

# Identificación de los parámetros de los sistemas de excitación de los generadores sincrónicos del sistema eléctrico cubano (SEN)

Dr. Juan G. Boza Valerino<sup>1</sup> Dr. Alberto Aguado Behar<sup>2</sup> Ing. Alfredo Gómez I.<sup>2</sup> Ing. Francisco Pérez<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Centro de Investigaciones y Pruebas Electroenergéticas (CIPEL)  
Instituto Superior Politécnico “José Antonio Echeverría” (ISPJAE)  
Entronque Avenida Rancho Boyeros y Carretera del Central Manuel Martínez Prieto s/n  
Ciudad de La Habana, Cuba  
[jboza@electrica.cujae.edu.cu](mailto:jboza@electrica.cujae.edu.cu)

<sup>2</sup> Instituto de Cibernética Matemática y Física (ICIMAF)  
Calle 15 esquina calle D, Vedado  
Ciudad de La Habana, Cuba  
[aguado@icmf.inf.cu](mailto:aguado@icmf.inf.cu)

<sup>3</sup>Unión Eléctrica (UNE)

**Resumen.** La validación de los modelos de los sistemas de excitación es crítica para la correcta representación en los estudios de estabilidad. La UNE está interesada en hacer una eficiente explotación del programa PSX, que permite modelar diferentes sistemas de control para la operación de los sistemas eléctricos.

En este trabajo se exponen los primeros resultados obtenidos en Cuba, acerca de la identificación de los parámetros de los sistemas de excitación, con fines docentes y de investigación.

Se muestran los resultados obtenidos con la aplicación de los algoritmos genéticos al problema de la identificación de un sistema de excitación tipo corriente alterna (AC), semejante al de unidades generadoras del sistema eléctrico cubano (SEN).

## Palabras claves

Identificación de parámetros, algoritmos genéticos, sistemas de excitación, tipo AC5A..

## 1. Introducción

A principios de la década de los 60 en la UNE se explotaba un Analizador de Redes de la General Electric, con prestaciones limitadas en cuanto al número de los elementos del sistema eléctrico de potencia a modelar: generadores, barras, líneas (incluyendo transformadores) y las cargas; para realizar estudios de flujo de carga, cortocircuitos y estabilidad transitoria.

Con la instalación en Cuba de la primera computadora digital, Elliot 803-B de fabricación inglesa, instalada en el Centro de Cálculo de la Universidad de la Habana, surgió la posibilidad, a partir de 1966, de realizar los primeros cálculos de flujo de carga en el SEN con la propia biblioteca de programas de la Elliot y a partir de esta fecha se comenzaron a realizar los primeros trabajos para desarrollar programas de flujo de carga y estabilidad

transitoria en el país. En 1970 se usaron los primeros programas desarrollados en el país.

Se han desarrollado otros programas que han tenido aplicación en la docencia: “Transient Stability Program”, “Programa para el estudio de la estabilidad transitoria utilizando MatLab”, “Algoritmo para el análisis de la estabilidad ante pequeñas perturbaciones en un sistema generador-barra infinita”; “Algoritmo para el análisis de la estabilidad ante pequeñas perturbaciones en sistemas eléctricos de potencia” y “Programa para la estabilidad dinámica de un sistema multimáquinas”; todos con posibilidades de simular algunos modelos de los sistemas de excitación

A partir de 1998 se explota en la UNE el programa Power System eXplorer (PSX). El programa de estabilidad transitoria de este paquete de programas permite, ante diferentes perturbaciones simples o simultáneas, observar gráficamente o por tablas los resultados propios de la estabilidad transitoria. Permite además simular la automática contra averías, sistemas de excitación y los reguladores de velocidad de las unidades generadoras instaladas en el SEN.

En la Tabla I, [1]-[2]-[3] se muestran algunas de las características de los programas para el cálculo de la estabilidad transitoria desarrollados y utilizados en el país, destacando los modelos matemáticos de los elementos del sistema eléctrico de potencia representados en cada uno de los programas señalados, se puede observar el desarrollo que fueron experimentando los programas debido al desarrollo tecnológico de las computadoras y el desarrollo de los modelos matemáticos a nivel internacional.

