

Algoritmos evolutivos aplicados a la gestión de las unidades generadoras de la microrred eléctrica de Cayo Coco

Evolutionary algorithms applied to the management of the generating units of the Cayo Coco electrical microgrid

Yoan Martínez-Lopez

yoan.martinez@reduc.edu.cu • <https://orcid.org/0000-0002-1950-567X>

Miguel Bethencourt-Mayedo

betamiguel00@gmail.com • <https://orcid.org/0000-0001-8873-6802>

Julio Madera-Quintana

julio.madera@reduc.edu.cu • <https://orcid.org/0000-0001-5551-690X>

UNIVERSIDAD DE CAMAGÜEY, CUBA

Jahiro Sutherland

jahiro.sutherland@up.ac.pa • <https://orcid.org/0000-0003-4700-3818>

CENTRO REGIONAL UNIVERSITARIO DE COLÓN. UNIVERSIDAD DE PANAMÁ

Recibido: 2023-11-06 • Aceptado: 2023-12-25

RESUMEN

La computación evolutiva (EC), como rama de la inteligencia computacional, se aplica a la resolución de problemas de optimización de toda índole. En los últimos años ha ganado especial atención la utilización de estos algoritmos evolutivos (EA) en el marco de las redes eléctricas, la predicción de la demanda eléctrica y la relación demanda-generación constituyen un problema de optimización combinatoria ideal para la aplicación de estos algoritmos. En la microrred (MR) eléctrica de Cayo Coco, constituida por grupos electrógenos de combustible, aerogeneradores y paneles solares fotovoltaicos. La asignación de unidades de generación en esa red se gestiona únicamente a partir de la experiencia de los operadores del despacho de carga, sin ningún modelo que asegure el mínimo de costo de operación. En este artículo se propone un EA para determinar la asignación de potencia de cada unidad generadora de las microrredes eléctricas de Cayo Coco, de manera que se obtenga un mínimo costo de operación, con el cumplimiento de las restricciones del sistema en cuestión. Los resultados muestran que el EA propuesto constituye una herramienta útil y puede considerarse un paso de avance hacia un sistema automatizado, que garantice un funcionamiento óptimo y estable del sistema eléctrico nacional.

Palabras clave: algoritmos evolutivos, algoritmos de estimación de distribuciones, gestión de recursos energéticos, micro redes eléctricas de Cayo Coco.

ABSTRACT

Evolutionary Computation (EC) is a branch of Computational Intelligence that is applied to all kind of optimization problems, in recent years the use of these Evolutionary Algorithms (EA) has gained special attention, due to his use in smart electrical networks, the prediction of the electrical demand and the demand-generation relationship, constituting an ideal combinatorial optimization problem for the application of these algorithms. In the electrical microgrid of Cayo Coco, made up of fuel generator sets, wind turbines and photovoltaic solar panels. The configuration of generation units is managed only based on the experience of the load dispatch operators, without any model that ensures the minimum cost of operation. In the following paper, an EA is proposed to determine the power precision of each generating unit of the electrical microgrids of Cayo Coco, such that a minimum cost of operation is obtained, with compliance with the restrictions of the system in question. The results show that the proposed EA constitutes a useful tool and may be considered a step forward towards an automated system that guarantees an optimal and stable operation of the national electricity system.

Keywords: evolutionary algorithm, estimation of distribution algorithm, energy resource management, electrical microgrids of Cayo Coco.

INTRODUCCIÓN

La inteligencia artificial ha sido utilizada como elemento de la transformación digital, en diferentes áreas, donde múltiples aplicaciones evidencian su utilidad (Bello et al., 2020; Castro & Alonso, 2022; López et al., 2022; Martínez López et al., 2020). Por otra parte, las redes eléctricas son el medio que permite a la sociedad moderna continuar avanzando en su desarrollo técnico, económico y social (Barrientos et al., 2007). Para garantizar una transmisión de la energía eléctrica hacia los consumidores, con eficiencia, calidad e integrando los desarrollos en las tecnologías de la información y la comunicación, se han modernizado esas redes (Llamo et al., 2020). Esta evolución ha dado lugar a las redes inteligentes, las cuales buscan un nuevo concepto de sistemas eléctricos con una avanzada configuración, autoadministrada con eficiencia, confiabilidad y seguridad mayores (Dileep, 2020; Omitaomu & Niu, 2021). Esto tiene en cuenta la incorporación de forma suave y sostenida de las formas de generación renovables, con control automático y modernas tecnologías de las comunicaciones (Dileep, 2020).

