

Vol. 27(2), 131-140 (2016)
doi: 10.4067/S0718-07642016000200016

Flujo Óptimo Reactivo para Minimización de Pérdidas: una Nueva Propuesta de Función de Adaptación y Manejo de Restricciones

Walter M. Villa, Jesús M. López-Lezama y Esteban Velilla

Grupo de Investigación GIMEL, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Facultad de Ingeniería, Universidad de Antioquia, Calle 70 No. 52-21, Medellín - Colombia (e-mail: walter.villa@udea.edu.co jmaria.lopez@udea.edu.co; esteban.velilla@udea.edu.co).

Recibido Sep. 1, 2015; Aceptado Nov. 4, 2015; Versión final Nov. 9, 2015, Publicado Abr. 2016

Resumen

En este artículo se presenta una propuesta de función de adaptación y manejo de restricciones aplicada al problema de flujo de potencia óptimo reactivo. Este problema tiene como objetivo la reducción de pérdidas mediante el control de tensiones de generadores, bornes en transformadores (taps), y bancos desconectables de capacitores y reactores. La función de adaptación consiste en un producto de sub-funciones que representa los límites de las variables del sistema e incluye una meta específica de reducción de pérdidas. La principal ventaja de la función de adaptación propuesta consiste en que se puede conocer el óptimo global del problema con antelación. La función propuesta fue implementada y comparada con una función de adaptación tradicional mediante un algoritmo genético para tres casos de prueba IEEE: de 57, 118 y 300 barras. Se encontró que esta función presenta un mejor desempeño que la tradicional, garantizando la operación del sistema dentro de la región factible.

Palabras clave: flujo óptimo reactivo; algoritmos genéticos; sistemas de potencia; generadores; minimización de pérdidas

Optimal Reactive Power Dispatch for Loss Minimization: A Novel Fitness Function and Constraint Handling Approach

Abstract

This work presents a fitness function and constraint handling approach applied to the problem of optimal reactive power dispatch. This problem aims at the reduction of power losses by deciding on voltage setpoints of generators, transformers taps and switchable capacitor and reactor banks. The fitness function consist of a product of sub-functions that represent permissible limits on system variables and that also includes a specific goal on power loss reduction. The main advantage of the proposed fitness function is the fact that the global optimum of the problem is known beforehand. A genetic algorithm was used to solve the ORPD with both fitness functions. This fitness function was implemented and compared with a traditional fitness function by means of a genetic algorithm for three study IEEE cases: 57, 118 and 300 bus systems. It was found that the proposed fitness function showed better performance than the traditional one, guaranteeing the system operation within the feasible region.

Keywords: optimal reactive power dispatch; genetic algorithms; power systems; generators; power loss minimization

INTRODUCCIÓN

El flujo de potencia óptimo reactivo (ORPD por sus siglas en inglés) consiste en despachar de forma óptima las fuentes de potencia reactiva disponibles en un sistema de energía eléctrica. El objetivo del ORPD consiste en minimizar las pérdidas y mejorar el perfil de tensiones del sistema. Para ello, se deben ajustar las variables de control del sistema teniendo en cuenta restricciones de seguridad, operación y calidad del servicio. El ORPD juega un papel importante en la operación económica y segura de los sistemas de potencia. Desde el punto de vista de programación matemática el ORPD es un problema de programación no lineal entero mixto que combina una función objetivo no lineal con restricciones no lineales y discretas. Usualmente las variables de control son los taps de transformadores, tensiones en barras de generación y compensaciones reactivas y capacitivas. Debido a que el problema del ORPD es de naturaleza no convexa y multi-modal, en la literatura especializada se pueden encontrar diferentes técnicas de optimización que abordan esta temática, siendo las técnicas metaheurísticas las más utilizadas. La principal ventaja de estas técnicas radica en el hecho de que están diseñadas para manejar variables continuas y discretas. Si bien estas técnicas no garantizan la obtención de una solución óptima global, pueden ser útiles en la obtención de múltiples soluciones de alta calidad.

