

## *Revista Electrónica Nova Scientia*

Aplicación del algoritmo de optimización metaheurístico BOA en el diseño de PSSs robustos para sistemas de potencia multimáquina.

Applying the BOA metaheuristic optimization algorithm in the design of robust PSSs for multimachine power systems.

**Miguel Ramírez<sup>1</sup>, Rafael Castellanos<sup>2</sup> y Guillermo Calderón<sup>3</sup>**

---

<sup>1</sup>GTD, Instituto de Investigaciones Eléctricas, Cuernavaca, Mor.

<sup>2</sup>GTD, Instituto de Investigaciones Eléctricas, Cuernavaca, Mor.

<sup>3</sup>GAR, Instituto de Investigaciones Eléctricas, Cuernavaca, Mor.

---

**México**

*Miguel Ramírez.* Reforma 113, Col. Palmira, Cuernavaca, Morelos, 62490. E-mail: [miguel.ramirez@iie.org.mx](mailto:miguel.ramirez@iie.org.mx)

## Resumen

Se presenta la aplicación del algoritmo de optimización BOA (de las siglas en inglés para Bat Optimization Algorithm) en el diseño robusto de estabilizadores de sistemas de potencia (PSSs por sus siglas en inglés) en sistemas multimáquina. Con el fin de amortiguar las oscilaciones electromecánicas del sistema, la sintonización de parámetros de los PSSs involucrados se efectúa de manera coordinada mediante la alternativa de optimización propuesta y la minimización de una función objetivo calculada directamente de simulaciones en el dominio del tiempo. La efectividad y robustez de los PSSs propuestos (BOAPSSs) es investigada a través de la simulación del sistema de estudio bajo diferentes condiciones de operación y perturbaciones. El desempeño de los BOAPSSs es comparado tanto con la respuesta de PSSs diseñados convencionalmente como con el comportamiento proporcionado por PSSs basados en algoritmos genéticos y en optimización de enjambres de partículas. Los resultados obtenidos de este estudio muestran un desempeño notablemente superior de los PSSs propuestos con respecto a los PSSs diseñados convencionalmente. Así mismo y en comparación con PSSs basados tanto en algoritmos genéticos como en inteligencia de enjambres, se verifica la mejora en el comportamiento dinámico del sistema al utilizar los PSSs diseñados con la metodología propuesta.

**Palabras Clave:** Estabilizador de sistemas de potencia, algoritmo de optimización BOA, estabilidad del sistema de potencia, sistema multimáquina.

*Recepción: 11-08-2015*

*Aceptación: 11-06-2016*

## Abstract

A Bat Optimization Algorithm (BOA) based tuning approach for the robust design of power system stabilizers (PSSs) in multimachine systems is presented in this paper. In order to successfully damp overall power system electromechanical oscillations, an optimal and coordinated set of PSS parameters is determined with the proposed alternative by minimizing a cost function directly computed from nonlinear time domain simulations. The effectiveness and robustness of the proposed PSSs (BOAPSSs) are proved through the simulation of a multimachine power system under different operating conditions and disturbances. Performance of BOAPSSs is compared with conventionally designed PSSs (CPSSs), Genetic Algorithm based PSSs (GAPSSs) and Particle Swarm Optimization based PSSs (PSOPSSs). Obtained results show the superior performance of the proposed BOAPSSs over CPSSs. As compared to the GAPSSs and PSOPSSs in the study, the improved system dynamic behavior with BOAPSS is also verified.

**Keywords:** Power system stabilizer, bat optimization algorithm, power system stability, multimachine system.

## Introducción

El estabilizador de sistemas de potencia (PSS por sus siglas en inglés) constituye un medio esencial y ampliamente utilizado en sistemas de potencia para resolver problemas de estabilidad oscilatoria a través de los sistemas de excitación [Larsen EV y Swann DA (1981)], [Kundur P (1994)]. Para proveer amortiguamiento a las oscilaciones del rotor, el PSS debe producir un par en fase con la velocidad del generador. Actualmente, el tipo de PSS más utilizado es el que se conoce como PSS convencional (CPSS) de adelanto-atraso, el cual se basa en el uso de una función de transferencia diseñada con teoría de control lineal [Kundur P (1994)] y empleando un modelo linealizado del sistema de potencia para un punto de operación particular.

Mediante la técnica de compensación de fase [Kundur P (1994)] es posible sintonizar en forma relativamente aceptable las características de ganancia y fase del CPSS y mejorar de alguna manera el amortiguamiento de las oscilaciones electromecánicas del sistema. Sin embargo, uno de los grandes problemas en el diseño de PSSs es precisamente la sintonización efectiva y robusta de sus parámetros con el fin de maximizar el efecto positivo de éstos para contribuir a mejorar la estabilidad global del sistema bajo diferentes condiciones de operación y perturbaciones. Aún cuando en la literatura existen una diversidad de métodos no lineales para el diseño de PSSs [Zhao P, et al. (2014)], [Lei X, et al. (2001)], la complejidad de sus requerimientos e implementación generalmente restringen su aplicación práctica. Por otra parte, en la literatura actual también se proponen una gran cantidad de algoritmos de inteligencia computacional para tratar de resolver el problema de sintonización de PSSs, tales como algoritmos genéticos (GA) [Abdel-Magid YL, et al. (2003)], [Dubey M y Gupta P (2008)], evolución diferencial (DE) [Yang GY, et al. (2008)], [Abido MA (2010)], algoritmos basados en colonias de hormigas (ACO) [Mazucato SC, et al. (2013)], [Sheebaa R, et al. (2014)] y abejas (ABC) [Eslami M y Shareef H (2012)], [Sheeba R, et al. (2013)], optimización de enjambres de partículas (PSO) [Abido MA (2002)], [Panda S y Padhy S (2008)], algoritmos bioinspirados en las bacterias (BFA) [Abd-Elazim SM y Ali ES (2013)], entre otros [Engelbrecht AP (2007)], [Lee KY y El-Sharkawi MA (2008)], [Eslami M, et al. (2011)]. A pesar del gran potencial de cada uno de estos y otros métodos existentes, sus características intrínsecas relacionadas por ejemplo con la diversidad de la población, precisión, velocidad de convergencia, esfuerzo computacional y complejidad del algoritmo, pueden limitar su aplicación práctica en sistemas de gran escala

[Yang X-S (2014)], [Santofimia-Romero MJ, et al. (2011)], [Saxena D, et al. (2010)], [Lee KY y El-Sharkawi MA (2008)].

En la búsqueda de algoritmos de optimización capaces de proporcionar soluciones globales óptimas con un esfuerzo computacional bajo y una velocidad de convergencia rápida, recientemente se desarrolló un algoritmo denominado BOA (de las siglas en inglés para *Bat Optimization Algorithm*) [Yang X-S (2010)] para la solución de problemas complejos de optimización en ingeniería. Este algoritmo está inspirado en la capacidad de ecolocación de los murciélagos, la cual les permite localizar y cazar eficientemente a su presa aún en completa oscuridad [Airas M (2003)]. El algoritmo posee un mecanismo de sintonización de frecuencia que incrementa la diversidad de soluciones en la población, así como mecanismos de intensificación de búsqueda y refinación de soluciones candidatas para balancear los procesos de exploración y explotación. Estas propiedades hacen que el algoritmo BOA tenga la capacidad de encontrar soluciones óptimas de manera eficiente y eficaz [Yang X-S (2010)], [Yang X-S (2013)].

En [Ali ES (2014)] y [Islam NN, et al. (2013)] se reportan algunos estudios relacionados con la aplicación del algoritmo BOA en el diseño de PSSs. En ambas referencias, este diseño está basado estrictamente en la utilización de un modelo lineal del sistema y de herramientas convencionales de análisis lineal. Sin embargo, la naturaleza no lineal y compleja de la dinámica de un sistema de potencia normalmente pone en duda la robustez de controladores óptimos diseñados con técnicas lineales [Rogers GJ (1989)].

