

# Expansión Óptima del Sistema de Transporte Implementando EPSO



Rolando M. Pringles, Vladimiro Miranda y Francisco Garcés.

**Resumen**— Se presenta un nuevo algoritmo meta-heurístico para resolver el problema de optimización en la planificación de la expansión óptima de la red de transmisión. Este es un problema de programación no lineal entero mixto, con una naturaleza combinatorial que conduce a un número extremadamente grande de alternativas de solución para sistemas eléctricos de mediano y gran tamaño. El algoritmo de optimización Evolutionary Particle Swarm Optimization (EPSO) es una herramienta revolucionaria que combina las características de Estrategias Evolutivas y Optimización por Enjambre de Partículas (PSO). Se analizaron tres sistemas con topologías de diferentes niveles de dificultad. Los resultados satisfactorios obtenidos muestran que el método es exitoso.

**Abstract**— This paper presents a new meta-heuristic algorithm to solve the optimization problem in transmission network expansion planning. It's a mixed-integer nonlinear programming problem of combinatorial nature that leads to an extremely large number of alternative solutions for medium and large size electric systems. Evolutionary self-adapting Particle Swarm Optimization is a revolutionary optimization tool. It puts together the best features of Evolution Strategies and of Particle Swarm Optimization. Tests have been performed on three systems with different level of difficulty in their topologies. The outcomes of the test have demonstrated that EPSO is a very successful algorithm.

**Palabras Clave**— Planificación de la red de transmisión. Algoritmos meta-heurísticos. Estrategias Evolutivas. Evolutionary Particle Swarm Optimization (EPSO).

## I. INTRODUCCIÓN

El problema de Planificación de la Expansión de la Red de Transmisión (PRET) consiste en definir cuándo y dónde serán necesarios y deberán ser instalados nuevos equipos eléctricos para suministrar, en forma óptima, el crecimiento de la demanda eléctrica, sujeto a un conjunto de restricciones eléctricas, económicas, financieras, sociales y ambientales.

Como la mayoría de los problemas de optimización de planificación de los sistemas de potencia, el PRET es complejo, de gran escala, no lineal, no convexo y de naturaleza entera mixta [1]. Esto significa que el número de

soluciones a ser evaluadas crece exponencialmente con el tamaño del sistema, es decir, que el problema es de tiempo no polinómico con un gran número de soluciones óptimas locales [2-3].

Los problemas de optimización de planificación de los sistemas de potencia, incluidos los de expansión de la red de transmisión, se han tratado de resolver aplicando modelos matemáticos analíticos. El éxito obtenido fue limitado y en algunos casos no se tuvo aplicación al mundo real. En la práctica el uso de la heurística permitió una mejor representación de las características del sistema, restricciones y objetivos de los tomadores de decisión, aun sin sacrificar optimalidad.

Los emergentes modelos meta-heurísticos, han dado robustez a los métodos no-matemáticos. Así mismo, los algoritmos evolutivos han provisto un amplio grado de confianza en la convergencia estocástica hacia el óptimo, apoyando esta confianza con explicaciones matemáticas, además estos modelos han mejorado la convergencia en la búsqueda de resultados óptimos [4].

Los algoritmos evolutivos se han inspirado en la evolución biológica de las especies, así como gran cantidad de nuevas técnicas y metodologías se han inspirado en la naturaleza. Podemos citar entre otros: las redes neuronales, el templado simulado (Simulated Annealing), el método de optimización de colonias de hormigas (Ant Colony Optimization), el método de optimización por enjambre de partículas (Particle Swarm Optimization). Este último método se inspira en el movimiento colectivo de bandadas de pájaros, cardúmenes de peces, o enjambre de abejas. Cada uno de estos enfoques, diferentes unos de otros, han traído una nueva perspectiva a la optimización y las contribuciones de estos son interesantes, originales y, en general, efectivas.

En el presente trabajo se estudia e implementa un algoritmo evolutivo que se basa en las reglas de movimiento del método de optimización Particle Swarm Optimization (PSO). El algoritmo se denomina Enjambres Evolucionarios de Partículas, EPSO, del inglés Evolutionary Particle Swarm Optimization. La motivación de implementarlo como herramienta para la solución de problema de la PRET deriva del hecho que en competencia con otros algoritmos meta-heurísticos, este ha logrado mejores resultados en muchos casos, posicionando al método como una opción seria cuando uno tiene que resolver problemas de optimización complejos [5-6].