En la actualidad se hace énfasis en perfeccionar los modelos de los sistemas de control instalados en el

sistema eléctrico de cada país. En el caso particular de los sistemas de excitación, la IEEE ha establecido modelos típicos que ayudan a resolver esta tarea, con este fin se han establecido los tipos DC, AC y ST [5]-[6].

En el caso cubano la UNE ha realizado una clasificación de los sistemas de excitación de las unidades generadoras en la que aparecen todos los tipos antes mencionados. Se requiere ahora poder identificar los parámetros de esos

Tabla I  
Características de los programas desarrollados y/o utilizados en Cuba para el cálculo de la estabilidad transitoria en los sistemas eléctricos de potencia

ELEMENTO	PROGRAMAS			
	ESTADIN	DINAMICO	MUSTANG	PSX
GENERADOR	Ejes d-q (1 modelo)	Ejes d-q (1 modelo) Saturación, amortiguamiento y procesos electromagnético	Ejes d-q (1 modelo) Amortiguamiento y procesos electromagnético	Ejes d-q (4 modelos)
Sistema de excitación	No	1 modelo simple	6 modelos	4 modelos (2 CD, AC y ST
Regulador de velocidad de la turbina	No	1 modelo simple	1 modelo	6 modelos (4 para turbinas de vapor y 2 para hidráulicas)
Líneas y transformadores	Equivalente	Equivalente	Equivalente	Equivalente
Carga	Admitancia	Admitancia y motor de inducción	Carga compleja, característica estática, motor sincrónico y compensador sincrónico	Se representa como función de la tensión y la frecuencia
Automática contra averías	No	Si	Si	Si
Método Numérico	Runge Kutta 4° orden	Trapezoidal	Adams III y IV orden	Trapezoidal
Lenguaje de programación	Fortran IV-Basic	Fortran 77	Fortran 77	C <sup>++</sup> -Delphi
Institución y año	CIE-1975	UNE-1976	URSS-1095	CEE-UCLV-1998

sistemas de excitación para su mejor modelación en el PSX o cualquier otro software que se utilice para realizar los estudios de estabilidad.

Con el presente trabajo se pretende hacer un aporte, en Cuba, a la solución de la identificación de los parámetros de los sistemas de excitación de las unidades generadoras y al mismo tiempo se incursiona en la aplicación de la inteligencia artificial a los problemas de optimización relacionados con los problemas de los sistemas eléctricos de potencia.

## 2. Objetivos

Estudiar una metodología para obtener o actualizar los parámetros de los sistemas de excitación de las unidades generadoras del sistema eléctrico de Cuba, para su uso en los estudios de estabilidad teniendo en cuenta que los datos suministrados por los fabricantes no están disponibles y la diversidad en tipo, fabricantes y años de explotación.

Aplicar la inteligencia artificial mediante la técnica de los algoritmos genéticos al modelo AC5A [5] que dadas sus

características, puede ser representativo de algunos de los sistemas de excitación tipo AC del SEN.

## 3. Optimización no lineal con algoritmos genéticos

Un algoritmo genético (AG) es una técnica de optimización que realiza la búsqueda de la solución del problema de optimización imitando los mecanismos de evolución de las especies [8]-[9]. En este tipo de algoritmos, un conjunto de individuos (población) cambia de generación en generación, sufriendo un proceso de evolución y adaptándose cada vez mejor al entorno. En un problema de optimización, disponemos de una función a optimizar (maximizar o minimizar) y una zona donde buscar el óptimo (espacio de búsqueda), de manera que a cada punto del espacio de búsqueda le corresponde un valor de la función objetivo y la meta es encontrar el punto que optimice (minimice o maximice) dicha función. Trasladado el problema de optimización a un AG, los distintos puntos del espacio de búsqueda se identifican con los posibles individuos distintos de una población.

