podemos diferenciar dos situaciones posibles:

- i. El viento incide directamente sobre una turbina:

$$u_v = u_o \rightarrow P(u_o) \quad (3)$$

donde u_o representa al viento sin turbulencia.

- ii. La turbina recibe viento turbulento, producto de una turbina delantera (efecto estela simple [11]).

$$u_v = u_o \left(1 - \frac{2a}{(1 + \alpha * d/r_1)^2} \right) \rightarrow P(u_v) \quad (4)$$

donde a es el coeficiente de inducción axial; α es el coeficiente de arrastre; d es la distancia entre turbinas y r_1 es el radio de la estela.

La función objetivo considerada es:

$$F_{\text{obj}} = \sum_1^n P_x = P_{\text{tot}} \quad (5)$$

la cual vamos a optimizar:

$$\text{Max} \left\{ \sum_1^n P_x \right\}. \quad (6)$$

3.3 Alcance de la problemática abordada

Definimos las siguientes consideraciones y supuestos para simplificar el desarrollo y la prueba del modelo en cuestión:

- Para evitar que dos molinos adyacentes interfieran mutuamente con su funcionamiento la distancia mínima entre los mismos (d_{min}) será:

$$d_{\text{min}} = 4 * r_r . \quad (7)$$

- El viento sin perturbar (u_0) se mantiene constante y proviene de una sola dirección.
- Un terreno puede tener una cantidad máxima de 25 molinos.
- El efecto estela de una turbina solo afecta a la que se encuentra inmediatamente detrás de esta.
- El coeficiente de inducción axial (a) está relacionado con el coeficiente de sustentación (C_T) de la turbina:

$$C_T = 4 * a * (1 - a) . \quad (8)$$

Se ha demostrado empíricamente que, para obtener la máxima eficiencia de un rotor aerodinámico de eje horizontal, su diseño debe buscar un "a" que sea lo más cercano a $\frac{1}{3}$ [7, 8]:

$$a = \frac{1}{3} \rightarrow C_T = 4 * \frac{1}{3} * \left(1 - \frac{1}{3}\right) = 0,888 . \quad (9)$$

- El coeficiente de arrastre (α) tiene la siguiente fórmula, también comprobada empíricamente [7]

$$\alpha = \frac{1}{2 \ln \frac{z}{z_0}} \quad (10)$$

donde z es la altura del buje y z_0 es la rugosidad del terreno.

Consideramos que la rugosidad del terreno (z_0) se trata de la altura (en metros) sobre la superficie de referencia. Cuanto mayor es la longitud de rugosidad del terreno menores velocidades de viento se tiene a una determinada altura, en consecuencia, menor es la cantidad de energía que se puede obtener. El valor de z_0 considerado fue de 0,0024 m. el cual corresponde al factor de rugosidad del tipo de terreno "campo abierto con superficie lisa" [7].

3.4 Características generales del algoritmo genético desarrollado

Para resolver el problema de optimizar la generación de energía a través de la ubicación de aerogeneradores en un parque eólico, desarrollamos un algoritmo genético utilizando técnicas estocásticas de optimización combinatoria y búsqueda. Dicho algoritmo se basa principalmente en la teoría de la evolución de Charles Darwin, en donde se expone que los individuos tienen una determinada adaptación al medio donde viven, y los mejores adaptados tienen mayor probabilidad de transmitir sus genes a las generaciones siguientes [17, 18].

El algoritmo se diseñó para trabajar a partir de una población aleatoria de 50 individuos (o cromosomas), donde cada uno es una configuración posible de un parque

eólico, el cual se representa mediante una matriz bidimensional binaria, donde un “1” indica la existencia de un aerogenerador y un “0” la ausencia del mismo.

Se seleccionan los pares de individuos a ser cruzados según el método de selección por ruleta creando un pool genético formado por los cromosomas de la generación actual donde los más aptos (aquellos que obtienen una mejor puntuación de acuerdo a la función de optimización) poseen mayores probabilidades de ser elegidos.

Una vez emparejados los individuos, se evalúa si se realizará el cruce según el criterio de probabilidad definido como parámetro del algoritmo. El mismo es realizado por filas y por columnas, es decir, se crea el primer hijo seleccionando las mejores filas de sus padres y el segundo hijo eligiendo las mejores columnas, así sucesivamente para cada generación considerando que se cumpla con la probabilidad de cruce. Las mejores serán las que produzcan mayor potencia, considerando el efecto estela en cada caso.