El desarrollo económico y social de Cuba impone la necesidad del uso de fuentes renovables de energía, para la generación de energía eléctrica. Las fuentes renovables de energía más atractivas son la hidráulica, eólica, solar y biomasa, las cuales desempeñan un papel importante debido a los altos precios de los combustibles fósiles y al cambio climático, por el uso excesivo de combustibles convencionales que generan gases de efecto invernadero (Casimiro et al., 2019; Gutiérrez et al., 2022).

La operación de sistemas eléctricos tiene como principal objetivo minimizar los costos de operación, sujeto a las restricciones de red y operación. Para ello se deberán desarrollar modelos matemáticos del sistema eléctrico. La predicción de la demanda de electricidad es el requisito previo fundamental para lograr el objetivo de la gestión sostenible de la energía, y la operación económica y segura de los sistemas de energía modernos (Mejía & Gonzales, 2019).

Una microrred (MR) no es más que una red eléctrica integrada, que utiliza fuentes de energía distribuida (en su mayoría renovables) y, en ocasiones, dispositivos de almacenamiento de energía para suministrar la demanda en forma local. Normalmente, la MR opera conectada al sistema eléctrico de la empresa suministradora, pero con la capacidad de autoabastecerse y operar de forma aislada cuando sea necesario, para aumentar la confiabilidad de suministro a la carga local. La interconexión de varias microrredes constituye una red inteligente de energía, convirtiéndose en una estrategia en varios países para enfrentar los retos del desarrollo sostenible. Las microrredes pueden componerse de unidades de generación con combustibles fósiles (petróleo, gas natural, etc.), integradas con unidades renovables como turbinas eólicas, paneles solares fotovoltaicos, hidrogenadores, etcétera.

Las microrredes (MR) eléctricas sin conexión a la red de distribución —también llamadas microrredes aisladas— requieren un estudio de la viabilidad técnico-económica que permita identificar la variante de suministro eléctrico y despacho energético más conveniente para las condiciones existentes (Berenguer et al., 2022). La asignación de unidades de generación constituye un problema de optimización de carácter discreto, sujeto a restricciones operacionales (Vasconcellos et al., 2023). Como regularidad de los modelos estudiados, la función que se va a optimizar representa los costos totales de operación de las unidades, entre los que se consideran los costos por concepto de combustible, mantenimiento, reparaciones y de las emisiones contaminantes. Como restricciones del problema se tienen en cuenta los límites de generación de cada unidad (capacidad mínima y máxima) y el balance de potencia, en cuanto a que la energía generada debe satisfacer la demanda real. Sin embargo, ninguno de los modelos encontrados en la literatura se ajusta a las características de la microrred eléctrica aislada de Cayo Coco (Vasconcellos et al., 2023). Por eso el objetivo de este trabajo es determinar la asignación de potencia de cada unidad generadora de la microrred eléctrica aislada de Cayo Coco, constituida por grupos electrógenos de combustible, aerogeneradores y paneles solares fotovoltaicos, ante la presencia de una demanda de carga horaria prevista, de forma tal que se obtenga un costo mínimo de operación, con el cumplimiento de las condiciones del sistema en cuestión (Vasconcellos et al., 2023).

Uno de los principales objetivos de la operación económica de sistemas eléctricos de potencia, es minimizar los costos de operación, sujeto a las restricciones de red y operación. Para ello se desarrollan modelos matemáticos del sistema eléctrico, como los modelos de las centrales eléctricas-térmicas, de la red y la demanda (Vasconcellos et al., 2023). El fundamento del problema de la operación económica se basa en el conjunto de características de entrada-salida de las máquinas generadoras. En condiciones normales de operación, el propósito del sistema eléctrico es satisfacer la potencia demandada. La demanda que se debe satisfacer, por su parte, debe ser pronosticada previamente para la toma de decisiones, con vistas a desarrollar una estrategia óptima para la mejora de la economía y la sociedad en su conjunto. La predicción de la demanda de electricidad es el requisito previo fundamental para lograr el objetivo de la gestión sostenible de la energía, y la operación económica y segura de los sistemas de energía modernos (Vasconcellos et al., 2023). En los últimos años, las predicciones de la demanda de energía eléctrica comienzan a ganar atención en las empresas generadoras y comercializadoras de energía.