En (Cañizares et al, 2010) se formula el ORPD en el contexto de mercados eléctricos competitivos. El objetivo propuesto consiste en minimizar los pagos que el operador de red hace a los generadores por el soporte de reactivos. En (Sharma et al., 2012) el ORPD es abordado mediante optimización por enjambre de partículas (PSO por sus siglas en inglés). Esta técnica se basa en el comportamiento asociado con enjambres de abejas y grupos de aves. La técnica PSO también es utilizada en (Yoshida et al, 2000) y (Guanglin et al., 2007) con algunas modificaciones para incluir criterios de estabilidad de tensión. En (Binod et al, 2014) se aborda el ORPD mediante un algoritmo de búsqueda gravitacional. En (Suresh y Kumarappan, 2007) el ORPD es llevado a cabo mediante un algoritmo genético (AG) con el objetivo de minimizar el costo de la compensación reactiva. En (Zhihutan et al., 2010) los autores proponen un AG para el ORPD que considera perturbaciones en el sistema. Otras adaptaciones de los algoritmos genéticos para abordar el ORPD son presentadas en (Xuexia et al., 2012) y (Cheng et al., 2004). Técnicas como la búsqueda Tabú (Sahli et al., 2014) y MVMO (Rueda y Erlich, 2013) también han sido aplicados al problema de ORPD. En (Yan et al., 2004) y (Chao-Rong et al., 2013) se aborda el problema usando técnicas metaheurísticas híbridas. Una comparación de diferentes técnicas aplicadas al problema del ORPD fue presentada en (Nakawiro et al., 2011) y (Huagn et al., 2013).

Como se indicó anteriormente existen muchas técnicas para abordar el ORPD. El aporte de este artículo no se centra en la técnica de solución como tal, sino en una nueva forma de manipular las restricciones de desigualdad y la función objetivo del problema. En la implementación de metaheurísticas el abordaje tradicional de las restricciones de desigualdad consiste en penalizar la desviación de las mismas de la región de factibilidad. La penalización de la desviación de las restricciones se suma a la función objetivo haciendo que los puntos de operación que estén por fuera de la región factible tengan una mayor probabilidad de ser descartados en el proceso de optimización. En la propuesta de este artículo el planeador define un valor meta de la función objetivo (porcentaje de pérdidas al que desea llegar). A este valor se asigna una sub-función que es igual a uno si las pérdidas cumplen con el valor meta (o uno mejor) y es menor que uno si las pérdidas no cumplen el valor meta. Para las restricciones de desigualdad se definen sub-funciones específicas de penalización similares. La función de adaptación del problema se expresa como la multiplicación de las sub-funciones asociadas a la meta de pérdidas y a las restricciones de desigualdad. De esta forma si el problema cumple con el valor meta de reducción de pérdidas y es factible, el valor de la función de adaptación es igual a la unidad. La ventaja de este abordaje consiste en que permite conocer de antemano el óptimo global del problema, siendo este el valor meta definido por el planeador. Dicho valor puede ser usado como un criterio de parada. El valor meta de reducción de pérdidas debe ser especificado por el planeador de la red con base en su experiencia y el conocimiento de la red. La nueva propuesta de manejo de restricciones se implementó en un algoritmo genético. Para mostrar la efectividad de la propuesta se realizaron diferentes simulaciones con sistemas de prueba IEEE de 57,118 y 300 barras. Los resultados se compararon con la forma tradicional de manejo de restricciones, mostrando las ventajas del abordaje propuesto.

MODELO MATEMÁTICO

La formulación matemática del ORPD para minimización de pérdidas se ilustra en las ecuaciones (1)-(8) (Cheng et al, 2004). El ORPD parte de un punto de operación factible, previamente alcanzado mediante un despacho óptimo de potencia activa y no considera el redespacho de la misma.

$$\text{Min } P_{\text{loss}} = \sum_{r \in N_r} g_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij}) \quad (1)$$

Sujeto a:

$$V_i \sum_{j \in N} V_j [G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}] - P_g + P_d = 0; \quad \forall_{i,j} \in Nn \quad (2)$$

$$V_i \sum_{j \in N} V_j [G_{ij} \sin \theta_{ij} + B_{ij} \cos \theta_{ij}] - Q_g + Q_d = 0; \quad \forall_{i,j} \in Nn \quad (3)$$

$$V_i^{\text{min}} \leq V_i \leq V_i^{\text{max}}; \quad \forall_i \in Nn \quad (4)$$

$$Q_{gk}^{\text{min}} \leq Q_{gk} \leq Q_{gk}^{\text{max}}; \quad \forall_k \in Ng \quad (5)$$

$$Q_c^{\text{min}} \leq Q_c \leq Q_c^{\text{max}}; \quad \forall_c \in Nc \quad (6)$$

$$t_p^{\text{min}} \leq t_p \leq t_p^{\text{max}}; \quad \forall_p \in Np \quad (7)$$

$$s_r \leq s_r^{\text{max}}; \quad \forall_r \in Nr \quad (8)$$

En este caso P_{loss} se refiere a las pérdidas de potencia activa, V_i corresponde a la tensión en la barra i , g_{ij} y θ_{ij} corresponden a la conductancia de la línea entre los nodos ij y a la apertura angular entre dichos nodos, respectivamente. Nn , Ng , Nc , Np y Nr corresponden al conjunto de nodos, generadores, elementos de compensación (condensadores y rectores), transformadores con taps ajustables y ramas del sistema, respectivamente. Los superíndices max y min se refieren a los límites máximos y mínimos de la variable correspondiente. G_{ij} y B_{ij} corresponden a las partes real e imaginaria de la posición ij de la matriz de admitancia nodal del sistema, respectivamente. Q_g , Q_d y Q_c corresponden a la potencia reactiva generada, demandada y suministrada por elementos de compensación, respectivamente. t_p hace referencia a la posición del tap de los transformadores con taps ajustables y s_r corresponde al flujo de potencia aparente por la rama r del sistema.

