

Despacho de energía óptimo en múltiples periodos considerando la incertidumbre de la generación a partir de fuentes renovables en un modelo reducido del sistema de potencia colombiano

Optimal energy dispatch in multiple periods of time considering the uncertainty of renewable sources in a reduced model of the Colombian power system

Jefferson Torres Riveros¹, Sergio Rivera²

¹Universidad Nacional de Colombia, jytorresr@unal.edu.co

²Universidad Nacional de Colombia, sriverar@unal.edu.co

Fecha de recepción: 04/06/2018 Fecha de aceptación: 06/20/2018



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-No comercial-SinObraDerivada 4.0 internacional.

DOI: <https://doi.org/10.18041/1794-4953/avances.1.4732>

Como citar: Torres Riveros, J. & Rivera, S. (2018). Despacho de energía óptimo en múltiples periodos considerando la incertidumbre de la generación a partir de fuentes renovables en un modelo reducido del sistema de potencia colombiano. *AVANCES: INVESTIGACIÓN EN INGENIERÍA*, 15 (1), 48-58. DOI: <https://doi.org/10.18041/1794-4953/avances.1.4732>

Resumen

En este artículo se presentan los resultados de la programación de la operación obtenidos al aplicar una función objetivo de optimización de costos de incertidumbre para el despacho de energía en varios periodos. Estos se obtuvieron considerando la distribución de probabilidad e incertidumbre tanto de diversas fuentes de generación de energías renovables (solar y eólica) como la gestión de vehículos eléctricos (VE) en un modelo reducido del sistema de potencia colombiano. El algoritmo de optimización heurístico utilizado fue uno de tipo DEEPSO (combinación de enjambre de partículas y evolución diferencial) en que se tuvo en cuenta factores como costos de penalización por la sub o sobreestimación del potencial energético; penalizaciones por limitaciones físicas del sistema como tensiones máximas de los nodos y corrientes máximas de las líneas; optimización del flujo de potencia mediante la inyección de reactivos con capacitores tipo *shunt* y la utilización de *taps* de transformadores.

Palabras clave: energías renovables, generación distribuida, mercados energéticos, redes inteligentes, variables climáticas.

Abstract

This document specifies the results obtained by developing a cost optimization as target function for the dispatch of energy in multiple periods of time considering the uncertainty of various sources of generation of renewable energies (solar and eolic) and the charging cycles of Electric Vehicles (VE) in a reduced model of the Colombian power system. The heuristic optimization algorithm used was DEEPSO type, which took into account: penalty costs for the sub or over estimation of the energy potential of each node, penalties for physical limitations of the system (maximum voltage of the nodes, maximum current of the lines, etc.), besides the optimization of the power flow through the injection of reagents with shunt capacitors or through the use of transformer taps.

Keywords: climatic variables, distributed generation, energy markets, renewable energy, smart grids.

1. Introducción

En Colombia el alto consumo de recursos fósiles se ha convertido en un problema cada vez más evidente, ya que, además del alto grado de contaminación, no son renovables. Esto lleva a que las reservas sean cada vez más escasas tanto de petróleo como de gas natural. Por otro lado, se están haciendo más evidentes los efectos de los fenómenos de El Niño y La Niña, dato que ha alarmado al Gobierno [1-3]. Lo anterior fuerza a la diversificación de las fuentes de generación de energía en Colombia, para de esta manera garantizar la fiabilidad y robustez del sistema. Es aquí donde las energías renovables se han presentado como una posibilidad para solucionar tanto a corto como a largo plazo este problema.

Las tecnologías utilizadas en las energías renovables al estar en desarrollo no han logrado todavía el nivel de eficiencia

ni exactitud de las convencionales, en las cuales es posible fijar la cantidad de energía disponible a ser despachada en periodos específicos [2, 4]. Para las energías limpias es necesario tener en cuenta que presentan un límite máximo de generación que cambia con el tiempo (variabilidad), y al no ser conocido con precisión se genera una incertidumbre. Esta última es un serio problema a la hora de hacer planeamiento de la operación mediante el despacho de energía programable, ya que para su correcto funcionamiento es necesario contar con servicios secundarios que permitan un seguimiento en cada momento. Solo con estos servicios es posible controlar las fluctuaciones en el sistema con respecto al consumo de la carga y la generación [5-6].