El trabajo se presenta de la siguiente forma: en el capítulo II se realiza una descripción del modelo de flujo DC utilizado para evaluar la expansión de una red de transmisión. En el capítulo III se describe el algoritmo meta-heurístico de optimización EPSO y su aplicación a los sistemas eléctricos. En el capítulo IV se describen los sistemas para la aplicación práctica de EPSO en la

---

Manuscrito recibido el 20 de Agosto de 2007. Este trabajo fue financiado parcialmente por el CONICET, el Programa de Cooperación Binacional entre la SeCyT de Argentina y el GRICES de Portugal

R. M. Pringles (CONICET) y F. Garcés (CONICET) son miembros del Instituto de Energía Eléctrica (IEE), Universidad Nacional de San Juan (UNSJ), Argentina. Av. Lib. Gral. San Martín 1109 (O), J5400ARL, San Juan, Argentina. Tel: +54 264 4226444, e-mail: rpringles@iee.unsj.edu.ar, garces@iee.unsj.edu.ar, web: <http://www.iee-unsj.org/rmg/>

V. Miranda es miembro del Instituto de Engenharia de Sistemas e Computadores do Porto (INESC Porto), Campus da FEUP, Rua Dr. Roberto Frias, 378 - 4200-465 Porto, Portugal. Tel: +351 22 209 4049, email: vmiranda@inescporto.pt

expansión de la red de transmisión. En el capítulo V se presentan los resultados de la expansión óptima de cada sistema y finaliza con las conclusiones en el capítulo VI.

## II PLANIFICACIÓN DE LA RED DE TRANSMISIÓN

### A. Formulación del Problema.

El problema de planificación de la expansión de la red de transmisión consiste en definir cuándo y dónde será necesario instalar nuevos equipos eléctricos para suministrar, a un mínimo costo, el crecimiento de la demanda eléctrica, sujeto a un conjunto de restricciones eléctricas, económicas, financieras, sociales y ambientales. La expansión de la red de transmisión no solo es cuestión de reforzar un sistema existente, también involucra cambios significativos en la topología de la red, o nuevas redes que conectaran nuevos nodos de generación o carga al sistema, o una interconexión de un sistema aislado.

La planificación puede ser clasificada como estática o dinámica. En la planificación estática, a la cual nos referimos en este trabajo, el planificador busca el conjunto de circuitos adicionales óptimos para un determinado año en un horizonte de tiempo. El planificador no está interesado en cuando los circuitos deben ser instalados, sino encontrar el estado óptimo final de la red para una situación futura determinada.

Por otro lado si la planificación comprende varios escenarios en el periodo de planificación y existe una estrategia de expansión óptima a lo largo de este periodo, la planificación se denomina dinámica. Los problemas de planificación dinámica son muy complejos y de gran envergadura, porque no solo se debe tener en cuenta el número y ubicación de los nuevos equipos, sino también el tiempo en el que se instalarán. Esto resulta en un gran número de variables y restricciones a tener en cuenta, además requiere un gran esfuerzo computacional para poder determinar el plan óptimo.

Aunque existen varios modelos matemáticos para dar solución al problema de la planificación de sistemas eléctricos, en este trabajo se implementará el modelo DC, porque consideramos que es aún el compromiso posible entre el peso computacional de los cálculos y las incertidumbres asociadas al problema de planificación que no permiten obtener datos muy fiables para la demanda reactiva.

### B. Modelo Matemático.

Como se menciona anteriormente en este trabajo se realizará una planificación de la expansión estática. Dada una red eléctrica conocida, se pretende determinar el plan de expansión óptimo de la misma. Se considera la demanda futura y el parque de generación conocidos. La demanda se representa con un solo escalón de potencia. El problema planteado tiene estas características para poder comparar nuestros resultados con los publicados en otros trabajos que utilizan diferentes métodos de optimización heurísticos [1-3], [10-13].

La búsqueda del óptimo se formulará como un problema de programación no-lineal entero mixto en el cual el sistema de potencia será representado por un modelo de flujo de potencia DC. Este es un problema combinatorial de difícil solución que tiende a un incremento explosivo en el número de alternativas que han de ser evaluadas cuando aumenta el número de variables de decisión.

El modelo matemático para resolver el problema de la planificación de la expansión de la transmisión se formula de la siguiente manera:

$$\min v = \sum_{ij} c_{ij} n_{ij} + \alpha \sum_i r_i$$

Sujeto a:

$$Sf + g + r = d$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij} (n_{ij}^0 + n_{ij}) (\theta_i - \theta_j) = 0$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) \bar{f}_{ij}$$

$$0 \leq g \leq \bar{g}$$

$$0 \leq r \leq d$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \bar{n}_{ij}$$

$$n_{ij} \text{ entero, y } \theta_{ij} \text{ sin limites}$$

Donde

$c_{ij}$ : Costo de un circuito en la rama  $i$ - $j$

$\gamma_{ij}$ : Suceptancia en la rama  $i$ - $j$

$S$ : Matriz de incidencia nodal

$\theta$ : Vector de ángulo de voltajes nodal

$n_{ij}$ : Número de circuitos agregados en la rama  $i$ - $j$

$n_{ij}^0$ : Número de circuitos en la rama  $i$ - $j$  en el caso base

$f_{ij}$ : Flujo de potencia en la rama  $i$ - $j$

$\bar{f}_{ij}$ : Flujo de potencia máximo en la rama  $i$ - $j$

$f$ : Vector de elementos  $f_{ij}$

$g$ : Vector de elementos de generación  $g_i$

$d$ : Vector de elementos de demanda  $d_i$

$r$ : Vector de elementos de generadores virtuales para cubrir el déficit de generación  $r_i$

$\alpha$ : Parámetro de penalización asociado con el déficit de carga causado por la falta de capacidad de transmisión

## III EVOLUTIONARY PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

### A. Definición del algoritmo.

Evolutionary Particle Swarm Optimization es un novedoso algoritmo de optimización meta-heurístico que combina los conceptos de Estrategias Evolutivas (Evolution Strategies) y Optimización de Enjambre de Partículas (Particle Swarm Optimization).

