



APLICACIONES INDUSTRIALES

Optimización de la compensación de potencia reactiva en redes industriales de suministro eléctrico con el empleo de un algoritmo de criterios múltiples. Parte I

Iliana González
Aristides Legrá
Secundino Marrero
José Arzola

Recibido: Julio del 2006
Aprobado: Septiembre del 2006

Resumen / Abstract

En el presente trabajo se exponen los resultados obtenidos en el desarrollo de un sistema concebido para la operación de redes eléctricas industriales utilizando los métodos de preparación y toma de decisiones. Entre los algoritmos utilizados, está la búsqueda aleatoria condicionada para obtener en el sistema regímenes de compensación del reactivo y reducción de armónicos próximos al mejor compromiso del decisor para mejorar diferentes indicadores técnico-económicos del sistema, así como el estado de la configuración de la red.

Palabras clave: Operación de redes industriales, criterios múltiples de operación discreta, heurística

In the present work the results obtained in the development of a system conceived for the industrial electric nets operation using methods for preparing and making decisions are exposed. As solution algorithm the random search of the minimum of a variable Code algorithm is used. Developed system generates compensatory regimens of the reagent and reduction of harmonic close to the best commitment between different efficiency indicators selected by the decider for all the net and for each it node.

Key words: Industrial electric nets operation, multiple criteria decision making, discrete optimization, heuristics

INTRODUCCIÓN

La compensación de potencia reactiva desempeña un papel importante en la planificación y explotación de los sistemas eléctricos. Su objetivo principal consiste en proporcionar una colocación apropiada de los dispositivos compensadores.^{1,2} Entre las posibles consecuencias de un bajo factor de potencia en los sistemas eléctricos se tiene el funcionamiento inadecuado de las máquinas y el aumento de las pérdidas, lo que se traduce en una reducción de la disponibilidad y eficiencia del sistema.

En el presente trabajo se aborda la compensación de reactivo como una tarea de preparación y toma de decisiones bajo criterios múltiples. Dicha investigación está dividida en dos artículos; en la primera parte se aborda la formulación matemática de una función de optimización multiobjetivo y el algoritmo de búsqueda de solución con la aplicación de técnicas heurísticas; en la segunda, se analizan los aspectos relacionados con la codificación de las variables de decisión y el empleo de coeficientes de ponderación utilizados en la función objetivo para la mejora selectiva de los indicadores.

METODOLOGÍA PROPUESTA

Formulación matemática de la compensación de reactivos como tarea de preparación de decisiones bajo criterios múltiples

El problema de la compensación de reactivos se estudia durante la solución de problemas vinculados al diseño y la operación de redes de suministro eléctrico. Ambos problemas tienen como nivel de mayor envergadura el sistema productivo al cual la red presta servicio, por lo que las variables de coordinación están determinadas por las cargas asociadas al programa productivo establecido.

Por lo anterior, se definen como **variables de coordinación**, en este caso:

u_i : Decisiones de carga instalada.

Los indicadores del sistema tienen que ver con los parámetros de calidad que serán adoptados, los índices de explotación de la red y el costo de los elementos correctores. Estos indicadores se seleccionaron a partir de la norma americana IEEE-519, variables técnicas para la compensación de reactivo en redes de suministro eléctrico industrial y encuestas realizadas entre especialistas. Dichas indicadores fueron normados atendiendo a parámetros de explotación de la red.

De forma tal, como objetivo para la compensación de la potencia reactiva en cada nodo i del sistema se considera que:

Para cada configuración del proyecto se proponen valores deseados de los indicadores declarados anteriormente para cada nodo. $i=1,2,3,\dots,n$. Por tanto, en cada nodo se calcula

$$Z_{ij} = w_{ij} \frac{|V_{calculado i} - V_{deseado i}|}{V_{deseado i}}, \text{ este valor } Z_{ij} \text{ es}$$

un valor entre $[0, 1]$ ya que los valores de w_{ij} se encuentra también normado entre $[0, 1]$.

Para cada nodo del proyecto se busca $Z_{máx i} = \max_j \{Z_{ij}\}$ o sea, se obtiene Z como el valor máximo de los obtenidos para cada indicador j .

Para cada nodo i del proyecto se tiene asociado un valor $Z_{máx i}$ que lo representa, o sea, el nodo es representado por su peor valor.

