



Ubicación multiobjetiva de Unidades Terminales Remotas en redes de distribución subterránea

Oscar Moreno*, Blas Díaz*, Pedro Gardel*+, Gerardo Blanco*.

*Grupo de Investigación en Sistemas Energéticos, Facultad Politécnica – UNA
+Universidad Católica Nuestra Señora de la Asunción, Campus Alto Paraná.
Paraguay

RESUMEN

Con el fin de mejorar la confiabilidad del sistema de distribución de energía eléctrica se emplean dispositivos, conocidas como Unidades Terminales Remotas, RTUs, que facilitan el trabajo de localización y reparación de fallas. Esto contribuye a mejorar el tiempo de respuesta de la empresa ante algún inconveniente, reduciendo así las pérdidas por energía no facturada. Una adecuada ubicación de los RTU permite el monitoreo remoto en tiempo real de alimentadores de distribución con una cantidad reducida de dispositivos instalados. Este proyecto tiene como objetivo brindar una herramienta multiobjetiva, que mediante la adecuada selección de los puntos de ubicación de RTUs, simultáneamente reduzca el tiempo de interrupción del suministro eléctrico, mejore la calidad del servicio y asegure que los clientes altamente sensibles, como hospitales, sean monitorizados constantemente. Se emplearon datos reales de una parte del sistema de distribución subterráneo de la ANDE. Para evaluar la mejora en la calidad del servicio, que una determinada ubicación de RTUs puede aportar, se propone un novedoso Índice de Zona de Falla, IZF, específicamente diseñado para este trabajo. La técnica de optimización multiobjetivo implementada es el algoritmo evolutivo *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* SPEA. El SPEA genera un conjunto de soluciones de compromiso conocido como Frente Pareto, sin que ninguna sea mejor que otra considerando todos los objetivos a optimizar. Por último, como trabajo futuro, se propone la utilización del Proceso Analítico Jerárquico, AHP, para ayudar al Ingeniero encargado a decidir, en base a una serie de criterios establecidos y ponderados previamente, cual distribución de RTUs será implementada.

PALABRAS CLAVES

Sistema de Distribución de Energía eléctrica, Unidades Terminales Remotas (RTUs), Algoritmos Evolutivos, *Strength Pareto Evolutionary Algorithm* (SPEA), Proceso Analítico Jerárquico (AHP).

1 INTRODUCCIÓN

El sistema de distribución es uno de los elementos principales dentro de la industria eléctrica y se encarga de la provisión de energía eléctrica directamente al usuario final.

Cuando se producen fallas en los sistemas de distribución eléctrica de nuestro medio, generalmente no es posible la rápida detección de los eventos ocurridos ya que, en muchos casos, aún se depende del reclamo del cliente por falta del suministro eléctrico para iniciar el proceso de búsqueda y reparación de la falla. En este trabajo se propone una metodología que ayude a la rápida detección de fallas en líneas subterráneas, mejoramiento del servicio con el menor costo, mediante la óptima ubicación de Unidades Terminales Remota RTU (*Remote Terminal Unit*) en un contexto multi-objetivo.

Esta propuesta no pretende sustituir al ingeniero, sino constituir una importante herramienta de apoyo a la toma de decisiones. La correcta ubicación de RTUs no solo contribuye a mejorar el tiempo de respuesta de la empresa ante alguna falla, sino que también ayuda a reducir las pérdidas por energía no facturada. Además, la imagen de la empresa ante los usuarios se vería beneficiada.