La función objetivo dada por la ecuación (1) corresponde a las pérdidas de potencia activa del sistema. Las restricciones (2) y (3) corresponden al balance de potencias activa y reactiva en cada uno de los nodos del sistema, respectivamente. La restricción (4) tiene en cuenta los límites mínimos y máximos de las tensiones en los nodos del sistema. Las ecuaciones (5) y (6) modelan los límites de potencia reactiva de los generadores y los elementos de compensación, respectivamente. La ecuación (7) modela los límites de los taps de los transformadores y la ecuación (8) considera los límites de potencia aparente en las ramas del sistema.

La función objetivo del problema es no lineal, y existen variables de control discretas como la posición de los taps de los transformadores y las compensaciones, además de variables continuas como la magnitud de la tensión en los generadores. El modelo descrito en (1) a (8) se clasifica como un problema de programación no lineal entero mixto. Para dar solución a este tipo de problemas se utilizan comúnmente las técnicas de optimización metaheurísticas como la descrita en la siguiente sección.

MÉTODO DE SOLUCIÓN

Los algoritmos genéticos (AGs) son una familia de técnicas de optimización metaheurística inspirada en los mecanismos de la evolución por selección natural. En su implementación, cada propuesta de solución del problema se modela a través de un arreglo llamado cromosoma o individuo. Sobre la población inicial de individuos se aplica una serie de operadores con el objetivo de encontrar mejores soluciones. La principal ventaja de estos algoritmos radica en su sencillez para abordar problemas de alta complejidad. Algunas aplicaciones de los AGs en el campo de la ingeniería eléctrica se pueden consultar en (Agudelo et al, 2009) y (Narváez et al, 2015).

Manejo de restricciones y función de adaptación

La ecuación (9) indica la forma en que normalmente se abordan las restricciones del ORPD. En este caso x corresponde a las variables del sistema (tensiones, posiciones de taps, etc). El primer término de la ecuación, $P_{\text{loss}}(x)$, corresponde a las pérdidas de la red. $V(x)$ y $R(x)$ corresponden a las violaciones de las restricciones de límites de tensión y de flujo de carga y están penalizadas por los factores u_v y u_r , respectivamente.

$$F(x) = P_{loss}(x) + u_v V(x) + u_r R(x) \tag{9}$$

La función de adaptación $F(x)$ solo tiene en cuenta violaciones en dos tipos de restricciones: las relacionadas con magnitud de tensiones y límites de flujo de carga. Las otras restricciones son consideradas dentro de la estructura de la metaheurística, por ejemplo, las restricciones asociadas con la naturaleza discreta de algunas variables se manejan mediante una adecuada codificación de los candidatos de solución. Por otro lado, $V(x)$ y $R(x)$ son sub-funciones que representan una penalización $P(x)$ expresada en función de la distancia a la región factible del problema como se indica en (10). Donde x_j , x_{minj} , y x_{maxj} son las variables de optimización y sus respectivos límites.

$$P(x) = \sum_j \max\{0, (x_{minj} - x_j)\} + \max\{0, (x_j - x_{maxj})\} \tag{10}$$

La propuesta de función de adaptación y manejo de restricciones para el ORPD desarrollado en este artículo se ilustra en (11). Este tipo de manejo de restricciones fue introducido en (Marín y Ramírez, 2004) en el contexto de planeamiento de la expansión para manejo de congestión, pero a la fecha no ha sido utilizado en el problema de flujo de potencia óptimo reactivo.

$$f(x) = \prod_{i=1}^{Nn} f_{VN}(i) \cdot \prod_{j=1}^{Nr} f_{CR}(j) \cdot [f(P_{loss})] \tag{11}$$

En este caso $f_{VN}(i)$, $f_{CR}(j)$ y $f(P_{loss})$ representan sub-funciones para las tensiones del nodo i , el flujo de potencia en la rama j y las pérdidas del sistema, respectivamente. En Fig. 1 se ilustran estas sub-funciones, las expresiones matemáticas de las mismas están dadas por las ecuaciones (12), (13) y (14).