El problema de determinar cuánto debe generar cada central y dentro de ella cada generador, para satisfacer una demanda determinada al mínimo costo de generación, se denomina despacho económico de carga o asignación de unidades de generación. El primer paso es estudiar el problema de la asignación potencia, sin considerar la red de

transporte —es decir, la potencia generada debe ser igual a la potencia demandada, que es conocida— y es lo que se conoce como despacho económico sin pérdidas. Para lograr satisfacer una demanda determinada al mínimo costo de generación, se hace necesario la implementación de métodos que permitan optimizar la operación de las máquinas generadoras. Entre estos métodos está el de generar, a diferentes porcentajes de generación, de manera tal que el costo de combustible total sea mínimo. El empleo de técnicas basadas en métodos de optimización no formales, que simplifican el modelo matemático para minimizar el esfuerzo computacional y agilizar la obtención de resultados para lograr un uso racional del combustible en las plantas, ha sido una de las direcciones en las que se ha trabajado en los últimos años.

En Cuba, el sector residencial representa aproximadamente 50 % del consumo de energía a nivel de país. Por eso, los horarios de mayor demanda se registran entre las 17:00 horas y las 21:00 horas; el sistema de tarifas eléctricas establece, para sus principales clientes, mayores costos de la energía consumida en este período de tiempo, considerado «horario pico». Por su parte, los sistemas eléctricos de potencia (SEP) son operados bajo dos tipos de restricciones: de carga y de operación. En las restricciones de carga se requiere que la demanda de los consumidores debe ser satisfecha, mientras que las restricciones de operación requieren que las variables del sistema (por ejemplo, flujos en las líneas de transmisión y tensiones nodales) deben estar dentro de los límites aceptables (Vasconcellos et al., 2023).

La función de asignación de unidades de generación es asignar la potencia que debe generar cada una de las plantas de generación disponibles, de manera que el costo total de operación sea mínimo y se satisfagan las condiciones de restricciones de red y operación. Del número total de generadores del sistema se supone que existen N unidades, conectadas al sistema y en operación; el objetivo del problema es encontrar una política de operación óptima para estas N unidades. Un aspecto importante al asignar las unidades de generación, es asegurar la calidad de suministro eléctrico, que resulta la normalización mediante reglas que fijan niveles, parámetros básicos, forma de onda, armónicos, niveles de distorsión armónica, interrupciones, etc. (Vasconcellos et al., 2023). Esta problemática plantea que los sistemas eléctricos requieren de procedimientos para la asignación de unidades de generación en función de la demanda que se desea cubrir, basados en minimizar los gastos de operación del sistema en su conjunto. No siempre los procedimientos de optimización que se emplean actualmente resultan adecuados para los fines propuestos, con la consideración del carácter discreto y no lineal de los modelos que representan la problemática (Vasconcellos et al., 2023).

Los métodos actuales para la asignación de las unidades de generación en la red eléctrica de Cayo

Cayo, limitan o no garantizan el uso de los sistemas de generación al menor costo posible. Por lo tanto, se tiene como objetivo obtener un modelo basado en la optimización para la asignación de unidades de generación en la red eléctrica de Cayo Coco (Vasconcellos et al., 2023), con el empleo de técnicas de optimización, en particular los algoritmos evolutivos (Martínez, Madera et al., 2019; Martínez et al., 2021; Rodríguez, Aranda et al., 2022).

Al usar los EA sobre el modelo matemático del problema en cuestión, asegurará un costo mínimo de operación. Uno de los principales objetivos de la operación económica de sistemas eléctricos de potencia es minimizar los costos de operación, sujeto a las restricciones de red y operación. El fundamento del problema de la operación económica se basa en el conjunto de características de entrada-salida de las máquinas generadoras (Rodríguez, Lezama et al., 2022) (Vasconcellos et al., 2023).