2 PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN MULTI-OBJETIVO.

Un problema de optimización multi-objetivo es aquel que requiere optimizar dos o más objetivos simultáneamente y puede ser formulado de la siguiente forma: [1] Problema de optimización multi-objetivo [2] es aquel que optimiza una función vectorial de k funciones objetivo, con $k > 1$, que incluye un conjunto de n variables de decisión, y un conjunto de m restricciones, donde las funciones objetivo y las restricciones son función de las variables de decisión. Matemáticamente se formula como:

Optimizar la función $y = F(x) = [f_1(x), f_2(x), \dots, f_k(x)]$ (1)

sujeto a $g(x) = [g_1(x), g_2(x), \dots, g_m(x)] \leq 0$ (2)

donde el vector decisión x es $x = (x_1, \dots, x_n) \in X_f$ (3)

siendo el vector objetivo $y = (y_1, \dots, y_k) \in Y_f$ (4)

En estas expresiones, x es conocido como el vector de decisión y el espacio de decisión está denotado por X ; y es el vector objetivo perteneciente al espacio objetivo Y . El conjunto de restricciones $g(x) > 0$ determina el conjunto de soluciones factibles X_f , donde su correspondiente conjunto de vectores objetivo factibles se denota por Y_f . Para comparar dos soluciones en un contexto multi-objetivo, se utiliza el concepto de dominancia [3]. En un contexto de minimización, dados dos vectores de decisión u y v , se dice que u domina a v , denotado por $u \succ v$ si:

1- u es menor o igual a v en cada objetivo, o sea, $F_i(u) \leq F_i(v)$, $i \in \{1, 2, \dots, k\}$

2- u es estrictamente menor que v en al menos un objetivo.

La dominancia en un contexto de maximización se define de forma análoga. Se dice que u es no comparable con v si u no domina a v ni v domina a u , lo que habitualmente se denota como $u \sim v$.

El criterio de optimabilidad Pareto establece que una solución es Pareto óptima si no existe otra solución que la domine. Matemáticamente, el concepto de optimabilidad Pareto puede ser definido en los siguientes términos:

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

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

donde \vee denota al operador *or* lógico.

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 ($\mathbf{x} \in P$ –el conjunto Pareto óptimo), mientras que la correspondiente solución \mathbf{y} es parte del frente Pareto óptimo real FP . Matemáticamente el conjunto Pareto óptimo, P , se define de la siguiente forma:

Dado el conjunto de vectores de decisión factibles X_f , se denomina P al conjunto de vectores de decisión no dominados que pertenecen a X_f , es decir:

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

Basado en esto, el frente Pareto óptimo está dado por: $FP = F(P)$. En problemas reales complejos, generalmente no se conoce la totalidad del conjunto de vectores factibles sino sola una pequeña porción, por lo que se define al Frente Pareto conocido, FP_c , de forma análoga al FP pero considerando solo los vectores factibles conocidos.

3 METODOLOGÍA PARA LA LOCALIZACIÓN DE FALLAS EN LÍNEAS DE DISTRIBUCIÓN SUBTERRÁNEA.

3.1 Índice de Zona de Falla (IZF).

Una forma de describir la confiabilidad de un sistema eléctrico de distribución es mediante el promedio de las veces que se ve afectado el sistema (número de cortes del servicio durante un año) y sus probables duraciones (tiempo en restablecer el servicio: detección y corrección y restablecimiento del sistema). En otras palabras, en sistemas de distribución, la confiabilidad puede ser evaluada en términos de la cantidad de fallas (cortes del servicio) y la duración de las mismas. Aun cuando no exista unanimidad en los criterios de evaluación, los índices más comúnmente utilizados en la confiabilidad son aquellos que se encuentran relacionados con la frecuencia y duración de las fallas o cortes del suministro de energía eléctrica [6]. Una correcta ubicación de RTUs, entre otros beneficios, suministra información acerca de la posible ubicación de la falla dentro del sistema y reduce así la zona donde los técnicos deben buscar la avería. Así, en este trabajo se denomina zona de búsqueda falla, ZBF, a la zona del alimentador donde puede hallarse la avería, de acuerdo a la información provista por los RTUs., En la Figura 1 se observa el esquema de un alimentador con 6 puestos de distribución, PDs, numerados del 1 al 6, con RTUs ubicados en los PDs 2 y 4. Si ocurre una falla en el PD 3 el RTU en el PD 2 informa que detecta una falla aguas abajo y el RTU ubicado en el PD 4 no detecta la falla, por lo que la ZBF está limitada entre los PDs 2 y 4, en este caso la ZBF queda delimitada por los RTUs. Si la falla ocurre en el PD 5 ningún RTU detecta automáticamente la falla, sin embargo la zona de búsqueda de falla no incluye los tramos aguas abajo del PD 2 por lo que aún en este caso la información obtenida por los RTU es útil para reducir el tiempo de búsqueda de la avería y retornar el suministro eléctrico más rápidamente.