La sub-función $f(P_{loss})$ le permite al planeador seleccionar un valor meta de pérdidas del sistema (pérdidas máximas aceptables). Además, el valor máximo de (11) es igual a uno, sin importar el número de restricciones. Desde el punto de vista de aplicación de metaheurísticas esto representa una gran ventaja ya que se conoce con anticipación el valor óptimo del problema y este valor puede ser utilizado como criterio de parada del algoritmo. Es importante mencionar que el óptimo global del problema de optimización se da cuando se llega al valor de pérdidas especificado por el planeador, cumpliendo las restricciones de la red. En este caso el valor de la función de adaptación indicada en (11) es igual a la unidad. En este sentido el planeador deberá fijar una meta factible con base en el conocimiento del sistema. Una forma de aplicar la metodología propuesta consiste en fijar inicialmente una meta alta de reducción de pérdidas y verificar si después de aplicar el algoritmo la función de adaptación llega al valor unitario. Si no es posible llegar a este valor significa que la meta propuesta no es factible. En ese caso el planeador debería reducir el valor meta de pérdidas y verificar nuevamente la factibilidad de la misma.

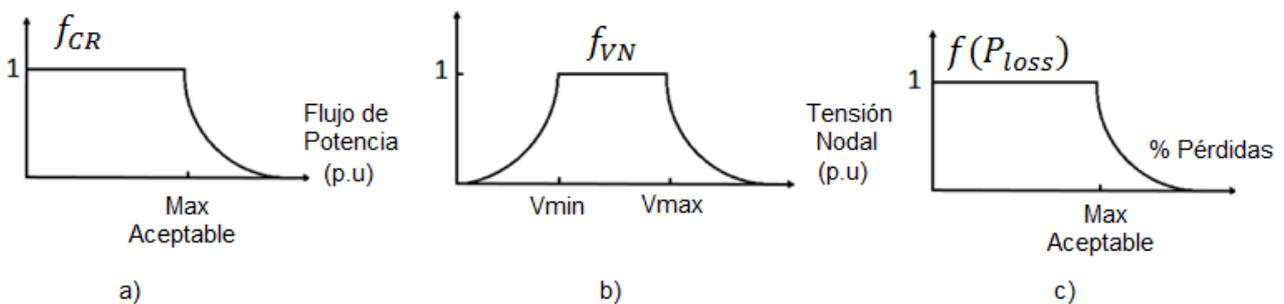


Fig.1: Sub-funciones utilizadas en el ORPD

$$f_{VN}(i) = \min\{e^{\lambda_v \cdot (V_{max_i} - V_i)}, e^{\lambda_v \cdot (V_i - V_{min_i})}\} \tag{12}$$

$$f_{CR}(j) = e^{\lambda_b \cdot (load\ r_{jmax} - load\ r_j)} \tag{13}$$

$$f(P_{loss}) = e^{\lambda_l(loss_{ref} - loss)} \tag{14}$$

Las variables $load\ r_{jmax}$ y $load\ r_j$ representan el límite máximo de flujo de potencia en la rama j y su valor actual, respectivamente. $loss_{ref}$ y $loss$ representan la meta de pérdidas del sistema y las pérdidas actuales, respectivamente. Los valores de lambda (λ) en cada sub-función determinan la “dureza” de la restricción, esto es, valores pequeños de lambda hacen que la curva de las sub-funciones sea más suave, mientras valores grandes de lambda hacen que la curva sea más pronunciada. Los valores de los lambdas se deben calibrar en el desarrollo de la metaheurística para garantizar el cumplimiento de las restricciones. Para ello se debe ejecutar el algoritmo varias veces con diferentes factores de lambda. Típicamente estos valores pueden oscilar entre 0,05 y 1,0.

Codificación de las soluciones

El ORPD se lleva a cabo ajustando los valores de tensión en las barras de generación, los taps de los transformadores y usando los recursos disponibles de compensación inductiva y capacitiva. Estas variables de decisión son codificadas en un vector llamado cromosoma o individuo (Fig.2). Para las simulaciones se considera que las tensiones en las barras de generación varían en el rango [0,95; 1,1] codificados en valores discretos entre -10 y 10. Los bancos de capacitores se codifican con una variación discreta en el rango [0; 10], los reactores se codifican con una variación discreta en el rango [-10; 0], donde cada unidad corresponde a 5 Mvar. Finalmente, los taps de los transformadores varían en el rango [tapmin; tapmax] que puede ser diferente para cada elemento.