En condiciones normales de operación, el propósito del sistema eléctrico es satisfacer la potencia demandada, más las pérdidas en la red, con un estado de funcionamiento normal. Este propósito ha de cumplirse, desde el punto

de vista económico, al menor costo posible. La demanda que se va a satisfacer debe ser pronosticada previamente para la toma de decisiones, con vistas a desarrollar una estrategia óptima para la mejora de la economía y la sociedad en su conjunto (Rodríguez, Lezama et al., 2022).

La predicción de la demanda de electricidad es el requisito previo fundamental para lograr el objetivo de la gestión sostenible de la energía, y la operación económica y segura de los sistemas de energía modernos. El problema de determinar cuánto debe generar cada central y dentro de ella cada generador, para satisfacer una demanda determinada al mínimo costo de generación, se denomina despacho económico de carga o asignación de unidades de generación. El primer paso es estudiar el problema de la asignación potencia sin considerar la red de transporte (es decir, la potencia generada debe ser igual a la potencia demandada, que es conocida), lo que se conoce como despacho económico sin pérdidas (Rodríguez, Lezama et al., 2022).

Como restricciones del problema de asignación de unidades de generación, se tienen en cuenta los límites de generación de cada unidad (capacidad mínima y máxima) y el balance de potencia, en cuanto a que la energía generada debe satisfacer la demanda real. Las técnicas preferidas para resolver este problema están basadas en la inteligencia artificial. Sin embargo, ninguno de los modelos encontrados en la literatura se ajusta a las características de la red eléctrica aislada de Cayo Coco y, por otra parte, permite su funcionalidad, a partir de un software basado en un algoritmo genético simple de altas prestaciones. Anteriormente, la asignación de unidades de generación en esa red solo se gestionaba a partir de la experiencia de los operadores del despacho de carga, sin ningún modelo que asegurara el mínimo de costo en la operación (Vasconcellos et al., 2023).

Determinar la asignación de potencia de cada unidad generadora de la microred eléctrica aislada de Cayo Coco, constituida por grupos electrógenos de combustible, aerogeneradores y paneles solares fotovoltaicos, ante la presencia de una demanda de carga horaria prevista, de manera que se obtenga un mínimo costo de operación, con el cumplimiento de las condiciones de las unidades y del sistema en cuestión en cuanto a la regulación de potencia (Vasconcellos et al., 2023).

METODOLOGÍA

Para este trabajo se empleó un enfoque de optimización con solución de metaheurísticas evolutivas, en la solución del modelo matemático para la demanda de energía. El uso de algoritmos de inteligencia artificial en la gestión de microrredes eléctricas tiene varios beneficios, como la optimización de la gestión de la red, la predicción de la demanda de energía, la detección de fallas, la automatización del control de la red, la mejora de la eficiencia del sistema, la reducción de la complejidad, la integración de fuentes de energía renovable, la mejora de la calidad del servicio y la reducción de los costos de mantenimiento. Además, la implementación de la inteligencia artificial (IA) en la gestión de la red eléctrica es una tendencia actual en la industria eléctrica, ya que permite una gestión más eficiente, segura y sostenible de la red. A continuación, se explican algunas técnicas:

- **Algoritmo genético (AG):** es una técnica de optimización inspirada en la teoría de la evolución de Darwin. Los AG simulan la evolución natural de una población de posibles soluciones a un problema de optimización, con el objetivo de encontrar la mejor solución posible. Los AG se basan en la idea de codificar las soluciones en una cadena de bits o cromosomas, que representan los genes de una población. Estos cromosomas se combinan y mutan para producir nuevas soluciones, que se evalúan en función de su aptitud o capacidad para resolver el problema. En cada iteración del algoritmo se seleccionan los cromosomas más aptos para reproducirse y provocar una nueva generación. La selección se realiza mediante algún criterio de selección, como la ruleta de selección o el torneo de selección. Luego, se aplican operadores de cruce y mutación para generar nuevos

cromosomas, que se agregan a la población. Este proceso se repite hasta que se alcanza una solución satisfactoria o se agota el tiempo o el número de iteraciones establecido. Los AG son ampliamente utilizados en la resolución de problemas de optimización, como la asignación de recursos, la planificación de la producción, el diseño de circuitos y la programación de horarios, entre otros (Holland, 1992; Mirjalili & Mirjalili, 2019; Srinivas & Patnaik, 1994).