El modo de operación y su planificación de una red con la inclusión de fuentes de generación de energías renovables y cargas de consumo aleatorio, como lo

son los vehículos eléctricos (PVE), es muy diferente a la forma convencional. Por lo tanto, surge la necesidad de investigar nuevos modelos que permitan integrar a las instalaciones ya existentes y las tecnologías venideras, de tal forma que se asegure una operación óptima del sistema en conjunto. Ese es el objetivo de esta investigación, la cual busca mediante el modelamiento matemático de variables climáticas y sus funciones de distribución de probabilidad (PDF), y el aprovechamiento de herramientas computacionales como MATLAB, modelar el sistema de potencia colombiano, reducido a un caso hipotético con alta penetración de energías renovables. Además, busca implementar una función de optimización para el despacho óptimo de potencia en múltiples periodos. De esta manera, el estudio tiene en cuenta como variables de entrada los pronósticos climáticos en los periodos estudiados (velocidades del viento e irradiación solar). Con esos datos se logra prever el tentativo potencial de generación de los nodos del sistema que contengan fuentes de generación con energía solar, eólica o incluso cargas variables, como lo son los vehículos eléctricos.

Así, en este artículo se describirán las consideraciones que se tuvieron en cuenta para el planteamiento de la función de optimización, además de la caracterización de las variables climáticas en cada caso (sección 2). Esto se hará a partir de funciones de distribución de probabilidad y los costos de penalización por la sobre o subestimación del

potencial de nodos renovables (sección 3). También se expondrán los resultados obtenidos para un sistema de potencia colombiano tras correr cinco simulaciones con número de iteraciones variables dependiendo el caso (sección 4). Con este proceso se busca analizar el comportamiento del sistema de potencia con gran permeabilidad de energías renovables. Finalmente se observarán las conclusiones (sección 5), a las cuales se llegaron a partir de los resultados obtenidos a lo largo del trabajo desarrollado.

2. Consideraciones para el planteamiento de la función objetivo

Uno de los mayores desafíos que presentan las energías renovables es su consideración como no programables para el despacho programado de energía [7-8]. Esto se debe a su alta variabilidad e incertidumbre. Físicos e ingenieros han estudiado durante años su modelamiento y comportamiento, para de esta forma lograr incluir estas tecnologías en el despacho programable de los sistemas energéticos. Tras este esfuerzo se ha llegado a la conclusión de que su comportamiento puede llegar a ser modelado a partir de funciones de distribución de probabilidad (PDF) [2, 7, 8].

Al modelar matemáticamente las PDF, se puede tener un comportamiento tentativo de las variables medioambientales. De esta manera es posible estimar los costos asociados por la incertidumbre de las fuentes de

energía: fotovoltaica (PVG), eólica (WEG) y ciclos de carga de vehículos eléctricos (PEV). Esto se hace a partir de costos de penalización por la sobreestimación o la subestimación del potencial energético de cada nodo renovable del sistema en el periodo deseado a despachar, tal y como se ha trabajado en investigaciones previas como [2, 9, 10]. La utilización de estos costos de penalización permite crear funciones de costo por incertidumbre (UCF). Lo anterior ayuda a brindar un modelamiento económico que contenga las características de variabilidad e incertidumbre de estas fuentes de energía, y de esta manera incluirlas en el despacho de energía programable del sistema energético [10]. Cabe mencionar que para que el modelamiento pueda ser aplicado se toma una suposición, de modo que esta es que todos los sistemas de generación cuentan con un sistema de respaldo (*backup*) [10]. El sistema es utilizado en el caso de que la potencia programada sea superior a la disponible en un instante de tiempo determinado. En este apartado se describirán brevemente algunos de los modelamientos matemáticos de las fuentes de energía (PVG, WEG y PEV) a partir de PDF. La descripción de los costos por sobreestimación y subestimación de cada una de estas tecnologías no serán descritas por cuestiones de las limitaciones en la extensión del mismo, sin embargo, pueden ser consultadas en [10-12]. Todas estas ecuaciones fueron implementadas en el algoritmo DEEPSO para la ejecución de la función de optimización del despacho de energía.