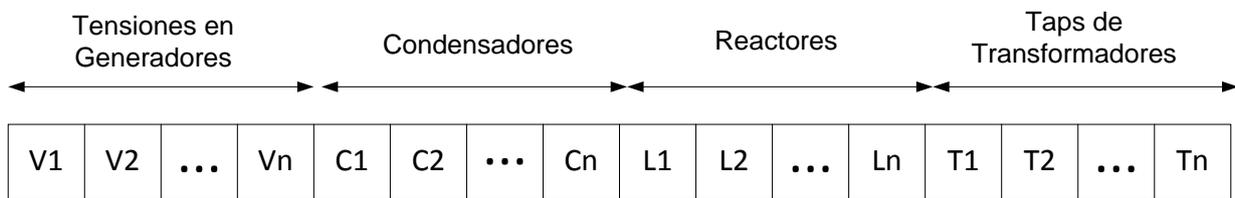


Fig.2: Codificación propuesta para el ORPD

Algoritmo genético

La aplicación del AG inicia con la generación aleatoria de individuos codificados como se indicó en la sección anterior. Posteriormente, mediante un flujo de potencia convencional, se evalúa la función de adaptación de cada individuo (expresiones (9) u (11)), según el caso. Después de calcular la función de adaptación de cada individuo, estos pasan al proceso de selección. En este punto se realizan torneos para escoger los individuos que darán origen a la siguiente generación. En cada torneo se selecciona al azar un subconjunto del conjunto actual de individuos y se escoge el de mejor función de adaptación.

Los individuos nuevos se generan a través del proceso de recombinación ilustrado en Fig. 3. En esta etapa la información de los cromosomas de los individuos padres es recombinada seleccionando un punto al azar, para generar nuevos individuos (hijos). Después de la recombinación se procede a la etapa de mutación en la que se selecciona una casilla del cromosoma al azar y se modifica su valor. La mutación ayuda al AG a mantener diversidad en la población y a escapar eventualmente de óptimos locales. En cada ciclo generacional se evalúa si se cumplen los criterios de parada. Para la función objetivo tradicional, dada por (9) se considera como criterio de parada un número de iteraciones máximo. Para la función objetivo propuesta y dada por la ecuación (11) el criterio de parada es la obtención del óptimo o un número dado de iteraciones.

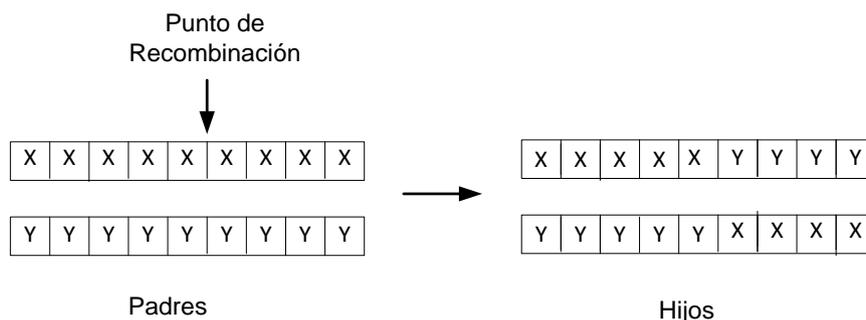


Fig. 3: Proceso de recombinación de un solo punto

PRUEBAS Y RESULTADOS

Para mostrar la efectividad del manejo de restricciones propuesto se realizaron diferentes pruebas en los sistemas IEEE de 57, 118 y 300 barras. Para la función de adaptación expresada en (9) se realizaron varias ejecuciones del AG variando los valores de u_v y u_r . Al seleccionar $u_r=100$ y $u_v=1000$ se encontraron las menores desviaciones en las restricciones de límites de tensión y flujos de potencia. Para la función de adaptación propuesta en (11) se realizaron pruebas similares variando los valores de λ_v , λ_b y λ_l . Se encontró que al seleccionar $\lambda_v = \lambda_l = 0,1$ y $\lambda_b = 0,05$ se obtienen las menores desviaciones en las restricciones de tensión y flujos. Para el AG se considera un tamaño de población de 40 individuos, probabilidad de mutación de los taps del 10% y para el resto del sistema del 5%; 8 individuos en la selección por torneo y un número máximo de 300 generaciones. Todas las simulaciones se realizaron en un computador con ocho procesadores Intel Xeon (Quadcore) de 2,6 GHz y 4 GB de memoria Ram.

