

Despacho de energía óptimo en múltiples periodos de tiempo considerando la variabilidad y la incertidumbre de la generación a partir de fuentes renovables

Optimal energy dispatch in multiple periods of time considering the variability and uncertainty of generation from renewable sources

Jefferson Torres Riveros¹, Sergio Rivera Rodríguez^{2*}

¹Estudiante de Ingeniería Eléctrica Universidad Nacional de Colombia,
Auxiliar de Ingeniería en Laboratorio de Ensayos Eléctricos e Industriales (LABE),
Miembro Activo GRISEC, Bogotá, Colombia

²Ph.D., Profesor Universidad Nacional de Colombia,
Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Bogotá, Colombia.
Email: srriverar@unal.edu.co

Recibido: 1/06/2018
Aceptado: 15/07/2018

Cite this article as: J. Torres-Riveros, S. Rivera-Rodriguez "Optimal energy dispatch in multiple periods of time considering the variability and uncertainty of generation from renewable sources", Prospectiva, Vol 16, N° 2, 75-81, 2018.

RESUMEN

En este documento se especificarán los resultados obtenidos al desarrollar una función de optimización de costos para el despacho de energía en múltiples (6) periodos de tiempo considerando la variabilidad y la incertidumbre de diversas fuentes de generación de energías renovables como lo son el sol, el viento, además de los ciclos de carga de Vehículos Eléctricos (VE) en una red de generación distribuida. El algoritmo de optimización heurístico utilizado fue tipo DEEPSO (combinación de enjambre de partículas y evolución diferencial) en el cual se tuvo en cuenta costos de penalización por la sub o sobre estimación del potencial energético, penalizaciones por limitaciones físicas del sistema, además de la optimización del flujo de potencia mediante la inyección de reactivos con capacitores tipo shunt o mediante la utilización de taps de transformadores. El resultado final de la investigación fue el desarrollo de un algoritmo tipo DEEPSO para la optimización del despacho económico de energía en sistemas de potencia con alta penetración de fuentes renovables.

Palabras clave: Generación distribuida; Energías renovables; Redes inteligentes; Variables climáticas; Mercados energéticos.

ABSTRACT

This document will specify the results obtained by developing a cost optimization function for the dispatch of energy in multiple (6) periods of time considering the variability and uncertainty of various sources of generation in renewable energies such as the sun, wind, in addition to the charging cycles of Electric Vehicles (VE) in a distributed generation network. The heuristic optimization algorithm used was DEEPSO type, which took into account penalty costs for the sub or over estimation of the energy potential, penalties for physical limitations of the system, besides the optimization of the power flow through the injection of reagents with shunt capacitors or through the use of transformer taps. The final result of the research was the development of a DEEPSO algorithm for the optimization of the economic dispatch of energy in power systems with high penetration from renewable sources.

Key words: Distributed generation; Renewable energy; Smart grids; Climatic variables; Energy markets.

1. INTRODUCCIÓN

Los tiempos cambian y cada época presenta sus propios retos y desafíos, la creciente preocupación por el alto consumo de recursos fósiles en comparación con su tasa de renovación, así como las decrecientes reservas de petróleo y gas natural y los cada vez más feroces efectos de los fenómenos de El Niño y La Niña en el país, han hecho que el gobierno busque nuevas alternativas para la diversificación de las fuentes de generación de energía y de esta manera garantizar la fiabilidad y robustez del sistema. Es aquí donde las energías renovables se han presentado como una posibilidad frente a los desafíos venideros, producto de la disminución acelerada de los precios, un mejoramiento constante en la eficiencia y desempeño, y una tendencia generalizada del pensamiento verde y sostenible. Lo anterior ha hecho que la utilización de estas tecnologías sean una alternativa viable.

Las fuentes de energía solar y eólica se están desarrollando de forma acelerada, esto se puede apreciar por ejemplo en el año 2015 el cual fue un año récord en la adición de energía renovable donde se instalaron cerca de 147 GW de capacidad en este tipo de tecnologías en el mundo y donde las energías renovables aportaron cerca del 19,3% del consumo global de energía [1]. Lo anterior en concordancia con el claro compromiso a nivel internacional por combatir el cambio climático como se observó en la Convención en Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC) en París el pasado Diciembre del 2015, en donde 195 países reiteraron su compromiso para limitar el calentamiento global en menos de 2 grados Celsius, un común denominador de esta estrategia fue el de impulsar las energías renovables y la eficiencia energética en los diversos países miembros.