Finalmente, $Z = \max_i \{u_i, Z_{máx i}\}$. Por lo que el sistema eléctrico esta representado por el indicador

o variable (voltaje, corriente, cos ϕ , etc.) de peor comportamiento en algunos de sus nodos. Ahora se puede definir el proceso de optimización como la búsqueda del mínimo de Z para las posibles configuraciones del sistema eléctrico.

Hasta el momento solo se han considerado indicadores o variables técnicas pero es posible incorporar a este proceso de optimización una variable económica E (que se evalúa a través del VAN normado), donde $0 \leq E \leq 1$, en este caso la función objetivo toma la siguiente forma:

$$Z = \max_i \{ \lambda_i, Z_{máx i}, \lambda_{i+1}, E \}$$

Selección del método de optimización para la compensación del reactivo

El problema que se va a resolverse puede enunciar de la siguiente forma:

Donde D es el **conjunto finito** de las posibles T_k configuraciones del sistema eléctrico que se estudia. Este es un ejemplo del llamado **problema general de optimización discreta**.

Puesto que D es finito, entonces siempre se podrá aplicar el **método de búsqueda exhaustiva** para encontrar las mejores configuraciones X aunque si T no es pequeño, entonces este método no proporciona la solución buscada en un límite de tiempo adecuado. Sin embargo, se puede asegurar que la solución del problema existe y de lo que se trata es de proponer un método de optimización que proporcione una solución adecuada en un período de tiempo conveniente.

El método general que se propone llamado **búsqueda aleatoria condicionada (BAC)** responde a las particularidades de la función objetivo (descritas anteriormente) y restricciones del problema; y, tal como se explicó sigue las ideas básicas del **método de integración de variables**,⁴ en particular reúne características del **método de búsqueda aleatoria del extremo de una función de un código variable**⁵ y de los algoritmos genéticos.^{6,7}

Búsqueda de la población inicial

La población inicial (PI) consta de K elementos donde K es un número definido por el investigador. En general, hay dos formas de obtener esta PI de un conjunto T de posibles configuraciones del sistema:

1. Tomar k números enteros diferentes aleatorios entre 1 y T .
2. Dividir el intervalo $[1, T]$ en K subintervalos y obtener una solución de la PI en cada subintervalo.

Este trabajo con subintervalos ha demostrado ser un eficaz complemento para evitar que el algoritmo se

concentre en segmentos "malos" del conjunto D , por ello es la forma seleccionada para obtener la PI .

Ahora se verifica que los individuos seleccionados son **admisibles**, o sea, que cumplen con las restricciones del problema. Si alguno de ellos no es admisible se busca otro que sí lo sea.

Mejoramiento de la población inicial

Se elige el individuo X_p de la PI cuyo valor de Z_{Xp} (función objetivo) es el mayor. Ahora se debe buscar un nuevo individuo X_h que sustituya a X_p . Es evidente que X_h debe ser admisible y debe tener menor valor de Z .

Para encontrar el nuevo individuo en el intervalo $[1, T]$ se sigue el siguiente algoritmo en el intervalo $[A, B] = [1, T]$. Debe precisarse que CBM es un número entero¹ y $T-1$ al que se le llamará **cota de búsqueda del mínimo** y que $Z_A = f(X_A)$ donde X_A es el cromosoma correspondiente al número entero A y Z_A es el valor de la función objetivo en X_A . De forma semejante se define $Z_B = f(X_B)$:

Algoritmo principal (de trisección aleatoria)

