



APLICACIÓN DE LA COMPUTACIÓN

Uso de computación evolutiva en identificación de parámetros del motor asincrónico con desbalance de tensión

Julio R. Gómez Percy R. Viego
Daniel Gálvez Ángel Costa
Marcos A. de Armas

Recibido: Julio del 2006

Aprobado: Septiembre del 2006

Resumen / Abstract

Varias razones justifican el esfuerzo en determinar los parámetros de un motor asincrónico. Una de ellas puede ser la evaluación de la eficiencia operacional mediante el método del circuito equivalente. La eficiencia del motor se deteriora cuando trabaja en redes con tensiones desbalanceadas y, por otra parte, en estas condiciones la determinación de los parámetros del motor se dificulta ya que es necesario tener en cuenta la variación que sufren las impedancias del rotor con la frecuencia del campo de secuencia negativa. En este trabajo se propone la utilización de algoritmos genéticos para identificar estos parámetros sin necesidad de pruebas especiales convirtiéndose en una poderosa herramienta a utilizar en condiciones de campo. Los resultados de la simulación se validan comparándolos con la práctica en un motor empleado como prototipo. Palabras clave: Algoritmos genéticos, motor asincrónico, parámetros, desbalance de tensión

One of the goals of parameter identification in asynchronous motors is efficiency evaluation in field conditions. According to the equivalent circuit method, knowing the parameters of the park circuit in the operating range of the machine, adapted to the power quality of field conditions, corresponding calculation are made. In unbalanced voltage condition, there are some complexities because there are two sets of parameters belonging to the positive and negative sequence networks differing fundamentally in the rotor circuit. This paper, with the application of genetic algorithm (GA), a new approach is proposed to identified the parameters of both sequences combining the powerful proprieties of GA with one initial vector of parameters that allows reduce the search time without needs special proofs of some complexity that in field conditions are very expensive or impossible to do.

Key words: Genetic algorithm, asynchronous motors, unbalance, parameter identification

INTRODUCCIÓN

El ahorro de energía es actualmente una necesidad y una alternativa fundamental para el propósito de alcanzar un desarrollo sustentable. Por sus características, la electricidad deviene en el tipo de energía que más incidencia tiene en la estructura de consumo de la mayoría de los usuarios industriales y la eficiencia con que se utilice depende de varios factores, incluida la mala calidad del propio suministro de energía.

Un ejemplo que evidencia lo anterior es el deterioro de la eficiencia operacional de los motores eléctricos asincrónicos cuando se alimentan de redes con voltajes desbalanceados.

La determinación de la eficiencia de un motor eléctrico es un proceso complejo si se requiere hacerlo con una precisión adecuada que permita diferenciar el efecto de las condiciones de operación sobre las pérdidas de energía y calcular con exactitud cuánto pierde el usuario por trabajar con estas condiciones,

impuestas muchas veces por el suministrador eléctrico. Existen diversos métodos para determinar la eficiencia de un motor eléctrico¹ cada uno con sus ventajas y desventajas a la hora de aplicarlos en condiciones reales de campo y aún se continúa investigando en este sentido. Pillay² propone el uso de métodos computacionales que se basan en la evolución artificial, específicamente algoritmos genéticos (AG), para la determinación de los parámetros del circuito equivalente del motor asincrónico y con este calcular las pérdidas y la eficiencia, pero lo hace considerando el modelo del motor asincrónico en condiciones balanceadas.

En este trabajo se propone un método para calcular los parámetros de un motor asincrónico operando con tensiones desbalanceadas utilizando AG. En la primera parte se describe las generalidades acerca de los AG, posteriormente se explica el método empleado, los resultados experimentales y por último se muestran las conclusiones.

EVOLUCIÓN ARTIFICIAL CON ALGORITMOS GENÉTICOS

La solución de problemas de cómputo difíciles ha llevado a la necesidad de desarrollar técnicas no convencionales entre las que se encuentran aquellas inspiradas en modelos biológicos. Un modelo que explica la destreza de los organismos vivos para perpetuarse a través de una descendencia exitosa es el proceso de evolución natural. Este ha servido de inspiración para proponer soluciones novedosas a diversos problemas en el campo de la ingeniería a partir de métodos conocidos como computación evolutiva dentro de los que se encuentran los AG.

