

Comparación del Omicron ACO con el SPEA en el problema de Compensación de Potencia Reactiva en un Contexto Multiobjetivo.

Pedro Gardel.

Centro Nacional de Computación, Universidad Nacional de Asunción.
Asunción, Paraguay.
pgardel@cnc.una.py

Benjamin Barán.

Centro Nacional de Computación, Universidad Nacional de Asunción.
Asunción, Paraguay.
bbaran@cnc.una.py

Ubaldo Fernández.

Centro Nacional de Computación, Universidad Nacional de Asunción.
Asunción, Paraguay.
uferandez@fulbrightweb.org

Hugo Estigarribia.

Centro Nacional de Computación, Universidad Nacional de Asunción.
Asunción, Paraguay.
hestigarribia@cnc.una.py

Resumen.

En el presente trabajo se desarrolló una variante de un algoritmo de Optimización por Colonia de Hormigas (ACO) conocida como Omicron ACO para su aplicación al problema de Compensación de Potencia Reactiva en un contexto multiobjetivo. Los objetivos seleccionados fueron la minimización de la desviación promedio de tensión y la cantidad de compensación reactiva colocada. Para probar al Omicron ACO se utilizó el sistema IEEE de 118 barras. Se compararon los resultados obtenidos con el Omicron con los conseguidos por un Algoritmo Evolutivo de segunda generación (SPEA) mostrando el Omicron un mejor desempeño.

Palabras Claves: Compensación de Potencia Reactiva, Optimización Multiobjetivo, Optimización por Colonias de Hormigas, Algoritmos Evolucionarios.

Abstract.

For this paper a new approach of an Ant Colony Optimization algorithm known as Omicron ACO was developed in order to solve the Reactive Power Compensation problem in a multiobjective context. The selected objectives are the minimization of the average voltage deviation and the minimization of the invest in reactive compensation devices. To test the Omicron ACO the IEEE-118 study case is used. The results obtained by the Omicron were compared with the obtained by a second generation Evolutionary Algorithm (SPEA), showing the Omicron a better performance.

Keywords: Reactive Power Compensation, Multiobjective Optimization, Ant Colony Optimization, Evolutionary Algorithms.

1 Introducción.

La Compensación de Potencia Reactiva en Sistemas de Potencia usualmente es estudiada como un problema de optimización simple con restricciones[3], [4] y [7], donde la función objetivo la constituye una combinación lineal de los

factores de interés como, por ejemplo, los gastos en inversión y pérdidas de transmisión. El perfil de tensión es considerado como una restricción.

Solamente en años recientes se han hecho esfuerzos por resolver este problema en un contexto multiobjetivo [1], [2] y [8] utilizando para ello un Algoritmo Evolucionario de Optimización Multiobjetivo (MOEA por sus siglas en inglés) conocido como SPEA (*Strength Pareto Evolutionary Algorithm*).

Los algoritmos tradicionales de optimización generalmente obtienen sólo una solución. Sin embargo, los MOEAs optimizan simultánea e independientemente varios parámetros dando como resultado un grupo de soluciones óptimas denominado conjunto Pareto. De esta forma, se le presenta a la persona encargada de tomar la decisión final una amplia gama de alternativas para decidir cual es, a su criterio, la mejor solución de compromiso.

El presente trabajo está organizado de la siguiente manera: en el capítulo 2 se presentan formalmente los problemas de optimización multiobjetivo, seguidamente, se describe el problema y se da la formulación matemática del mismo en el capítulo 3. En el capítulo 4 se describe al SPEA y al método propuesto OE (Omicron Eléctrico) y en el capítulo 5 se muestran los resultados experimentales. Finalmente se enuncian las conclusiones y las referencias correspondientes.