Sin embargo, la inclusión de este tipo de tecnologías presenta una serie de desafíos ingenieriles como lo son que la mayoría de las energías renovables presentan un límite máximo de generación que cambia con el tiempo (Variabilidad) y este límite no es conocido con precisión (Incertidumbre) a diferencia de las fuentes convencionales de energía en las cuales se puede fijar con exactitud la cantidad de energía disponible a ser despachada en periodos de tiempo específicos [2]. La incertidumbre es un serio problema a la hora de hacer planeamiento de despacho de energía programable, para la implementación de estas tecnologías en el sistema se hace necesario el uso de servicios secundarios que permitan seguir en cada momento las fluctuaciones en el sistema con respecto al consumo de la carga y la generación [3, 4].

El modo de operación de la red con la inclusión de fuentes de generación de energías renovables y cargas de consumo aleatorio como lo son los vehículos eléc-

tricos (PVE) es muy diferente, a la forma convencional de operación de la red. Por lo tanto, surge la necesidad de investigar nuevos modelos que permitan integrar las instalaciones ya existentes con las tecnologías venideras que marcarán una clara tendencia en el futuro cercano, de tal forma que se asegure una operación óptima del sistema. Ese es el objetivo de esta investigación, la cual busca mediante el modelamiento matemático de variables climáticas y el aprovechamiento de herramientas computacionales (MATLAB), modelar sistemas de potencia que hayan tenido una gran permeabilidad de energías renovables e implementar una función de optimización para el despacho óptimo de potencia en múltiples periodos de tiempo (6 periodos), la cual tenga en cuenta como variables de entrada los pronósticos climáticos en los periodos a analizar y con la cual se pueda 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 [5, 6].

En este documento se describirán los parámetros que se tuvieron en cuenta para el planteamiento de la función de optimización como la caracterización de las variables climáticas en cada caso a partir de funciones de distribución de probabilidad, costos de penalización por el sobre o subestimación del potencial de nodos renovables, también se expondrán los resultados obtenidos para un sistema de potencia de 118 nodos, corridas 10 simulaciones de 100.000 iteraciones cada una. Con la cual, se busca analizar el comportamiento del sistema de potencia con gran permeabilidad de energías renovables. Por último, se observarán las conclusiones a las cuales se llegaron a partir de los resultados obtenidos a lo largo del trabajo desarrollado.

2. METODOLOGÍA

Uno de los mayores desafíos que presentan las energías renovables es su consideración como no programables para el despacho de energía debido a su alta variabilidad e incertidumbre. Este tema ha inquietado a físicos e ingenieros que durante años han estudiado y tratado de encontrar formas para modelar el comportamiento de estas tecnologías y de esta manera, permitir incluirlas en el despacho programable de los sistemas energéticos. Después de años de investigación se ha encontrado que su comportamiento puede llegar a ser modelado a partir de Funciones de Probabilidad Distribuida (PDF) [2, 7, 8].

Al modelar matemáticamente las PDF, es posible estimar los costos asociados por la incertidumbre de las fuentes de energía (PVG, WEG y 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 período deseado a

despachar, tal y como se ha trabajado en investigaciones previas como [2, 8, 9]. 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. En este apartado se describirá brevemente algunos de los modelamientos matemáticos de las fuentes de energía (PVG, WEG y PEV) a partir de Funciones de Probabilidad Distribuida (PDF), la descripción los costos por sobreestimación y subestimación de cada una de estas tecnologías no serán descritas en este documento por cuestiones de las limitaciones en la extensión del mismo, sin embargo pueden ser consultadas en [10]. Todas estas ecuaciones fueron implementadas en el algoritmo DEEPSO para la ejecución de la función de optimización del despacho de energía.

2.1 Descripción de las PDF para fuentes de energía renovable

A continuación, se hará una descripción de las (PDF) para cada una de las tecnologías: (PVG), (WEG) y (PEV) conectados a la red, haciendo uso de múltiples investigaciones previas desarrolladas. Estas Funciones de Probabilidad Distribuida son vitales para el desarrollo del código implementado, puesto que permiten el modelamiento matemático y probabilístico del comportamiento de las variables climáticas de nuestro interés (irradiancia solar, velocidad del viento y ciclos de carga y descarga de vehículos eléctricos).