Como ocurre con la genética natural, cada individuo se caracteriza por sus cromosomas, en el problema de

optimización el cromosoma de un individuo está constituido por las coordenadas del punto en el espacio de búsqueda  $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ . Siguiendo con el símil, cada una de las coordenadas corresponde a un gen. El valor de la función objetivo de un individuo (un punto del espacio) debe interpretarse como el grado de adaptación al entorno de dicho individuo. Por ejemplo, si el problema consiste en encontrar el mínimo de una función  $J(x)$ , se entiende que un individuo está mejor adaptado al entorno que otro si el valor de la función para ese individuo es menor. Una vez establecidas, por una parte, las relaciones entre individuos (sus cromosomas) y los puntos del espacio de búsqueda, y por otra parte, el grado de adaptación al entorno y la función a minimizar, queda por describir cómo se produce la evolución de una población. Para ello se plantean distintos tipos de operaciones sobre la población, lo que se conoce como operadores genéticos. El mecanismo general de funcionamiento de un AG se podría resumir como sigue:

A partir de una población inicial (normalmente generada de forma aleatoria), se siguen los siguientes pasos:

1. Se seleccionan unos individuos para la siguiente generación. La selección se realiza en función de su nivel de adaptación (valor de su función de coste). Aquellos individuos que tienen un valor  $J(x)$  más bajo tienen mayor probabilidad de ser elegidos.

2. Se producen cruces entre individuos de la nueva generación que consisten en un intercambio de genes entre cromosomas (es decir, intercambio de coordenadas entre puntos). La tasa de individuos que se cruzan se ajusta con la probabilidad de cruce  $P_c$ . Se trata de mezclar los cromosomas de dos individuos de manera que se dispone de un mecanismo para explorar puntos diferentes del espacio. Se considera que este tipo de exploración del espacio de búsqueda es orientada, se basa en la información de los individuos padres y lo que se pretende es extraer las cualidades potenciales que ya existen en la población.

3. Algunos de los individuos de la nueva generación sufren mutaciones que consisten en variaciones aleatorias de los genes (es decir, variaciones aleatorias de las coordenadas de un punto). La probabilidad de mutación se ajusta con el parámetro  $P_m$ . Al igual que las operaciones de cruce, la mutación permite explorar zonas diferentes del espacio de búsqueda. Sin embargo, esta exploración no orientada es totalmente aleatoria, pretende desarrollar la capacidad de exploración de zonas que no pueden ser exploradas por los individuos existentes en la población actual. En este marco general, aparecen diversas variantes en la implementación de los algoritmos genéticos; variando el tipo de codificación de los genes, variando los mecanismos de selección, cruce o mutación, incorporando nuevos operadores genéticos [8]-[10], etc.

La implementación que se ha realizado para este problema presenta las siguientes características:

1. La codificación se realiza con números reales [10], cada gen tiene un valor real.
2. La función objetivo utilizada para la operación de selección no es directamente  $J(x)$ . Se realiza una operación de 'ranking' [11]-[12] que consiste en ordenar de mayor a menor valor los individuos según su valor  $J(x)$ . Se cambia el valor de  $J(x)$  por su posición en dicha clasificación, cada individuo tiene un nuevo valor  $J'(x)$  que corresponde a su número de orden. Con esta operación se consigue que los individuos claramente dominantes no predominen demasiado rápido en la población, agotando prematuramente el algoritmo (este aspecto es especialmente importante en el caso de poblaciones con pocos individuos). La Tabla II muestra un ejemplo del resultado de la operación de ranking para una población de cuatro individuos.

Tabla II. Operación de ranking para una población de 4 individuos

	$J(x)$	$J'(x)$
$x_1$	10.51	1
$x_2$	0.32	4
$x_3$	1.25	3
$x_4$	6.21	2

3. La operación de selección que se realiza se conoce como Muestreo Universal Estocástico (*Stochastic Universal Sampling (SUS)*) [13] y garantiza que la probabilidad de supervivencia ( $P(x_i)$ ) de un individuo ( $x_i$ ) venga dada por la ecuación (1).

$$P(x_i) = \frac{J'(x_i)}{\sum_{j=1}^{N_{ind}} J'(x_j)} \quad (1)$$

Donde  $N_{ind}$  es el número de individuos. Entonces, para la población de la Tabla II, la probabilidad de supervivencia y el número de individuos esperados de cada tipo en la nueva población de 4 individuos, se muestra en la Tabla III.