En este trabajo se presenta la aplicación del algoritmo BOA para la sintonización simultánea y coordinada de parámetros de PSSs, donde el proceso de sintonización en cuestión se formula como un problema de optimización que involucra una función objetivo calculada directamente de simulaciones no lineales en el dominio del tiempo. La efectividad y robustez de los PSSs propuestos, basados en el algoritmo BOA, se investigan y verifican en simulación utilizando un sistema de potencia multimáquina de prueba bajo diferentes condiciones de operación y perturbaciones. El desempeño de los PSSs propuestos en el mejoramiento del amortiguamiento de las oscilaciones electromecánicas de los sistemas de potencia se compara contra la respuesta proporcionada por PSSs diseñados convencionalmente, PSSs basados en algoritmos genéticos y PSSs sintonizados con inteligencia de enjambres.

## Algoritmo BOA

El algoritmo BOA está inspirado en el proceso de navegación y caza empleado por los murciélagos. En general, este proceso puede ser dividido en tres fases: búsqueda, detección y captura. En cada fase, la capacidad excepcional de los murciélagos llamada ecolocación guía su estrategia de caza y les permite localizar y atrapar a su presa [Airas M (2003)]. Mediante la ecolocación, los murciélagos emiten pulsos ultrasónicos (sonidos) e interpretan el eco producido por los objetos a su alrededor. Las características de estos pulsos pueden ser correlacionados con diferentes tácticas de caza y mecanismos de procesamiento de información [Yang X-S (2010)], [Airas M (2003)].

El algoritmo BOA es formulado utilizando características idealizadas de la ecolocación de los murciélagos de acuerdo con las siguientes suposiciones [Yang X-S (2010)]:

- 1) Todos los murciélagos pueden estimar distancias y diferenciar entre alimento/presa y obstáculos.
- 2) Los murciélagos vuelan aleatoriamente para buscar a su presa. Por lo tanto, se definen un conjunto de parámetros relacionados con su proceso de caza, tales como velocidad, posición, frecuencia de los pulsos, duración y energía de los sonidos emitidos (dependiendo de la proximidad del objetivo).
- 3) En la búsqueda, localización y captura de su presa, la intensidad de los pulsos ultrasónicos puede variar desde un número relativamente grande hasta un valor constante mínimo.

Basados en estas suposiciones, se considera entonces que los murciélagos vuelan aleatoriamente ajustando primeramente la frecuencia  $f_i$  y después actualizando su velocidad  $v_i$  y posición  $x_i$ . Las nuevas posiciones y velocidades de cada murciélago en un instante dado  $t$  pueden ser calculadas como sigue [Yang X-S (2010)]:

$$f_i = f_{\min} + (f_{\max} - f_{\min}) \cdot \beta \quad (1)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^{t-1} - x^*) \cdot f_i \quad (2)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (3)$$

Donde  $\beta$  es un número aleatorio uniformemente distribuido en el intervalo  $\{0, 1\}$ ,  $f_{max}$  y  $f_{min}$  son los límites superior e inferior de la frecuencia de los pulsos, respectivamente, y  $x^*$  representa la mejor posición (solución) global hasta el instante  $t$ .

Con respecto a las características de explotación del algoritmo, nuevas soluciones son generadas localmente para cada posición a partir de una solución global actual según la siguiente expresión:

$$x_{new} = x_{old} + \varepsilon \cdot A^t \quad (4)$$

Donde  $x_{new}$  representa una nueva solución,  $x_{old}$  es la posición relativa de inicio,  $\varepsilon$  representa un número aleatorio entre  $\{-1, 1\}$  y  $A^t$  es la intensidad promedio de los pulsos emitidos por todos los murciélagos en el instante  $t$ .

Al aproximarse a su presa, la intensidad de los pulsos  $A_i$  generalmente disminuye mientras que la razón de emisión de pulsos  $r_i$  se incrementa. Por lo tanto,  $A_i$  y  $r_i$  pueden ser actualizados de la manera siguiente:

$$A_i^{t+1} = \alpha \cdot A_i^t \quad (5)$$

$$r_i^{t+1} = r_i^0 \cdot [1 - \exp(-\gamma \cdot t)] \quad (6)$$

Donde  $\alpha$  y  $\gamma$  son constantes, con  $0 < \alpha < 1$  y  $\gamma > 0$ . Típicamente, el valor inicial de  $A_i$  puede ser seleccionado aleatoriamente en el rango 1 a 2, y el valor inicial de  $r_i$  puede ser establecido también aleatoriamente en un valor menor que uno y cercano a cero.  $A_i$  y  $r_i$  se actualizan solamente si las nuevas soluciones son mejores que las actuales.

### Optimización de parámetros de PSSs con el algoritmo BOA

Considerando que un diseño óptimo y coordinado de PSSs puede maximizar el amortiguamiento de las oscilaciones electromecánicas del sistema de potencia, en este estudio se propone la utilización del algoritmo BOA para la optimización de parámetros de PSSs y la minimización de posibles interacciones adversas entre ellos.

La estructura básica de un PSS convencional está compuesta por elementos de compensación de fase de adelanto-atraso. La función de transferencia  $u_i(s)$  del PSS considerado en este estudio está dada por:

$$u_i(s) = K_i \left( \frac{sT_{wi}}{1 + sT_{wi}} \right) \left( \frac{1 + sT_{1i}}{1 + sT_{2i}} \right) \left( \frac{1 + sT_{3i}}{1 + sT_{4i}} \right) \Delta \omega_i(s) \quad (7)$$

En la ecuación (7),  $i$  se refiere a un índice asociado con cada PSS y  $T_w$  es una constante de tiempo relacionada con un filtro pasa alto. De acuerdo con la técnica de compensación de fase [Larsen EV y Swann DA (1981)], [Kundur P (1994)], para evitar un adelanto significativo e indeseable en el rango de frecuencias de los modos interárea,  $T_w$  puede ser establecida en un valor de 10 s. Por otra parte, los parámetros  $T_1$ ,  $T_2$ ,  $T_3$  y  $T_4$  deben ser seleccionados cuidadosamente para proveer las características de adelanto de fase requeridas a fin de compensar el atraso de fase entre la entrada de la excitatriz y el par eléctrico del generador. En cuanto a la ganancia  $K$  del PSS, ésta debe ser ajustada a un valor que resulte en una contribución de amortiguamiento deseada en los modos de oscilación de interés, pero sin comprometer la estabilidad de otros modos del sistema.

En este trabajo, con el fin de determinar un conjunto óptimo de parámetros de los PSSs utilizando el algoritmo BOA y mejorar el amortiguamiento del sistema, la siguiente función objetivo, basada en el índice ITAE (por las siglas en inglés para *integral time-absolute error*) [Tripathi SM (2008)], fue definida para ser minimizada:

$$J = \sum_{i=1}^D \sum_{k=0}^{t_{sim}} e_k \cdot t_k \quad (8)$$

Donde  $D$  se refiere al número de perturbaciones consideradas para el proceso de optimización,  $t_{sim}$  es el tiempo total de simulación, y  $e_k$  está dado por,

$$e_k = \sum_{i=1}^P |\Delta\omega_k| + \sum_{i=1}^G a \cdot |u_k| \quad (9)$$

con  $P$  siendo el número de pares de máquinas consideradas para el cálculo de la diferencia de velocidad  $\Delta\omega_k$ ,  $G$  representando el número de generadores equipados con PSS,  $u_k$  denotando la salida de control del PSS, y  $a$  siendo una constante.