- EDA celular (Estimation of Distribution Algorithm en inglés): es un tipo de algoritmo evolutivo que utiliza modelos probabilísticos para representar la distribución de variables, en una población de soluciones de un problema de optimización (Martínez, Madera et al., 2020; Martínez et al., 2016; Martínez et al., 2021). En un EDA celular la población se divide en células o grupos de soluciones y se estima la distribución de probabilidad conjunta de las variables de cada célula. Luego, se utilizan técnicas de muestreo para generar nuevas soluciones a partir de las distribuciones de cada célula. La idea detrás de un EDA celular es que los modelos de distribución permiten una exploración más efectiva del espacio de búsqueda de soluciones, ya que se pueden generar soluciones más diversas y de mayor calidad. Además, el enfoque celular permite una mayor paralelización del algoritmo, que lo hace adecuado para problemas de gran escala. En general, un EDA celular consta de tres pasos: estimación de la distribución de probabilidad, generación de nuevas soluciones y selección de las soluciones más aptas para formar la población de la siguiente generación. Estos pasos se repiten hasta que se encuentra una solución satisfactoria o se alcanza un criterio de parada predefinido. Los EDA celulares se han utilizado con éxito en una amplia variedad de problemas de optimización, como la programación de horarios, la asignación de recursos, el diseño de circuitos, la planificación de la producción y la gestión de redes eléctricas, entre otros (Martínez et al., 2021; Martínez, Rodríguez et al., 2020; Martínez, Rodríguez et al., 2019; Rodríguez, Lezama et al., 2022).
- Modelos de asignación de unidades de generación: la asignación de unidades de generación constituye un problema de optimización de carácter discreto, sujeto a restricciones operacionales. Las técnicas preferidas para resolver este problema están basadas en la IA. Sin embargo, ninguno de los modelos encontrados en la literatura se ajusta a las características de la red eléctrica aislada de Cayo Coco y, por otra parte, permite su funcionalidad a partir de un software basado en un algoritmo genético simple de altas prestaciones. Anteriormente, la asignación de unidades de generación en esa red se gestionaba únicamente a partir de la experiencia de los operadores del despacho de carga, sin ningún modelo que asegurara el mínimo de costo en la operación (Vasconcellos et al., 2023).
- Construcción del modelo matemático: la codificación de las variables de decisión x_{ij} se realiza a partir de un cromosoma, cuya cadena de genes representa la potencia que se va a despachar por cada unidad i en el horario j (de la 1 a las 24 horas del día), por lo tanto, la longitud del cromosoma $nvars$ se determina según la ecuación (Vasconcellos et al., 2023):

$$nvars = n * m \quad (1)$$

Donde n es el número de unidades de generación de la microrred y m es la cantidad de estados de carga.

$$[x_o] = [x_{11}, x_{12}, \dots, x_{1m}, x_{21}, x_{22}, \dots, x_{2m}, x_{n1}, x_{n2}, \dots, x_{nm}] \quad (2)$$

De esta forma, las variables de decisión quedarán representadas por la expresión anterior, siendo $[x_o]$ el vector columna de longitud $nvars$, cuyos elementos representan la cantidad de unidades de generación i en el horario

j. Como función de adaptación será considerado el costo total de generación de la microrred, representado por la ecuación

$$Co = Kg + \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n [keo(i) * x(i,j)] + [kee(i) * Me(i) * x(i,j)] \quad (3)$$

Donde Kg es el costo del combustible (pesos) empleado en la generación, keo(i) es el costo específico de explotación (pesos/kW) de las unidades i, Me(i) es el nivel de las emisiones de gases contaminantes (kg/kW) de las unidades i, y kee(i) es el costo específico de las emisiones (pesos/kg) de las unidades i.