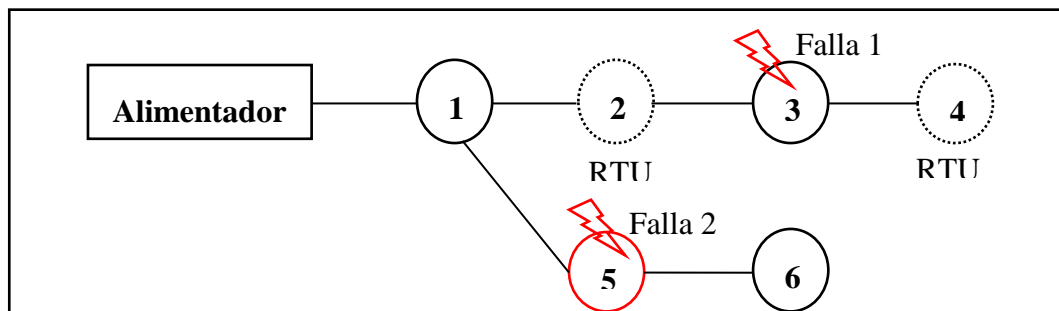


Fig. 1. Esquema de un alimentador con 2 RTUs y dos casos de falla.

XII SEMINARIO DEL SECTOR ELECTRICO PARAGUAYO - CIGRÉ
25 y 26 de Agosto de 2016

Para valorar las distintas configuraciones de RTUs ante una posible falla en un tramo específico de un alimentador definimos un índice de tramo de falla, ITF. Si consideramos el caso 1 en que los RTUs detectan la falla y delimitan la ZBF el índice de tramo de falla se define como la extensión de ZBF dividido por dos veces la extensión total del alimentador. En el caso 2 en que los RTUs no delimitan automáticamente la ZBF definimos el ITF como 0.5 más la extensión de la ZBF dividido dos veces la longitud total del alimentador. Se puede notar que para el caso 1, que es caso ideal en que los RTUs detectan la falla y delimitan la zona de búsqueda, el ITF tomará valores entre 0 y 0.5, mientras que en el caso 2 el ITF tomará valores entre 0.5 y 1. La intención del ITF es dar una indicación de que tanto reduce la zona de búsqueda de falla una determinada ubicación de RTUs, considerando que la falla ocurra en un tramo i , determinado. Debemos tener en cuenta que el ITF es un índice local, es decir, para cada tramo tenemos un valor de ITF distinto. Para obtener un índice que valore una distribución de RTUs en un alimentador considerando que la avería puede ocurrir en cualquier tramo se propone el índice de zona de falla, IZF. El IZF se calcula promediando los valores de índice de tramo de falla, ITF, para cada tramo con la ponderación dada por la potencia de cada PD.

$$IZF = \sum_{tr=1}^{tr=nt} VITF_{tr} * VPN_{tr} \quad (5)$$

Dónde: $VITF$: Almacena los distintos valores de Índice de tramo de falla para cada tramo.

VPN : Almacena los distintos valores de potencia normalizada para cada transformador.

nt : es la cantidad de tramos del alimentador.