Considerando dos bloques idénticos de compensación en la función de transferencia de la ecuación (7), entonces  $T_3=T_1$  y  $T_4=T_2$ . Ahora, si  $T_w$  se ajusta a 10 s, de acuerdo con el valor recomendado en [Kundur P (1994)], y a  $T_2$  se asigna un valor 0.05 s, según valor sugerido en [Demello FP y Concordia C (1969)], entonces los únicos parámetros por ajustar en cada PSS son la constante de tiempo  $T_1$  y la ganancia  $K$ . De esta manera, la tarea de sintonización de los PSSs puede ser formulada mediante el siguiente problema de optimización restringida:



$$\text{Minimizar } J \text{ sujeto a } \begin{cases} K^{\min} \leq K_i \leq K^{\max} \\ T_1^{\min} \leq T_{li} \leq T_1^{\max} \end{cases}, \quad i = 1, 2, \dots, G \quad (10)$$

Donde  $G$  está definida en la ecuación (9).

Basados en [Yang X-S (2010)], el procedimiento para la optimización de parámetros de PSSs utilizando el algoritmo BOA puede ser resumido mediante el pseudocódigo de la figura 1.

```

Inicializa parámetros del algoritmo (n-iteraciones, m-individuos, fmin, fmax, etc.)
Inicializa posición de la población (xi, i=1, 2, ... m)
Inicializa vi, fi, ri y Ai para cada elemento
Evaluar la población inicial según Ji
Determinar la mejor solución al inicio
WHILE l ≤ número máximo de iteraciones
    FOR i=1, 2, ... m
        Calcular fi para generar una nueva solución
        Actualizar vi y xi de cada individuo
        IF rand > ri
            Realizar un paso de búsqueda local
            Generar nueva solución candidata
        END IF
        Calcular J(xi) de la nueva solución
        IF (J(xi) nueva < J(xi) anterior) & (rand < Ai)
            Aceptar nueva solución
            Actualizar ri y Ai
        OTHERWISE
            Mantener solución anterior
        END IF
        Actualizar x*
    END FOR
    Incrementar contador de iteraciones, l=l+1
END WHILE
Guardar resultados obtenidos
    
```

Figura 1. Pseudocódigo del algoritmo BOA.

En este trabajo, el proceso de optimización resumido en la figura 1 fue implementado en MATLAB [The MathWorks Inc (2010)]. Además, dentro de este proceso de optimización, el cálculo de la función objetivo para cada solución candidata se realiza con apoyo de la herramienta de simulación no lineal TSAT de DSATools [Powertech Labs Inc (2007)]. Lógicamente, las restricciones de desigualdad dadas en (10) se aplican cada vez que se actualiza la posición de cada uno de los individuos de la población, compuesta por  $K_i$  y  $T_{li}$ , antes del cálculo de la función objetivo.

## Sistema de potencia de estudio

Para efectos de aplicación del procedimiento de optimización de parámetros de PSSs con el algoritmo BOA, en este estudio se considera el sistema de potencia de prueba mostrado en la figura 2. Este sistema contiene 11 buses y dos áreas interconectadas por un conjunto de líneas de transmisión. Además, se tienen dos cargas y dos capacitores en derivación conectados en los buses 7 y 9. Cada área incluye dos unidades de generación, con valores nominales de las máquinas síncronas de 900 MVA y 20 kV. En la condición de operación del caso base, la generación y carga del sistema es tal que una potencia de 400 MW está siendo transferida del área 1 al área 2. Para efectos de simulación, los parámetros del sistema, incluyendo los de los generadores, gobernadores, reguladores automáticos de voltaje, líneas de transmisión, cargas y elementos de compensación de potencia reactiva, fueron tomados de [Kundur P (1994)], [Powertech Labs Inc (2007)].

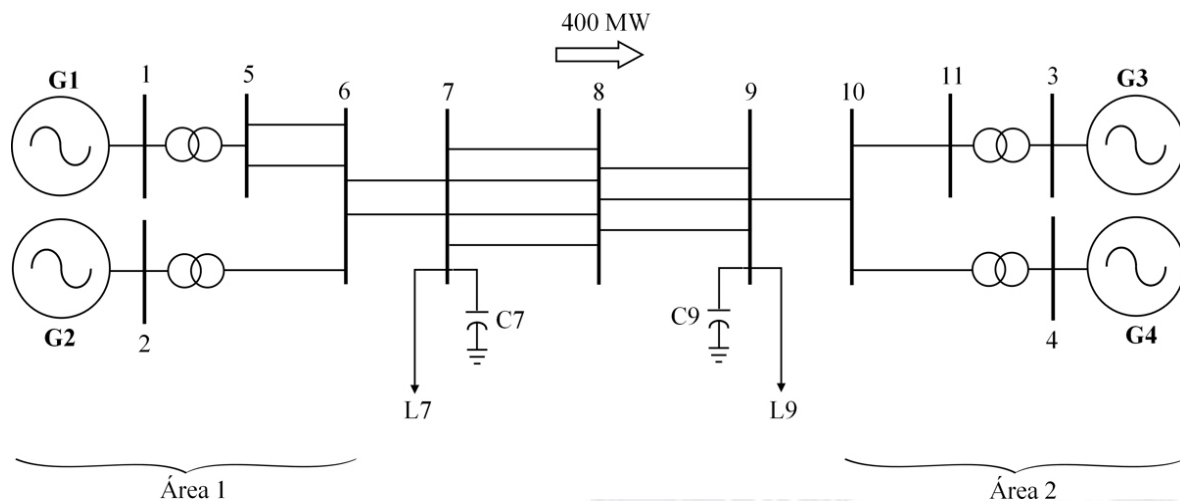


Figura 2. Sistema de potencia de estudio.

Sin PSSs, el análisis de estabilidad de pequeña señal del sistema revela la presencia de tres modos electromecánicos de oscilación: un modo en cada área asociado con frecuencias de oscilación locales, y un modo interárea. La frecuencia y coeficiente de amortiguamiento de estos modos se muestran en la Tabla 1. Se puede notar que el modo de oscilación interárea tiene un amortiguamiento negativo y, sin el uso de PSSs sintonizados apropiadamente, el sistema presenta un problema de oscilaciones crecientes.

Tabla 1. Modos electromecánicos de oscilación del sistema.

| Modo | Frecuencia (Hz) | Amortiguamiento (%) | Máquinas dominantes |
|------|-----------------|---------------------|---------------------|
| 1    | 0.67            | -2.86               | G3, G4 vs. G1, G2   |
| 2    | 1.06            | 6.48                | G2 vs. G1           |
| 3    | 1.14            | 7.29                | G4 vs. G3           |

### Sintonización de PSSs con el algoritmo BOA

Con el fin de impactar positivamente el amortiguamiento tanto de los modos locales como interárea y tomando en cuenta las máquinas dominantes en cada uno de los modos indicados en la Tabla 1, las siguientes diferencias de velocidad entre generadores síncronos fueron definidas para el cálculo del primer término en la ecuación (9):

$$\begin{aligned}
 \Delta\omega^1 &= \omega_1 - \omega_3 \\
 \Delta\omega^2 &= \omega_1 - \omega_2 \\
 \Delta\omega^3 &= \omega_3 - \omega_4
 \end{aligned}
 \tag{11}$$

Con la metodología del algoritmo de optimización BOA (resumida en la figura 1) y considerando cada máquina equipada con un PSS, la optimización de parámetros de todos los PSSs se realizó con la condición de operación del caso base dada en el Apéndice B. Para tal efecto, en este trabajo se consideraron las diez perturbaciones siguientes para su simulación: falla trifásica en los buses 1 a 4, salida simple de línea entre los buses 7-8 y 5-6, cambio en escalón en el par mecánico de cada una de las cuatro máquinas. De esta manera, el cálculo de la función objetivo en la figura 1 comprende la simulación de estas diez perturbaciones para la evaluación de cada solución candidata.

En cuanto a los parámetros del proceso de búsqueda iterativo BOA, el número de iteraciones y tamaño de la población fueron asignados a 100 y 20, respectivamente. La posición de cada uno de los elementos de la población fue inicializada aleatoriamente dentro del espacio de búsqueda. Los parámetros del algoritmo  $f_{min}$  y  $f_{max}$  fueron ajustados a 0 y 2, respectivamente. El valor inicial de  $r_i$  fue establecido a 0.1 para toda la población. Los valores iniciales de  $A_i$  fueron aleatoriamente seleccionados en el intervalo 1 a 2, y  $\alpha$  y  $\gamma$  en las ecuaciones (5) y (6) fueron

asignadas a 0.9. Los valores de estos parámetros representan cantidades típicas recomendadas según los estudios en [Yang X-S (2010)].