2 Problemas de Optimización Multiobjetivos.

Un problema de optimización multiobjetivo (MOP, por sus siglas en inglés) [2], incluye a un conjunto de n variables de decisión, un conjunto de k funciones objetivo y un conjunto de m restricciones. Las funciones objetivos y las restricciones son funciones de las variables de decisión. Esto puede ser expresado según:

$$\begin{array}{ll} \text{Optimizar} & \mathbf{y} = \mathbf{F}(\mathbf{x}) = [F_1(x), F_2(x), \dots, F_k(x)] \\ \text{s.a.} & \mathbf{e}(\mathbf{x}) = [e_1(x), e_2(x), \dots, e_m(x)] > 0 \\ \text{donde} & \mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n] \in X \\ & \mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n] \in Y \end{array}$$

\mathbf{x} es conocido como el vector de decisión, siendo \mathbf{y} el vector objetivo. denota el espacio de decisión y el espacio objetivo está representado por Y .

El conjunto de restricciones $\mathbf{e}(\mathbf{x}) > 0$ determina el conjunto de soluciones posibles X_f y su correspondiente conjunto Y_f de vectores objetivo posibles.

A partir de estas definiciones se concluye que cada solución consiste en una n -cupla \mathbf{x} que da origen al vector objetivo \mathbf{y} , donde cada \mathbf{x} debe satisfacer el conjunto de restricciones $\mathbf{e}(\mathbf{x}) > 0$.

El problema de optimización consiste en encontrar la \mathbf{x} que posea el “mejor” $\mathbf{F}(\mathbf{x})$. En general no existe una única mejor solución, sino más bien un conjunto de mejores soluciones, siendo que ninguna de ellas puede ser considerada mejor que las demás si se tienen en cuenta simultáneamente todos los objetivos. Esto deriva del hecho que podrían existir (y a menudo ocurre así) conflictos entre los diferentes objetivos que componen el problema. Así un nuevo concepto de optimabilidad debe ser establecido para los MOPs.

En los problemas de optimización de un solo objetivo el conjunto de variables de decisión se encuentra completamente ordenado por la función objetivo F . El objetivo es simplemente encontrar el valor (o los valores) que lleva (n) a los valores óptimos de F . Por otro lado, en la optimización multiobjetivo el conjunto de vectores de decisión posibles se encuentra sólo parcialmente ordenado, esto es, existe un vector de decisión x_1 y un vector de decisión x_2 sin que $F(x_1)$ pueda ser considerado mejor o peor que $F(x_2)$ y viceversa. Por esto, matemáticamente, las relaciones $=$, $>$ y $<$ deben ser extendidas. Esto puede ser realizado usando el concepto de dominancia, tal como está expuesto a continuación. Dados 2 vectores de decisión $\mathbf{u} \in X$ y $\mathbf{v} \in X$, las siguientes definiciones pueden ser hechas:

$$\begin{array}{l} \mathbf{f}(\mathbf{u}) = \mathbf{f}(\mathbf{v}) \text{ si y sólo si } \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}: f_i(\mathbf{u}) = f_i(\mathbf{v}) \\ \mathbf{f}(\mathbf{u}) \geq \mathbf{f}(\mathbf{v}) \text{ si y sólo si } \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}: f_i(\mathbf{u}) \geq f_i(\mathbf{v}) \\ \mathbf{f}(\mathbf{u}) > \mathbf{f}(\mathbf{v}) \text{ si y sólo si } \mathbf{f}(\mathbf{u}) \geq \mathbf{f}(\mathbf{v}) \wedge \mathbf{f}(\mathbf{u}) \neq \mathbf{f}(\mathbf{v}) \end{array}$$

Las relaciones \leq y $<$ se definen de manera similar.

Dominancia Pareto en un Contexto de Minimización.

Para dos vectores objetivo \mathbf{a} y \mathbf{b} el concepto de dominancia puede ser definido como:

$$\begin{array}{ll} \mathbf{a} > \mathbf{b} \text{ (a domina a b)} & \text{si y solo si} \quad \mathbf{a} < \mathbf{b} \\ \mathbf{b} > \mathbf{a} \text{ (b domina a a)} & \text{si y solo si} \quad \mathbf{b} < \mathbf{a} \\ \mathbf{a} \sim \mathbf{b} \text{ (a y b no son comparables)} & \text{si y solo si} \quad \mathbf{a} \not< \mathbf{b} \wedge \mathbf{b} \not< \mathbf{a} \end{array}$$

La dominancia Pareto en un contexto de Maximización se define de una manera análoga.