En relación a la metodología de mutación se aplica seleccionando al azar una posición de uno de los individuos resultantes. Luego, se evalúa la existencia o no de un molino, teniendo en cuenta que, si en dicha posición se encuentra uno, éste se quita, y en caso de no existir, se agrega. La probabilidad que ocurra una mutación se define como parámetro del algoritmo.

El proceso anteriormente descrito puede sintetizarse en el siguiente algoritmo:

Algoritmo: Pseudocódigo del AG

- 1: Generar población inicial con soluciones candidatas aleatorias;
 - 2: Evaluar cada candidato según la función de optimización;
 - 3: **para** j de 1 a Cant_Iter **hacer**
 - 4: Generar ruleta;
 - 5: Seleccionar padres;
 - 6: Cruzar padres;
 - 7: Mutar nuevos individuos;
 - 8: Generar nueva población;
 - 9: j = j + 1;
 - 10: **fin para**
-

4 Análisis de los resultados

Para este trabajo se planteó un caso de estudio donde el viento proviene de una única dirección a una velocidad constante y el terreno no presenta irregularidades. En la Tabla 2 se listan los parámetros utilizados para obtener configuraciones de parques eólicos, la potencia generada y la cantidad de molinos de las mismas. El algoritmo se ejecuta durante 1500 iteraciones de manera independiente en un Intel Core I3 de segunda generación de 2.3 GHz y la implementación se ha realizado en el lenguaje de programación C#.

Para mostrar el desempeño del algoritmo se ha optado por realizar diferentes corridas contrastando la evolución de la potencia generada por las soluciones candidatas a través de las distintas generaciones, en función de dos velocidades del viento iniciales: 20 m/s (A) y 13 m/s (B).

Tabla 2. Parámetros utilizados para el algoritmo genético desarrollado.

Descripción	Valores utilizados
Tamaño población	50
Cantidad de iteraciones	1500
Tipo de cruce	Por filas y por columnas
Tipo de mutación	Al azar
Probabilidad de cruce	0.75
Probabilidad de mutación	0.20
Método de selección	Por ruleta
Función de optimización	$P_{tot} = \sum_{x=1}^n P_x$
Rango cantidad de molinos	25
Coefficiente de arrastre	0,050
Coefficiente de inducción axial	0,333
Diámetro de la turbina	47 m.
Tamaño de celda (distancia mínima entre molinos)	94 m.
Tamaño de la matriz	10x10 celdas.

En las Figuras 3 y 4 se observan las distribuciones de los aerogeneradores obtenidas luego de las 1500 iteraciones del algoritmo genético en las respectivas situaciones A y B.

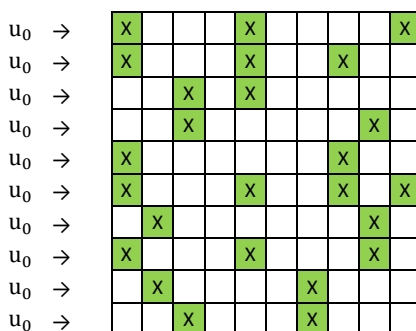


Fig. 3. Configuración obtenida luego de 1500 iteraciones con un viento inicial incidente de 20 m/s.

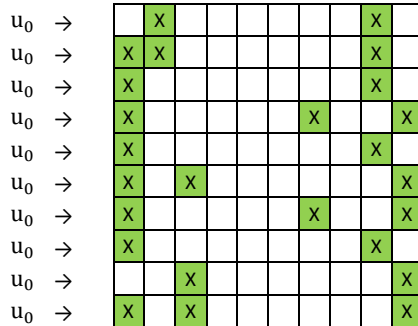


Fig. 4. Configuración obtenida luego de 1500 iteraciones con un viento inicial incidente de 13 m/s.

En la Figura 5 se observan las curvas que corresponden a la evolución de la potencia generada por las configuraciones de parques eólicos para las dos velocidades de viento especificadas en la Tabla 2.