Un número significativo de algoritmos han sido desarrollados bajo el concepto de Estrategias Evolutivas. Los algoritmos evolutivos han tenido su inspiración en la biología de la evolución de las especies, estos se basan en la selección Darwinística para promover el progreso a través del conocimiento óptimo. Los conceptos de Optimización de Enjambre de Partículas, PSO, se basan en diferentes conceptos de la naturaleza referida al comportamiento de

distintos grupos de especies animales. El algoritmo trata de imitar el comportamiento colectivo o social de bandadas de aves, cardúmenes de peces o enjambres de abejas como un conjunto de partículas que evoluciona en el espacio de búsqueda motivado por tres factores: inercia, memoria y cooperación.

El algoritmo de EPSO se basa en un conjunto de partículas que evolucionan en el espacio de búsqueda tratando de encontrar un punto óptimo en el mismo. A diferencia de PSO, la evolución no sólo se ve en el comportamiento de las partículas sino también en los pesos que afectan al movimiento de estas a medida que se avanza en el espacio de búsqueda. Una de las características más importantes es que es un método autoadaptivo, que ajusta automáticamente sus parámetros o comportamientos en respuesta a la manera en que progresa la solución del problema.

La adaptación es típicamente comandada por reglas. En la mayoría de los casos estas reglas son heurísticas y dependen ampliamente del conocimiento ganado por los investigadores en observar cómo un algoritmo se comporta frente a una clase de problema. Un método autoadaptivo requiere que el algoritmo desarrolle por sí mismo un proceso de cambio de su comportamiento, en lugar de obedecer una regla externa. Esto es como si el método tiene algún tipo de inteligencia en su algoritmo [5], [6].

El mecanismo del algoritmo EPSO se puede describir de la siguiente manera: para una iteración dada existe un conjunto de soluciones o alternativas denominadas partículas. Cada partícula está definida por una posición en el espacio de búsqueda ( $X_i$ ) y una velocidad ( $V_i$ ).

En un momento dado, hay al menos una partícula que tiene la mejor posición en el espacio de búsqueda. La población de las partículas reconoce tal posición ( $b_g$ ), entonces las partículas tienden a moverse en esa dirección, además cada partícula es atraída a su mejor posición anterior ( $b_i$ ).

Las partículas se reproducen y evolucionan a lo largo de un número de generaciones según los siguientes pasos

**REPLICACIÓN:** cada partícula es replicada un número de  $r$  veces, dando lugar a nuevas partículas iguales.

**MUTACIÓN:** los parámetros estratégicos ( $w_i$ ) que afectarán al movimiento de las partículas son mutados.

**REPRODUCCIÓN:** de cada partícula se genera un sucesor según la regla de movimiento de la partícula.

**EVALUACIÓN:** cada sucesor será evaluado con una función objetivo.

**SELECCIÓN:** por un torneo estocástico u otro proceso de selección, las mejores partículas sobreviven para formar una nueva generación.

La regla de movimiento o reproducción de las partículas es la siguiente: dada una partícula  $X_i^k$ , una nueva partícula  $X_i^{k+1}$  resulta de

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1}$$

$$V_i^{k+1} = w_{i1}^* V_i^k + w_{i2}^* (b_i - X_i^k) + w_{i3}^* (b_g^* - X_i^k) P$$

Donde:

$b_i$ : Mejor punto encontrado por la partícula  $i$  en su vida pasada hasta la generación actual,

$b_g$ : Mejor punto global encontrado por el enjambre de partículas en sus vidas pasadas hasta la generación actual,

$X_i^k$ : Ubicación de la partícula  $i$  en la generación  $k$ ,

$V_i^k$ : Velocidad de la partícula  $i$  en la generación  $k$ ,

$w_{i1}$ : Peso del término inercia,

$w_{i2}$ : Peso del término de memoria,

$w_{i3}$ : Peso del término cooperación.

$P$ : Factor de comunicación

La velocidad de la partícula,  $V_i^k$ , esta compuesta por tres términos: El primer término se denomina **inercia** ya que debido a él la partícula tiende a moverse en la misma dirección que trae esta, el segundo término se denomina **memoria**, la partícula es atraída a su mejor posición previa, y el tercer término **cooperación**, la partícula es atraída por la mejor posición global encontrada por el enjambre. En la figura 1 se ilustra la regla de movimiento de las partículas del algoritmo.