Se puede introducir el criterio de optimalidad Pareto, a partir del concepto de dominancia Pareto. Una solución se dice que es Pareto óptima si no es posible mejorar simultáneamente todos los objetivos, es decir, no es posible encontrar otra solución que la domine.

Optimalidad Pareto.

Dado un vector de decisión $\mathbf{x} \in X_f$ y su correspondiente vector objetivo $\mathbf{y} = \mathbf{f}(\mathbf{x}) \in Y_f$, se dice que \mathbf{x} es no dominado respecto a un conjunto $A \subseteq X_f$ si y solo si

$$\forall \mathbf{a} \in A : (\mathbf{x} \succ \mathbf{a} \vee \mathbf{x} \sim \mathbf{a})$$

En caso que \mathbf{x} sea no dominado respecto a todo el conjunto X_f , y sólo en ese caso, se dice que \mathbf{x} es una solución Pareto óptima ($\mathbf{x} \in \mathbf{P}$ –el conjunto Pareto óptimo real), mientras que la correspondiente solución \mathbf{y} es parte del frente Pareto óptimo real \mathbf{FP} . Esto se define a continuación.

Conjunto Pareto óptimo y frente Pareto óptimo:

Dado el conjunto de vectores de decisión factibles X_f , Se denomina \mathbf{P} al conjunto de vectores de decisión no dominados que pertenecen a X_f , es decir:

$$\mathbf{P} = \{ \mathbf{x} \in X_f \mid \mathbf{x} \text{ es no dominado con respecto a } X_f \}$$

El conjunto \mathbf{P} también es conocido como el conjunto Pareto óptimo. El conjunto correspondiente de vectores objetivo $\mathbf{FP} = \mathbf{f}(\mathbf{P})$ constituye el frente Pareto óptimo.

3 Descripción del Problema.

El problema de la compensación de potencia reactiva consiste en determinar el tamaño del banco de capacitores o reactores óptimo para cada barra del sistema a fin obtener el mejor perfil de tensiones posible, minimizando a la vez la cantidad de bancos [1], [2] y [8]. La solución es entonces codificada como una n-cupla, siendo \mathbf{n} la cantidad de barras compensables del sistema, donde cada entrada representa el tamaño del banco ubicado en la barra correspondiente.

3.1 Formulación Matemática del Problema.

Para los propósitos de este trabajo, se han adoptado las siguientes premisas en la formulación del problema:

1. El costo unitario de los bancos de capacitores/reactores es el mismo para todas las barras del sistema.
2. Se considera solamente la carga en punta.

Basados en estas consideraciones, han sido identificadas dos funciones objetivo, F_1 y F_2 , a ser minimizadas.

F_1 : Inversión en dispositivos de compensación reactiva.

$$F_1 = \sum_{i=1}^n |B_i|$$

$$\text{s.a.: } \begin{aligned} F_1 &\leq F_{1m} \\ B_i &\leq B_m \end{aligned}$$

donde F_1 es la inversión total requerida; F_{1m} es la máxima compensación disponible para todo el sistema;

B_i es la compensación en la barra i medida en MVAR; B_m es el valor absoluto de la mayor compensación en MVAR posible en una barra del sistema y \mathbf{n} es el número de barras en el sistema.

F_2 : Desviación promedio de voltaje.

$$F_2 = \frac{\sum_{i=1}^n |V_i - V_i^*|}{n}$$

donde F_2 es la diferencia promedio de voltaje en pu, V_i es el voltaje en pu en la barra i y V_i^* es el voltaje deseado en dicha barra.

En resumen, el problema de optimización a ser resuelto en este caso puede ser expresado como sigue:

$$\min F = [F_1 \quad F_2]$$

$$\text{donde: } F = \left[\begin{array}{c} \sum_{i=1}^n |B_i| \\ \frac{\sum_{i=1}^n |V_i - V_i^*|}{n} \end{array} \right]$$

es conocido como el vector objetivo.