Los AG constituyen una representación del modelo evolutivo, de manera que un problema específico actúa como medio ambiente dentro del cual se desempeña una población formada por individuos que son soluciones candidatas del problema en cuestión. Cada uno de estos individuos (fenotipo), está formado por la información contenida en su genoma (genotipo) y que bien pueden ser las variables independientes cuyo valor se desea conocer.

Similarmente a cómo se propone para la evolución natural, los AG tienden a encontrar mejores soluciones al problema de manera progresiva, gracias a la **renovación del material genético** en la población, por medio de los llamados operadores genéticos. La adaptación de los individuos a su ambiente, se determina por la función de salud o adaptación (función de *fitness*), la cual constituye una medida de la calidad de la solución.

En general, el AG procede de la siguiente forma:

1. Generación aleatoria o heurística de una población inicial $P(0)$.
2. En cada ciclo evolutivo t (generación), se selecciona un subconjunto de individuos $P'(t)$, después de ser evaluados bajo el criterio predefinido por la función *fitness* para reproducirse. Los individuos más aptos (con mayor *fitness*) tienen más posibilidades de reproducirse, mientras los menos aptos (de menor *fitness*) tienden a desaparecer.
3. Se modifica la población seleccionada, para encontrar nuevos puntos de búsqueda en el espacio, aplicando operadores genéticos como el cruzamiento y la mutación.
4. Se introducen los nuevos individuos $P''(t)$ en la población de la siguiente generación $P(t+1)$ y se repite el proceso a partir de la selección de los más aptos.
5. El fin de la búsqueda queda condicionado a un número determinado de generaciones, a la obtención de un valor aceptable de *fitness*, etcétera.

El pseudocódigo de un AG básico es la siguiente:^{3,4} comenzar:

```

t=0
inicializar  $P(t)$ 
evaluar  $P(t)$ 
mientras (no condición de término) hacer:
     $t = t+1$ 
    seleccionar  $P(t)$  a partir de  $P(t-1)$ 
    cruzamiento y(o) mutación  $P(t)$ 
    evaluar  $P(t)$ 
fin
  
```

El cruzamiento permite al proceso evolutivo moverse hacia mejores regiones en el espacio de búsqueda, mientras que la mutación previene de una convergencia prematura hacia óptimos locales, al muestrear aleatoriamente nuevos puntos del espacio de búsqueda.

Los elementos de búsqueda que se combinan en los AG (búsqueda determinística y estocástica) presentan algunas ventajas con relación a otros métodos basados en gradientes, aleatorios, exhaustivos, etc. Entre las ventajas de los AG se pueden mencionar las siguientes:

- No necesitan un conocimiento auxiliar del problema tales como derivadas o buenas suposiciones iniciales.
- Exploran simultáneamente muchos puntos del espacio de búsqueda y por tanto evitan más fácilmente la convergencia hacia un óptimo local.

- Alcanzan un buen equilibrio entre la explotación de las mejores soluciones y la exploración del espacio de búsqueda.

Aprovechando estas ventajas se utiliza el AG del *toolbox* del Matlab 7.0 como herramienta de optimización para la determinación de los parámetros del circuito equivalente de un motor eléctrico alimentado con tensiones desbalanceadas, y partiendo del mismo, calcular sus pérdidas y su eficiencia operacional.

APLICACIÓN DEL AG A LA DETERMINACIÓN DE LOS PARÁMETROS DEL MOTOR

El método propuesto permite evitar las pruebas y procedimientos invasivos como son ensayos de vacío y de cortocircuito, a la vez que reduce la necesidad de información del fabricante que muchas veces no se encuentra disponible y utiliza el AG como herramienta para encontrar los valores de impedancias que minimicen el error entre las mediciones eléctricas de entrada y los valores calculados de las mismas. Un diagrama de bloques que resume el procedimiento propuesto se muestra en la figura 1.