[1] Si $B-A$ es menor que CBM entonces

[2] Si $B-A = 1$ entonces

[3] Si $Z_A < Z_B$ entonces $h = A$

[3] En caso contrario $h = B$

[2] En caso contrario

$h =$ Número aleatorio entre A y B

[1] En caso contrario

Busca $X_1 =$ Número aleatorio entre A y $B-1$

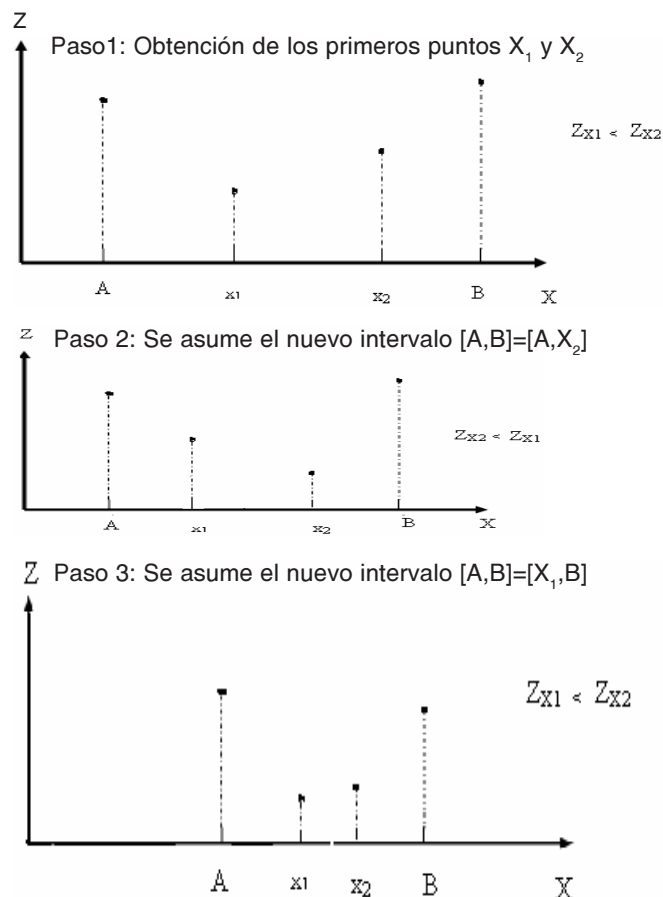
Busca $X_2 =$ número aleatorio entre X_1 y B

Si $Z_{X_1} < Z_{X_2}$ entonces $h =$ Aplicar el algoritmo en el intervalo $[A, X_2]$

En caso contrario $h =$ Aplicar este algoritmo en el intervalo $[X_1, B]$.

Gráficamente esto puede observarse en la figura 1. Esto se repite hasta que $B-A < CBM$ y en este caso si $B-A = 1$ entonces h es entre A y B el que tenga menor valor de Z . Si $B-A > 1$, entonces h es un valor aleatorio entre A y B .

Este algoritmo conduce a la búsqueda de individuos con valores de Z cada vez menores (que convergen) pero presenta una deficiencia obvia y es que Z_{X_1} o Z_{X_2} en algún paso intermedio puede ser menor que Z_{X_h} para X_h obtenido al finalizar una corrida del **algoritmo principal**. Para remediar esto se ha implementado la posibilidad de truncar el algoritmo cuando se detecta que algún valor de Z_{X_1} o de Z_{X_2} es menor que Z_{X_p} y en este caso se asume que X_h es Z_{X_1} o Z_{X_2} según corresponda; esta variante ha demostrado ser la más eficiente en el tiempo. Además, se guardan todos los valores de X y Z_X calculados durante la ejecución del algoritmo principal y al final se ordenan y toman como h , al que verdaderamente sea el de menor valor de Z .



Algoritmo principal para la obtención de un nuevo individuo.

1

Ahora se debe definir cuántas mejoras realizar, o sea, cuántas veces deberá aplicarse la mejora de la población. Para ello se implementaron tres criterios.

A. Realizar una cantidad Q de mejoras.

B. Realizar mejoras hasta que el valor de $|ZX_p - ZX_h| < \varepsilon$ (ε es un valor positivo prefijado).

C. Cuando se alcanza un porcentaje prefijado de la población.

En todos los casos se ha contemplado que esta operación de mejorar la población pueda ejecutarse tantas veces como se quiera.

Como se ha expresado, el problema de optimización que se intenta resolver siempre tiene solución, pero de lo que se trata es de acelerar la búsqueda de la solución teniendo en cuenta las características especiales de la función objetivo del problema que se resuelve; se ha tomado como estrategia aplicar el **algoritmo principal** cierto número de veces hasta que se tenga una representación adecuada de las soluciones que permita reducir el conjunto D a un subconjunto S que solo contenga individuos favorables

para la optimización. Para ello se implementó el siguiente algoritmo:

Algoritmo para obtener subpoblación

- Aplicar el algoritmo principal hasta calcular entre un 3 % y un 10 % de toda la población. Esto equivale a muestrear la población. De considerarse necesario se puede aplicar el algoritmo de refinamiento explicado.
- De la muestra tomada se selecciona entre un 5% y un 20 % que contenga los individuos más favorables. Este conjunto se llamará MF.
- Se examinan los códigos genéticos de los individuos de MF y se seleccionan dos plantillas que contengan valores de los genes según los siguientes criterios:
 - Si el valor de un gen se repite en un número significativo (por ejemplo el 70 %) de los MF, entonces se toma constante en la plantilla. Si otro valor del gen se ha repetido con cierta regularidad, entonces se toma constante en la segunda plantilla.
 - Si ningún valor de un gen es suficientemente frecuente entonces ese gen es variable en la plantilla.