2.2 Función de distribución de probabilidad solar

En trabajos anteriores de investigación [7-9], se evaluaron diferentes PDF para determinar cuál sería la que mejor modelara matemáticamente el comportamiento de la irradiancia emitida por el sol. Cuyo resultado arrojó que la función de distribución de probabilidad Log normal es la que mejor se acopla al comportamiento de irradiancia solar. A continuación, se hace una descripción de la función.

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

Donde:

$f_G(G)$: es la función de densidad de probabilidad Lognormal

G : es la Irradiancia solar

λ : es la media de la distribución Lognormal

β : es la desviación estándar de la distribución Lognormal

2.3 Función de distribución de probabilidad eólica

En investigaciones desarrolladas previamente se ha determinado que la mejor función de distribución de probabilidad es la de tipo Weibull [9], cuya componente primordial es la velocidad de viento, esta variable está supeditada a la posición geográfica del punto de interés.

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

Donde:

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

v : es la velocidad del viento

$c \left[\frac{m}{s}\right]$: factor de escala en un lugar geográfico, típicamente entre 5-8

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

2.4 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.

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

Donde:

$f_d(D)$: es la función de densidad de probabilidad para la distancia recorrida por un vehículo eléctrico

D : es la distancia recorrida por vehículo eléctrico

μ : es la media de la distribución

ϕ : es la desviación estándar de la distribución

A parte de las PDF se introdujeron en el algoritmo DEEPSO ecuaciones matemáticas especificadas para determinar el potencial solar, potencial eólico y potencial disponible para vehículos eléctricos, costos de incertidumbre por la sobre o subestimación del potencial generados para las tres tecnologías, costos de penalización por sobrepasar los valores límites del sistema de potencia tanto en tensión, corriente, potencia, 9 transformadores con taps y 14 capacitores tipo Shunt. Continuando con lo anterior, también se hablará sobre la descripción del sistema de potencia utilizado para el algoritmo de optimización heurístico DEEPSO, del cual se hablará a continuación.

2.5 Descripción del sistema de potencia utilizado

El sistema de 118 nodos utilizado para el análisis de despacho de energía en múltiples periodos de tiempo en sistemas de potencia con alta permeabilidad de energías renovables fue tomado de la competencia internacional de la IEEE del 2014 OPF problemas en la temática de aplicación de algoritmos modernos de optimización heurística para la solución de flujos de potencia óptimos.

En esta competencia se buscaba desarrollar flujos de potencia óptimos con métodos heurísticos. Sin embargo, en este concurso no se tuvo en cuenta la inclusión de energías renovables en el sistema ni mucho menos el despacho óptimo en múltiples periodos de tiempo. A continuación, se expresarán las componentes que conforman el sistema de potencia tal y como se puede apreciar en la siguiente tabla.

Tabla 1. Componentes del sistema de potencia de 118 nodos.
Table 1. Components of the 118-node power system.

Ítem	IEEE sistema de 118 nodos
Generadores	54
Cargas	99
Líneas	177
Transformadores con Taps	9
Capacitores tipo Shunt	14

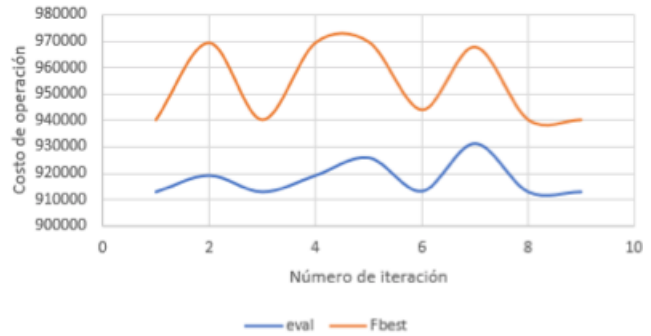
3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Una vez descrito brevemente las componentes del sistema de prueba a solucionar con el algoritmo DEEPSO implementado, se procederá a mostrar algunos de los resultados obtenidos para ello se hicieron 10 simulaciones cada una de ellas contó con 100.000 iteraciones. El objetivo específico de cada simulación e iteración es reducir los costos del sistema con penalizaciones y acercar dicho valor lo más posible al valor fitness es decir al valor del flujo sin penalización por las limitantes físicas del sistema.