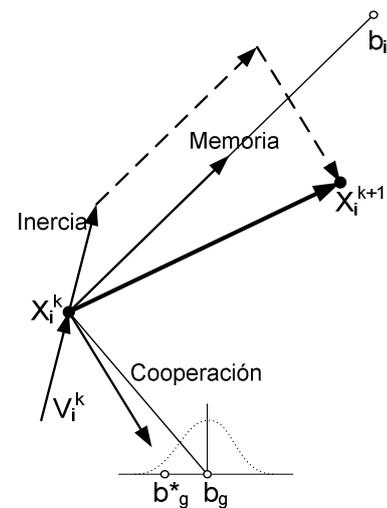


Fig. 1 – Ilustración de la regla de movimiento de las partículas en EPSO.

En la regla de movimiento, el símbolo \* significa que esos parámetros presentarán una evolución producto del proceso de mutación, esta es una de las diferencias con PSO. La regla de mutación que afecta a los pesos es:

$$w_{ik}^* = w_{ik} [\log N(0,1)]^\tau$$

Donde:

$\log N(0,1)$ : es una variable aleatoria con distribución lognormal derivada de una distribución de Gauss  $N(0,1)$  de media 0 y varianza 1, Parámetro de aprendizaje, fijado externamente, el cual controla la amplitud de las mutaciones,

En forma aproximada se puede usar como regla de mutación para los pesos:

$$w_{ik}^* = w_{ik} [1 + \tau N(0,1)]$$

Donde:

$N(0,1)$  es una variable aleatoria con distribución Gaussiana, de media cero y varianza 1. Las dos ecuaciones previas son equivalentes siempre que  $\tau$  sea pequeño, de manera que los pesos negativos son descartados.

Además, la mejor solución global  $b_g$  es perturbada aleatoriamente como se expresa en la siguiente ecuación:

$$b_g^* = b_g + w_{i4}^* N(0,1)$$

Donde  $w_{i4}$  es el cuarto parámetro estratégico (peso) asociado con la partícula  $i$ . Este controla la amplitud del vecindario de  $b_g$  donde es más probable encontrar la mejor solución global o al menos una mejor solución que el  $b_g$  actual. El peso  $w_{i4}$  es mutado acorde a la regla de mutación general descrita anteriormente.

El factor de comunicación  $P$  introduce un sorteo estocástico en la comunicación entre las partículas. Es una matriz diagonal que afecta todas las partículas, contiene variables binarias de valor 1 con probabilidad  $p$  y valor 0 con probabilidad  $(1-p)$ . El valor de  $p$  se fija como parámetro externo y controla el paso de la información dentro del enjambre de partículas, en las formulaciones clásicas se considera  $p=1$ . Con este parámetro se controla el flujo libre de información sobre la mejor posición global y permite una búsqueda más local por cada partícula, evitando convergencia prematura a un óptimo local. El valor utilizado en este trabajo para la probabilidad de comunicación fue  $p=0.20$  debido a que según resultados experimentales [7], este valor conduce en muchos casos a mejores resultados que un modelo determinista con  $p = 1$ .

En EPSO tenemos dos mecanismos (evolutivo y autoadaptivo) actuando en secuencia, cada uno con su propia probabilidad de producir no solo mejores individuos, sino también un promedio grupal mejor. La evolución permite que en cada recombinación se induzca un movimiento en dirección al óptimo. Entonces, la selección que actúa sobre una generación que es en promedio mejor que la precedente, produce una nueva generación que será mejor que la primera generación de partículas.

Que sea autoadaptivo suma otro interés al método, esta evita en gran medida la necesidad de un ajuste fino de los parámetros iniciales del algoritmo, porque se espera que el procedimiento aprenda (en el sentido evolucionario) las características del espacio de búsqueda y corrija (autoajuste) los pesos en orden a generar una adecuada tasa de progreso hacia el óptimo. Esta característica da robustez al modelo. Esto significa, que independientemente de los valores iniciales, el algoritmo converge al óptimo o un resultado próximo. Una reciente descripción completa de EPSO puede ser encontrada en [8].

### B. Implementación de EPSO en los Sistemas de Potencia.

La motivación de emplear EPSO deriva del hecho que en competición con otros algoritmos meta-heurísticos, ha resultado ser vencedor en muchos casos, posicionando al método como una seria opción cuando uno tiene que resolver problemas de optimización complejos. En [5] los autores muestran la superioridad de EPSO frente al algoritmo clásico PSO en varios problemas de optimización de funciones de prueba (test functions). En [6] muestran una aplicación de EPSO a sistemas de potencia, más precisamente a un problema de minimización de pérdidas y control de tensión en redes de distribución. En el trabajo comparan la eficiencia de EPSO con un modelo de simulated annealing y concluyen que EPSO encuentra una mejor solución en menos iteraciones y muestra mayor robustez en los resultados, pero el punto negativo es que demanda un mayor esfuerzo computacional.

En [7] el autor presenta un problema de despacho clásico el cual no considera la red de transmisión. Compara los resultados de EPSO con los de un método de programación no lineal clásico, y con los resultados de dos modelos de programación evolutiva (uno adaptivo y otro no adaptivo). En todos los casos muestra que EPSO arroja mejores resultados y con menores desviaciones, es decir, presenta mayor robustez.