3. Funciones de distribución de probabilidad de las fuentes primarias de energía consideradas

3.1 Funciones de distribución de probabilidad

A continuación haciendo uso de múltiples investigaciones previas desarrolladas se hará una descripción de las PDF para PVG, WEG y PEV conectados a la red [8-12]. Estas distribuciones de probabilidad son vitales para el desarrollo del código implementado, ya que permiten el modelamiento matemático y probabilístico del comportamiento de las variables climáticas de nuestro interés: radiación solar, velocidad del viento y ciclos de carga y descarga de vehículos eléctricos.

3.1.1 Función de distribución de probabilidad solar

En trabajos anteriores de investigación [7-10] se evaluaron diferentes PDF para así determinar cuál sería la forma matemática que mejor se adapta al comportamiento de la radiación emitida por el sol. El resultado arrojó que la función Lognormal de distribución de probabilidad es la que mejor se acopla al comportamiento de radiación solar. A continuación se hace una descripción de la función.

$$f_G(G) = \frac{1}{G \cdot \beta \sqrt{2\pi}} * e^{-\frac{(\ln(G)-\lambda)^2}{2\beta^2}}, 0 < G < \infty \quad (1).$$

Donde:

$f_G(G)$: corresponde a la función de densidad de probabilidad lognormal

G : corresponde a la irradiancia solar

β : corresponde a la desviación estándar de la distribución lognormal

λ : corresponde a la media de la distribución lognormal

3.1.2 Función de distribución de probabilidad eólica

En investigaciones desarrolladas previamente se ha determinado que la mejor función de distribución de probabilidad es el tipo Weibull [9-12], cuya componente primordial es la velocidad de viento. Es necesario tener en cuenta que esta variable es dependiente de la posición geográfica del punto de interés.

$$f_v(V) = \left(\frac{k}{c}\right) \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} e^{(-vc)^k}, 0 < v < \infty \quad (2).$$

Donde:

v : corresponde a la velocidad del viento

$f_v(v)$: corresponde a la función de densidad de probabilidad para la velocidad del viento

k : corresponde al factor de forma dependiente de la ubicación geográfica, típicamente entre 1-3

$c[m/s]$: corresponde al factor de escala en un lugar geográfico, típicamente entre 5-8

3.1.3 Función de distribución de probabilidad en vehículos eléctricos

El uso de vehículos eléctricos tiene un comportamiento estocástico, el cual depende del patrón de conducción del

vehículo y de los patrones de carga y descarga de las baterías. En [10] se estima una distribución normal para describir la distancia recorrida por el vehículo tal y como se muestra a continuación.

$$f_d(D) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\phi} * e^{-\frac{(D-\mu)^2}{2\phi^2}}, 0 < D < \infty \quad (3).$$

Donde:

D : corresponde a la distancia recorrida por el vehículo eléctrico

$f_d(D)$: corresponde a la función de densidad del vehículo eléctrico.

μ : corresponde a la media de la distribución

ϕ : corresponde a la desviación estándar de la distribución

A parte de las PDF se introdujeron en el algoritmo DEEPSO ecuaciones matemáticas especificadas para determinar [10]: el potencial solar, eólico y el disponible para vehículos eléctricos; costos de incertidumbre, ya sea por la sobre- o subestimación del potencial, generados para las tres tecnologías; costos de penalización por sobrepasar los valores límites del sistema de potencia en tensión, corriente y potencia; un transformador con *taps* y un capacitor tipo *shunt*. Continuando con lo anterior, se hablará sobre la descripción del sistema de potencia utilizado para el algoritmo de optimización heurístico DEEPSO.

3.2 Descripción del sistema de potencia utilizado

El sistema de 22 nodos es un modelo reducido del sistema de potencia colombiano utilizado en una tesis en 2006

[10]. A pesar de no estar actualizado, es un buen punto de partida, tanto para el desarrollo del ejercicio de inclusión de energías renovables como para el desarrollo del algoritmo para la optimización del despacho energético. En esta sección se hará una breve descripción de las componentes que conforman el modelo del sistema de potencia colombiano.