Se comenzará describiendo el comportamiento del costo de operación del sistema, los costos están supeditados en valores monetarios expresados en dólares. En la figura 1 se puede apreciar los resultados obtenidos, en donde se observa como el costo de operación Fitness es siempre menor al costo de operación Eval, esto pues dicho costo penaliza fuertemente los parámetros eléctricos que se hayan salido de sus limitaciones físicas. El algoritmo comienza tomando valores aleatorios iniciales y a partir de la teoría del enjambre de partículas toma las características de los mejores individuos de cada generación para tomarlos como parámetros de referencia en las siguientes generaciones y así sucesivamente hasta completar las 100.000 iteraciones. El resultado final es la optimización de operación mediante la

escogencia de los parámetros del sistema de forma tal que se garantice el despacho energético lo más económico y óptimo posible vinculando también los nodos con energías renovables.

Figura 1. Costos de operación con penalización (Fbest) y costo de operación fitness (eval).
Figure 1. Costs of operation with penalty (Fbest) and cost of operation fitness (eval).

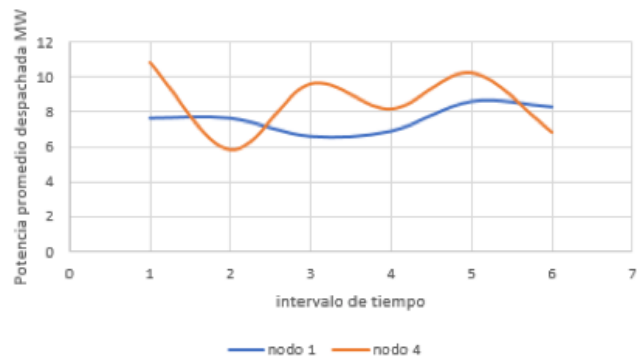


3.1 Despacho de energía para plantas fotovoltaicas PV

A continuación, se especificarán los resultados obtenidos para el despacho de potencia en MW de los nodos 1 y 4 conformados por energía solar, al haberse hecho los 10 flujos de potencia cada una de 100.000 iteraciones. Parte de los resultados obtenidos es la distribución de potencial para cada uno de los 6 intervalos de tiempo. Cabe mencionar que los 2 nodos solares fueron caracterizados con una potencia máxima de 20 MW y una potencia mínima de 2 MW.

Se comenzará describiendo la cantidad de potencia promedio despachada por ambos nodos en los 6 intervalos de tiempo, lo cual se puede observar en la figura 2, para ello se tomó el valor promedio de potencia despachada para las 10 iteraciones en cada uno de los 6 intervalos de tiempo. Es interesante observar como el nodo 4 es el que más potencia despacha de forma generalizada, esto se puede llegar a deber principalmente por mejores condiciones de potencial de radiación o incluso por la posición estratégica del nodo en el sistema de potencia.

Figura 2. Potencia promedio despachada por las plantas PV en el sistema de 118 nodos en los 6 intervalos de tiempo, nodos 1 y 4.
Figure 2. Average power dispatched by PV plants in the system of 118 nodes in the 6 time slots, nodes 1 and 4.

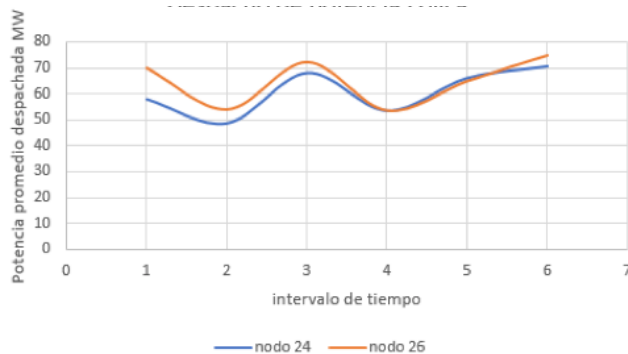


3.2 Despacho de energía para plantas eólicas

En este apartado se especificarán los resultados obtenidos para el despacho de potencia en MW de los nodos 24 y 26 conformados por energía eólica, al haberse hecho los 10 flujos de potencia cada una de 100.000 iteraciones. Parte de los resultados obtenidos es la distribución de potencial para cada uno de los 6 intervalos de tiempo. Cabe mencionar que los 2 nodos eólicos fueron caracterizados con una potencia máxima de 150 MW y una potencia mínima de 15 MW.