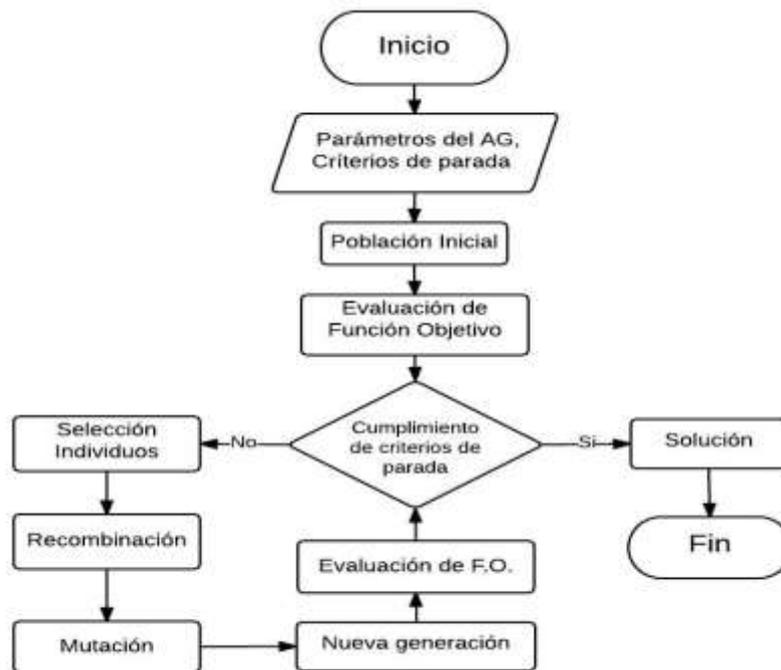


Fig. 4: Diagrama de flujo del AG implementado

En la Tabla 1 se ilustran las metas de pérdidas seleccionadas para cada sistema con la función de adaptación propuesta. Estas pérdidas se expresan como un porcentaje de la generación total y también en MW. El valor de la meta de pérdidas depende de la experticia del planeador y del conocimiento que el mismo tiene del sistema. Una meta muy ambiciosa puede hacer que la solución sea infactible. Esto pasa cuando los recursos actuales el sistema no puede reducir las pérdidas hasta el nivel deseado. Por otro lado, una meta de reducción de pérdidas baja, puede resultar en la subutilización los recursos del sistema. Para calcular las metas de pérdidas reportadas en la Tabla 1 se ejecutó varias veces el algoritmo aumentando el valor de la meta hasta el punto en que no se obtiene convergencia.

En las Tablas 2 y 3 se ilustran los resultados obtenidos con la función de adaptación tradicional y la función de adaptación propuesta, respectivamente. Se puede observar que la reducción de pérdidas es similar para las dos funciones de adaptación implementadas. Sin embargo, la función propuesta permite alcanzar los resultados en menor tiempo y cumpliendo estrictamente con todas las restricciones (sin ninguna violación en las restricciones de límites de tensión o flujos de carga). Los valores de tiempo reportados en las Tablas 2 y 3 corresponden a la ejecución del algoritmo una vez se han calibrado los valores de lambda para la función de adaptación propuesta y los valores de penalización para la función de adaptación tradicional.

En la Tabla 2 se puede observar que las sumatoria de las desviaciones de los límites de tensión y flujo de carga, si bien permanecen en valores bajos, son diferentes de cero. Esto indica que la implementación de la función de adaptación tradicional no siempre garantiza el cumplimiento estricto de las restricciones. Por otro lado, en la Tabla 3 se puede observar que las desviaciones de las restricciones en límites de magnitud de tensión y flujos de carga es igual cero, para todos los casos bajo estudio. Esto indica que la función de adaptación propuesta puede garantizar el cumplimiento estricto de las restricciones. En cuanto a la reducción de pérdidas, si bien ambas funciones de adaptación permiten obtener resultados similares, la

función de adaptación tradicional ofrece soluciones con menos pérdidas, aunque con leves desviaciones en las restricciones como se indicó anteriormente. En las Fig. 5, Fig.6 y Fig.7 se ilustran los perfiles de tensión base y después de optimizar los sistemas de prueba IEEE de 57, 118 y 300 barras, respectivamente. El caso optimizado es el encontrado ejecutando el AG con la función de adaptación propuesta. Se puede observar que en todos los casos las tensiones en los nodos aumentaron en magnitud pero se mantuvieron dentro del rango de límites establecido.

Tabla 1: Metas de pérdidas para la función de adaptación propuesta

Caso IEEE	Pérdidas sin optimizar (MW)	Meta de pérdidas (P_{loss})	
		(% Gen total)	(MW)
57	27,86	2,63	24,43
118	132,86	2,65	116,00
300	408,32	1,60	375,67

Tabla 2: Resultados con la función de adaptación tradicional

Caso IEEE	Pérdidas (MW)	Tiempo (s)	Σ Desviaciones de tensión (p.u)	Σ Desviaciones de flujo (p.u)
57	24,2752	42,315	0,0000	0,0018
118	107,192	48,583	0,0023	0,0561
300	357,522	68,992	0,0064	0,2042

Tabla 3: Resultados con la función de adaptación propuesta

Caso IEEE	Pérdidas (MW)	Tiempo (s)	Σ Desviaciones de tensión (p.u)	Σ Desviaciones de flujo (p.u)
57	24,430	15,049	0,0000	0,0000
118	113,346	13,249	0,0000	0,0000
300	374,585	45,881	0,0000	0,0000