En este ejemplo el operador SUS garantiza 1 individuo de tipo  $x_2$  y otro de  $x_3$ , los dos restantes pueden ser de cualquier tipo dependiendo del número aleatorio

Tabla III. Cantidad de individuos esperados en la próxima generación

	$P(x_i)$	Número de individuos esperados
$x_1$	0.1	0.4
$x_2$	0.4	1.6
$x_3$	0.3	1.2
$x_4$	0.2	0.8

4. Para el cruce de los cromosomas se utiliza el operador conocido como recombinación intermedia [14] que consiste en lo siguiente:

Los individuos hijos ( $x'_1$  y  $x'_2$ ) se obtienen realizando la siguiente operación sobre los individuos padres  $x_1$  y  $x_2$

$$\begin{aligned} x'_1 &= \alpha_1 x_1 + (1 - \alpha_1) x_2 \\ x'_2 &= \alpha_2 x_2 + (1 - \alpha_2) x_1 \\ \alpha_1 &\in [-d, 1 + d] \\ \alpha_2 &\in [-d, 1 + d] \end{aligned} \quad (2)$$

En el algoritmo genético implementado se han utilizado los siguientes parámetros:

- los valores aleatorios  $\alpha_1 = \alpha_2$  se generan para cada cromosoma
- $d = 0$
- La probabilidad de cruce se ha ajustado a  $P_c = 0.8$ .

5. La operación de mutación, que consiste en la variación aleatoria de alguna parte del cromosoma, se produce con una probabilidad de  $P_m = 0.2$ . El cambio provocado en ese parámetro es generado por una distribución normal, cuya media es el valor del parámetro antes de la mutación y de desviación típica igual al 20% del rango de búsqueda de ese parámetro. Con esto se consigue que el resultado de la mutación tenga más probabilidad de estar cerca del valor original.

#### 4. Utilización de los algoritmos genéticos para la identificación de los parámetros de los sistemas de excitación

En este epígrafe se mostrarán algunos resultados obtenidos en la identificación de parámetros de los sistemas de excitación, utilizando la técnica de la simulación en el ambiente de MatLab. Se considerarán varios escenarios posibles que pueden presentarse en la práctica.

Aunque los sistemas de excitación existentes en el SEN cubano son de una amplia diversidad, el método empleado se aplica al modelo AC5A [5], que se muestra en la Fig. 1, con valores típicos de sus constantes que se ofrecen en la Tabla IV. Este modelo es una representación simplificada de un sistema de excitación con rectificador rotatorio, que se encuentra con frecuencia en la industria y ha sido varias veces utilizado cuando los datos detallados no están disponibles [5]. En el trabajo se ha eliminado el estabilizador de potencia, por no estar presente en ninguno de los sistemas de excitación del SEN.

Los parámetros del modelo AC5A se describen a continuación:

- Ka – ganancia del amplificador
- Ta – constante de tiempo del amplificador
- Ke – ganancia de la excitatriz
- Te – constante de tiempo de la excitatriz
- Kf – ganancia del lazo de estabilización de la tensión de salida del amplificador
- Tf1 – constante de tiempo del bloque de estabilización

Tf2 y Tf3 – constantes de tiempo del bloque de adelanto-atraso del estabilizador de la tensión de salida del amplificador.

El problema consiste en identificar un subconjunto  $\theta$ , en el peor de los casos, todos los parámetros involucrados a partir de un experimento consistente en la aplicación de una señal escalón en la tensión de referencia  $V_{ref}$ . Para que el experimento sea más fácilmente realizable en la práctica, se llevará a efecto en condiciones de lazo cerrado, es decir, sin abrir ninguno de los circuitos de regulación existentes, excepto la realimentación de la tensión de salida del generador, que no aparece en la figura 1 y que no se incluye para no hacer excesivamente complejo el esquema. Esta condición, sin duda, hace más difícil la tarea de identificación de los parámetros y excluye muchos de los métodos conocidos.