- Limitación del espacio de búsqueda: los valores de potencia xij que se van a despachar por cada unidad, deben cumplir las restricciones siguientes (Vasconcellos et al., 2023):

$$[\sum_{i=1}^n x_{i1} \quad \sum_{i=1}^n x_{i2} \quad \sum_{i=1}^n x_{i3} \dots \quad \sum_{i=1}^n x_{ij}] = [P_1 \quad P_2 \quad P_3 \dots P_j] \quad (4)$$

Donde $\sum_{i=1}^n x_{ij}$ es la suma de la capacidad de potencia que se va a generar (Kw) del total de las unidades i en el horario j, Pj es la potencia de demanda de carga (Kw) en el horario j.

$$\begin{bmatrix} p_1^{min} \\ p_2^{min} \\ \vdots \\ p_m^{min} \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} p_1^{max} \\ p_2^{max} \\ \vdots \\ p_m^{max} \end{bmatrix} \quad (5)$$

Siendo p_m^{min} la potencia mínima en (kw) de la unidad i, p_m^{max} es la potencia máxima en (kw) de la unidad i, por lo que se obtiene como modelo general la minimización del costo de la generación de la microrred eléctrica y sujeto a las restricciones establecidas en las ecuaciones anteriores

$$MinCo(x(i,j)) \quad (6)$$

A continuación se presentan los datos de un estudio realizado sobre el despacho de la demanda eléctrica (Vasconcellos et al., 2023), los cuales se visualizan en la tabla 1.

Tabla 1. Datos para el despacho de demanda

Unidades generadoras	P min (kW)	P max (kW)	Costo mant.	Emisiones	Costo emis.
Fuel 1	0	3850	0.05	0.8	0.12
Fuel 2	0	3480	0.05	0.8	0.12
Fuel 3	0	3480	0.05	0.8	0.12
Fuel 4	0	3480	0.05	0.8	0.12
Fuel 5	0	640	0.05	0.8	0.12
Diesel 1	0	1880	0.04	0.8	0.1
Diesel 2	0	1880	0.04	0.8	0.1
Diesel 3	0	1880	0.04	0.8	0.1
Diesel 4	0	1880	0.04	0.8	0.1
Diesel 5	0	1880	0.04	0.8	0.1
Eólico 1	0	1300	0.03	0	0
Eólico 2	0	1300	0.03	0	0
Solar 1	0	2500	0.02	0	0
Total	0	29430	17%	9695	53%

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Luego de evaluar los EDA celulares, teniendo en cuenta el modelo anterior, se obtuvo la tabla 2, donde CB es el costo del combustible, en pesos por día; CE es el costo de explotación, en pesos por día; CEm es el costo de las emisiones, en pesos por día; CT es el costo total de la generación y TO es el tiempo de optimización. Las soluciones del EDA celular tienen una ligera ventaja con respecto al algoritmo genético, como se puede apreciar en la tabla 2.

Tabla 2. Desempeño de los algoritmos evolutivos en la optimización del despacho de la demanda eléctrica

Algoritmo	CB	CE	CEm	CT	TO
AG (Vasconcellos <i>et al.</i> , 2023)	8.84E+4	1.62E+03	1.41E+4	9.10E+4	3.2294
EDA Celular	8.76E+4	1.27E+3	2.22E+3	9.10E+4	0.21

Utilizando los resultados de los EDA celulares para la optimización de los parámetros iniciales para el pronóstico de la demanda eléctrica, se obtuvieron los resultados que se muestran en las tablas 3 y 4.

Tabla 3. Resultados de aplicar la optimización de los parámetros iniciales del pronóstico de la demanda eléctrica (potencia por horarios)

Unidades	Potencia por horarios (kW)																								
	Horas	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Fuel 1	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123	123
Fuel 2	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111
Fuel 3	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111
Fuel 4	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111	111
Fuel 5	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20	20
Diesel 1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Diesel 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Diesel 3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Diesel 4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Diesel 5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Eólico 1	29	29	31	30	31	32	29	30	27	28	29	32	32	33	31	31	31	32	33	32	31	31	31	31	31
Eólico 2	29	29	31	30	31	32	29	30	27	28	29	32	32	33	31	31	31	32	33	32	31	31	31	31	31
Solar 1	0	0	0	0	0	0	8	16	31	54	61	64	63	60	53	46	39	23	16	8	0	0	0	0	0
Total	534	534	538	536	538	540	542	552	561	586	595	604	603	602	591	584	577	563	558	548	538	538	538	538	538
Demanda	7119	6742	6528	6366	6196	6208	6806	7402	8580	8801	8473	8498	9396	8934	9162	9015	9047	9695	9315	8919	8691	8663	7425	7148	