En [9] los autores comparan a EPSO con tres variantes de algoritmos genéticos en el contexto de una simulación de mercado multienergético con una plataforma de agentes inteligentes. Definen un conjunto de agentes y se estudia uno en particular (distribuidores), observan en todos los escenarios simulados que los agentes distribuidores equipados con el algoritmo EPSO se comportan de mejor manera que los agentes que poseen cualquiera de las variantes de algoritmos genéticos.

## IV SISTEMAS DE PRUEBA PARA EXPANSIÓN DE REDES DE TRANSMISIÓN.

Para la implementación del algoritmo de optimización EPSO en problemas de expansión de la red de transmisión se emplearon tres sistemas de prueba bien difundidos en este contexto. Estos fueron de diferentes tipos y niveles de complejidad.

El primer sistema que se empleó fue una red de 6 nodos comúnmente conocida como red de Garver. Este sistema posee 6 barras y 15 alternativas posibles de pares de nodos que pueden ser conectados por nuevos circuitos o líneas. La demanda total del sistema es de 760 MW. Para más información, los datos del sistema pueden ser consultados en [10]. Este sistema fue implementado originalmente en [11], y desde entonces ha sido uno de los sistemas de prueba más populares en planificación de la expansión de la transmisión. En la figura 2 se presenta la configuración inicial y algunas de las características del sistema, en la figura 4 se ilustra la expansión óptima del mismo.

El segundo sistema de prueba que se empleó corresponde a una red de tamaño medio y es similar a una parte de la zona sur del sistema interconectado Brasileiro. Posee 46 nodos y 79 pares de nodos entre los cuales es posible adicionar nuevos circuitos.

Los datos de este sistema se obtuvieron de [12]. La demanda total del sistema fue de 6800MW. No se consideró límites en la cantidad de circuitos en cada una de las trayectorias

posible. En la figura 3 se ilustra la configuración inicial de este sistema.

complejidad debido al gran número de barras aisladas en la red inicial y la gran cantidad de conexiones posibles.

V RESULTADOS

El algoritmo de optimización EPSO fue programado en MATLAB, para el cálculo de los flujos de potencia DC en cada uno de los sistemas de prueba se utilizó MATPOWER, un paquete de simulación de sistemas de potencia para MATLAB. La implementación del algoritmo de cálculo se realizó en un ordenador AMD Athlon64 de 1.8 GHz.

A continuación se presentan cada uno de los sistemas con las soluciones óptimas encontradas y características relevante de cada uno. En este capítulo se pretende demostrar la capacidad del algoritmo EPSO para resolver el problema de optimización en la planificación de la expansión de la red de transmisión.

A. Sistema de Garver, seis nodos.

El resultado óptimo de este sistema se encontró rápidamente, esto se debe a que el sistema presenta solamente 6 nodos. La configuración óptima resultó con un costo de inversión de 200.000 US\$. La tabla I expresa las ramas adicionales necesarias para lograr la expansión de mínimo costo del sistema que cumpla con las restricciones establecidas. En la figura 4 se ilustra la configuración óptima del sistema.

La cantidad de partículas y número de generaciones se determinó de tal manera que el resultado fuera robusto, es decir, que en la mayoría de los casos se obtenga la solución óptima. Para ello se corrieron 100 realizaciones para distinto número de generaciones y partículas, se determinó que el número razonable que aseguraba robustez en los cálculos era 80 partículas y 50 generaciones. El tiempo cálculo empleado para este número de partículas y generaciones fue de 55 segundos. En la figura 5 se muestra el porcentaje de realizaciones que llegan a la solución óptima para distintos escenarios con diferentes cantidades de partículas y generaciones.

El resultado obtenido es igual a los publicados en otros trabajos donde se emplean diferentes algoritmos heurísticos para la resolución de este problema [2], [3], [11] y [12]. Se puede afirmar que el algoritmo EPSO presenta un buen desempeño en la búsqueda de la solución óptima.