Este modelo cuenta con 20 nodos, 40 líneas de transporte, 13 agentes generadores y 14 demandas [10]. El sistema ha sido dividido en 5 subáreas. Las subáreas se encuentran organizadas de la siguiente forma: la subárea 1 representa la zona caribe (nodos 1, 2, 3 y 4), la subárea 2 representa la zona noroccidental donde se encuentran Antioquia y el Chocó (nodos 6, 7 y 8), la subárea 3 representa la zona San Carlos y Magdalena Medio (nodos 10, 11, 12 y 13), la subárea 4 representa la zona suroccidental (nodos 14, 15, 16 y 17) y finalmente la subárea 5

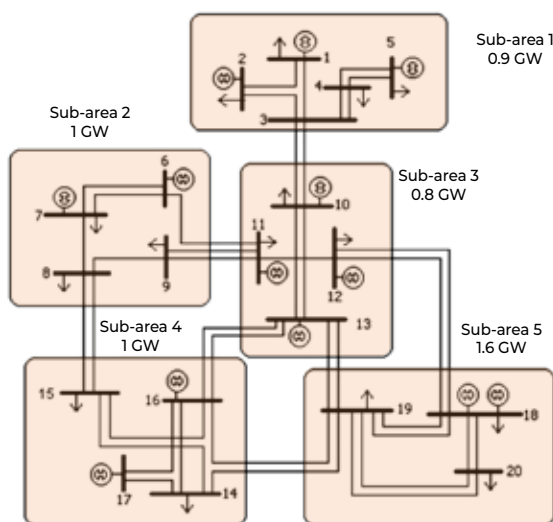


Figura 1. Modelo del sistema de potencia colombiano reducido [10].

representa la zona nororiental (nodos 18, 19 y 20). Esto se puede observar en la Figura 1.

Una vez hecha esta división de los territorios, se procedió a incluir los nodos renovables en diferentes etapas. Cada una de ellas es manejada como un sistema independiente para comparar el desempeño del sistema en cada uno de los escenarios. Inicialmente se incluyó en el punto geográfico donde se encuentra La Guajira un nodo de generación eólica con potencia máxima de 150 MW (nodo 1 del sistema). La segunda etapa se implementó en la zona suroccidental, cerca de Yumbo, un nodo de generación solar con una potencia pico de 150 MW (nodo 17). Se escogió la cercanía a este punto debido a que ya han sido implementados proyectos de energía fotovoltaica de forma industrial. Por último, se añadió un nodo de vehículos eléctricos con el modelo *plug to grid*, es decir, solo puede inyectar energía a la red y esta no puede ser extraída. El lugar escogido fue la zona de Serromatoso con una potencia pico de inyección a la red de 25 MW (nodo 10 del sistema).

A continuación se mostrará en la Tabla 1 una descripción de las componentes que conformaron el sistema de potencia colombiano.

En esta sección serán comparados los resultados obtenidos en los tres escenarios. Cabe resaltar que cada uno de los tres cuentan con la integración de un capacitor tipo *shunt* y un transformador con *taps*. Estos permiten una inyección en tensión de 0.9 a 1.1 pu con capacidad

Tabla 1. Componentes del sistema de potencia colombiano reducido

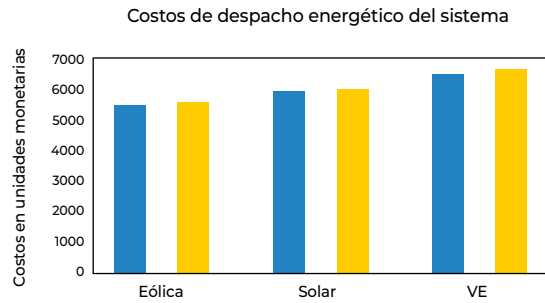
Ítem	IEEE sistema de 118 nodos
Generadores	16
Cargas	14
Líneas	40
Transformadores con <i>taps</i>	1
Capacitores tipo <i>shunt</i>	1

Fuente: Elaboración propia.

de variar la tensión de a 0.01 pu. Por otra parte, cada sistema es complementario al anterior, es decir, el sistema que tiene la implementación del nodo solar también cuenta con el nodo eólico. De igual manera, el sistema que cuenta con la implementación de vehículos eléctricos cuenta con el nodo solar y el nodo eólico en el sistema de potencia.