4 Descripción de los algoritmos.

4.1 SPEA.

El método propuesto por Barán et al [1], [2] y [8], que consta de algunas modificaciones con respecto al SPEA original como ser la utilización de un algoritmo de optimización local y la técnica del Freezing, puede ser resumido según los siguientes pasos:

- 1- Generar una población inicial Pop usando el método heurístico expuesto en [1], [2] y [8], creando, además, dos conjuntos externos no dominados Pknown y SPknown (población externa almacenada).
- 2- Copiar los miembros no dominados de Pop en Pknown y SPknown.
- 3- Remover los individuos en SPknown que sean dominados por algún miembro de SPknown.
- 4- Remover los individuos en Pknown que sean dominados por algún miembro de SPknown.
- 5- Si el número de soluciones externas en Pknown excede a un máximo dado, se aplica el agrupamiento para reducir la población a ese máximo.
- 6- Calcular la función adaptabilidad de cada individuo en Pop así también como de los individuos de Pknown usando procedimientos de evaluación de adaptabilidad del SPEA.
- 7- Seleccionar individuos de Pop + Pknown (unión multigrupo) hasta que el conjunto de cruzamiento esté completo. Se utiliza la ruleta como método de selección.
- 8- Aplicar las probabilidades de mutación P_m , cruzamiento P_c y de aplicación del optimizador local P_t para determinar si un individuo es optimizado localmente o seleccionado para cruzamiento y mutación; en este último caso se aplican operadores genéticos standard.
- 9- Ir al paso 2 si el criterio de parada no es verificado.

4.2 Aplicación del Omicron ACO.

ACO usa una matriz de feromonas $\tau = \{\tau_{ij}\}$ para la construcción de soluciones potencialmente buenas[5] y [6]. Los valores iniciales de τ son fijados a un valor constante: $\tau_{ij} = \tau_0 \forall (i,j)$ siendo $\tau_0 > 0$. También aprovecha la información heurística utilizando un parámetro η_i que es proporcional a la desviación de tensión en la barra i para el caso sin compensación, este valor η se conoce como visibilidad.

El Omicron ACO utiliza a las hormigas para generar individuos [5] y [6], los evalúa con respecto al desempeño de la red bajo esa distribución de reactivos y guarda una población P de los individuos no dominados encontrados hasta el momento. Evidentemente la población P se actualiza cada vez que un nuevo individuo que no sea dominado por ningún otro elemento de P es encontrado. Luego de k iteraciones se utilizan a todos los individuos de P para actualizar la matriz de feromonas y el algoritmo termina después de haber efectuado EC iteraciones. El parámetro O (Omicron) determina la cantidad de feromona que cada individuo deposita.

La probabilidad Pr_{ij} de escoger un banco de valor j para ser ubicado en la barra i está definida por la siguiente ecuación:

$$\Pr_{ij} = \left\{ \frac{\tau_{ij}^{\alpha} \times \eta_{ij}^{\beta}}{\sum \tau_{ij}^{\alpha} \times \eta_{ij}^{\beta}} \right. \quad (1)$$

donde los parámetros α y β definen la influencia relativa entre los niveles de feromonas y la información heurística

En cada una de las iteraciones del algoritmo cada hormiga recorre secuencialmente las barras PQ asignando a cada una un banco de valor B_j mediante las probabilidades dadas por la ecuación (1), hasta completar las barras del sistema. Se recorren secuencialmente las barras del sistema de tipo PQ, porque el orden de recorrido de la hormiga no influirá en las asignaciones de reactivos. Al final la hormiga genera la n-cupla BSHUNT que representa la distribución de compensación de reactivos en la red.