El primer paso en el método consiste en hallar una función transferencial equivalente entre las variables  $V_{ref}$  y  $E_{fd}$ , (Fig. 1), que se consideran con posibilidades de ser conocidas. El resultado de la reducción realizada se ofrece en la ecuación (3).

$$\frac{E_{fd}}{V_{ref}} = \frac{p_2 s^2 + p_1 s + p_0}{r_4 s^4 + r_3 s^3 + r_2 s^2 + r_1 s + r_0} \quad (3)$$

donde:

$$\begin{aligned} aux &= 4,816 + Ke \\ Keq &= \frac{1}{aux} \\ p_0 &= Keq * Ka \\ p_1 &= p_0 * (Tf1 + Tf2) \\ p_2 &= p_0 * Tf1 * Tf2 \\ g_0 &= 1 \\ g_1 &= Ta + Tf1 + Tf2 + Ka * Kf \\ g_2 &= Ta * Tf1 + Ta * Tf2 + Tf1 * Tf2 + Ka * Kf * Tf3 \\ g_3 &= Ta * Tf1 * Tf2 \\ teq &= \frac{Te}{aux} \\ r_4 &= teq * g_3 \\ r_3 &= teq * g_2 + g_3 \\ r_2 &= teq * g_1 + g_2 \\ r_1 &= teq * g_0 + g_1 \\ r_0 &= g_0 \end{aligned} \quad (4)$$

En estos cálculos se ha supuesto la tensión de saturación  $V_x$  constante, conocida e igual a  $0.86 E_{fd}$ . Como puede apreciarse de las relaciones dadas en (4), existe una dependencia fuertemente no lineal entre los coeficientes de la función transferencial (3) y los parámetros del sistema de excitación, lo cual reduce aún más las posibilidades de utilizar métodos clásicos de estimación de parámetros en este problema.

Para ejemplificar los resultados que pueden obtenerse mediante la utilización de los algoritmos genéticos, se considerará en primer lugar la estimación de los

parámetros  $T_e$ ,  $K_a$  y  $K_f$ , suponiendo conocido el resto de los parámetros [7]. Es decir, un cromosoma en el algoritmo genético se define como el vector de tres componentes:

$$x_i = [T_{e_i} \ K_{a_i} \ K_{f_i}] \quad (5)$$

Se define entonces la función objetivo a minimizar como:

Tabla IV  
Parámetros del modelo AC5A

$K_a$	$T_a$	$V_{rmax}$	$V_{rmin}$	$T_e$	$K_e$	$Se(Efd)$	$Efd$	$K_f$	$T_{f1}$	$T_{f2}, T_{f3}$
400	0,02	7,3	-7,3	1.26	1,0	0,86	5,6	0,02	1,0	0.01, 0.02