Población inicial para el AG

Como se conoce, en un motor asincrónico, el modelo convencional que explica su comportamiento electromecánico en estado estable está constituido por un circuito equivalente por fase como el de la figura 2.

Si el sistema de voltajes que se aplica a los terminales del motor es desbalanceado, se utiliza el método de las componentes simétricas como herramienta clásica para este tipo de análisis y se emplean dos circuitos equivalentes para cada secuencia de voltaje (circuito de secuencia positiva y negativa).

Los parámetros eléctricos de este circuito son la resistencia del estator r_s , las resistencias del rotor r_r , las reactancias de dispersión del estator y del rotor x_s y x_r respectivamente y la resistencia y reactancia de magnetización r_m y x_m . El subíndice i caracteriza a qué secuencia se refiere, siendo 1 para secuencia positiva y 2 para secuencia negativa. Estos parámetros se obtienen inicialmente por el método propuesto en la referencia 5, y se utilizan como población inicial de un algoritmo genético simple.

Para determinar la influencia de la población inicial en los resultados se corrieron las siguientes variantes:

Variante 1: El punto de búsqueda se representa por un vector fila formado por los ocho parámetros del modelo del motor. Para el algoritmo genético del *toolbox* del Matlab 7.0 se considera una población inicial de 100 individuos formados por ocho elementos generados aleatoriamente (matriz de 100 x 8) en la cual se inserta 10 veces el vector fila constituido por los parámetros obtenidos por el método aproximado:

$$Y = [r_1, x_s, r_m, x_m, r_{r1}, x_{r1}, r_{r2}, x_{r2}].$$

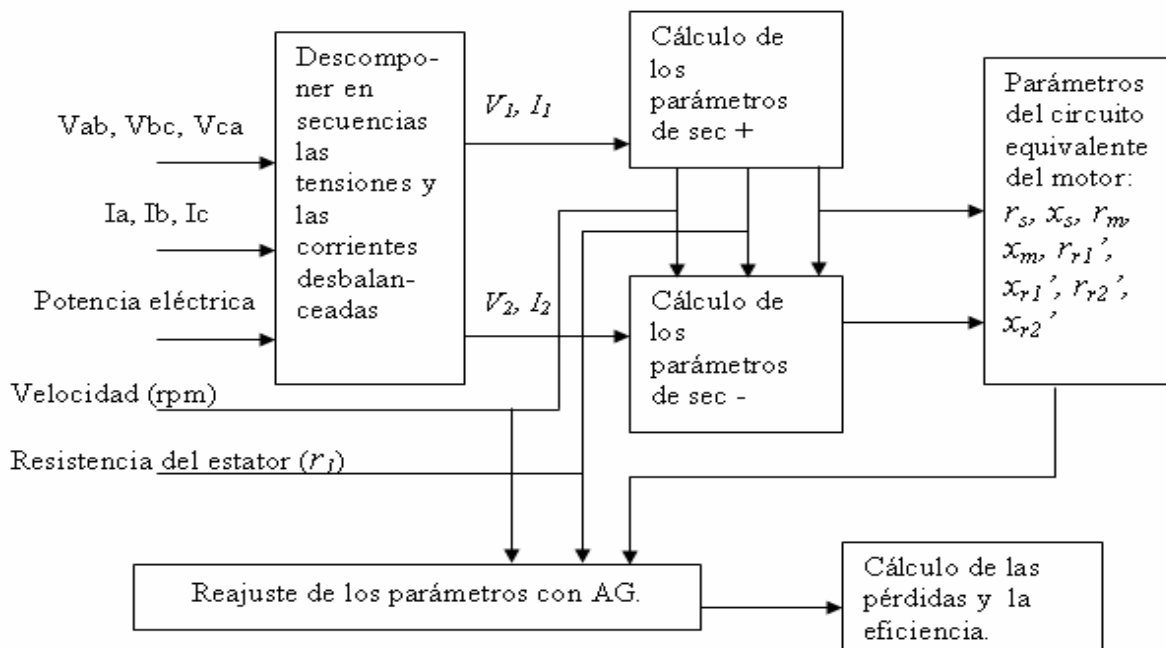
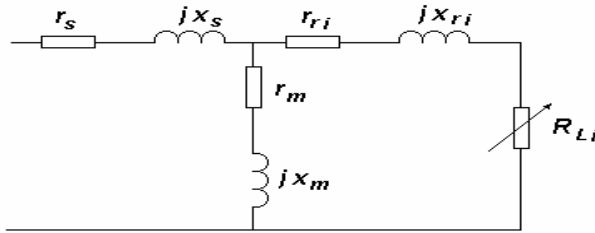