Para propósitos de comparación con otras técnicas modernas de optimización, la sintonización de los PSSs también fue realizada aplicando las metodologías de algoritmos genéticos e inteligencia de enjambres. Estas metodologías han recibido bastante aceptación y han sido utilizadas en una amplia variedad de aplicaciones en las últimas décadas [Floreano D y Mattiussi C (2008)], [Haupt RL y Haupt SE (2004)], [Del Valle Y, et al. (2008)]. Para estas metodologías, el tamaño de la población, número de iteraciones y función objetivo a ser minimizada fueron los mismos que aquellos empleados para el algoritmo BOA. Por otra parte, para el caso de algoritmos genéticos se utilizó un factor de cruce de 0.5 y un factor de mutación de 0.3 [Haupt RL y Haupt SE (2004)]. En cuanto a la optimización con inteligencia de enjambres [Panda S y Padhy S (2008)], se utilizó un valor de 2.0 para los factores de aceleración cognitivos y sociales, mientras que los pesos de inercia inicial y final fueron establecidos a 0.9 y 0.4, respectivamente.

El proceso de sintonización de parámetros de los PSSs fue repetido 10 veces con cada una de las alternativas de optimización consideradas y con un número fijo de 100 generaciones (iteraciones) en cada ejecución. Con el fin de ilustrar el desempeño de éstas en la solución del problema de optimización definido en la ecuación 10, la figura 3 muestra el valor promedio de minimización de la función objetivo con respecto al número de iteraciones, donde las leyendas GA y PSO se refieren respectivamente a la optimización con algoritmos genéticos y optimización con inteligencia de enjambres. Utilizando como equipo de cómputo una computadora personal con procesador Intel Core i5-2500 a 3.3 GHz y 4 GB de RAM, el tiempo promedio involucrado en la ejecución de las 100 iteraciones para los algoritmos GA, PSO y BOA fue de 4346.70 s, 4513.72 s y 4084.92 s, respectivamente.

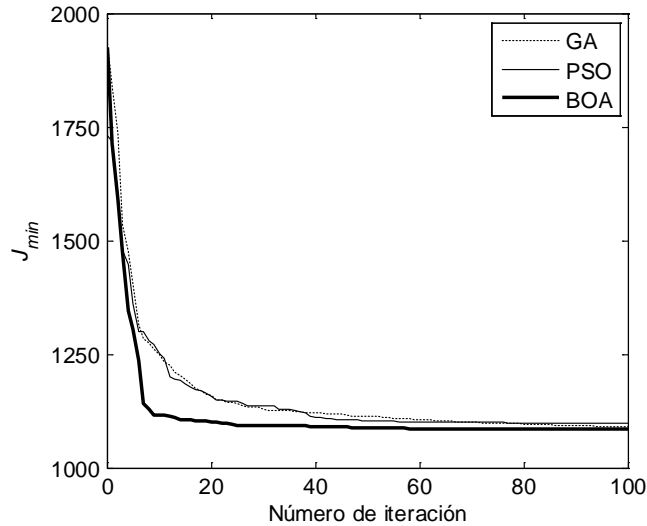


Figura 3.  $J_{min}$  contra número de iteraciones.

En la figura 3 se puede notar claramente un mejor desempeño del algoritmo BOA en términos de rapidez de convergencia y minimización de la función de costo para la aplicación en particular del sistema de estudio. Sin embargo, estos aspectos resultan especialmente importantes para el caso de sistemas de potencia de gran escala. Las mejores soluciones encontradas después de las 10 ejecuciones del proceso de optimización con cada una de las opciones indicadas se presentan en la Tabla 2.

### Casos de prueba y resultados obtenidos

Con la parametrización de la ganancia  $K$  y constante de tiempo  $T_I$  como se indica en la Tabla 2, el efecto de los PSSs propuestos (BOAPSSs) se investiga y compara contra la respuesta del sistema proporcionada por PSSs sintonizados con algoritmos genéticos (GAPSSs), PSSs sintonizados con inteligencia de enjambres (PSOPSSs) y PSSs diseñados convencionalmente (CPSSs) con la técnica de compensación de fase [Larsen EV y Swann DA (1981)], [Kundur P (1994)]. Los parámetros de los CPSSs para las cuatro máquinas del sistema de prueba fueron determinados utilizando la condición de operación del caso base y se muestran en el Apéndice A.

Tabla 2. Valor final de los parámetros sintonizados utilizando GA, PSO y BOA.

| Parámetro            | PSS <sub>i</sub> | Metodología |         |         |
|----------------------|------------------|-------------|---------|---------|
|                      |                  | GA          | PSO     | BOA     |
| <i>K</i>             | 1                | 58.588      | 57.042  | 52.988  |
|                      | 2                | 58.167      | 60.287  | 56.198  |
|                      | 3                | 38.356      | 44.203  | 39.594  |
|                      | 4                | 38.774      | 44.574  | 39.688  |
| <i>T<sub>i</sub></i> | 1                | 0.14063     | 0.13741 | 0.14132 |
|                      | 2                | 0.17222     | 0.17138 | 0.18087 |
|                      | 3                | 0.12806     | 0.12722 | 0.12277 |
|                      | 4                | 0.14753     | 0.14431 | 0.14281 |

Para efectos ilustrativos, el desempeño y robustez de la alternativa propuesta es investigada y validada en simulación utilizando las tres condiciones de operación dadas en el Apéndice B y aplicando las siguientes perturbaciones:

- Cambio en escalón del 20% en el par mecánico del generador G2.
- Falla trifásica en el bus 9, con salida de línea doble entre los buses 8 y 9 después de 6 ciclos para liberar la falla.
- Incremento del 50% en la potencia activa y del 30% en la potencia reactiva de la carga del bus 7. La carga se restablece a su valor original después de 1 s.

Todas las perturbaciones se aplican en el tiempo de 0.5 s. La respuesta del sistema para la condición de carga nominal, carga ligera y alta carga se ilustra respectivamente mediante las figuras 4 a 6, 7 a 9, y 10 a 13. Las unidades de las diferencias de velocidad mostradas en las figuras son radianes por segundo.

De acuerdo con los resultados presentados en las figuras 4 a 13, es claro que las oscilaciones del sistema de estudio pueden ser amortiguadas efectivamente mediante la alternativa propuesta de PSSs sintonizados con el algoritmo BOA. Para condiciones de carga nominal, como se ilustra en las figuras 4 a 6, a pesar de que los CPSSs proporcionan un respuesta del sistema relativamente buena, los BOAPSSs propuestos, los GAPSSs y los PSOPSSs proporcionan en general un

desempeño comparablemente superior en este estudio. Es importante recordar que las condiciones de carga nominal fueron utilizadas para seleccionar los parámetros de los CPSSs y para determinar la ganancia  $K$  y constante de tiempo  $T_I$  de los PSSs alternos. Para condiciones de carga ligera, los resultados en las figuras 7 a 9 demuestran que los CPSSs aún son capaces de proporcionar un efecto aceptable en el amortiguamiento de las oscilaciones. Sin embargo, el desempeño dinámico del sistema es aún mejor con la opción propuesta de BOAPSSs, así como con los GAPSSs y PSOPSSs.