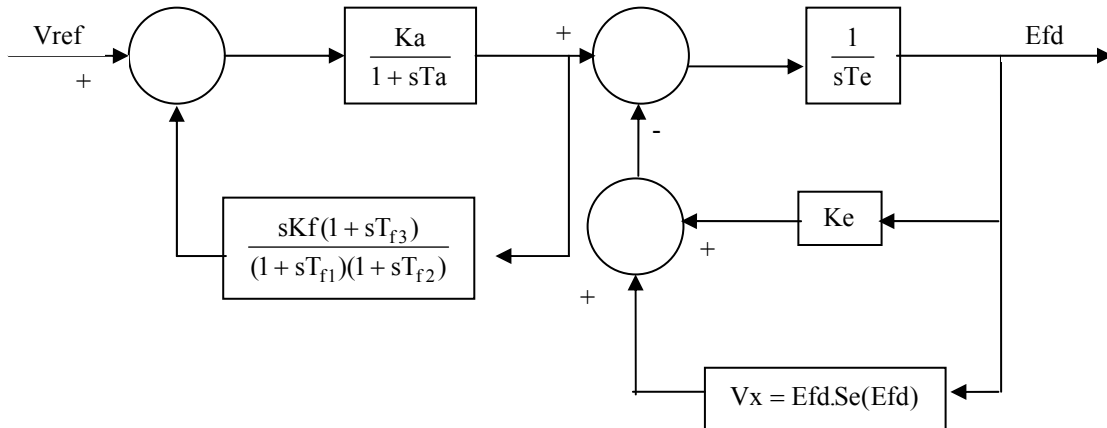


Figura 1. Modelo AC5A

$$J = \min_{T_{e_i}, K_{a_i}, K_{f_i}} J(i) = \min_{T_{e_i}, K_{a_i}, K_{f_i}} (y_t - y_{p_i}(T_{e_i}, K_{a_i}, K_{f_i}))^2 / N \quad (6)$$

$$i = 1, 2, \dots, N_{ind}$$

donde:

$y_t$  - es un vector que contiene N muestras de la respuesta al escalón unitario del sistema de excitación, tomadas con un periodo de muestreo T de valor adecuado. En este caso pudo comprobarse que es suficiente hacer  $T = 1$  s. En este estudio de simulación, el vector  $y_t$  se genera mediante la siguiente secuencia de comandos de MatLab:

$$\begin{aligned} \text{num} &= [p_2 \ p_1 \ p_0]; \\ \text{den} &= [r_4 \ r_3 \ r_2 \ r_1 \ r_0]; \\ \text{sys} &= \text{tf}(\text{num}, \text{den}); \\ T1 &= [0:T:100] \\ y_t &= \text{step}(\text{sys}, T1); \end{aligned} \quad (7)$$

en la que los parámetros de la función transferencial se calculan utilizando los valores teóricos de los parámetros que aparecen en la Tabla IV. Eventualmente se le puede agregar a  $y_t$  una componente de ruido de media cero, que simule tanto las inexactitudes de la medición, como el

efecto de perturbaciones no medibles que actúan sobre la respuesta al escalón.

$y_{p_i}$  - Es la respuesta al escalón generada por un sistema cuyos parámetros incluyen a los correspondientes al cromosoma  $i$ , de una población generada inicialmente en forma aleatoria y definida como en (5). El resto de los parámetros coincide con los teóricos ya que se suponen conocidos. Para el cálculo de cada  $y_{p_i}$  se utilizan las relaciones dadas en (4) y los comandos definidos en (7).

$N_{ind}$  - Es el número de individuos (o cromosomas) considerados en el algoritmo. También se le conoce como tamaño de la población.

$N$  - es el número de muestras obtenidas de la respuesta transitoria del sistema con el período de muestreo T.

Los parámetros del algoritmo genético seleccionados para la estimación de los 3 parámetros definidos en la ecuación (5) fueron los siguientes:

- $P_c$  (probabilidad de cruzamiento) = 0.8
- $P_m$  (probabilidad de mutación) = 0.2
- $N_{ind}$  (Tamaño de la población) = 2000
- $ng$  (número de generaciones) = 10
- $N$  (número de muestras) = 101

Es también de mucha importancia, para el buen desempeño de los algoritmos genéticos, seleccionar

adecuadamente el rango de valores en que pueden encontrarse los parámetros a estimar. Si se tiene alguna información a priori, al menos aproximada, de los valores posibles de los parámetros, su utilización en la definición de los rangos ayudará a una más rápida convergencia y a una mayor exactitud en la estimación.