La matriz de feromonas (τ) consta de N_{pq} filas, siendo N_{pq} el número de barras PQ del sistema, y una cantidad de columnas (n_j) que depende de los valores máximo y mínimo de compensación (Maxreac) que se permite colocar en cada barra y del módulo incremental de compensación reactiva. Dicho módulo incremental representa la menor diferencia en tamaño entre dos bancos, así, con un módulo de 1 MVAR, el banco inmediatamente mayor al de 3 MVAR es el de 4 MVAR y el inmediatamente menor es de 2 MVAR. De esta manera cada columna de τ tiene asociado un valor de banco de capacitores o reactores. La primera columna representa el mayor valor del reactor que se permite y la última al mayor valor de capacitancia. Los valores de Maxreac y modulo incremental varían dependiendo del sistema.

En la actualización de la matriz de feromonas se utilizan todos los individuos de P. Luego de cada generación el número de individuos en P, denotado por m , puede variar, es decir, la cantidad de individuos del conjunto de Pareto conocido no es constante. Para la actualización de la matriz de feromonas se adiciona en τ una cantidad de feromona igual a O/m en la fila i , en la columna j asociada al valor del banco que tiene asignado la barra i de cada individuo de P, repitiéndose el proceso para todas las barras.

La visibilidad η es una función compuesta de dos funciones, η_1 y η_2 , que puede ser representada como:

$$\eta_{ij} = \left(1 - \frac{nh}{K}\right) * \eta_{1ij} + \frac{nh}{K} * \eta_{2j} \quad (2)$$

donde nh representa el número de hormiga de la generación y K es la cantidad de hormigas en una generación. Nótese que en este contexto hormiga e individuo son sinónimos y se utilizarán indistintamente.

La primera función η_1 es una matriz de igual, tamaño que τ y η_2 es una fila de la misma cantidad de columnas que τ .

Para calcular η_1 se determina la desviación de tensión de cada barra para el caso sin compensación (ΔV). Así ΔV_i es la desviación de tensión de la barra i . Cabe resaltar que una desviación positiva (tensión mayor que V_i^*) indicaría la necesidad de una compensación inductiva y una desviación negativa implicaría una compensación capacitiva.

Para cada barra i se opera de la siguiente manera:

- Si $\Delta V_i > 0$ se coloca un valor proporcional a ΔV_i más 1 en la primera columna de η_{1i} y los valores de las siguientes columnas van disminuyendo progresivamente hasta que la última tiene un valor de 1.
- Si $\Delta V_i < 0$ la primera columna tiene un valor de uno y los valores de las siguientes van aumentando hasta que la última tiene un valor proporcional a ΔV_i más 1.

De esta manera η_1 favorece la elección de bancos de capacitores cuando la desviación es negativa y de reactores cuando la desviación es positiva.

Para el cálculo de η_2 se utiliza el valor promedio de ΔV_i de todas las barras, la primera columna tiene un valor de 1 y va aumentando progresivamente hasta llegar a un valor máximo, proporcional al promedio de ΔV_i hallado, en la columna central, que corresponde a una compensación nula, para luego disminuir hasta un valor unitario en la ultima columna. De esta forma η_2 favorece la construcción de individuos con poca compensación.

Con la utilización de la función compuesta η se busca construir buenos individuos con gran cantidad de compensación al principio de una generación e ir disminuyendo la cantidad de compensación al terminar la misma. Con esto se busca una mejor exploración del espacio de búsqueda.

La población inicial fue hallada de la misma manera que lo hicieron Barán et al [1], [2] y [8]. Se creó una sola población inicial para todas las corridas tanto del Omicron como del SPEA.

A continuación se presenta el pseudocódigo del Omicron.

Pseudocódigo:

Parámetros de entrada: O, Configuración de la red con sus cargas, k, EC.

Parámetros de salida: P.

Calcular visibilidad.

Inicializar cont, nh = 0.

Inicializar Paux como conjunto vacío..

Cargar población inicial.

Mientras cont < EC

Actualizar τ .

 Mientras nh < k

Crear nuevo individuo

 Correr el flujo de potencia.

 Si Pnew es no dominado por P;

 Paux = Paux + Pnew.

 Fin si.

 Fin mientras.

 P = Unión de P con Paux.

 Paux = conjunto vacío.

 Eliminar los individuos dominados en P.

Fin mientras.

Calcular visibilidad.