4. Análisis de resultados para el sistema colombiano en los diversos escenarios

El primer resultado en la implementación de cada uno de los escenarios y posterior desarrollo de la simulación fue el hecho de que cada vez que se agregaba un nodo renovable (variable de decisión del sistema) era necesario aumentar el número de iteraciones del algoritmo. De esta forma se puede garantizar la convergencia de los costos, de modo que esto es de gran importancia ya que era el objetivo último del algoritmo. Para el sistema que únicamente contaba con el nodo de energía eólica con 45,000 iteraciones, se logró la convergencia de los valores; en

**Figura 2.** Costos de operación del sistema de potencia colombiano.

Fuente: Elaboración propia.

cambio, para el sistema con nodos eólico y solar ya fueron necesarias 60,000 iteraciones para llegar al mismo resultado. Finalmente, para el sistema que contenía los tres tipos de nodos (eólico, solar y vehículos eléctricos), fueron necesarias 100,000 iteraciones para la convergencia de resultados.

Uno de los principales parámetros de interés para comparar entre los tres escenarios es el costo de operación del sistema con costos de penalización y sin ellos. Para este fin se hicieron cinco iteraciones por escenario y se hallaron los valores promedio para cada uno de los parámetros de interés. Con esta información se generó la Figura 2 en que el eje de ordenadas son los costos de operación medidos en dólares, de modo que estos son la penalización y operación que han sido establecidos en investigaciones previas tales como en [5], y el eje de abscisas contempla los tres escenarios estudiados. En ella se observa que cada vez que se agrega un nodo renovable al sistema los costos de operación y despacho energético aumentan tanto para los escenarios

que contemplan costos de penalización (amarillo) como para los que no contemplan costos por penalización (azul).

El aumento en los costos de operación del sistema cada vez que se añade un nodo renovable se debe principalmente al hecho de que el algoritmo cuenta con una función de costos de despacho energético, la cual varía dependiendo de la cantidad de energía despachada para cada nodo renovable.

Por otra parte, una de las componentes fundamentales del algoritmo es el despacho en múltiples periodos. Para ello se tomó una carga inicial específica y se varió de manera porcentual para cada instante de tiempo, simulando así el comportamiento real de cargas variables que encontramos en un sistema de potencia. Conforme a lo anterior, en el primer instante de tiempo los valores de las cargas fueron puestos de forma arbitraria pero variados un 10, un 5, un 4, un 3 y 7%, respectivamente, para los posteriores seis periodos.

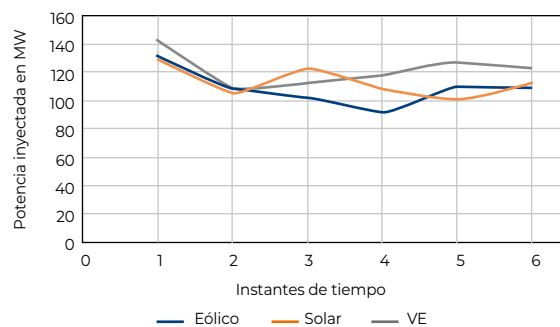


Figura 3. Potencia despachada por el algoritmo por fuente de generación eólica.

Fuente: Elaboración propia.

Los resultados obtenidos serán mostrados para cada nodo de energías renovables. El primero será el nodo de energía eólica ubicado en La Guajira, ya que este fue el único presente en los tres escenarios en estudio. Por lo tanto, la Figura 3 muestra los resultados en los tres sistemas de forma simultánea.

Como se aprecia en la Figura 3, en los tres escenarios escogidos los valores de potencia despachada por el nodo eólico se encuentran muy cercanos entre sí, variando entre los 120 MW hasta los 100 MW. Estos valores concuerdan con los de despacho deseables mostrados en la curva de costos de operación de despacho energético eólico en la Figura 4. Lo anterior nos da un indicio de que el algoritmo sí está teniendo en cuenta las limitantes impuestas como criterio de entrada para la optimización del despacho energético.