Diagrama de bloques que describe el procedimiento de determinación de los parámetros del motor incluyendo el uso de AG, para aplicarlos a la estimación de la eficiencia y las pérdidas.



Circuito equivalente del motor de asincrónico.

2

Se debe destacar que se ha empleado como resistencia del estator el valor de la misma a temperatura ambiente r_1 y no su valor corregido r_s , para permitir que el AG reajuste los ocho parámetros, a la vez que se evita la posibilidad de que converja hacia los mismos valores determinados por el método aproximado descrito anteriormente.

Durante el proceso evolutivo, el AG genera una nueva población de tamaño 100 a partir de la población actual y evalúa el desempeño de los nuevos individuos en cada generación.

Variante 2: Esta variante es más simple que la variante 1 y no se corresponde con el procedimiento planteado en la figura 1, ya que no se introduce al AG una población inicial con individuos insertados que constituyan soluciones aproximadas, permitiendo al AG que genere aleatoriamente su propia población inicial, también de tamaño 100, donde cada individuo está formado por un vector fila de siete variables que son: $x_s, r_m, x_m, r_r, x_r, r_2$ y x_2 . La resistencia del estator se toma igual al valor medido y se utiliza su valor corregido r_s .

Variante 3: Similar a la anterior pero con un tamaño de la población igual a 500.

Función de adaptación del AG

El objetivo de la optimización con AG es minimizar los errores entre los valores medidos y calculados de potencia eléctrica de entrada y corrientes de línea. Por lo tanto las funciones de error que se emplean en el AG son las siguientes:

$$f_1 = (I_{linea}(1) - I_a) \cdot 100 / I_a \quad \dots(1)$$

$$f_2 = (I_{linea}(2) - I_b) \cdot 100 / I_b \quad \dots(2)$$

$$f_3 = (I_{linea}(3) - I_c) \cdot 100 / I_c \quad \dots(3)$$

$$f_4 = (P_c - P_{input}) \cdot 100 / P_{input} \quad \dots(4)$$

donde:

$I_{linea}(1)$, $I_{linea}(2)$, $I_{linea}(3)$: Corrientes de línea calculadas para cada individuo de la población inicial

correspondiente a un juego de parámetros del circuito equivalente.

I_a, I_b, I_c : Corrientes medidas para el estado de carga analizado.

P_c : Potencia eléctrica de entrada calculada.

P_{input} : Potencia eléctrica de entrada medida.

Y la función a minimizar es:

$$error = |f_1| + |f_2| + |f_3| + |f_4| \quad \dots(5)$$

El cálculo del error se repite para cada nuevo individuo (nuevo conjunto de parámetros del circuito equivalente del motor) hasta que se cumplen los requisitos de parada del AG.

Opciones utilizadas en el AG

Para el procedimiento genético, el AG del Matlab 7.0 da varias opciones para los operadores genéticos a emplear, los utilizados en todas las variantes son:

- **Operador de selección:** Estocástica uniforme.
- **Reproducción:** Elitismo = 2, factor de cruzamiento = 0,8.
- **Mutación:** Uniforme, razón = 0,01.
- **Cruzamiento:** Heurístico, razón = 1,5.
- **Criterio de parada:** $Fitness$ límite = $2 \cdot 10^{-15}$, o sea, el AG va obteniendo progresivamente mejores soluciones y detiene la búsqueda cuando el valor promedio de la función $fitness$ del mejor individuo está por debajo de este valor especificado. Esto significa convergencia y obtención de parámetros que garantizan prácticamente un error igual a cero.