Correr el flujo de potencia con la red sin compensación.

Para i = 1 hasta Npq.

$\Delta V_i = V_i - V_i^*$

 Si $\Delta V_i > 0$

 para j = i hasta nj.

$$\eta_{ij} = a\Delta V_i + 1 : -\frac{a\Delta V_i}{n_j - 1} : 1.$$

 Fin para.

 Fin si.

 Si $\Delta V_i < 0$

 para j = i hasta nj.

$$\eta_{ij} = 1 : \frac{a\Delta V_i}{n_j - 1} : a\Delta V_i + 1.$$

 Fin para.

 Fin si.

Fin para.

$$promV = b * \sum_{i=1}^n \Delta V_i$$

Para $j = 1$ hasta $\frac{nj-1}{2} + 1$.

$$\eta_{2j} = 1 : \frac{2 * promV}{nj-1} : 1 + promV$$

Fin para.

Para $j = \frac{nj-1}{2} + 1$ hasta nj

$$\eta_{2j} = 1 + promV : -\frac{2 * promV}{nj-1} : 1$$

Fin para.

Donde a y b son parámetros de proporcionalidad hallados experimentalmente.

Actualizar τ .

Inicializar τ como matriz de unos de $Npq * nj$.

Para cada individuo (Pind) de P.

Para $i = 1$ hasta Npq

$$\tau(i, Pind(j)) = \tau(i, Pind(j)) + O/m.$$

% Se le suma O/m a la columna asociada al valor del banco
% ubicado en la barra i del individuo Pind.

Fin para.

Fin para.

Crear nuevo individuo.

Para $i = 1$ hasta Npq .

Para $j = 1$ hasta nj .

$$\eta_{ij} = \left(1 - \frac{nh}{K}\right) * \eta_{1ij} + \frac{nh}{K} * \eta_{2j}$$

$$Pr_{ij} = \left\{ \frac{\tau_{ij}^{\alpha} * \eta_{ij}^{\beta}}{\sum \tau_{ij}^{\alpha} * \eta_{ij}^{\beta}} \right.$$

Fin para.

Se escoge Pnew(i) probabilísticamente de acuerdo a Pr_{ij}

Fin para.

5 Resultados experimentales.

Para comparar el desempeño de los dos algoritmos (OE y SPEA) se hicieron 5 corridas de ambos. Para el SPEA se determinó un número de generaciones máxima de 120 con una cantidad de individuos de 100. Como el concepto de generación no es el mismo para ambos algoritmos se decidió utilizar una condición de término de 10.000 individuos construidos por Omicron, ya que esto toma aproximadamente el mismo tiempo que las realizadas con el SPEA. Para el Omicron se utilizó $K = 1000$ y $O = 1500$, determinados experimentalmente (prueba y error).

Los resultados de las corridas del Omicron fueron denotados como H, numeradas del 1 al 5 y los del SPEA como S, también numeradas del 1 al 5.

En la tabla 1 se muestran los resultados comparando ambos algoritmos. En la primera columna se indica, entre paréntesis, la cantidad de soluciones halladas por cada corrida del Omicron mientras que en la primera fila se hace lo propio con el SPEA. Así en la primera columna se observa que la primera corrida del Omicron (H1) halló 75 individuos y la última 71 y en la primera fila se observa que la primera corrida del SPEA (S1) halló 95 soluciones.

En la intersección de una fila con una columna encabezada por una corrida del SPEA se halla la cantidad de individuos no dominados de la unión de ambas corridas. Así, en la unión de las corridas H1 y S1 hay **76** individuos no dominados, estos resultados están en negrita para su mejor visualización. A la izquierda de este valor se muestra la cantidad de estos individuos que fueron hallados por el Omicron y a la derecha los hallados por el SPEA, o sea, que H1 encontró 75 y el S1 solo 1 individuo del conjunto de no dominados de la unión de ambos conjuntos.