En este caso, generalmente se dispone del conocimiento aproximado de los valores posibles para prácticamente todos los parámetros. No obstante, se ha partido de los rangos relativamente amplios que se definen a continuación:

$$\text{ranx} = [2.7 \ 700 \ 0.06] \quad (8)$$

lo que significa que será explorado un espacio de soluciones posibles en el que los tres parámetros se moverán en los intervalos:

$$\begin{aligned} \text{Te (valor teórico} &= 1.26) - [0 - 2.7] \\ \text{Ka (valor teórico} &= 400) - [0 - 700] \\ \text{Kf (valor teórico} &= 0.02) - [0 - 0.06] \end{aligned}$$

Un recurso heurístico que ha dado excelentes resultados en este ejemplo, ha sido el de hacer varias corridas del algoritmo genético, estrechando cada vez el espacio de exploración, a partir de las estimaciones óptimas obtenidas en la corrida precedente. Así, en este caso, se define el nuevo rango de valores, a partir de la segunda corrida en la forma:

$$\text{ranx} (k+1) = 1.5 * \text{xopt} (k) \quad (9)$$

donde  $\text{xopt}(k)$  denota las estimaciones óptimas obtenidas en la corrida  $k$ . De esta forma se obtienen estimaciones casi perfectas, con valores de  $J$  muy cercanos a cero, después de dos o tres corridas.

En la Tabla V se muestran los resultados obtenidos, considerando la presencia de ruido de hasta un 5% en la obtención de la respuesta al escalón. El ruido se ha simulado como valores aleatorios con distribución uniforme.

Tabla V. Resultados de la estimación de 3 parámetros

ruido	Jopt	Te	Ka	Kf	No. de corridas
0	1.5E-7	1.26	400.00	0.02	3
1 %	2.0691	1.2594	399.82	0.02	4
5 %	50.45	1.46	399.47	0.0193	6
5 %*	25.61	1.2295	399.06	0.0203	5

Como puede apreciarse, las estimaciones para cero ruido coinciden con los valores teóricos de los parámetros y el valor de  $J_{opt}$  es un valor muy pequeño cercano a cero.

Para un nivel de 1% de ruido, las estimaciones siguen siendo muy buenas y los errores son prácticamente despreciables. Cuando el ruido alcanza un 5%, las estimaciones de  $Ka$  y  $Kf$  son buenas, aunque la estimación de  $Te$  presenta un error de aproximadamente un 15 %.

Se observa, no obstante, que en el caso de niveles de ruido relativamente altos (5% o más), las estimaciones pueden mejorarse considerablemente, si se utiliza un filtro promediante de la respuesta al escalón, para lo que se necesita repetir varias veces el experimento y promediar las respuestas obtenidas.

En la última fila de la Tabla V, se puede observar el resultado obtenido, a partir de una respuesta promediada de 5 réplicas de la respuesta al escalón con 5% de ruido. Puede comprobarse que el error máximo en la estimación de los parámetros es ahora menor de un 3%.

Prosiguiendo con el estudio de las posibilidades de los algoritmos genéticos en la estimación de los parámetros de los sistemas de excitación se considera ahora el escenario peor posible, es decir la estimación de todos los parámetros que aparecen en la Fig. 1. En este caso, un cromosoma o elemento de la población se define como el vector de 8 componentes:

$$x_i = [Ta_i \ Tf1_i \ Tf2_i \ Tf3_i \ Te_i \ Ka_i \ Kf_i \ Ke_i] \quad (10)$$

El rango de valores posibles para los parámetros se ha definido, más o menos arbitrariamente, como:

$$\text{ranx} = [0.03 \ 1.8 \ 0.02 \ 0.018 \ 2 \ 600 \ 0.03 \ 2] \quad (11)$$

Para este caso se seleccionan los siguientes parámetros para el algoritmo genético:

- $P_c$  (probabilidad de cruzamiento) = 0.9
- $P_m$  (probabilidad de mutación) = 0.4
- $N_{ind}$  (Tamaño de la población) = 4000
- $n_g$  (número de generaciones) = 5
- $N$  (número de muestras) = 101

Nótese que se han seleccionado probabilidades mayores de mutación y cruzamiento, para propiciar mayores posibilidades de exploración del algoritmo en el espacio de 8 dimensiones de los parámetros.

El resultado obtenido, después de cuatro corridas con redefinición del rango de valores según la ecuación (9), se ofrece en la Tabla VI, en la que la primera fila contiene los parámetros reales y la segunda los estimados.