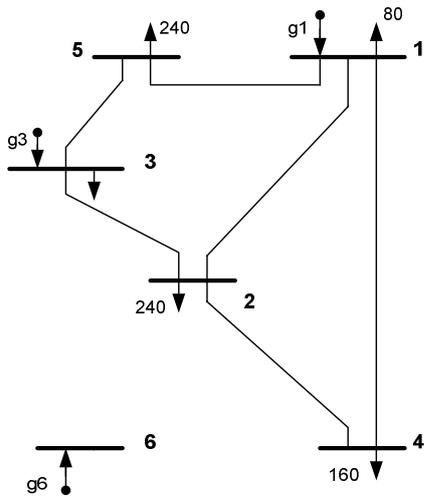


Fig. 2 -Topología Inicial de la Red de Garver

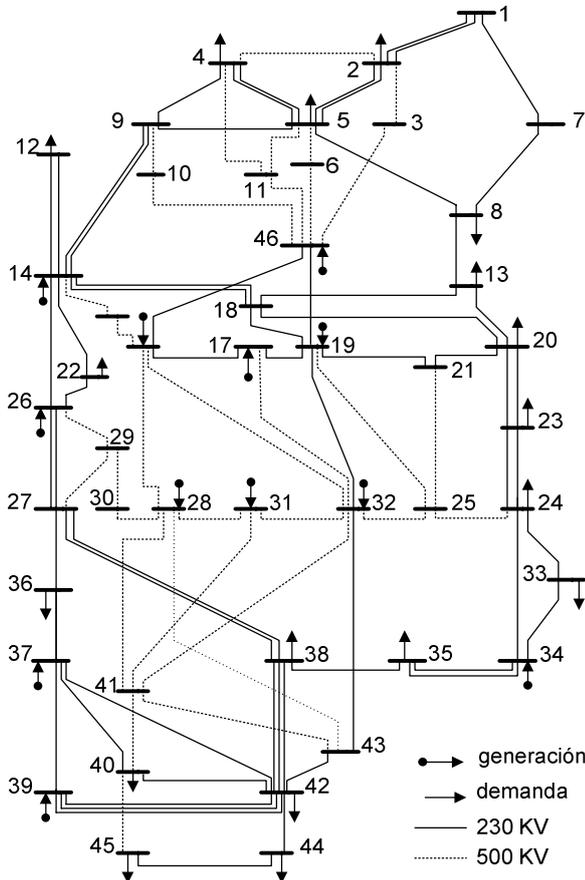


Fig. 3 -Topología Inicial de la red de 46 nodos

El tercer y último sistema de prueba fue un sistema de 87 nodos, este es una versión reducida del sistema nortordeste de Brasil. El sistema presenta 183 pares de nodos entre los cuales se pueden agregar nuevos circuitos. La información relevante para este sistema puede ser encontrada en [10]. No se consideraron límites en la adición de nuevos circuitos. Este sistema mostró un alto nivel de

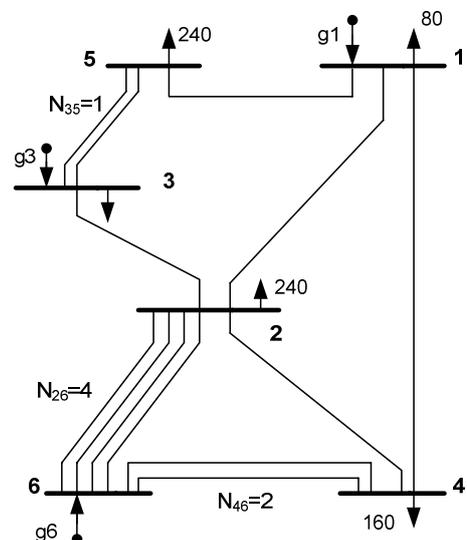


Fig. 4 - Solución Óptima para la red de Garver

TABLA I. SOLUCIÓN ÓPTIMA DEL SISTEMA DE GARVER

Ramas	Cantidad de Ramas
2-6	4
3-5	1
4-6	2

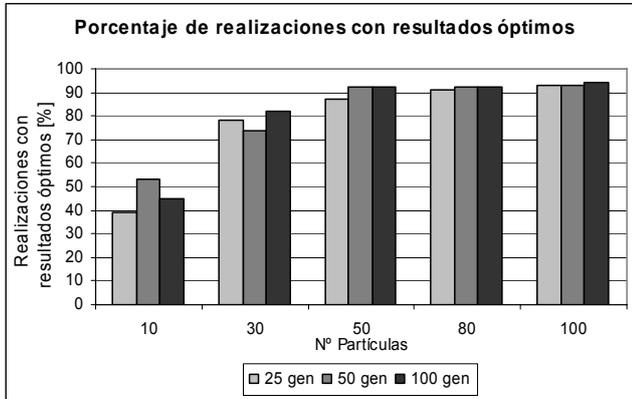


Fig. 5 – Resultados que arriban a la solución óptima

### B. Sistema Sudeste de Brasil. 46 nodos.

La búsqueda del plan de expansión óptimo se realizó para el caso en que la generación y la demanda eran fijas, no se consideró la opción de redespacho de los generadores. En este caso era necesario un gran número de ramas adicionales, por lo que tornó al problema más difícil para el algoritmo de cálculo y demandó un mayor esfuerzo computacional. En este ejemplo era posible adicionar hasta cuatro circuitos en cada uno de los 79 pares de nodos permitidos, lo cual significó que el número de posibles configuraciones resultara  $(4+1)^{79} \approx 2^{183}$ .

La configuración óptima encontrada se expresa en la tabla II y el costo de inversión asciende a la suma de 154.420.000 US\$.

La cantidad de partículas empleadas fue 800 y el número de generaciones 250. Se puede apreciar que se necesitó una mayor cantidad de partículas y generaciones que el sistema anterior, esto se debió a que el número de posibles configuraciones era extremadamente mayor que el número de posibles configuraciones era extremadamente mayor que el caso de 6 nodos. El tiempo requerido para la búsqueda del escenario óptimo fue 1 hora 10 minutos, lo que refleja mayor esfuerzo computacional en el cálculo de la expansión óptima del sistema.