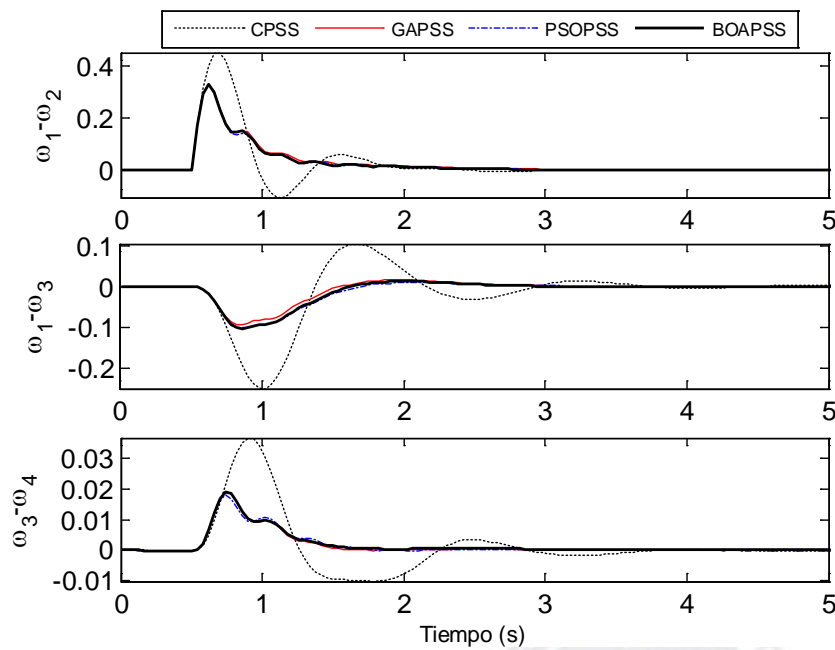


Figura 4. Carga nominal: cambio en escalón en par mecánico.

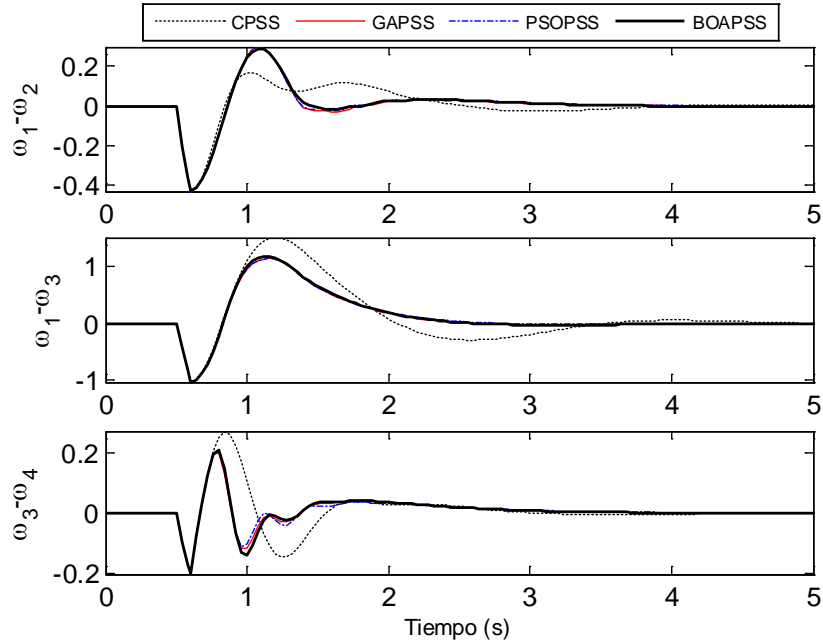


Figura 5. Carga nominal: falla trifásica con salida de línea doble.

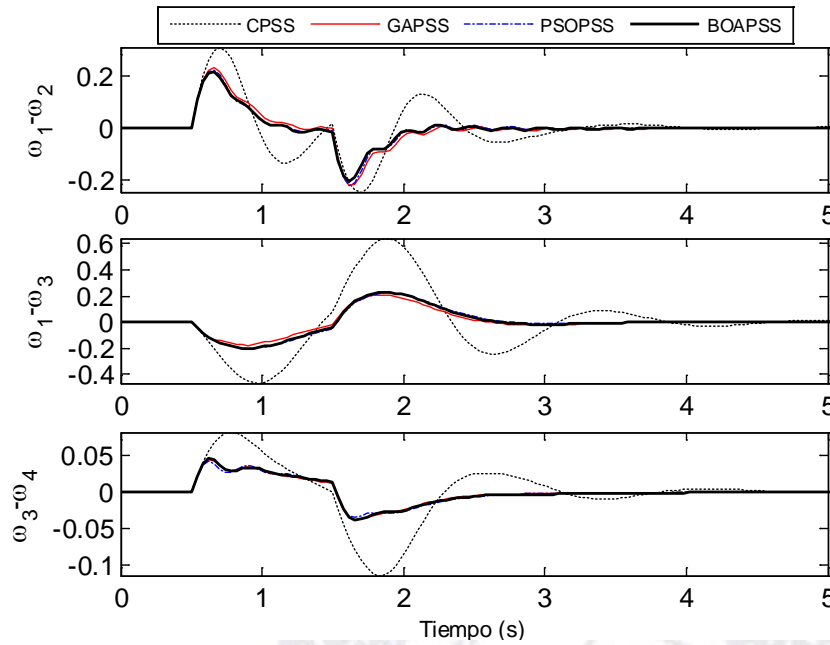


Figura 6. Carga nominal: incremento en escalón en carga y su restablecimiento.



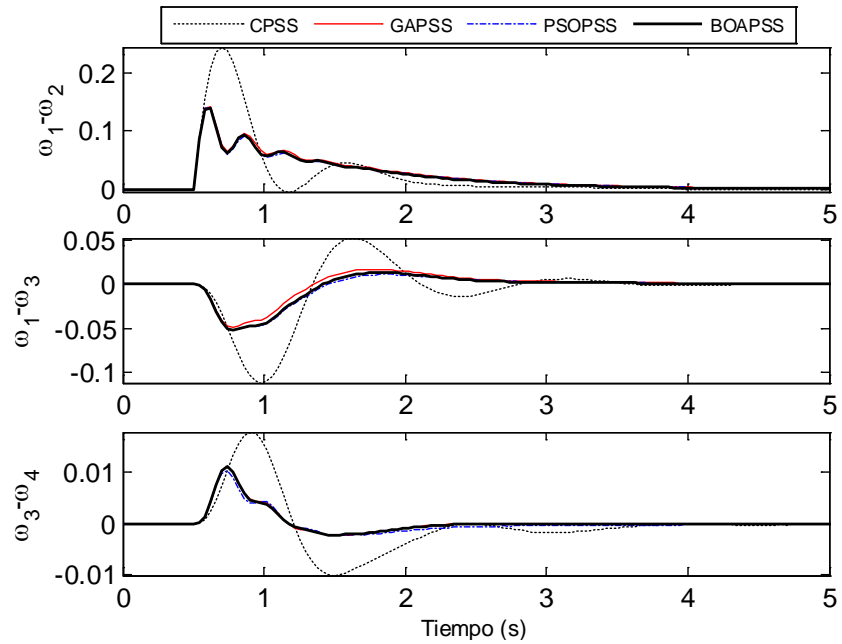


Figura 7. Carga ligera: cambio en escalón en par mecánico

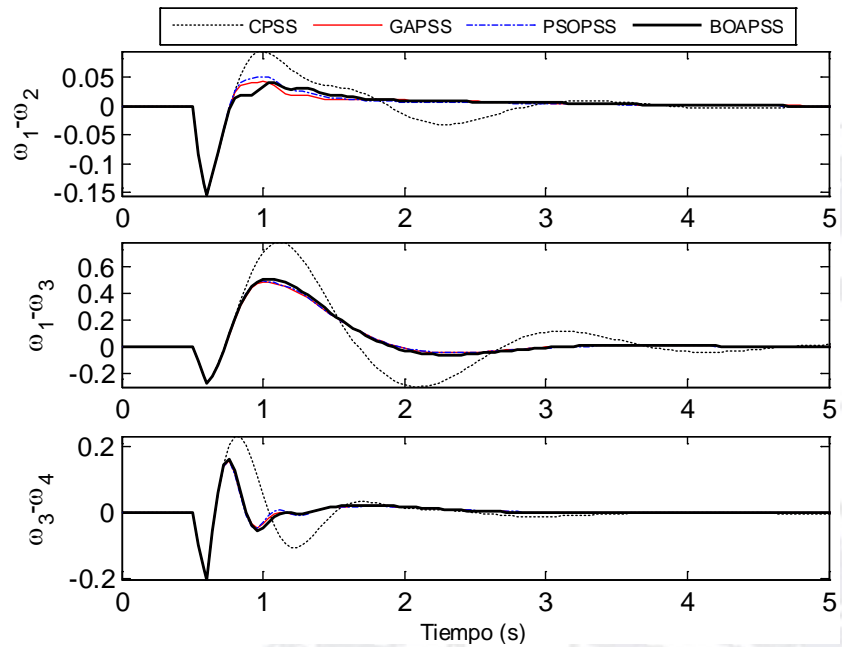


Figura 8. Carga ligera: falla trifásica con salida de línea doble.