Otras consideraciones

Ya que solo se utilizan cuatro parámetros de entrada independientes (I_a, I_b, I_c, P_{input}) para determinar ocho variables desconocidas, la solución no es única. Diferentes corridas del AG encuentran distintos valores de parámetros del motor, por esta razón se realizan ocho corridas y se utilizan los valores promedios para conformar el circuito equivalente.

Por otro lado, pueden aparecer conjuntos de combinaciones de impedancias que solucionan este circuito incluyendo combinaciones en las cuales pueden aparecer valores de impedancia negativos, que constituyen individuos no factibles o ilegales que deben ser desechados. Para manejar estos individuos, se penaliza la función de adaptación. En este caso si algún elemento $Y(i,j) < 0$, entonces se asignan valores extremadamente altos a las corrientes de línea y a la potencia calculada, lo que hace que la función de adaptación (error) se aleje del mínimo. En el caso de la variante 2, previo conocimiento del modelo, se especifica además que: $x_m > r_m$; $x_m > x_s$ y x_{r1} ; $x_{r1} >$

x_{r2} y x_s y $r_m > r_s$; estas restricciones garantizan combinaciones de impedancias adecuadas a la realidad física.

RESULTADOS OBTENIDOS

A continuación se muestran los resultados obtenidos al aplicar el procedimiento descrito a un motor asincrónico alimentado desde una fuente con tensiones desbalanceadas. Los datos nominales del motor son: Conexión delta, 45 kW; 440 V; 71 A; 1770 r/min.; $\cos \varphi = 0,89$; Eficiencia = 93,2 %. La resistencia por fase del estator a temperatura ambiente de 29 °C es 0,11633 Ω . La condición de desbalance impuesta está dada por los siguientes voltajes de línea: $V_{ab} = 436,5$ V; $V_{bc} = 430,7$ V y $V_{ca} = 407,4$ V. Ver tablas 1, 2 y 3.

Tanto para el cálculo inicial de los parámetros como para el cálculo del comportamiento en régimen desbalanceado a partir de los circuitos equivalentes de secuencia positiva y negativa se elaboró un programa en Matlab 7.0.

En la figura 4 se compara el comportamiento de la función de error para todas las variantes. La variante 1 converge más rápido, se detiene con menos generaciones y el error en cada corrida es el menor, demostrando la ventaja de insertar individuos que son soluciones obtenidas por algún método de determinación de parámetros.

El efecto del tamaño de la población en la velocidad de convergencia se aprecia en la diferencia entre las variantes 2 y 3. La variante 3 utiliza una población cinco veces mayor que la variante 2 y se observa que converge más rápidamente y alcanza también la condición de parada (error $< 2 \cdot 10^{-15}$ %) con menos generaciones.

Con los valores medios de los parámetros se calculan las corrientes y potencias para el régimen desbalanceado especificado y se observa que los errores que se producen en las corrientes y la potencia activa son muy pequeños, estando para la variante 1 por debajo del 0,1% y en el resto por debajo del 1%.

Tabla 1
Resultados de las corridas del AG. Variante 1

Corrida	1	2	3	4	5	6	7	8	Valor medio
r_s	0,1471	0,1453	0,1017	0,1924	0,0980	0,1576	0,1167	0,1142	0,1341
x_s	0,9444	0,9608	0,9867	0,8296	0,9699	0,9237	0,9599	0,9630	0,9422
r_m	6,0362	6,1828	6,5404	5,9770	5,9725	6,0492	6,7537	6,2426	6,2193
x_m	48,149	49,133	50,926	47,229	50,681	50,705	49,051	49,656	49,441
r_r	0,1526	0,1522	0,1520	0,1533	0,1519	0,1515	0,1530	0,1524	0,1523
x_r	2,1518	2,2059	2,2811	2,2363	2,2597	2,3481	2,2095	2,2222	2,2393
r_{r2}	0,4019	0,4053	0,4918	0,3129	0,4994	0,3813	0,4624	0,4672	0,4278
x_{r2}	0,0521	0,0357	0,0094	0,1678	0,0262	0,0730	0,0363	0,0332	0,0542
error (%)	0	0	0	0	0	0	0	0	0,0000
Generaciones	163	159	163	180	179	156	192	155	168
Comparación de los valores experimentales y los calculados									
	Ia (A)		Ib (A)		Ic (A)		Pinput (W)		
Valores experimentales	73,6		76,8		27,8		37400		
Simulación	73,61		76,8		27,82		37407,56		
Porcentaje de error	0,013		0		0,072		0,02		