TABLA II. SOLUCIÓN ÓPTIMA DEL SISTEMA DE 46 NODOS

Ramas	Cantidad de Ramas
20-21	1
42-43	2
46-06	1
19-25	1
31-32	1
28-30	1
26-29	3
24-25	2
29-30	2
05-06	2

Al igual que para el caso de 6 nodos, el resultado obtenido concuerda con los resultados de diferentes trabajos que utilizan otros métodos meta-heurísticos [2], [3], [13] y [14].

### C. Sistema Norte y Nordeste de Brasil. 87 Nodos.

Como se menciona en el capítulo IV, el tercer sistema de prueba representa la parte norte y nordeste del sistema de transmisión brasileiro, el sistema consta de 87 nodos y 183 pares de nodos entre los cuales se pueden agregar nuevos circuitos. La demanda total del sistema era de 29754 MW. Los cálculos realizados hasta la actualidad no han conducido a un resultado que se considere el óptimo global del sistema. Este es un problema cálculo muy difícil, con un sistema práctico muy complejo el cual presenta una gran variedad de soluciones óptimas locales.

Según la literatura [3], los valores óptimos encontrados oscilan entre un rango de 2.600.593.000 US\$ a 2.628.773.000 US\$. Pero cuando se verificó las configuraciones finales de los sistemas para estos valores de inversión, se detectó que varios de los vínculos presentaban violaciones en sus flujos de potencia máximos. En nuestro caso como se penalizó las violaciones de capacidad en las líneas, esas configuraciones no fueron consideradas y la solución óptima resultó con un costo de inversión de US\$ 2.842.400.000. La configuración óptima encontrada en el análisis se presenta en la tabla III.

La cantidad de partículas empleadas fue 800 y el número de generaciones fue 250, esto demandó un tiempo de cálculo de 4 horas 30 minutos, lo que es un indicador del gran esfuerzo computacional que demanda el algoritmo. Dado que no se conoce el óptimo global de este sistema, será necesario seguir esta línea de investigación, trabajando con un mayor número de partículas y de generaciones, también, con diferentes parámetros de aprendizaje para ver si es posible mejorar nuestra solución óptima.

## VI CONCLUSIONES

Se presentó una nueva aplicación del algoritmo de optimización EPSO a los sistemas de potencia, más precisamente al problema de planificación de la expansión óptima de la red de transmisión. EPSO es un algoritmo novedoso de optimización meta-heurístico que combina los conceptos de Estrategias Evolutivas y Optimización de Enjambre de Partículas. Las características de cooperación y evolución que presentan las partículas a medida que se avanza en la búsqueda del óptimo le confieren precisión y robustez al algoritmo en la solución de problemas de optimización. Se presentan tres sistemas con diferente tamaño y grado de complejidad. Se observa que el algoritmo se desempeña en forma muy exitosa y con gran robustez en los dos primeros sistemas, 6 y 46 nodos. El sistema de 87 nodos es un sistema para el que hasta el momento no se ha obtenido el óptimo global. Es un sistema práctico muy complejo que presenta una gran variedad de soluciones óptimas locales. Nuestra solución óptima se aproxima a las encontradas por otros algoritmos meta-heurísticos pero el resultado del costo no es comparable porque nuestro modelo respecta las restricciones y los otros no lo aseguraban. Nuestra solución puede ser la mejor conocida en esas condiciones, pero será necesario seguir esta línea de investigación, trabajando con un mayor número de partículas y de generaciones, como también, con diferentes

TABLA III. SOLUCIÓN ÓPTIMA DEL SISTEMA DE 87 NODOS

Ramas	Cantidad de Ramas	Ramas	Cantidad de Ramas	Ramas	Cantidad de Ramas
02-60	2	53-54	1	21-57	2
03-83	2	53-86	1	22-58	1
03-87	1	54-55	1	25-26	2
04-06	1	54-63	3	25-55	3
04-32	1	54-79	3	26-27	2
04-60	1	56-57	12	61-64	2
04-68	1	58-78	3	61-85	1
05-60	1	12-15	1	61-86	1
06-70	1	12-35	3	62-67	2
11-15	2	13-14	1	62-48	1
30-31	1	13-17	3	65-66	1
30-63	1	13-45	1	67-68	1
34-39	1	15-16	3	67-69	2
35-51	1	16-44	3	67-71	3
40-45	3	16-61	1	69-87	1
41-64	3	16-77	3	70-82	2
42-44	1	17-18	2	71-43	1
43-55	3	18-50	5	76-77	2
43-58	1	20-38	1	76-82	1
48-49	3	20-56	1	79-42	2
48-50	1	20-66	1		

parámetros de aprendizaje y probabilidades de comunicación para ver si es posible mejorar nuestra solución óptima.