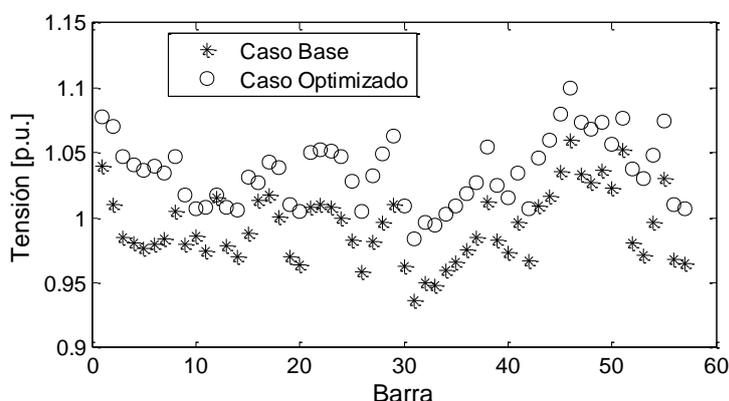


Fig.5: Perfil de tensiones del sistema IEEE de 57 barras

CONCLUSIONES

En este artículo se presentó la evaluación de dos funciones de adaptación aplicadas al problema de ORPD. Las funciones de adaptación fueron implementadas mediante un algoritmo genético. La primera función de adaptación representa la forma clásica de manejar las restricciones mediante la penalización de las desviaciones de la región de factibilidad. La segunda función es una nueva propuesta que permite al planeador fijar una meta en la reducción de pérdidas. Esta función es formada por el producto de varias sub-funciones que representan los límites en desviaciones de tensión y flujo de potencia. La ventaja principal de la función de adaptación propuesta es que permite conocer de antemano el valor del óptimo global del problema. La función de adaptación propuesta permitió encontrar soluciones de alta calidad en un tiempo significativamente menor que la función de adaptación tradicional, con la ventaja adicional de que todas las soluciones cumplieran estrictamente con las restricciones operativas. Dicha función puede ser adaptada para modelar otro tipo de restricciones como criterios de estabilidad de tensión o la necesidad de limitar el flujo o la magnitud de tensión en ramas o nodos específicos. Los resultados de las pruebas realizadas en los sistemas IEEE de 57, 118 y 300 barras evidenciaron la aplicabilidad de la función de adaptación propuesta y la robustez y efectividad del algoritmo genético implementado.

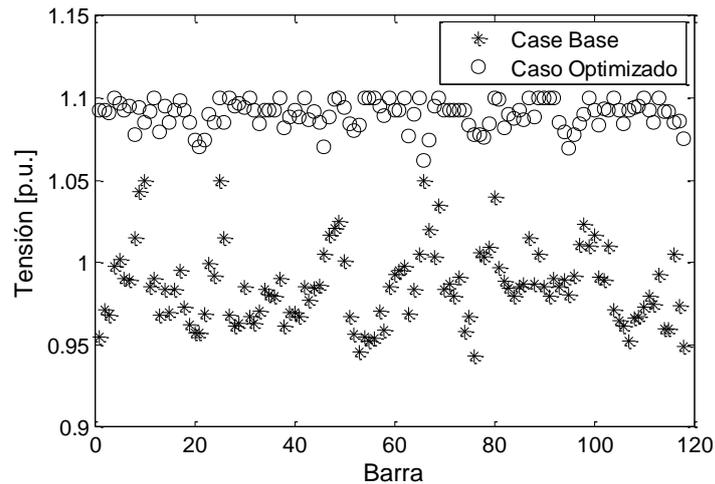


Fig.6: Perfil de tensiones del sistema IEEE de 118 barras

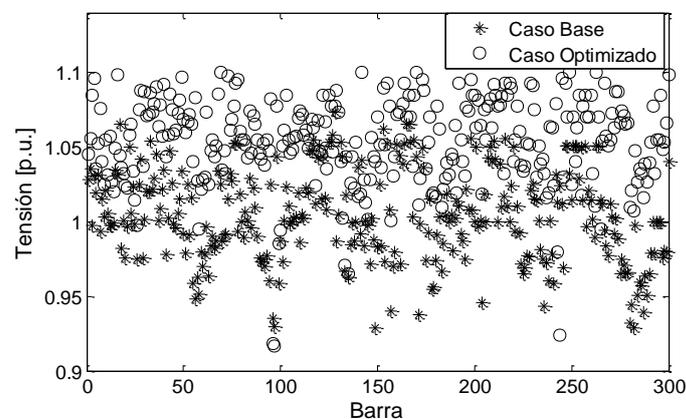


Fig.7: Perfil de tensiones del sistema IEEE de 300 barras

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen a la Universidad de Antioquia (UdeA) por el apoyo del proyecto “Sostenibilidad 2014-2015” para el desarrollo de este trabajo.