Aplicando el mejoramiento de la población solo en la subpoblación *S* seleccionada la cual solo contiene individuos con segmentos favorables de código genético se acelera notablemente la convergencia del método.

ANÁLISIS DE CASO DE ESTUDIO

Optimización de sistemas de suministro eléctrico de gran dimensión

El sistema computacional desarrollado ha sido aplicado de forma experimental en una red industrial de 52 nodos.

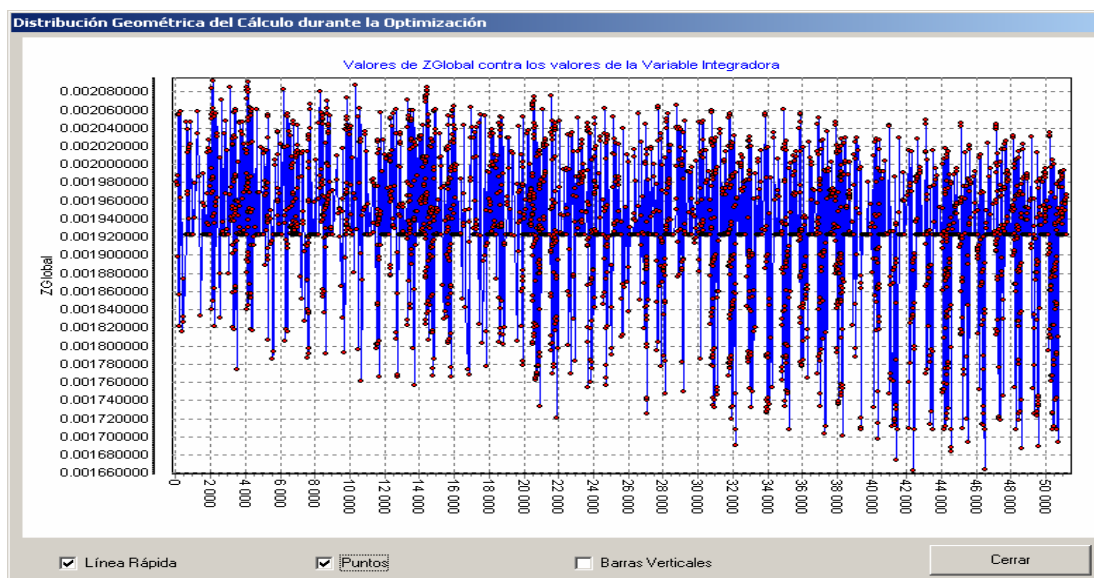
Se estableció una política de ponderación preferencial para los nodos de cargas (*c*) y de enlace y para las variables se estableció el siguiente orden de importancia: voltaje, FP y pérdidas para los nodos de cargas.

En el caso del THD de voltaje y corriente, el peso fue de 0,6 para todos los nodos. Esto se debe a que, al aplicar la opción de conexión de filtros durante la optimización, se previó la reducción de este indicador dentro de los límites establecidos.

En el esquema analizado, considerando todos los posibles estados de todas las variables de decisión (Taps de transformadores, capacidades de condensadores y conexión y desconexión de condensadores y filtros) se obtuvieron 26 214 400 codificaciones para las posibles soluciones.

En el proceso de optimización con la opción de filtros conectados la población para la posible solución se redujo a 51 200 codificaciones. En figura 2 se muestra el comportamiento de *Z* obtenido para todas y cada una de las 51 200 posibles soluciones.

Aquí se observa el carácter de la función objetivo, lo que dificulta la utilización de los métodos clásicos de optimización, para resolver la tarea planteada y pone de manifiesto la superioridad de las técnicas heurísticas, para garantizar la búsqueda de las mejores soluciones en todo el intervalo de existencia del óptimo.



Soluciones calculadas en todo el intervalo de existencia del óptimo.