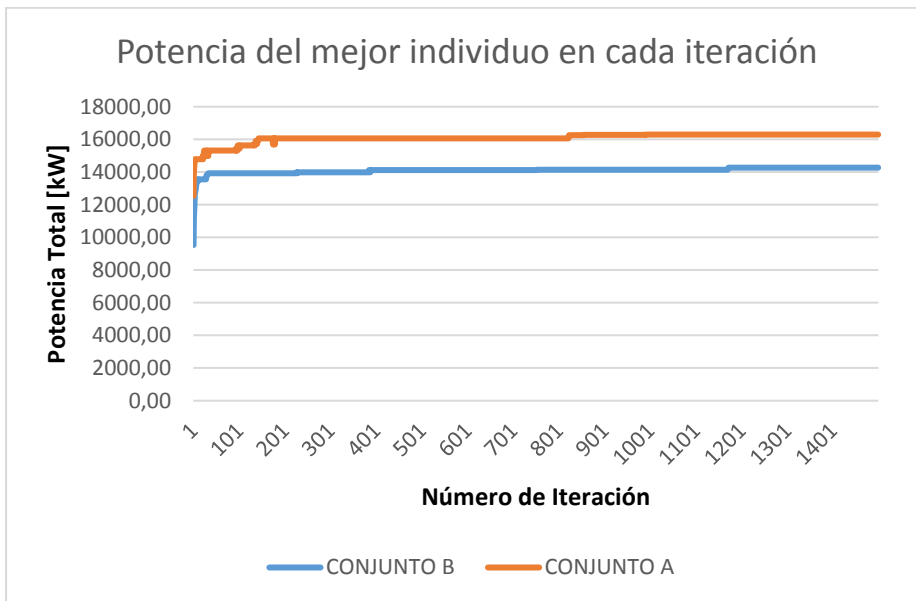


Fig. 5. Evolución de la potencia total del mejor individuo durante las 1500 iteraciones.

La curva del conjunto A posee valores de potencia total mayores a la del conjunto B dado que el viento que incide sobre los aerogeneradores en este caso es superior al segundo.

Ambas gráficas presentan fluctuaciones que dan muestra de la ocurrencia de mutaciones las cuales contribuyen a la evolución de los resultados una vez que el algoritmo ha alcanzado la convergencia. La misma es persistida por los operadores genéticos de selección y cruzamiento propios de nuestro algoritmo.

La Tabla 3 muestra de forma tabular la evolución de los resultados obtenidos a partir de los dos conjuntos de valores utilizados en la ejecución del algoritmo.

Tabla 3. Evolución de la potencia para ambos conjuntos de valores.

Iteración	Potencia generada [kW]	
	Conjunto A	Conjunto B
1	12533,55	9529,80
100	15637,17	13921,46
200	16051,55	13924,49
300	16051,55	13981,94
400	16051,55	14126,71
500	16051,55	14129,75
600	16051,55	14129,75
700	16051,55	14129,75
800	16051,55	14130,65
900	16276,57	14130,65
1000	16294,68	14130,65
1100	16294,68	14131,27
1200	16294,68	14268,50
1300	16294,68	14268,50
1400	16294,68	14268,50
1500	16294,68	14268,50

5 Conclusiones

En este trabajo hemos presentado un nuevo algoritmo para resolver el problema de las configuraciones óptimas de aerogeneradores en granjas eólicas mejorando la distribución de los molinos, logrando así obtener mayor cantidad de energía capturada. Los resultados expuestos en el apartado anterior son algunos de los mejores logrados hasta el momento. Este trabajo nos ha permitido corroborar los buenos resultados que arrojan los algoritmos genéticos, dando respuesta al objetivo planteado.

Para nuestra instancia del estudio, en la cual el costo no es una variable actualmente abordada, notamos que el viento es un factor clave a la hora de determinar la distribución de los aerogeneradores aprovechando la extensión del terreno disponible. Al no tener en cuenta el costo pudimos observar que la distribución cambia según sea la velocidad del viento incidente inicial.

Si observamos la curva de potencia del Gamesa G47, con vientos entre los 13 y los 25 m/s, el aerogenerador producirá su máxima potencia (660kW) (Fig. 2). Por ende, si la velocidad del viento inicial incidente es de 20 m/s, el efecto estela producirá un viento de magnitud inferior que se mantendrá por encima de los 13 m/s. Por lo tanto, los molinos ubicados inmediatamente después de éste, seguirán generando su máxima potencia. Entonces, el efecto estela no será crítico, y para el algoritmo, le será indiferente tener molinos cercanos o alejados entre sí.

En cambio, para una velocidad de viento menor a 13 m/s, el efecto estela producirá vientos inferiores que serán determinantes a la hora de producir potencia. Es decir, la distancia que habrá entre molinos ubicados en una misma fila será mayor a fines de evitar la disminución de velocidad de viento. El algoritmo intentará desplazar lo máximo posible los aerogeneradores en el terreno para evitar el efecto estela y aprovechar en mayor medida el viento incidente original.

Podría pensarse que una mejor distribución de los aerogeneradores en un terreno plano será aquella donde los mismos se ubiquen en los extremos del parque, pero no siempre será así, dependerá fundamentalmente de la velocidad del viento incidente inicial. Si la potencia generada es sensible a los cambios de la misma (en nuestro caso la curva entre 4 y 13 m/s, Figura 2), se tenderá a seguir esta línea de análisis. Sin embargo, si el viento es superior a este límite y cuanto más lejos se ubique del mismo, la dispersión entre molinos será irrelevante para el algoritmo. No tenderá a alejar los aerogeneradores porque la potencia total generada por el parque eólico será muy buena comparada a otras opciones.