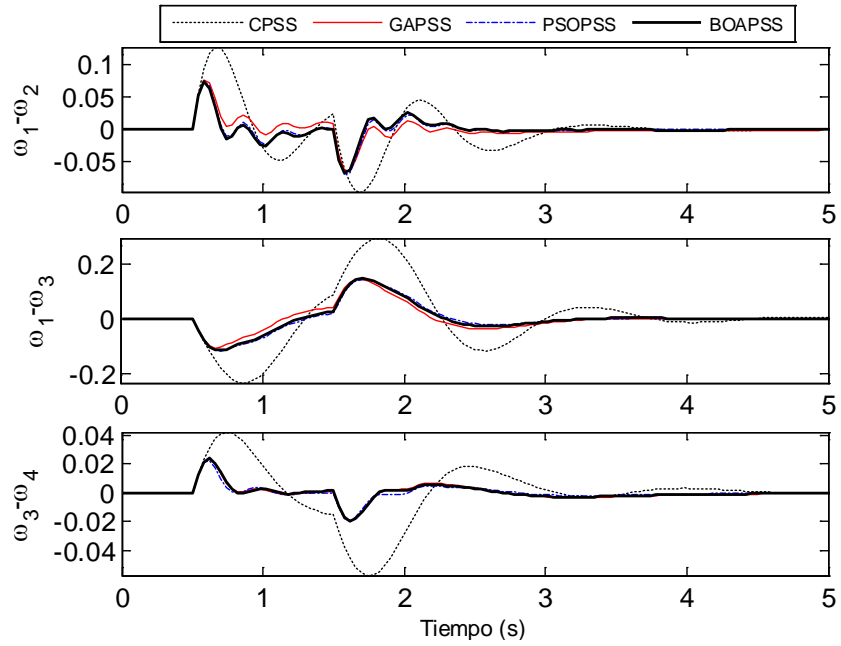


Figura 9. Carga ligera: incremento en escalón en carga y su restablecimiento.

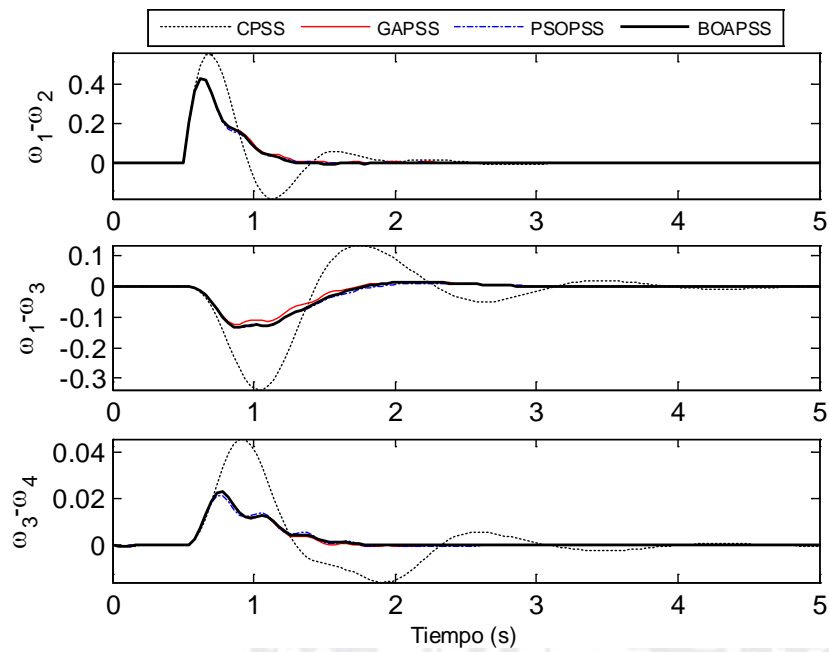


Figura 10. Alta carga: cambio en escalón en par mecánico.

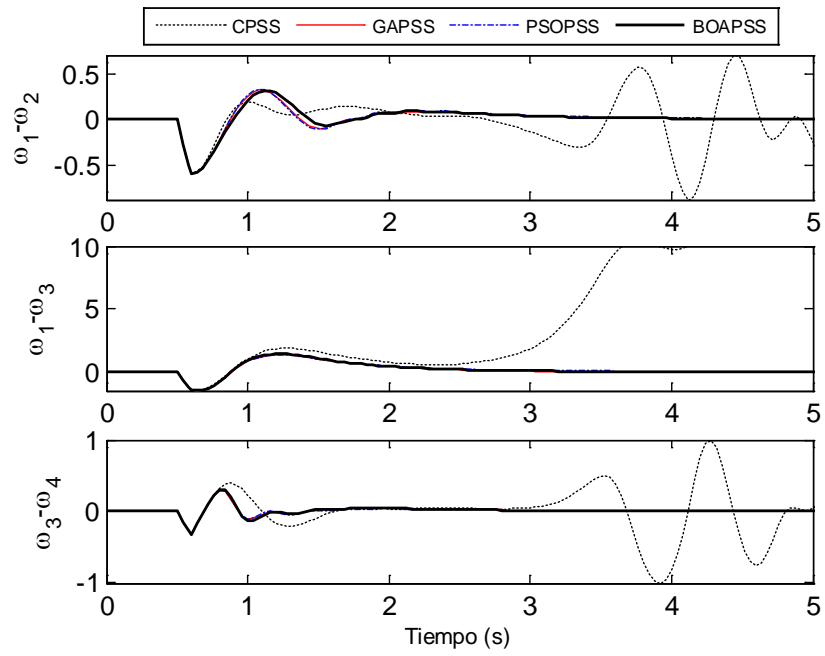


Figura 11. Alta carga: falla trifásica con salida de línea doble.

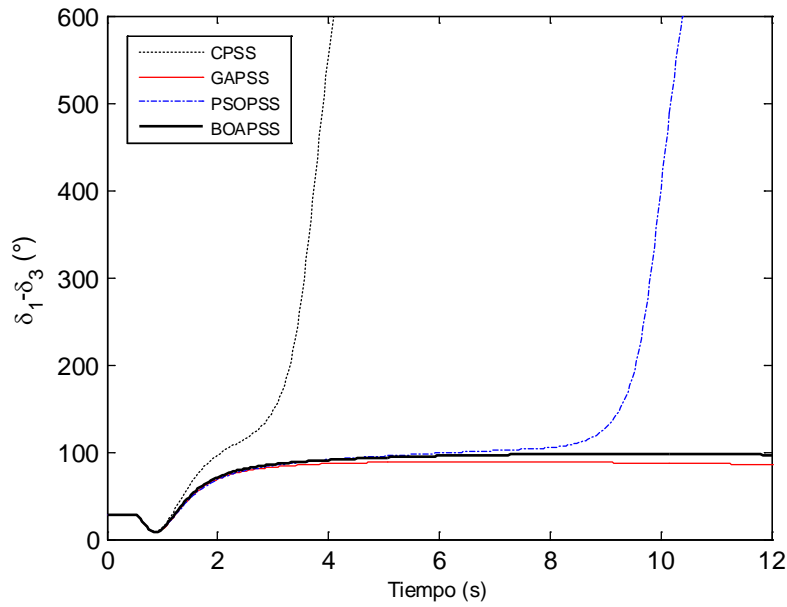


Figura 12. Alta carga:  $\delta_{13}$  para falla trifásica con salida de línea doble.