A continuación se muestran los resultados para las cinco mejores soluciones encontradas (tabla 1). Como se puede observar, el número de condensadores totales instalados es de 11, y para cada variante oscila entre 6 y 3, esto es significativo en la reducción de las inversiones y además por el beneficio obtenido por concepto de potencia liberada y la reducción de las pérdidas.

Tabla 1 Resultados de las cinco mejores soluciones					
Condensadores		Qc	Potencia liberada	Pérdidas	
Nodos	Instalados	cMVar	MW	MW	MW
1	6	2,76	2,81	0,34	1,79
2	6	2,35	2,40	0,34	1,81
3	3	1,44	1,47	0,35	1,82
4	4	1,89	1,92	0,38	1,81
5	5	2,32	2,36	0,39	1,81

CONCLUSIONES

- El problema de la compensación de potencia reactiva con la presencia de distorsión de armónicos puede ser considerado como un problema de preparación y toma de decisiones bajo criterios múltiples en variables discretas en las que se concilian diferentes indicadores. La inclusión de la norma de indicadores (métrica de Tchebycheff) en el modelo de preparación de decisiones permite muestrear poblaciones de solución.

El empleo del método de búsqueda aleatoria condicionada permite generar poblaciones de solución al problema de optimización asociado, de forma rápida y efectiva, lo que permite evaluar diferentes opciones de conexión de los elementos correctores, para que el decidor elija la más adecuada de acuerdo con la situación estudiada

- El proceso de validación de la calidad de las soluciones obtenidas por el método planteado muestra que para un número de generaciones de opciones de solución de alrededor del 11 % del total de opciones posibles se obtienen poblaciones que difieren poco con respecto a la búsqueda exhaustiva.

REFERENCIAS

1. **González P., I. y S. M. Ramírez:** "Compensación de la potencia reactiva en sistemas eléctricos, *Revista Geología y Minería*, 1999.
2. **González P., I.:** "Estudio de portadores energéticos de la planta hornos de reducción en la Empresa Ernesto Che Guevara", Tesis de Maestría, ISMM, Moa, 1999.

3. **González P., Iliana y S. Marrero:** "Optimización y control de la compensación de potencia reactiva con el uso de la programación dinámica", *Revista Ingeniería Energética*, Vol. XXV, No. 2, 2004.

4. **Arzola, R. J.; R. M Simeón and A. Maceo:** *The Integration of Variables Method: a Generalization of Genetic Algorithms*, Proceeding del Seminario Internacional Diseño Óptimo de Materiales y Estructuras, París, 2003.

5. **Arzola R., J.:** *Sistemas de Ingeniería*, Ed. Felix Varela, La Habana, s/f.

6. **Delfanti, M.; P. Gianpietro; P. Marannimo and M. Montagna:** "Optimal Capacitor Placement Using Deterministic and Genetic Algorithms, *IEEE. Transaction on Power Systems*, Vol. 15, No. 3, August, 2000.

7. **Hernández Galicia, Julio A.:** "Planificación de la compensación reactiva mediante programación evolutiva", Tesis de Maestría, Universidad Autónoma de Nuevo León, Monterrey, 2000.

8. **Coello, C. A.:** *Introducción a la Computación Evolutiva, Notas del curso*, Departamento de Ingeniería Eléctrica. Sección de Computación. Instituto Politécnico Nacional, México, 2004.

AUTORES

Iliana González Palau

Ingeniera Electricista, Máster en Ingeniería Eléctrica, Profesora Auxiliar, Departamento de Ingeniería Eléctrica, Instituto Superior Minero Metalúrgico de Moa (ISMM), Moa, Holguín, Cuba
e-mail: igonzalez@ismm.edu.cu

Arístides Legrá Lobaina

Ingeniero Electricista, Doctor en Ciencias Técnicas, Profesor Titular, Departamento de Matemática, ISMM, Moa, Holguín, Cuba
e-mail: alegra@ismm.edu.cu

Secundino Marrero Ramírez

Ingeniero Electricista, Doctor en Ciencias Técnicas, Profesor Titular, Departamento de Ingeniería Eléctrica, ISMM, Moa, Holguín, Cuba
e-mail: smarrero@ismm.edu.cu

José Arzola Ruiz

Ingeniero Mecánico, Doctor en Ciencias Técnicas, Profesor Titular, Centro de Estudios de Tecnologías Energéticas Renovables (CETER), Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, Cujae, Ciudad de La Habana, Cuba
e-mail: jarzola@ceter.cujae.edu.cu