Así, el IZF calculado se constituye en un índice promediado por pesos y con esto obtenemos un índice general para el alimentador, donde el valor deseado es el menor posible pues esto indica que la zona de búsqueda de falla, y por lo tanto el tiempo de búsqueda, es menor ante posibles averías.

3.2 Implementación del SPEA.

Se seleccionaron tres funciones objetivo a ser optimizadas:

1) Minimización de la cantidad de RTU asignados:

$$f_1 = \sum_{i=1}^s x_i \quad (6)$$

Sujeto a $f_1^{\min} \leq f_1 \leq f_1^{\max}$

Donde el máximo f_1^{\max} , y mínimo, f_1^{\min} número de dispositivos RTU que se asignarán se determinan por cuestiones económicas.[6]

2) Maximización de cantidad de clientes sensibles monitorizados:

$$f_2 = \sum_{i=1}^i VCS_i \quad (7)$$

VCS es la n-total de clientes sensible, donde cada entrada vale 1 si el PD correspondiente está monitorizado por un RTU y 0 en otro caso.

3) Minimización del índice de Zona de Falla (IZF):

$$f_3 = IZF \quad (8)$$

El método propuesto comienza leyendo los datos de la instancia a resolver, es decir, los datos del Alimentador, vectores longitud de tramos, vectores de clientes sensibles. Luego, se inician los parámetros evolutivos, tales como, cantidad máxima de iteraciones, MI, cantidad de individuos de la población evolutiva, N, etc.

XII SEMINARIO DEL SECTOR ELÉCTRICO PARAGUAYO - CIGRÉ
25 y 26 de Agosto de 2016

La iniciación de la población evolutiva, Pop, consiste en generar N vectores en forma aleatoria, donde cada vector corresponde a una distribución de dispositivos RTU. Cada miembro de la población Pop es evaluado para calcular los objetivos de optimización. Seguidamente, se calcula el nivel de dominancia de cada individuo, es decir, la cantidad de soluciones que él domina y la cantidad de soluciones que le dominan a él. A continuación, se copian los individuos no dominados a una población externa, y se eliminan los individuos dominados que pudieran estar en Pop. Con esta información se calcula la adaptabilidad o *fitness* de cada solución. Luego, si la cantidad de individuos en la población externa excede un valor máximo, N_c , se aplica el procedimiento de “Clustering o agrupación”. El procedimiento *clustering* o agrupamiento evita que se produzca un estancamiento local, motivo por el cual el SPEA puede llegar a dejar de explorar zonas factibles del espacio de búsqueda. A partir del *fitness* de cada individuo en la población, se selecciona una determinada cantidad de individuos que serán utilizados para generar la siguiente población evolutiva. En este trabajo, se empleó la ruleta como operador de selección [4]. Luego, sobre cada par de individuos seleccionados es aplicado el operador de cruzamiento de un solo punto, creándose así nuevos individuos o distribuciones de RTUs. Los genes de los nuevos individuos son mutados (cambiados) aleatoriamente con una probabilidad P_m . A continuación, se establece como la nueva población evolutiva, Pop, a la población recién generada. El algoritmo sale del ciclo principal cuando el criterio de parada es alcanzado. En este trabajo se consideró como criterio de parada un número máximo de generaciones y una máxima cantidad de generaciones sin mejoras en el frente Pareto. Finalmente, el archivo de salida del algoritmo está constituido por todas las soluciones.

Para este trabajo se tomaron las siguientes suposiciones:

- Los puntos de carga, potencia y probabilidad de falla son conocidos.
- Los clientes sensibles están establecidos por la empresa distribuidora de la energía eléctrica.

4 CASO DE ESTUDIO Y RESULTADOS

4.1 Situaciones consideradas en el análisis del trabajo

Para poder definir el escenario de prueba para este trabajo, es de suma importancia definir la potencia en cada puesto de distribución, la longitud total del alimentador y la distancia entre cada puesto de distribución.