		S1(95)			S2(110)			S3(129)			S4(100)			S5(84)	
	H*	S1NH	S*	H*	S2NH	S*	H*	S3NH	S*	H*	S4NH	S*	H*	S5NH	S*
H1(75)	75	76	1	75	82	7	75	77	2	75	83	8	75	76	1
H2(80)	80	87	7	79	97	18	78	89	11	79	89	10	80	83	3
H3(84)	84	85	1	84	90	6	84	85	1	84	85	1	84	85	1
H4(77)	77	77	0	77	77	0	77	77	0	77	78	1	77	77	0
H5(71)	71	74	3	71	84	13	71	75	4	69	75	6	71	74	3

Tabla 1 . Resumen de las corridas. Las columnas SNH indican la cantidad de individuos del conjunto Pareto de la unión de dos corridas, una del Omicron(H) y otra del Spea(S), las columnas H* indican cuantos individuos de dicho conjunto Pareto fueron hallados por el Omicron y las columnas S* los hallados por el Spea.

A continuación, en la tabla 2 se muestra la cantidad de individuos de las corridas del Omicron dominados por algún miembro de las corridas del SPEA. Así, en la segunda fila, segunda columna se muestra que ningún elemento de H1 es dominado por algún individuo de S1 y sólo algunos pocos individuos de H2 y H5 son dominados por algún individuo hallados por el SPEA.

	S1	S2	S3	S4	S5
H1	0	0	0	0	0
H2	0	1	2	1	0
H3	0	0	0	0	0
H4	0	0	0	0	0
H5	0	0	0	2	0

Tabla 2 Individuos hallados por el Omicron dominados por algún individuos hallado por el Spea.

La tabla 3 es análoga a la 2 sólo que muestra los individuos hallados por el SPEA dominados por algún individuo hallado por el Omicron.

	H1	H2	H3	H4	H5
S1	94	88	94	95	92
S2	103	92	104	110	97
S3	127	118	128	129	125
S4	92	90	99	99	94
S5	83	81	83	84	81

Tabla 3 Individuos hallados por el Spea dominados por algún individuos hallado por el Omicron.

Finalmente en la tabla 4 se muestra la contribución de cada corrida para el Frente Pareto obtenido de la unión de las 10 corridas, 5 de cada algoritmo. En la columna encabezada por FPh se muestra la cantidad de individuos hallados por cada corrida del Omicron que pertenecen al Frente Pareto, análogamente en la columna encabezada por FPs se muestra la cantidad de individuos hallados por cada corrida del SPEA pertenecientes al Frente Pareto.

	FPh	FPs
1	14	0
2	10	0
3	30	0
4	32	0
5	19	0
Total:	104	0

Tabla 4. Contribución de cada corrida de ambos algoritmos al Frente Pareto.

Finalmente se presenta la figura 1 donde están representados los conjuntos de soluciones no dominadas de las corridas del Omicron y del SPEA por separado.