Continuando con lo anterior, se describirá la cantidad de potencia promedio despachada por ambos nodos en los 6 intervalos de tiempo, lo cual se puede observar en la figura 3, para ello se tomó el valor promedio de potencia despachada para las 10 iteraciones en cada uno de los 6 intervalos de tiempo. Donde se puede observar claramente un despacho de potencia muy similar tanto para el nodo 24 como el nodo 26, esto se puede deber al hecho de que se pusieron las mismas características físicas de las componentes de viento para ambos sistemas. Para un mejor análisis del comportamiento del despacho de ambos nodos, es recomendable manejar datos de las componentes de viento reales propias de la posición geográfica de cada nodo.

Figura 3. Potencia promedio despacha por las plantas eólicas en el sistema de 118 nodos en los 6 intervalos de tiempo, nodos 24 y 26.
Figure 3. Average power dispatched by the wind power plants in the system of 118 nodes in the 6 time intervals, nodes 24 and 26.

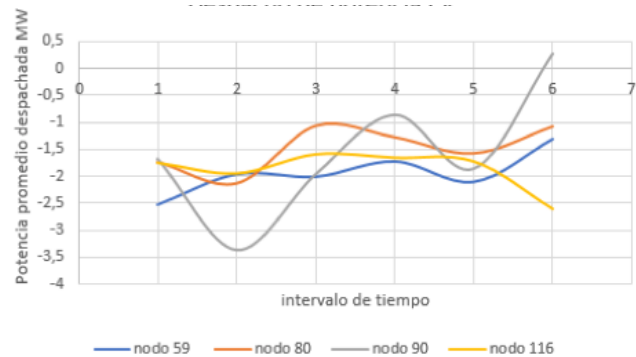


3.3 Despacho de energía en nodos con vehículos eléctricos

A continuación, se especificarán los resultados obtenidos para el despacho de potencia en MW de los nodos 59, 80, 90 y 116 conformados por vehículos eléctricos, al haberse hecho los 10 flujos de potencia cada una de 100.000 iteraciones. Parte de los resultados obtenidos es la distribución de potencial para cada uno de los 6 intervalos de tiempo. Cabe mencionar que los 4 nodos de vehículos eléctricos fueron caracterizados con una potencia máxima de 3,6 MW y una potencia mínima de -8 MW. En este caso en particular se pueden llegar a observar valores de potencia inyectada negativa, esto se debe al hecho de que los vehículos eléctricos pueden llegar a pedir potencia del sistema para cargarse.

La cantidad de potencia promedio despachada por los 4 nodos en los 6 intervalos de tiempo, lo cual se puede observar en la figura 4, para ello se tomó el valor promedio de potencia despachada para las 10 iteraciones en cada uno de los 6 intervalos de tiempo. Es interesante observar como casi que la totalidad de nodos dieron valores negativos para los 6 intervalos de tiempo, es decir que los 4 nodos estuvieron consumiendo potencia de la red.

Figura 4. Potencia promedio despacha por vehículos eléctricos en el sistema de 118 nodos en los 6 intervalos de tiempo, nodos 59, 80, 90, 116.
Figure 4. Average power dispatches by electric vehicles in the system of 118 nodes in the 6 time intervals, nodes 59, 80, 90, 116.



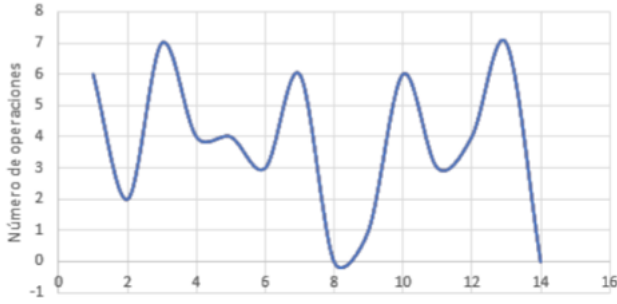
3.4 Operación de capacitores

Como se ha mencionado previamente, otra de las componentes utilizadas por el algoritmo DEEPSO que puede manipular para modificar los reactivos del sistema, de esta manera, mejorar el flujo de potencia y por ende los costos del despacho económico de energía es la activación o no de capacitores tipo Shunt.