Al evaluarse los objetivos, se asume que no puede generarse más de una falla por alimentador ya que es muy poco probable el escenario de varias fallas simultáneas y por lo tanto se establece que se produce una falla por alimentador para realizar la simulación.

4.2 Implementación del SPEA

Como el SPEA es un algoritmo probabilístico que inicia con una población aleatoria, cada vez que se ejecuta se obtienen resultados diferentes. Considerando esto, para poder evaluar los resultados del algoritmo se debe ejecutar el mismo varias veces a fin de analizar el conjunto Pareto conocido generado por varias corridas independientes, pues puede darse el caso que una ejecución en particular obtenga resultados muy buenos o muy malos por azar. También es importante afinar los parámetros del algoritmo, estos son el número de individuos, las probabilidades de cruce y mutación, la máxima cantidad de iteraciones, etc.

En este trabajo se intentó afinar el parámetro del número de individuos, N, probando con valores de 25, 50, 75, 100, 125 y 150. Para esto se realizaron 30 ejecuciones independientes del algoritmo con

XII SEMINARIO DEL SECTOR ELECTRICO PARAGUAYO - CIGRÉ
25 y 26 de Agosto de 2016

cada valor considerado del parámetro N y luego se compararon los conjuntos Pareto obtenidos para determinar con cual valor de N el SPEA presenta mejores resultados.

La intención de este procedimiento es sugerir cuales son los parámetros que dan mejores resultados para futuros trabajos. En este trabajo se realizaron comparaciones entre el frente Pareto conocido total del alimentador FPC_t , obtenido de la unión de todas las ejecuciones realizadas con el mismo alimentador, y el frente obtenido con cada número de individuos FPC_i , es decir, para determinar el valor del parámetro N con el cual se obtienen los mejores resultados.

Para comparar los resultados obtenidos por distintos algoritmos evolutivos se han desarrollado varias métricas de desempeño, los cuales buscan capturar las características que hacen a una aproximación del conjunto de Pareto mejor que otra en algún criterio. En este trabajo se utilizaron tres métricas, que son el Error Ratio [5], Distancia Generacional [5] y Extensión del Frente [6], para realizar comparaciones entre el frente conocido del alimentador FPC_t y el Frente de Pareto obtenido considerando las ejecuciones con el mismo número de individuos en la población evolutiva, N, FPC_i .

4.3 Resultados experimentales

Se emplearon datos reales de una subestaciones, una estación y 9 alimentares a la capital del país. De la subestación Central se consideraron los alimentadores CEN1, CEN3, CEN5, CEN6, CEN7, y CEN8 y de la estación Parque Caballero los alimentadores PCA1, PCA2 y PCA5. A continuación se muestran los resultados de obtenidos de los alimentadores CEN6 y PCA5 ya que son los de mayor potencia. Al observar los resultados de las métricas obtenidas ilustradas en la Tabla I se puede ver que los valores están en concordancia con los esperados, nos referimos con esto a los valores óptimos que uno quiere llegar a conseguir en todos los casos. Para determinar cuál es el mejor FPC_i se procedió a analizar los valores de las métricas, se vio el menor valor obtenido con respecto a las métricas de distancia generacional y error relativo, y el mayor valor en la métrica de extensión del frente, ya que para el Error Relativo y la Distancia Generacional se desea que el valor sea lo menor posible mientras que para la métrica Extensión del Frente los mejores resultados corresponden a los mayores valores.

Tabla I

Resultados de la métricas de desempeño por cada valor de N del alimentador CEN6 y PCA5

Número de Individuos	Alimentador CEN6			Alimentador PCA5		
	Distancia Generacional	Error Relativo	Extensión del Frente	Distancia Generacional	Error Relativo	Extensión del Frente
25	0,002566	0,122581	1,594036	0,009718	0,349943	1,499657
50	0,002023	0,131700	1,581926	0,013247	0,516405	1,49794
75	0,003487	0,167975	1,594036	0,015875	0,657236	1,496736
100	0,003025	0,130337	1,581926	0,014675	0,689976	1,550369
125	0,004471	0,218724	1,594036	0,015318	0,790235	1,496646

En la Tabla II se muestra un resumen de los resultados. La mejor solución obtenida como se muestra en la Tabla I y en la Tabla II se logra con el SPEA utilizando 25 individuos, FPC_{25} , conjunto que obtiene los resultados más próximos al mejor valor posible de las métricas de desempeño.