Tabla VI. Comparación de parámetros reales y estimados

Ta	Tf1	Tf2	Tf3	Te	Ka	Kf	Ke
0.02	1	0.01	0.02	1.26	400	0.02	1
0.023	1.06	0.01	0.021	1.33	404.2	0.02	1.01

Nótese que la exactitud de la estimación es generalmente muy buena, siendo el error máximo, de alrededor de un 5%, en el parámetro  $Te$ . Hay que admitir, no obstante, que en este caso se partió de un rango de valores más estrecho alrededor de la solución óptima, con valores de entre 1.5 y 2 veces los valores reales, lo que significa que se supone un conocimiento a priori mayor de los valores posibles de los parámetros. No obstante, se ha comprobado que es posible

trabajar con rangos más amplios, pero utilizando entonces poblaciones y número de generaciones mayores.

## 5. Conclusiones

En este trabajo se muestran las posibilidades del uso de los algoritmos genéticos, para la estimación de los parámetros de los sistemas de excitación de los generadores sincrónicos, a partir de experimentos sencillos consistentes en la aplicación de perturbaciones en forma de señal escalón al sistema en lazo cerrado.

Se consideraron, escenarios con 3 y 8 parámetros a identificar en el modelo de excitación AC5A; con diferentes parámetros para el algoritmo genético y 5% de ruido, obteniéndose errores de 3% y 5% respectivamente; entre los valores reales y estimados.

## Agradecimientos

A la Universidad de Córdoba, institución que participa en la organización de este evento, por el desinteresado y decidido apoyo prestado para hacer posible la presentación del presente trabajo al "9CHLIE".

## Referencias

[1] Boza Valerino J. y González M. Antonio, "Elevación de la seguridad del servicio del sistema eléctrico de Cuba en condiciones de avería", Revista Ingeniería Energética, vol. XIV, Cuba, 1993.

[2] González Cueto Jose, Resumen de la Tesis, "Aplicación y desarrollo de métodos para el análisis de redes eléctricas de potencia", Centro de Estudios Electroenergéticos (CEE), Universidad Central de Las Villas(UCLV), Santa Clara, Cuba, 2000.

[3] Boza Valerino Juan, "Elevación de la estabilidad dinámica del SEN", Tesis de Doctorado, Centro de Investigaciones Energéticas (CIE), Cuba, 1982.

[4] Aguado B. Alberto, Temas de Identificación y Control Adaptable, Instituto de Cibernética Matemática y Física (ICIMAF), La Habana, Cuba 2000.

[5] IEEE Recommended Practice for Excitation System Models for Power Systems Stability Studies, IEEE Power Engineering Society, IEEE std 421.5, August 1992.

[6] Kundur P., "Power System Stability and Control", McGraw-Hill, Inc., 1994.

[7] Yuan Yih Hsu, Chuan-Sheng Liu and Tain Syh Luor, Experience with identification and tuning of excitation system parameters at the second nuclear plant of Taiwan Power Company, IEEE Transaction on Power Systems, Vol. 11 No. 2, pp 747-753, May 1996.

[8] Goldberg E., Genetic Algorithms in search optimization and machine learning, Addison-Wesley, 1989.

[9] Holland J.H., Adaptation in natural and artificial systems, Ann Arbor, The University of Michigan Press, 1975.

[10] Michalewicz Z, Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs. Springer series Artificial Intelligence., 3rd edition ed., Springer, 1996.

[11] Blasco F.X., (In Spanish), Model based predictive control using heuristic optimization techniques., Application to non-linear, 1999

[12] Back T., Evolutionary Algorithms in Theory and Practice, Oxford University Press, New York, 1996

[13] Baker E., Reducing Bias and Inefficiency in the Selection Algorithms., pp. 14-21., Vol. ,Proceedings of the Second International Conference on Genetic Algorithms, Grefenstette, 1987

[14]. Muhlenbein H. and D. Schlierkamp – Voosen, Predictive models for the breeder genetic algorithm in continuous parameter optimization, Evolutionary Computation., The MIT Press 1(1), 25, 1993