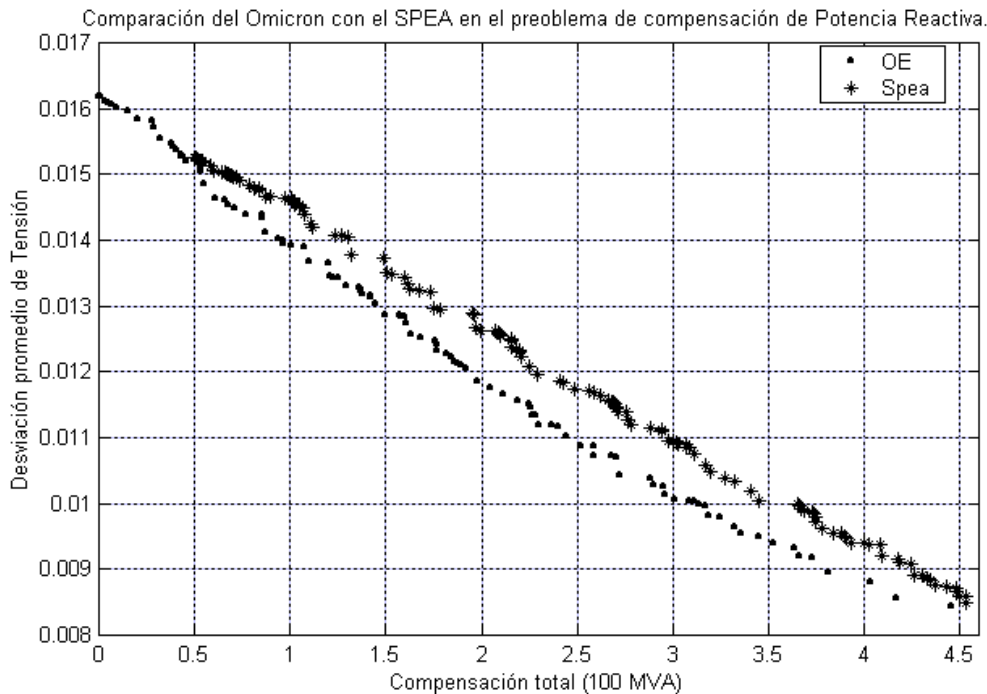


Figura 1. Gráfica de los conjuntos Pareto obtenidos de la unión de las 5 corridas de cada algoritmo.

6 Conclusiones y trabajos futuros.

De los resultados obtenidos se concluye que el Omicron presenta un mejor desempeño, al menos en este sistema de prueba (IEEE-118), que el SPEA. De hecho, las soluciones halladas por el Omicron llegan a dominar totalmente a las encontradas por el SPEA dentro del rango de compensación en estudio. Esto es por demás promisorio considerando además, que el Omicron aquí elaborado no presenta grandes refinamientos ni utiliza algoritmos de búsqueda local como es el caso del SPEA.

En trabajos futuros se probará al Omicron con más objetivos y se limitarán las soluciones a bancos de tamaños que se hallen comercialmente. Otra modificación que se introducirá al algoritmo es la utilización de más de una matriz de feromonas y más de un frente para guardar no solo las soluciones no dominadas.

Referencias.

- [1] Barán B., Vallejos J., Ramos R. y Fernández U. , "Multi-Objective Reactive Power Compensation". in *Proc. IEEE Transmission and Distribution Conference and Exposition, Atlanta, USA. 2001.*
- [2] Barán B., Vallejos J., Ramos R. y Fernández U. "Reactive Power Compensation using a Multi-Objective Evolutionary Algorithm". in *Proc. IEEE Porto PowerTech'2001. Porto - Portugal. 2001.*
- [3] Carlisle J., El-Keib A., Boyd D. y Nolan K., "A Review of Capacitor Placement Techniques on Distribution Feeders", en *Proc. 1997 IEEE 29° Southeastern Symposium on System Theory (SSST'97).*
- [4] Delfanti M., Granelli G., Marannino P. y Montagna M., "Optimal Capacitor Placement Using Deterministic and Genetic Algorithms", *IEEE Trans. Power System*, vol. 15, n°3, pp. 1041-1046, Agosto 2000.
- [5] Gómez O. y Benjamín Barán B. "Arguments for ACO's Success", Osvaldo Gómez y Benjamín Barán. *Lecture Notes in Computer Science (LNCS). Springer-Verlag. Genetic and Evolutionary Computing Conference (GECCO 2004). Seattle. United States. 2004.*
- [6] Gómez O. y Benjamín Barán B., "Reasons of ACO's Success in TSP", *Lecture Notes in Computer Science (LNCS). Springer-Verlag. ANTS 2004 Conference. Brussels. Belgium. 2004.*
- [7] Miu K., Chiang H. y Darling G., "Capacitor Placement, Replacement and Control in Large-Scale Distribution Systems by a A-Based Two-Stage Algorithms", *IEEE Trans. Powers Systems*, vol. 12, n°3, pp. 1160-1166, Agosto 1997.

[8] Vallejos J., Ramos R. y Barán B. "Multi-Objective Optimization in Reactive Power Compensation". Jornadas de Informática y Telecomunicaciones - Conferencia de Informática y Tecnología Aplicada (JIT-CITA 2001). Asunción-Paraguay. 2001 .