REFERENCIAS

- Agudelo, L., J.M. López-Lezama and N. Muñoz, *Análisis de vulnerabilidad de sistemas de potencia mediante programación binivel*, Revista Inf. Tecnol. Cit: 25(3), 103-114, (2009)
- Binod S., V. Mukherjee and S.P. Ghoshal, *Solution of reactive power dispatch of power systems by an opposition-based gravitational search algorithm*. Electrical Power and Energy Systems, 55(1), 29-40, (2014)
- Cañizares C. A., K. Bhattacharya I. El-Samahy H. Haghightat J. Pan and C. Tang, *Re-Defining the Reactive Power Dispatch Problem in the Context of Competitive Electricity Markets*. Generation, Transmission & Distribution, 4(2), 162 -177, (2010)
- Chao-Rong C., C. Yi-Cheng, H. Chi-Cheng, H. Ying-yi, and L. Faa-Jeng, *Short-term scheduling of reactive power controllers using a hybrid Taguchi-genetic algorithm*, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 168-173, Manchester, UK, 13-16 oct, (2013)
- Cheng C.R., C.Y. Lee, Y.H. Hsu and H.W. Chao, *Optimal reactive power dispatch of power systems using a modified genetic algorithm*, International Conference on Power System Technology, 1266-1269, Singapore, 21-24 nov, (2004)
- Guanglin C., Z. Ren, and T. Yu, *Optimal reactive dispatch based on modified particle swarm optimization considering voltage stability*, IEEE Power Engineering Society General Meeting, 1-5, Tampa, Florida, 24-28 Jun (2007)

- Huagn C.M., S.J. Chen, Y.C. Huang and H.T Yang, *Comparative study of evolutionary computation methods for active-reactive power dispatch*, IET Generation Transmission and Distribution, 6(7), 636- 645, (2012)
- Marín G. and J.M. Ramirez, *Alleviating Congestion of an Actual Power System by Genetic Algorithms*, Proceedings of IEEE Power Engineering Society. General Meeting, Denver, Colorado, USA, 2134-2142, June (2004)
- Nakawiro W., I. Erlich, and J.L. Rueda, *A novel optimization algorithm for optimal reactive power dispatch: A comparative study*, 4th International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, pp. 1555-1561, July (2011)
- Narváez, P.A, J.M López-Lezama, and E. Velilla, *Ubicación de Generación Distribuida para Minimización de Pérdidas Usando un Algoritmo Genético Híbrido*. Revista Inf. Tecnol. Cit: 26(3),123-132, (2015)
- Rueda J.L. and I. Erlich, *Optimal dispatch of reactive power sources by using MVMO optimization* IEEE Symposium on Computational Intelligence Applications in Smart Grids (CIASG), 29-36, Dallas, Texas 16-19 Apr, (2013)
- Sahli, Z., A. Hamouda, A. Bekrar, and D. Trentesaux, *Hybrid PSO-Tabu search for the optimal reactive power dispatch problem*, Proceedings of the 40th IEEE Industrial Electronics Society Annual Conference IECON, 1-5, Dallas, Texas, 29 oct - 1 nov, (2014)
- Sharma N.K., B.D. Suresh and S.C. Choube, *Application of particle swarm optimization technique for reactive power optimization*, International Conference on Advances in Engineering, Science and Management, 88-93, Nagapattinam, India , 30-31, March (2012)
- Suresh R. and N. Kumarappan, *Genetic algorithm based reactive power optimization under deregulation*, International Conference on Information and Communication Technology in Electrical Sciences (ICTES), 150-155, Tamilnadu, India, 20-22, dec (2007)
- Xuexia Z., C. Weirong and P.N. Suganthan, *Optimal multi-objective reactive power dispatch considering static voltage stability based on dynamic multi-group self-adaptive differential evolution algorithm*, 2th Conference on Intelligent System Design and Engineering Application (ISDEA), 1448-1456, (2012)
- Yan W., L. Shuai and D.C. Yu, *A novel optimal reactive power dispatch method based on an improved hybrid evolutionary programming technique*, IEEE Transactions on Power Systems, 19(2), 913-918, (2004)
- Yoshida H., K. Kawata, Y. Fukuyama, S. Takayama, and Y. Nakanishi, *A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment*, IEEE Transactions on Power Systems, 15(4), 1232-1239, (2000)
- Zhihutan L., L. Yinhong and D. Xianzhog, *Non-dominated sorting genetic algorithm-II for robust multi-objective optimal reactive power dispatch*, IET Generation Transmission and Distribution, 4(9), 1000-1008, (2010)