#### REFERENCIAS

- [1] E. L. Da Silva, H. A. Gil and J. M. Areiza, "Transmission Network Expansion Planning Under an Improved Genetic Algorithm," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 15(3), pp. 1168-1175, Aug. 2000.
- [2] R. Romero, R. A. Gallego, A. Monticelli, "Transmission System Expansion Planning By Simulated Annealing," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 11(1), pp. 364-369, Feb. 1996.
- [3] R. A. Gallego, A. Monticelli, R. Romero, "Transmission System Expansion Planning by an Extended Genetic Algorithm," *IEEE Proceeding - Generation, Transmission and Distribution*, vol. 145(3), pp. 329-335, May 1998.
- [4] V. Miranda, D. Srinivasan, and L. Proença, "Evolutionary Computation in Power System," *International Journal in electrical Power and Energy System*, vol. 20, no. 2, pp. 89-98, Feb. 1998.
- [5] V. Miranda, and N. Fonseca, "EPSO-Best-Of-Two-Worlds Meta-Heuristic Applied To Power System Problems," *Proceedings Congress on Evolutionary Computation*, vol. 2, pp. 1080-1085, Honolulu, Hawaii, USA, 2002.
- [6] V. Miranda, and N. Fonseca, "New Evolutionary Particle Swarm Algorithm (EPSO) Applied to Voltage/Var Control," *Proceedings of 14<sup>th</sup> Power Systems Computation Conference (PSCC'02)*, Sevilla, Spain, 24-28 Jun, 2002.
- [7] V. Miranda, "Evolutionary Algorithms with Particle Swarm Movements", *Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent Systems Application to Power Systems*, pp 6-21, 6-10 Nov. 2005.
- [8] V. Miranda, Hrvoje Keko, Alvaro Jaramillo, "EPSO: Evolutionary Particle Swarms," en *Advances in Evolutionary Computing for System Design*, Serie: Studies in Computational Intelligence, vol 66, L. Jain, V. Palade, D. Srinivasan, Eds. Springer, 2007, pp 139-168.
- [9] Naing Win Oo; and V. Miranda, "Evolving agents in a market simulation platform - a test for distinct meta-heuristics," *Proceedings of the 13th International Conference on Intelligent Systems Application to Power Systems*, pp. 482-487, 6-10 Nov. 2005.
- [10] R. Romero, A. Monticelli, A. Garcia, and S. Haffner, "Test Systems and Mathematical Models for Transmission Network Expansion Planning," *IEEE Proceeding - Generation, Transmission and Distribution*, Vol. 149(1), pp. 27-36, Jan. 2002.
- [11] LL, Garwer, "Transmission Network Estimation Using Linear Programming," *IEEE Trans. Power App. Syst.*, vol. PAS-89, pp. 1688-1697, Sept/Oct 1970.
- [12] S. Haffner, A. Monticelli, A. Garcia, J. Mantovani, and R. Romero, "Branch and Bound Algorithm for Transmission System Expansion Planning Using a Transportation Model," *IEE Proc. Gener, Transm, & Distrib.*, vol 147(3), pp. 149-156, 2000.
- [13] R. Romero and A. Monticelli, "A Hierarchical Decomposition Approach for Transmission Network Expansion Planning," *IEEE Trans. on Power Systems*, vol. 9, nro.1, pp. 373-380, Feb. 1994.
- [14] R. Gallego, R. Romero, and A. Monticelli, "Tabu Search Algorithm For Network Synthesis," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 15, nro. 2, pp. 490-495, May 2000.

#### BIOGRAFÍAS

**Rolando M. Pringles** obtuvo el título de Ingeniero Eléctrico en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de San Juan, Argentina, en el año 2003. Actualmente es candidato para alcanzar el título de Doctor en Ingeniería Eléctrica en el Instituto de Energía Eléctrica en la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de San Juan. Durante en año 2006 visitó como investigador el Instituto de Ingeniería en Sistemas y Computadores de Porto

(INESC-Porto), Portugal en el marco de un proyecto bilateral entre Argentina y Portugal. Sus áreas de interés de investigación son expansión del sistema de transmisión, evaluaciones de inversión bajo incertidumbre y la aplicación de técnicas de inteligencia artificial en la decisión de inversiones irreversibles con incertidumbre.

**Francisco Garcés.** Francisco Garcés obtuvo el título de Ingeniero Electromecánico de la Universidad Nacional de Cuyo, Argentina en el año 1974 y el título de Doctor en Ingeniería Eléctrica en la Aachen University of Technology (RWTH), República Federal de Alemania, en el año 1982. Actualmente es Vice-Director del Instituto de Energía Eléctrica (IEE), Universidad Nacional de San Juan (UNSJ), Argentina, y Director del Reliability & Risk Management Group. Sus áreas de interés de investigación son confiabilidad de sistemas de potencia y cálculos de reserva.

**Vladimiro Miranda** Obtuvo sus títulos de grado, Ph.D y Agregado en Ingeniería Eléctrica en la Facultad de Ingeniería de la Universidad de Porto, Portugal (FEUP) en 1977, 1982 y 1991 respectivamente. En 1981 se incorporó a la FEUP y actualmente ocupa el cargo de Profesor Catedrático (Full Professor). Además, actualmente es Director del INESC Porto -Instituto de Ingeniería en Sistemas y Computadores de Porto, Portugal, instituto privado de investigación sin fines de lucro.

Autor de numerosas publicaciones y responsable de varios proyectos en áreas relacionadas con la aplicación de Inteligencia Computacional a Sistemas de Potencia, principalmente incluyendo modelos de Lógica Difusa, Redes Neuronales Artificiales y Algoritmos Evolucionarios.