Tabla 4. Resultados de aplicar la optimización de los parámetros iniciales del pronóstico de la demanda eléctrica (cargabilidad)

Unidades	Cargabilidad (%)																							
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24
Fuel 1	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
Fuel 2	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
Fuel 3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
Fuel 4	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
Fuel 5	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3	3
Diesel 1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Diesel 2	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Diesel 3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Diesel 4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Diesel 5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Eólico 1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2
Eólico 2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	3	2	2	2	2	3	2	2	2	2	2
Solar 1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	2	2	3	3	2	2	2	2	1	1	0	0	0	0	0

CONCLUSIONES

En este trabajo se propone el uso de un algoritmo evolutivo (EA) para determinar la asignación de potencia de cada unidad generadora de las microrredes eléctricas de Cayo Coco, con el objetivo de minimizar el costo de operación del sistema. Los resultados experimentales muestran que el EA propuesto, en particular el EDA celular, es una herramienta útil y efectiva para resolver este tipo de problemas de optimización. La asignación de unidades de generación en una red eléctrica constituye un problema de optimización combinatoria ideal para la aplicación de los algoritmos evolutivos, debido a que se requiere encontrar la combinación óptima de unidades generadoras que satisfagan la demanda eléctrica con un costo mínimo de operación. Además, el hecho de que la microrred eléctrica de Cayo Coco se gestione solo a partir de la experiencia de los operadores del despacho de carga, sin ningún modelo que asegure el mínimo de costo de operación, destaca aún más la necesidad de optimización automatizada. En conclusión, este artículo muestra que el uso de un EA, en particular el EDA celular, puede considerarse un paso de avance hacia un sistema automatizado que garantice el funcionamiento óptimo y estable del sistema eléctrico nacional. La aplicación de la computación evolutiva en la optimización de redes eléctricas y la predicción de la demanda eléctrica, es un campo prometedor de investigación que puede contribuir significativamente.

REFERENCIAS

- Barrientos, A. F., Olaya, J., & González, V. (2007). Un modelo spline para el pronóstico de la demanda de energía eléctrica. *Revista Colombiana de Estadística*, 30(2): 187-202.
- Bello, R., Lorenzo, M. M. G., Ramón Hernández, A., Bello García, B., Bello García, M., Caballero, Y., Madera Quintana, J., Rodríguez, Y., Filiberto, Y., & Martínez, Y. (2020). Una mirada a la inteligencia artificial frente a la COVID-19 en Cuba. *Revista Cubana de Transformación Digital*, 1(3): 27-36.
- Berenguer, F. A. O., Mercado, P. E., & Molina, M. G. (2022). Evaluación de la degradación de almacenadores electroquímicos en microrredes eléctricas mediante el método de conteo Rainflow. 2022 IEEE Biennial Congress of Argentina (ARGENCON),
- Casimiro Rodríguez, L., Casimiro González, J. A., Suárez Hernández, J., Mart -Martín, G. J., & Rodríguez Delgado, I. (2019). Índice de aprovechamiento de fuentes renovables de energía, asociadas a tecnologías apropiadas en fincas familiares en Cuba. *Pastos y Forrajes*, 42(4): 253-261.
- Castro, C. B. M., & Alonso, J. A. V. (2022). Métodos y técnicas de Machine Learning e Inteligencia Artificial para el enfrentamiento al fraude en las Telecomunicaciones: Técnicas de minería de datos aplicadas a las gestión del fraude. *Revista Cubana de Transformación Digital*, 3(4): e182-e182.
- Dileep, G. (2020). A survey on smart grid technologies and applications. *Renewable energy*, 146, 2589-2625.
- Gutiérrez, R. P., Gómez, M. d. C. E., Cardoso, E. L. B., & Romero, O. R. (2022). Transición energética en Cuba: experiencias del proyecto Fuentes Renovables de Energía como apoyo al desarrollo local. *Avances*, 24(3): 256-271.
- Holland, J. H. (1992). Genetic algorithms. *Scientific american*, 267(1): 66-73.