El sistema de 118 nodos utilizado cuenta con 14 capacitores tipo Shunt, los cuales fueron programados para que el algoritmo heurístico decida su activación o no para cada uno de los 6 intervalos de tiempo específicos. En este apartado se especificarán el número de veces que fueron activados los capacitores para el primero intervalo de tiempo, esto por las limitaciones en el tamaño del documento.

A continuación, se hará la descripción del número de veces que fue activado cada uno de los 14 capacitores para el primer intervalo de tiempo, información que se puede apreciar en la figura 5. En la cual se observa como los capacitores que mayor cantidad de veces entraron en operación fueron los números 3 y 13. Mientras que, los capacitores 8 y 14 nunca entraron en operación para todo esto referente al intervalo 1 de tiempo. El valor promedio de veces que se activaron cada uno de los 14 capacitores para este período fue de 3 veces.

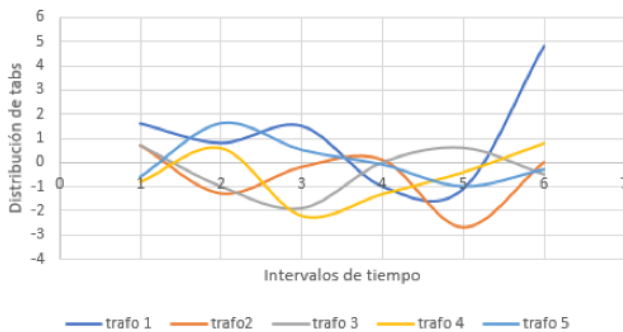
Figura 5. Número de veces que cada capacitor tipo Shunt entró en operación para el intervalo 1 de tiempo.
Figure 5. Number of times each Shunt-type capacitor went into operation for time interval 1.



3.5 Descripción de la distribución de taps en los transformadores del sistema

Como se ha mencionado anteriormente, en el sistema de 118 nodos posee 9 transformadores con taps los cuales permiten variar la relación de transformación de los trafos en el sistema. Cada transformador cuenta con 20 taps que van desde -10 hasta +10 con variaciones tal que permiten llegar a valores de 0,9 hasta 1,1 de tensión por unidad (Pu). El ajuste de taps de los transformadores en el sistema es una estrategia utilizada para modificar los valores de potencia reactiva en el flujo de potencia. Se insertó la posibilidad de que el algoritmo DEEPSO pudiera modificar la disposición de taps en los transformadores, así como la entrada de operación en capacitores tipo shunt con el objetivo de mejorar los valores de potencia reactiva en el sistema. En este apartado se describirán los valores de los ajustes promedio implementados por el algoritmo DEEPSO en la distribución de taps en el sistema de potencia, para el primer intervalo de tiempo de 5 de los transformadores.

Figura 6. Distribución de taps de transformadores en el sistema de 118 nodos.
Figure 6. Distribution of transformer taps in the 118-node system.



3.6 Abreviaturas y acrónimos

- Generación fotovoltaica (PVG)
- Generación de energía Eólica (WEG)
- Vehículos eléctricos (PEV)
- Funciones de Costo por Incertidumbre (UCF)
- Funciones de Probabilidad Distribuida (PDF)
- Despacho Económico (DE)

4. CONCLUSIONES

En el presente artículo se documentaron los resultados obtenidos al desarrollar un algoritmo de optimización de despacho económico de energía en múltiples (6) periodos de tiempo en un sistema de potencia de 118 nodos con alta permeabilidad de energías renovables. El objetivo primordial era crear una metodología en donde se tuvieran en cuenta las características propias de las energías renovables de variabilidad e incertidumbre y mediante costos por penalización se pudiera tener un sistema que permitiera la entrada de energías renovables en el modelo de Despacho Económico (DE) del operador de red. Los resultados fueron alentadores si se tiene en cuenta la corta diferencia en el precio de operación final obtenidos por el algoritmo implementado, lo cual se puede apreciar en la figura 1.