Tabla 2
Resultados de las corridas del AG. Variante 2

Corrida	1	2	3	4	5	6	7	8	Valor medio
r_s	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455
x_s	0,7512	0,3048	0,0998	0,5798	0,2687	0,0535	0,9298	0,1734	0,3951
r_m	7,4430	0,6921	5,2417	2,4967	2,4971	5,0931	11,878	5,0509	5,0491
x_m	36,062	33,866	32,847	33,008	42,550	32,127	61,159	31,526	37,893
r_r	0,1641	0,1581	0,1702	0,1593	0,1570	0,1712	0,1500	0,1704	0,1626
x_r	1,2762	0,9530	1,2470	0,6169	2,2356	1,1381	3,0418	0,8896	1,4248
r_{r2}	0,4092	0,4206	0,4189	0,4138	0,4169	0,4197	0,4052	0,4189	0,4154
x_{r2}	0,2471	0,7058	0,9231	0,4219	0,7406	0,9721	0,0669	0,8458	0,6154
Error (%)	1,71E-15	1,66E-15	1,34E-15	1,64E-15	1,83E-15	1,53E-15	1,53E-15	1,28E-15	0,0000
Generaciones	235	275	239	285	246	228	263	294	258
Comparación de los valores experimentales y los calculados									
	I_a (A)			I_b (A)		I_c (A)		Pinput (W)	
Valores experimentales	73,6			76,8		27,8		37400	
Simulación	73,59			76,15		27,55		37500,6	
Error (%)	-0,013			-0,84		-0,89		0,26	

Tabla 3
Resultados de las corridas del AG. Variante 3.

Corrida	1	2	3	4	5	6	7	8	Valor medio
r_s	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455
x_s	0,3798	0,1572	0,9891	0,4454	0,2840	0,1358	0,1742	0,1115	0,3346
r_m	7,0003	3,4049	10,028	7,1983	7,3176	2,1258	5,7151	6,1731	6,1204
x_m	48,807	32,436	43,160	30,178	35,701	33,063	40,799	31,348	36,936
r_r	0,1568	0,1660	0,1588	0,1740	0,1688	0,1631	0,1627	0,1740	0,1655
x_r	2,8690	0,9550	1,9522	0,5658	1,7309	1,0196	2,3436	1,0371	1,5592
r_{r2}	0,4123	0,4212	0,4047	0,4144	0,4147	0,4231	0,4161	0,4176	0,4155
x_{r2}	0,6250	0,8619	0,0072	0,5619	0,7277	0,8838	0,8398	0,9114	0,6773

Tabla 3
Resultados de las corridas del AG. Variante 3.

Corrida	1	2	3	4	5	6	7	8	Valor medio
rs	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455	0,1455
xs	0,3798	0,1572	0,9891	0,4454	0,2840	0,1358	0,1742	0,1115	0,3346
rm	7,0003	3,4049	10,028	7,1983	7,3176	2,1258	5,7151	6,1731	6,1204
xm	48,807	32,436	43,160	30,178	35,701	33,063	40,799	31,348	36,936
rr	0,1568	0,1660	0,1588	0,1740	0,1688	0,1631	0,1627	0,1740	0,1655
xr	2,8690	0,9550	1,9522	0,5658	1,7309	1,0196	2,3436	1,0371	1,5592
rr2	0,4123	0,4212	0,4047	0,4144	0,4147	0,4231	0,4161	0,4176	0,4155
xr2	0,6250	0,8619	0,0072	0,5619	0,7277	0,8838	0,8398	0,9114	0,6773
Continuación									
error	1,85E-15	7,00E-16	1,95E-15	1,49E-15	1,63E-15	1,78E-15	1,85E-15	1,74E-15	0,0000
Generaciones	164	256	156	197	166	135	208	174	182
Comparación de los valores experimentales y los calculados									
	Ia (A)		Ib (A)		Ic (A)		Pinput (W)		
Valores experimentales	73,6		76,8		27,8		37400		
Simulación	73,56		76,39		27,64		37443,2		
Error (%)	-0,04		-0,53		-0,57		0,11		