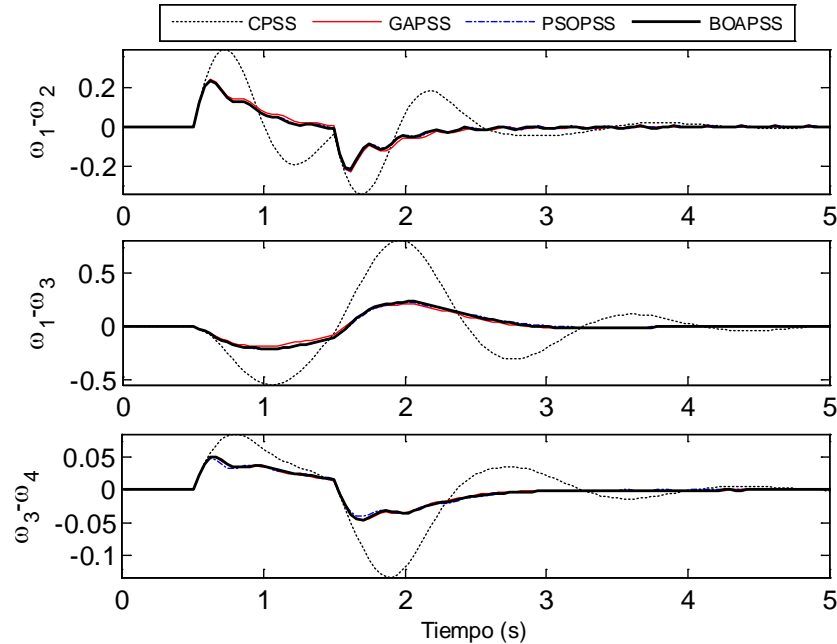


Figura 13. Alta carga: incremento en escalón en carga y su restablecimiento.

Los resultados para las condiciones de alta carga, ilustrados en las figuras 10 a 13, merecen una atención especial. En particular, las diferencias de velocidad mostradas en la figura 11 y el ángulo de potencia relativo en la figura 12 revelan la pérdida de estabilidad del sistema para el caso de la perturbación en cuestión con los CPSSs (cuyos parámetros fueron determinados con técnicas de análisis lineal y bajo condiciones de operación distintas). Adicionalmente, la figura 12 también muestra una situación en la que la alternativa de PSOPSSs parecerá amortiguar efectivamente las oscilaciones del sistema después de liberar la falla. Sin embargo, el sistema se vuelve inestable después de algunos segundos. Por otra parte, la robustez de los BOAPSSs propuestos a condiciones cambiantes de operación se ilustra claramente en este caso de prueba ya que las oscilaciones de baja frecuencia son amortiguadas rápidamente y el sistema permanece en estado estable. Al respecto, los GAPSSs considerados en este estudio también proporcionan un desempeño relativamente similar a los BOAPSSs en este caso.

Debido a que el efecto proporcionado por los BOAPSSs y GAPSSs es en general comparable en este estudio y con el fin de medir, evaluar e ilustrar cuantitativamente el desempeño de éstos, se calculó un índice de estabilidad de pequeña señal (SSSI por sus siglas en inglés) para las condiciones de operación de carga nominal. El SSSI se define como el coeficiente de amortiguamiento del modo de ángulo de rotor menos estable en el sistema [Wang L, et al.

(2001)]. Al respecto, las siguientes contingencias fueron consideradas para el cálculo del SSSI: a) salida de una línea entre los buses 8 y 9, y b) salida de línea doble entre los buses 7 y 8. Los resultados obtenidos del SSSI para las condiciones de post-contingencia al respecto se presentan en la Tabla 3, donde se puede notar que el SSSI con los BOAPSSs propuestos es ligeramente mejor que aquél calculado con los GAPSSs. Los valores del SSSI asociados con la aplicación de CPSSs y PSOPSSs no fueron incluidos en esta tabla debido a que la estabilidad del sistema no puede ser mantenida con estas opciones para la condición de operación y perturbación involucrada en las figuras 11 y 12.

Tabla 3. Índice SSSI.

| Contingencia | Tipo de PSS | Eigenvalores    | SSSI (%)     |
|--------------|-------------|-----------------|--------------|
| a            | GAPSS       | -2.0938± 2.4347 | 65.20        |
|              | BOAPSS      | -2.1028±2.4328  | <b>65.39</b> |
| b            | GAPSS       | -2.0096±2.2818  | 66.09        |
|              | BOAPSS      | -2.0166±2.2746  | <b>66.34</b> |

Los resultados de simulación y el valor del índice SSSI presentado en la tabla anterior demuestran la efectividad y robustez de los BOAPSSs para mejorar el comportamiento dinámico del sistema de potencia de estudio bajo diferentes condiciones de operación y perturbaciones. Aún cuando los GAPSSs fueron capaces de proporcionar una respuesta comparable al de los BOAPSSs propuestos, la alternativa de sintonización con BOA mostró consistentemente un desempeño mucho mejor en términos de velocidad de convergencia del algoritmo y valor de minimización de la función objetivo durante la etapa de optimización. Estos aspectos pueden traducirse en una menor inversión de tiempo en la etapa de diseño y en una mejor respuesta del sistema en la etapa de validación y prueba, y son particularmente importantes para el caso de sistemas de potencia de gran escala.

## Conclusiones

En este trabajo se ha investigado y validado la aplicación del método de optimización del algoritmo BOA para la sintonización simultánea de PSSs en sistemas de potencia multimáquina.

Con el fin de amortiguar exitosamente las oscilaciones electromecánicas, el algoritmo BOA fue utilizado para determinar un conjunto de parámetros de los PSSs involucrados en forma óptima y coordinada. Para la tarea de optimización, se definió una función objetivo basada en las máquinas dominantes de los modos locales e interárea del sistema, la cual se calcula directamente de simulaciones no lineales en el dominio del tiempo para diferentes perturbaciones. La efectividad, robustez y superioridad de los BOAPSSs propuestos con respecto a los CPSSs se verificó en simulación utilizando un sistema multimáquina bajo diferentes condiciones de operación y perturbaciones.

Para propósitos de comparación con otras técnicas modernas de optimización, las alternativas de sintonización de PSSs utilizando algoritmos genéticos e inteligencia de enjambres también fueron incluidas en este estudio. Con respecto a la alternativa de optimización con enjambres de partículas, los PSSs propuestos exhibieron un mayor grado de robustez para condiciones cambiantes de operación en este caso. Por otro lado, los PSSs sintonizados con algoritmos genéticos mostraron un desempeño comparable al de los PSSs sintonizados con el algoritmo BOA. Sin embargo, la etapa de optimización de parámetros de PSSs con la alternativa propuesta en este estudio mostró una rapidez de convergencia promedio consistentemente mejor y un menor valor promedio en la minimización de la función objetivo. Estas características son de particular importancia y adquieren gran relevancia para la aplicación propuesta en sistemas de potencia de gran escala.