XII SEMINARIO DEL SECTOR ELECTRICO PARAGUAYO - CIGRÉ
25 y 26 de Agosto de 2016

Analizando la Tabla II se puede concluir que el SPEA produce una gran cantidad de soluciones de compromiso para el problema de ubicación multi-objetiva de Unidades Terminales Remotas. Esto da la opción al tomador de decisiones de analizar una variedad de posibles distribuciones de RTUs antes de seleccionar la que será efectivamente implementada.

Tabla II
Resumen de resultados

Alimentador	Parámetro N con mejores resultados.	Distancia Generacional	Error Relativo	Extensión del Frente	Cantidad de soluciones del FP
CEN1	25	0,003328	0,496877	1,609483	120
CEN3	50	0,000053	0,085287	1,539525	68
CEN5	125	0,002984	0,169312	1,603879	85
CEN6	25	0,002566	0,122581	1,594036	104
CEN7	25	0	0	1,568708	59
CEN8	50	0,004915	0,381639	1,609765	117
PCA1	25	0,007940	0,253193	1,433084	102
PCA2	25	0	0	1,527700	52
PCA5	25	0,009718	0,349943	1,499657	107

4.4 Comparación con la población inicial aleatoria.

Por último se realizó la comparación entre la población inicial aleatoria y los resultados obtenidos luego del proceso de optimización efectuado con el SPEA. La figura 1 muestra las mejoras obtenidas en cada alimentador luego del proceso de optimización.