Por otra parte, el algoritmo no solo modela matemáticamente el comportamiento de las variables de interés de las energías renovables y cargas variables como lo son la irradiancia solar, velocidad de viento y los ciclos de carga y descarga de vehículos eléctricos. Si no que, además cuenta con alternativas de elección para la disminución de potencia reactiva, como lo es la implementación de capacitores tipo Shunt y la variabilidad de taps de transformadores en el sistema. Acercándose así, a los modelos reales de sistemas de potencia.

El trabajo desarrollado presenta un acercamiento a la posibilidad de implementar las energías renovables en el modelo DE de operadores de red, mediante el modelamiento económico de la operación de nodos con energías renovables y cargas variables. En la actualidad, se está trabajando en la implementación de un algoritmo tipo DEEPSO en el sistema de potencia colombiano, el cual permita en un futuro dar un criterio al operador de red de la potencia disponible despachable en nodos renovables en múltiples periodos de tiempo, teniendo en cuenta los datos climáticos previstos en dichos nodos para el siguiente día de operación.

Para el éxito del uso de este tipo de algoritmos matemáticos de optimización de despacho económico de energía en sistemas de potencia reales, es necesario contar con sistemas de monitoreo meteorológico a lo largo de los nodos renovables de interés, que permitan brindar información acertada de las características medioambientales en tiempo real, ya que estos datos son los valores de entrada del algoritmo para modelar el potencial de generación de los nodos renovables y de esta manera, brindar una alternativa de despacho de energía al operador de red.

REFERENCIAS

- [1] T. Zhang, R. Baldick. (July 2015). Consideration of ancillary services in Screening Curve Method. *IEEE Power & Energy Society General Meeting*, Denver, CO, 2015. Disponible: URL: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=7286408&isnumber=7285590>
- [2] S. Surender Reddy, P. R. Bijwe, A. R. Abhyankar, "Real-Time Economic Dispatch Considering Renewable Power Generation Variability and Uncertainty Over Scheduling Period", *IEEE Systems Journal*, 9(4), 1440-1451, 2015.
- [3] A. Papalexopoulos, I. Vitellas, N. D. Hatziaargyriou, C. Hansen, T. Patsaka, A. L. Dimeas. (Sept. 2011) Assessment and economic analysis of wind generation on the ancillary services and the unit commitment process for an isolated system. 16th International Conference on Intelligent System Applications to Power Systems, Hersonissos, 2011. Disponible: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=6082197&isnumber=6082157>
- [4] T. Wu, Q. Yang, Z. Bao, W. Yan, "Coordinated Energy Dispatching in Microgrid With Wind Power Generation and Plug-in Electric Vehicles", *IEEE Transactions on Smart Grid*, 4(3), 1453-1463, 2013.
- [5] M. Chamba, O. Ano, "Economic Dispatch of Energy and Reserve in Competitive Markets Using Meta-heuristic Algorithms", *IEEE Latin America Transactions*, 11(1), 473-478, 2013.
- [6] J. D. Watson, N. R. Watson, I. Lestas, "Optimized Dispatch of Energy Storage Systems in Unbalanced Distribution Networks", *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 9(2), 639-650, 2018.
- [7] N. Kakimoto, S. Matsumura, K. Kobayashi, M. Shoji, "Two-State Markov Model of Solar Radiation and Consideration on Storage Size", *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 5(1), 171-181, 2014.
- [8] J. Zhao, F. Wen, Z. Y. Dong, Y. Xue, K. P. Wong, "Optimal Dispatch of Electric Vehicles and Wind Power Using Enhanced Particle Swarm Optimization", *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 8(4), 889-899, 2012.
- [9] J. Hetzer, D. C. Yu, K. Bhattacharai, "An Economic Dispatch Model Incorporating Wind Power", *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 23(2), 603-611, 2008.
- [10] H. Huang, C. Y. Chung, K. W. Chan, H. Chen, "Quasi-Monte Carlo Based Probabilistic Small Signal Stability Analysis for Power Systems with Plug-In Electric Vehicle and Wind Power Integration", *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(3), 3335-3343, 2013.