#### Apéndice A. Parámetros de los CPSSs

|             |            |               |              |               |              |
|-------------|------------|---------------|--------------|---------------|--------------|
| $CPSS_{G1}$ | $K = 22.5$ | $T_1 = 0.075$ | $T_2 = 0.01$ | $T_3 = 0.075$ | $T_4 = 0.01$ |
| $CPSS_{G2}$ | $K = 22.5$ | $T_1 = 0.065$ | $T_2 = 0.01$ | $T_3 = 0.071$ | $T_4 = 0.01$ |
| $CPSS_{G3}$ | $K = 22.5$ | $T_1 = 0.076$ | $T_2 = 0.01$ | $T_3 = 0.076$ | $T_4 = 0.01$ |
| $CPSS_{G4}$ | $K = 22.5$ | $T_1 = 0.069$ | $T_2 = 0.01$ | $T_3 = 0.069$ | $T_4 = 0.01$ |

$u_{max} = 0.1, u_{min} = -0.1$

#### Apéndice B. Condiciones de operación del sistema

- Carga nominal (caso base):

|           | <b>G1</b> | <b>G2</b> | <b>G3</b> | <b>G4</b> |
|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| $P(MW)$   | 700.0     | 700.0     | 718.9     | 693.7     |
| $Q(MVAR)$ | 168.9     | 200.4     | 165.8     | 176.9     |
| $V(p.u.)$ | 1.030     | 1.010     | 1.030     | 1.010     |

$\theta(^{\circ})$                     32.08                    16.22                    10.22                    0.001  
 $L_7=967+j116$ ,  $L_9=1767+j119$ ,  $P_{A1-A2}=400$  MW

• Carga ligera:

|                    | <b>G1</b> | <b>G2</b> | <b>G3</b> | <b>G4</b> |
|--------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| $P(MW)$            | 350.0     | 350.0     | 314.5     | 350.0     |
| $Q(MVAR)$          | 36.49     | 6.370     | 42.76     | 4.500     |
| $V(p.u.)$          | 1.030     | 1.010     | 1.030     | 1.010     |
| $\theta(^{\circ})$ | 19.40     | 11.890    | 7.390     | 3.500     |

$L_7=501.29+j60.13$ ,  $L_9=916.01+j61.69$ ,  $P_{A1-A2}=215$  MW

• Alta carga:

|                    | <b>G1</b> | <b>G2</b> | <b>G3</b> | <b>G4</b> |
|--------------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| $P(MW)$            | 860.0     | 860.0     | 887.3     | 870.0     |
| $Q(MVAR)$          | 285.3     | 312.0     | 310.0     | 310.0     |
| $V(p.u.)$          | 1.030     | 1.000     | 1.030     | 1.010     |
| $\theta(^{\circ})$ | 23.1211   | 14.3252   | 7.3927    | 0.0       |

$L_7=1150.29+j140.4$ ,  $L_9=2200+j144$ ,  $P_{A1-A2}=513$  MW

**Referencias**

Abd-Elazim SM y Ali ES. (2013). Power System Stability Enhancement via Bacteria Foraging Optimization Algorithm. Arabian Journal for Science and Engineering (38): 599-611.

Abdel-Magid YL y Abido MA. (2003). Optimal multiobjective design of robust power system stabilizers using genetic algorithms. IEEE Trans Power Syst (18): 1125-1132.

Abido MA. (2010). Robust design of power system stabilizers for multimachine power systems using differential evolution. Computational Intelligence in Power Engineering (302): 1-18.

Abido MA. (2002). Optimal design of power system stabilizers using particle swarm optimization. IEEE Trans Energy Conversion (17): 406-413.

Airas M. (2003). Echolocation in bats. En Proceedings of spatial sound perception and reproduction.

Ali ES. (2014). Optimization of Power System Stabilizer Using BAT Search Algorithm. Electrical Power and Energy Systems (61): 683-690.

Del Valle Y, Venayagamoorthy GK, Mohagheghi S y Hernandez J-C. (2008). Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems. IEEE Trans Evolutionary Computation (12): 171-195.

Demello FP y Concordia C. (1969). Concepts of synchronous machine stability as affected by excitation control. IEEE Trans Power App and Syst (88): 316-329.

Dubey M y Gupta P. (2008). Design of genetic-algorithm based robust power system stabilizer. World Academy of Science, Engineering and Technology (2): 1035-1039.

Engelbrecht AP. (2007). Computational intelligence: an introduction. Chichester: John Wiley & Sons Ltd.

Eslami M y Shareef H. (2012). Artificial bee colony algorithm for optimal design of power system stabilizer. En Proceedings of the 2012 Conference on Power & Energy (IPEC), Ho Chi Minh City.

Eslami M, Shareef H y Mohamed A. (2011). Application of artificial intelligent techniques in PSS design: a survey of state-of-the-art methods. Electrical Review: 188-197.

Floreano D y Mattiussi C. (2008). Bio-inspired artificial intelligence: theories, methods, and technologies. Cambridge: MIT Pres.

Haupt RL y Haupt SE. (2004). Practical genetic algorithms. Hoboken: John Wiley & Sons Inc.



Islam NN, Hannan MA, Shareef H y Mohamed A. (2013). Power system stabilizer design using BAT optimization algorithm in multimachine power system. En Proceedings of the 2013 IEEE Student Conference on Research and Development (SCOREd), Putrajaya.

Kundur P. (1994). Power system stability and control. New York: McGraw-Hill.

Larsen EV y Swann DA. (1981). Applying power system stabilizers: Parts I-III. IEEE Trans Power App Syst. (100): 3017:3046.

Lee KY y El-Sharkawi MA. (2008). Modern heuristic optimization techniques: theory and applications to power systems. Hoboken: John Wiley and Sons Inc.

Lei X, Li X y Povh D. (2001). A nonlinear control for coordinating TCSC and generator excitation to enhance the transient stability of long transmission. International Journal of Electric Power System Research (59):103-109.

Mazucato SC, Costa BLG, Castoldi MF, Angelico BA, Sanches DS y Ramos RA. (2013).

Parallel simultaneous and coordinated tuning of PSSs using ant colony optimization. En Proceedings of the 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Vienna.

Panda S y Padhy S. (2008). Robust power system stabilizer design using particle swarm optimization technique. Int J Electr Syst Sci Eng (1): 1-8.

Powertech Labs Inc. (2007). TSAT- Transient Security Assessment Tool.

Rogers GJ. (1989). Control for stability in interconnected power systems. IEEE Control Systems Magazine (9):19-22.

Santofimia-Romero MJ, Del Toro-Garcia X y Lopez-Lopez J. (2011). Artificial intelligence techniques for Smart Grid applications. CEPIS UPGRADE (XII): 41-48.

Sheebaa R, Jayarajub M y Sundareswaranc K. (2014). Performance enhancement of power system stabilizer through colony of foraging ants. *Electric Power Components and Systems* (42): 1016-1028.

Sheeba R, Jayaraju M y Sundareswaran K. (2013). Design of PSS using bees colony intelligence. *Int J Advanced Research in Engineering and Technology* (4): 24-34.

Sumathi S y Paneerselvam S. (2010). *Computational intelligence paradigms: theory and applications using Matlab*. Boca Raton: CRC Press.

The MathWorks Inc. (2010). *Matlab®: The Language of Technical Computing*. R2010b.

Tripathi SM. (2008). *Modern control systems: an introduction*. USA: Infinity Science Press.

Wang L, Howell F, Kundur P, Chung CY y Xu W. (2001). A tool for small-signal security assessment of power systems. En *Proceedings of the IEEE PES International Conference on Power Industry Computer Applications 2001*, Sydney.

Yang GY, Mishra Y, Dong ZY y Wong KP. (2008). Optimal power system stabilizer tuning in multimachine system via an improved differential evolution. En *Proceedings of the 17th IFAC World Congress*, Seoul.

Yang X-S. (2010). A new metaheuristic bat-inspired algorithm. *Nature Inspired Cooperative Strategies for Optimization*, Eds. J. R. Gonzalez et al., 65-74. Berlin: Springer.

Yang X-S. (2013). Bat algorithm: literature review and applications. *Int J Bio-inspired computation* (5): 141-149.

Yang X-S. (2014). *Nature-inspired optimization algorithms*. MA: Elsevier.

Zhao P, Yao W, Wang S, Wen J y Cheng S. (2014). Decentralized nonlinear synergetic power system stabilizers design for power system stability enhancement. *International Transactions on Electrical Energy Systems* (24):1356-1368.