- Llamo Laborí, H. S., Santos Fuentefria, A., & Pérez Martínez, M. (2020). Propuesta didáctica de una maqueta interactiva para explicar el comportamiento de las líneas de transmisión de energía eléctrica. *Modelling in Science Education and Learning*, 13(2): 5-20.
- López, Y. M., Yanes, L. G., & Quintana, J. M. (2022). Aplicación de metaheurísticas en el ordenamiento del transporte urbano en Camagüey. *Revista Cubana de Transformación Digital*, 3(2): e171-e171.
- Martínez López, Y., Madera, J., Mahdi, G. S. S., & Rodríguez González, A. Y. (2020). Cellular estimation bayesian algorithm for discrete optimization problems. *Revista Investigación Operacional*, 41(7): 1010-1018.
- Martínez López, Y., Madera, J., Rodríguez González, A. Y., & Barigye, S. (2019). Cellular estimation Gaussian algorithm for continuous domain. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 36(5): 4957-4967.
- Martínez López, Y., Madera Quintana, J., & Leguen de Varona, I. (2016). Algoritmos evolutivos con estimación de distribución celulares. *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, 10, 159-170.
- Martínez López, Y., Rodríguez González, A. Y., Madera, J., Mayedo, M. B., & Lezama, F. (2021). Cellular estimation of distribution algorithm designed to solve the energy resource management problem under uncertainty. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 101, 104231.
- Martínez López, Y., Rodríguez González, A. Y., Quintana, J. M., Mayedo, M. B., Moya, A., & Santiago, O. M. (2020). Applying some EDAs and hybrid variants to the ERM problem under uncertainty. *Proceedings of the 2020 Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*,
- Martínez López, Y., Rodríguez González, A. Y., Quintana, J. M., Moya, A., Morgado, B., & Mayedo, M. B. (2019). CUMDANCauchy-C1: a cellular EDA designed to solve the energy resource management problem under uncertainty. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference Companion*,
- Martínez López, Y., Oquendo Ferrer, H., Caballero Mota, Y., Guerra Rodríguez, L. E., Junco Villegas, R., Benítez Cortés, I., Rodríguez González, A., & Madera Quintana, J. (2020). Aplicación de la investigación de operaciones a la distribución de recursos relacionados con la COVID-19. *Retos de la Dirección*, 14(2): 86-105.
- Mejía Vásquez, E. J., & Gonzales Chávez, S. (2019). Predicción del consumo de energía eléctrica residencial de la Región Cajamarca mediante modelos Holt-Winters. *Ingeniería Energética*, 40(3): 181-191.
- Mirjalili, S., & Mirjalili, S. (2019). Genetic algorithm. *Evolutionary Algorithms and Neural Networks: Theory and Applications*, 43-55.
- Omitaomu, O. A., & Niu, H. (2021). Artificial intelligence techniques in smart grid: A survey. *Smart Cities*, 4(2): 548-568.
- Rodríguez González, A. Y., Aranda, Á. R., Álvarez Carmona, M. Á., Pacheco, Á. D., López, Y. M., & Quintana, J. M. (2022). Algoritmos celulares basados en estimación de las distribuciones, una herramienta para manejar los recursos energéticos.
- Rodríguez González, A. Y., Lezama, F., Martínez López, Y., Madera, J., Soares, J., & Vale, Z. (2022). WCCI/GECCO 2020 Competition on Evolutionary Computation in the Energy Domain: An overview from the winner perspective. *Applied Soft Computing*, 125, 109162.

Srinivas, M., & Patnaik, L. M. (1994). Genetic algorithms: A survey. *Computer*, 27(6): 17-26.

Tuballa, M. L., & Abundo, M. L. (2016). A review of the development of Smart Grid technologies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 59, 710-725.

Vasconcellos, D. E. B., Gil, E. S., Perdomo, D. G., & Torné, I. G. (2023). Asignación de unidades de generación en microrredes eléctricas aisladas aplicando algoritmos genéticos: Unit commitment in isolated electric microgridapplying genetic algorithms. *Ingeniería Energética*, 44(2): 10-10.

Vijayapriya, T., & Kothari, D. P. (2011). Smart grid: an overview. *Smart Grid and Renewable Energy*, 2(4): 305-311.

Copyright © 2023, Martinez-Lopez, Y., Bethencourt-Mayedo, M., Madera-Quintana, J., Sutherland, J.



Este obra está bajo una licencia de Creative Commons Atribución-No Comercial 4.0 Internacional