Ahora se analizará el nodo solar referente a la zona suroccidental del país, específicamente cerca de Yumbo. Solo dos escenarios de los escogidos cuentan con

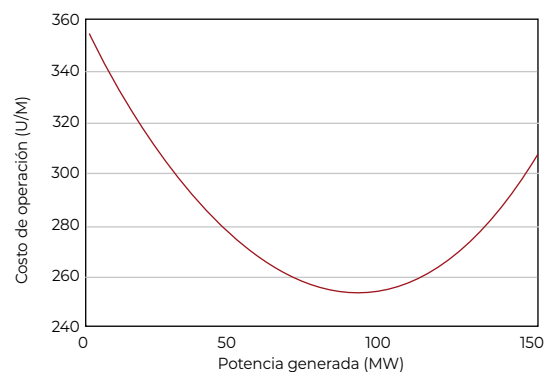


Figura 4. Curva de costos de operación para potencia eólica despachada.

Fuente: Elaboración propia.

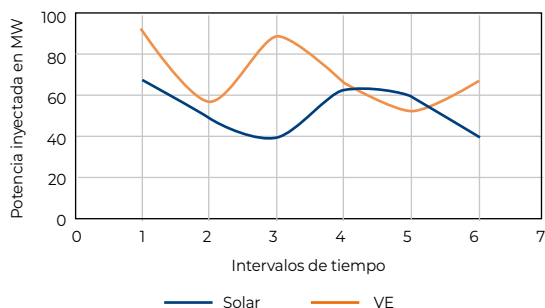


Figura 5. Potencia despachada por el algoritmo por fuente de generación solar.

Fuente: Elaboración propia.

el nodo solar, en los cuales uno incluye el nodo eólico y el otro añade a estos dos ya existentes el nodo de los vehículos eléctricos. A continuación, se especificarán los resultados obtenidos para el nodo solar, los cuales se pueden visualizar en la Figura 5.

En los dos escenarios escogidos para el sistema de potencia, los valores de potencia despachada por el nodo solar se encuentran muy cercanos entre sí, con variaciones dentro los 90 MW hasta los 50 MW. Estos valores concuerdan con los de despacho deseables vistos en la curva de costos de operación de despacho energético solar.

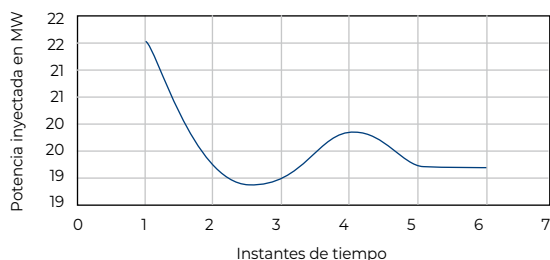


Figura 6. Potencia despachada por el algoritmo por vehículos eléctricos.

Fuente: Elaboración propia.

Finalmente se expondrán los resultados obtenidos para la potencia inyectada al sistema por parte de los vehículos eléctricos. Este nodo referente al punto geográfico de Serromatoso tiene una potencia pico de inyección de 25 MW. En la Figura 6 se pueden apreciar los resultados obtenidos para dicho nodo que incluye los tres tipos de energías renovables.

5. Conclusiones

En el presente trabajo se desarrolló e implementó un algoritmo de optimización de despacho energético en el sistema de potencia colombiano, reducido a un escenario hipotético con alta penetración de energías renovables. Dicho algoritmo busca programar el despacho de potencia en múltiples instantes de tiempo (seis instantes de tiempo en este caso), de tal forma que sea programable la generación renovable en el sistema. Además, trata de minimizar los costos de penalización por el sobre- o subdimensionamiento del potencial de generación renovable o por la violación de las limitantes físicas del sistema.

El objetivo primordial del algoritmo era hacer despachables los nodos de generación renovable en el sistema, minimizando los sobrecostos de penalización y utilizando maniobras en el sistema para la compensación de reactivos, como lo son la implementación de capacitores tipo *shunt* y utilización de transformadores con *taps* en el sistema. De esta forma se logra la mayor cercanía de los costos de operación con la función objetivo.

Los resultados fueron alentadores teniendo en cuenta que se obtuvo la convergencia de los costos de operación del sistema con penalización respecto de la función objetivo. Por otra parte, dos grandes aportes fueron la optimización del despacho energético, a pesar de la variabilidad e incertidumbre de la generación renovable, y desarrollar dicha optimización en múltiples periodos.