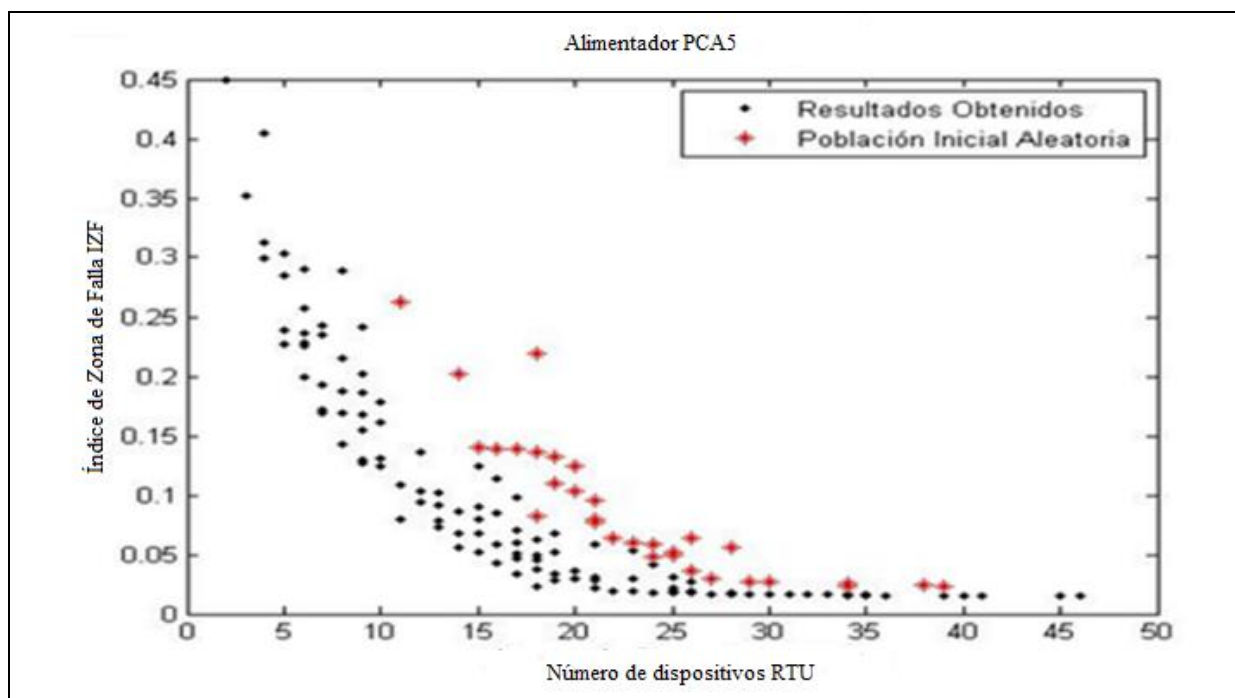


Fig. 2: Comparación entre el frente de Pareto de la población inicial aleatoria y los resultados obtenidos luego del proceso de optimización del alimentadores PCA5.

Analizando los resultados se concluye que el SPEA genera un conjunto de soluciones que domina totalmente a la población inicial aleatoria logrando una mejora considerable con respecto a una simple búsqueda aleatoria.

5 CONCLUSIONES

En el presente trabajo se propuso, implementó y validó mediante simulación con datos reales una metodología multi-objetiva de ubicación de RTU en un sistema de distribución con una técnica de decisión multicriterio. Los resultados experimentales presentados muestran las bondades del método propuesto haciéndola una herramienta muy útil para resolver el problema de ubicación de RTUs en un sistema de distribución eléctrica.

Se seleccionaron 3 objetivos a optimizar: *i)* minimizar la cantidad de RTUs a ubicar, *ii)* maximizar la cantidad de clientes altamente sensibles monitorizados y *iii)* minimizar el índice de Zona de Falla, IZF. Dicho índice es una aportación del trabajo.

Como posibles trabajos futuros para continuar con esta línea de investigación se sugiere comparar los resultados del SPEA con otras técnicas de optimización multi-objetivo. También se propone emplear una técnica de decisión multicriterio para ayudar al domador de decisiones cual solución a implementar. Específicamente, se propone emplear el Proceso Analítico Jerárquico, AHP, donde cada criterio del AHP se correspondería a cada objetivo a optimizar del SPEA y cada solución del frente Pareto representaría una alternativa para el AHP.

6 BIBLIOGRAFÍA

- [1] Van Veldhuizen D., “Multiobjective Evolutionary Algorithms: Classifications, Analysis and New Innovations” Disertación Ph.D., Faculty of the Graduate School of Engineering, Air Force Institute of Technology, 1997.
- [2] Zitzler E. y Thiele L., “Multi-Objective Evolutionary Algorithms: A comparative Case Study and the Strength Pareto Approach”, *IEEE Trans. Evolutionary Computation*, vol 3, n° 4, pp. 257-271, Noviembre 1999.
- [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 Symp.on System Theory (SSST’97).
- [4] Coello, C., “Introducción a la Optimización Multiobjetiva” (Notas de Curso), CINVESTAV-IPN, departamento de ingeniería eléctrica sección de computación, DF, México. (2005),
- [5] Arraiga, A. “Evaluación de Confiabilidad en Sistemas Eléctricos de Distribución”. Tesis de Maestría (Ciencias de la Ingeniería). Santiago de Chile. (PUC).(1994). p 45
- [6] Lezcano, R; Pino, D. “Equipos de Algoritmos de hormiga. Una nueva propuesta para Optimización Multiobjetivo”. p 3-8. (2008)
- [8] Von Lucken, C.; Hermosilla. D.; Barán, B. “Algoritmos Evolutivos para Optimización Multiobjetivo: Un estudio comparativo en un ambiente asíncrono”. p 3-7. (2004).