CONCLUSIONES

En este trabajo se ha aplicado uno de los métodos de la computación evolutiva (**algoritmos genéticos**) a la determinación de los parámetros de los circuitos equivalentes de secuencia positiva y negativa de un motor asíncrono. La obtención de estas impedancias por métodos poco invasivos como el mostrado, permite determinar la eficiencia de estas máquinas sometidas a desbalances de tensión en condiciones de campo.

El procedimiento utilizado se basa en la construcción del diagrama circular para determinar inicialmente los parámetros del motor, e implantarlos en la población inicial del AG como individuos que se encuentran en la vecindad del mínimo global, demostrándose que de esta forma se obtienen los mejores resultados (variante 1). La función a minimizar es el error porcentual de las corrientes de línea y la potencia eléctrica de entrada dado por la diferencia entre sus valores medidos y calculados.

Obviamente, las variantes 2 y 3 también arrojan resultados satisfactorios sin necesidad del procedimiento previo de acercamiento a la solución, sin embargo, son las peores desde el punto de vista de economía de cómputo.

REFERENCIAS

1. Hsu, J. S.; J. D. Kueck and M. Olszewski, "Comparison of Induction Motor Field Efficiency Evaluation Methods", *IEEE Transaction on Industry Application*, Vol. 34, No. 1. January-February, 1998.
2. Pillay, P.; V. Levin; P. Otaduy and J. Kueck: "In-situ Induction Motor Efficiency Determination Using the Genetic Algorithm", *IEEE Transaction on Energy Conversion*, Vol. 13, No. 4, December, 1998.
3. Restrepo García, H. F.; C. A. Peña Reyes and A. Uribe Pérez: "Hacia el desarrollo de nuevas máquinas computacionales: lecciones que aprendemos de la naturaleza", *Energía y Computación*, Volumen IX, No. 2, Segundo semestre de 2000.

4. Estévez Valencia, P.: "Optimización mediante algoritmos genéticos", *Anales del Instituto de Ingenieros de Chile*, pp. 83-92, agosto, 1997,
5. Gómez Sarduy, J. R. et al.: "Parámetros iniciales de motores asíncronos con tensiones desbalanceadas para optimización con algoritmos genéticos", *Memorias del XII Simposio de Ingeniería Eléctrica*, SIE 2005. Universidad Central de Las Villas, Santa Clara, Cuba, junio, 2005.

AUTORES

Julio R. Gómez Sarduy,

Ingeniero Electricista, Máster en Ingeniería Eléctrica, Instructor, Centro de Estudios de Energía y Medio Ambiente (CEEMA), Universidad de Cienfuegos, Cienfuegos, Cuba

e-mail:jugosa@fmec.ucf.edu.cu

Daniel Gálvez Lio

Ingeniero Electricista, Doctor en Ciencias Técnicas, Universidad Central de Las Villas, Marta Abreu, Villa Clara, Cuba

e-mail:dgalvez@uclv.edu.cu

Marcos A. de Armas Teyra

Ingeniero Electricista, Doctor en Ciencias Técnicas, Asistente, CEEMA, Universidad de Cienfuegos, Cienfuegos, Cuba

e-mail:marmas@fmec.ucf.edu.cu

Percy R. Viego Felipe

Ingeniero Electricista, Doctor en Ciencias Técnicas, Profesor Titular, CEEMA, Universidad de Cienfuegos, Cienfuegos, Cuba

e-mail:pviendo@fmec.ucf.edu.cu

Ángel Costa Montiel

Ingeniero Electricista, Doctor en Ciencias Técnicas, Profesor Titular, Centro de Investigaciones y Pruebas Electroenergéticas (CIPEL), Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, Cujae, Ciudad de La Habana, Cuba

e-mail:aacm@electrica.cujae.edu.cu