El trabajo descrito demuestra la gran utilidad y el potencial que hay en la utilización de algoritmos heurísticos para la solución y optimización de problemas matemáticos complejos. En este caso, se utilizó para la optimización de despacho de energía en sistemas de potencia teniendo en cuenta múltiples variables de decisión. Estas fueron los vehículos eléctricos y sistemas de maniobras como capacitores *shunt* y transformadores con *taps*. El potencial de la utilización de este tipo de algoritmos es tal que hay una multitud de temas y variables que podrían implementarlo como la utilización de tarifas dinámicas acorde con la demanda de las cargas en el sistema; la implementación de los valores reales de velocidad, viento e irradiancia en el sistema de potencia colombiano; la actualización del sistema de potencia colombiano a uno más actual; entre otros escenarios.

Referencias

- [1] Correa-Posada, C. M. & Sánchez-Martín, P. (2015). Integrated power and natural gas model for energy adequacy in short-term operation. *IEEE Transactions on Power Systems*, 30 (6), 3347 – 3355. doi: 10.1109/TPWRS.2014.2372013.
- [2] Vargas, A., Saavedra, O. R., Samper, M. E., Rivera, S. & Rodríguez, R. (2016). Latin American energy markets: Investment opportunities in nonconventional renewables. *IEEE Power and Energy Magazine*, 14 (5), 38 – 47. doi: 10.1109/MPE.2016.2573862.
- [3] Gallego, J. D., Franco, C. J. & Zapata, S. (2015). Policies for the utilization of hydropower potential in Colombia using small plants. *IEEE Latin America Transactions*, 13 (12), 3844 – 3850. doi: 10.1109/TLA.2015.7404918.
- [4] Surender Reddy, S., Bijwe, P. R. & Abhyankar, A. R. (2015). Real-time economic dispatch considering renewable power generation variability and uncertainty over scheduling period. *IEEE Systems Journal*, 9 (4), 1440 – 1451. doi: 10.1109/JSYST.2014.2325967.
- [5] Zhang, T. & Baldick, R. (2015). *Consideration of ancillary services in Screening Curve Method*. IEEE Power & Energy Society General Meeting. IEEE, Denver. doi: 10.1109/PES GM.2015.7286408.
- [6] Papalexopoulos, A., Vitellas, I., Hatzargyriou, N. D., Hansen, C., Patsaka, T. & Dimeas, A. L. (2011). Assessment and economic analysis of wind generation on the ancillary services and the unit commitment process for an isolated system, en *16th International Conference on*

- Intelligent System Applications to Power Systems*, IEEE, Hersonissos, doi: 10.1109/ISAP.2011.6082197.
- [7] Chang, T. P. (2010). Investigation on frequency distribution of global radiation using different probability density functions. *International Journal of Applied Science and Engineering*, 8 (2), 99 – 107.
- [8] Zhao, J., Wen, F., Dong, Z. Y., Xue, Y. & Wong, K. P. (2012). Optimal dispatch of electric vehicles and wind power using enhanced particle swarm optimization. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 8 (4), 889 – 899.
- [9] Hetzer, J., Yu, C. D. & Bhattarai, K. (2008). An economic dispatch model incorporating wind power. *IEEE Transactions on energy conversion*, 23 (2), 603 – 611.
- [10] Torres Riveros, J. & Rivera Rodríguez, S. (2018). *Despacho de energía óptimo en múltiples periodos de tiempo considerando la variabilidad y la incertidumbre de la generación a partir de fuentes renovables*. Universidad Nacional de Colombia, Bogotá, Colombia.
- [11] Mojica-Nava, E., Rivera, S. & Quijano, N. (2016). Distributed dispatch control in microgrids with network losses, en *IEEE Conference on Control Applications (CCA)*, IEEE, Buenos Aires, Argentina. doi: 10.1109/CCA.2016.7587850.
- [12] Mojica-Nava, E., Rivera, S. & Quijano, N. (2017). Game-theoretic dispatch control in microgrids considering network losses and renewable distributed energy resources integration. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 11 (6), 1583 – 1590. doi: 10.1049/iet-gtd.2016.1486