Finalmente, con los resultados logrados proponemos escalar el problema a instancias mayores, considerando zonas geográficas con diversas características en relación a elevaciones del terreno y condiciones climáticas, modificando la cantidad de turbinas, costos y otros. Esto incluirá mejorar desde el modelo matemático hasta el algoritmo genético planteando nuevos interrogantes a analizar.

Referencias

1. Cerioni, L., & Morresi, S. (2005). Política energética argentina: análisis de la legislación vigente tendiente a promocionar el uso de energías renovables. Departamento de Economía, Universidad Nacional del Sur, Argentina.
2. Ley N° 27191, N° 26190 de Energía Eléctrica. Régimen de Fomento Nacional para el uso de Fuentes Renovables de Energía destinada a la Producción de Energía Eléctrica. Modificación. Sancionada: Septiembre 23 de 2015. Promulgada de Hecho: Octubre 15 de 2015.
3. Abdelsalam, A. M., & El-Shorbagy, M. A. (2018). Optimization of wind turbines siting in a wind farm using genetic algorithm based local search. Prince Sattam Bin Abdulaziz University y Menoufia University.
4. Pandolfi, D., San Pedro, M. E. D., Villagra, A., Bilbao, M., Vidal, P., & Valdéz, J. (2012). Metaheurísticas paralelas aplicadas al problema de explotación eficiente de energía eólica. XIV Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación realizado en la Universidad Nacional de Misiones.

5. Bilbao, M., & Alba, E. (2011). Algoritmos evolutivos aplicados al diseño inteligente de parques eólicos. XVII Congreso Argentino de Ciencias de la Computación, Universidad Nacional de la Plata, Argentina.
6. Loor, F., Leguizamón, G., & Apolloni, J. (2015). Evaluación de dos nuevos algoritmos en el diseño de granjas eólicas. XXI Congreso Argentino de Ciencias de la Computación, Sede UNNOBA, Junín, Argentina.
7. Mora, J. C. (2008). Tesis doctoral, Optimización global de parques eólicos mediante algoritmos evolutivos. Universidad de Sevilla, España.
8. Mejía, J. M., Chejne, F., Smith, R., Rodríguez, L. F., Fernández, O., & Dyner, I. (2005). Propuesta metodológica para el diseño de las aspas de turbinas de viento de eje horizontal. Universidad de Colombia, Colombia.
9. Valencia, P. E. (1997). Optimización mediante algoritmos genéticos. Anales del Instituto de Ingenieros de Chile (Vol. 109, No. 2, pp. 83-92).
10. Abdelsalam, A. M., & El-Shorbagy, M. A. (2018). Optimization of wind turbines siting in a wind farm using genetic algorithm based local search. *Renewable Energy* (123, 748-755).
11. Méndez, C., González-Longatt, F., Gavorskis, E., & Ravelo, O. (2010). Evaluación del efecto de la estela en el desempeño de un parque eólico. UNEFA, Bolivia.
12. Vermeer, L. J., Sørensen, J. N., & Crespo, A. (2003). Wind turbine wake aerodynamics. *Progress in aerospace sciences*, 39(6-7), 467-510.
13. Burton, T., Jenkins, N., Sharpe, D., & Bossanyi, E. (2011). Libro: "Wind energy handbook". John Wiley & Sons.
14. Sandia National Laboratories. (2014). Computational Fluid Dynamics Simulations Provide Insight for Rotor Design. Recuperado de <http://energy.sandia.gov/computational-fluid-dynamics-simulations-provide-insight-for-rotor-design/>.
15. Lucas Bauer y Silvio Matysik. (2011-2018). Gamesa G47 – 660kW. España. Wind Turbine Models. Recuperado de <https://en.wind-turbine-models.com/turbines/772-gamesa-g47>.
16. Javier G. Corripio. Pronóstico de Vientos para Generación Eólica. España: Meteo Exploration. Recuperado de <http://www.meteoexploration.com/wind/charts.php?code=515&generador=GAMESA%20G47%20660>.
17. Gestal, M., Rivero, D., Rabuñal, J. R., Dorado, J., & Pazos, A. (2010). Introducción a los algoritmos genéticos y la programación genética. Universidad de la Coruña, España.
18. Marczyk, A. (2004). Algoritmos genéticos y computación evolutiva. Departamento de Informática, Universidad de Colorado, Estados Unidos.