

UTILIZACIÓN DEL ALGORITMO DE FORRAJE BACTERIAL PARA IDENTIFICAR EN LÍNEA LOS PARÁMETROS DE UN SISTEMA ELÉCTRICO

Noriega Gabriel Marcelo, Restrepo José, Aller José M,

Giménez María Isabel, Guzmán Víctor Manuel

Departamento de Ingeniería Electrónica, Universidad Nacional Experimental Politécnica Antonio José de Sucre (UNEXPO), Barquisimeto, Departamento de Electrónica y Circuitos, Departamento de Conversión y Transporte de Energía, Universidad Simón Bolívar, Valle de Sartenejas, Baruta, Edo. Miranda. Venezuela.
gnoriega@unexpo.edu.ve

Resumen: Este trabajo presenta una solución al problema de identificación de parámetros en tiempo real de una carga trifásica a partir de la estrategia de “Forraje Bacterial” propuesta recientemente como un método de optimización de parámetros. En esta aplicación el proceso de identificación se fundamenta en la medición de las corrientes y tensiones instantáneas para utilizarlas como entradas de un algoritmo basado en “forraje bacterial”, cuyos resultados permiten estimar los parámetros resistivos e inductivos del sistema. La estrategia propuesta se prueba mediante simulaciones en un sistema de desarrollo DSP.

Palabras Clave: Forraje Bacterial/ Optimización/ Identificación de parámetros en línea.

ON LINE PARAMETER ESTIMATION OF ELECTRIC SYSTEM USING THE BACTERIAL FORAGING ALGORITHM

Abstracts: This work presents a solution to the real time parameter identification problem for a three-phase load using the “Bacterial Foraging” strategy recently proposed as a parameter optimization method. In this application the optimization process is based on measurements of the instantaneous current and voltage values that are used as inputs in a Bacterial Foraging algorithm whose results estimate the values of the resistive and inductive parameters in the system. Simulations prove the proposed strategy.

Key Words: Bacterial Foraging/ Optimization/ Online Parameters Identification.

I.- INTRODUCCIÓN

El interés en la identificación en línea, o en tiempo real, de sistemas eléctricos, manifestado en las investigaciones recientes, ha crecido rápidamente durante los últimos años [1, 2]. Sin embargo, generalmente los métodos utilizados resultan afectados al modificarse las condiciones de operación del sistema, y no aseguran una solución global óptima, lo que trae como consecuencia el uso de estrategias de control complejas, que en general presentan una carga computacional elevada y son propensas a errores, introducidos por las simplificaciones utilizadas en los modelos o por la variación de los parámetros durante la operación [3, 4].

II.- DESARROLLO

1.- Metodología.

Este trabajo propone un método alternativo para identificar en línea los parámetros de un sistema eléctrico, aplicando una estrategia basada en el método del “forraje bacterial” [5, 6], utilizando las variables medidas directamente del sistema para encontrar una solución óptima del modelo. Para evaluar la capacidad de este tipo de estrategias y estudiar su operación sobre un sistema eléctrico, en este trabajo se emplea como ejemplo una carga trifásica RL.

El concepto de forraje bacterial como técnica de optimización se presenta detalladamente y se comprueba mediante simulaciones en un procesador digital de señales (DSP).

1.1.- Modelo del sistema eléctrico.

El modelo básico del circuito alimentado por una fuente trifásica de voltaje, considerando un sistema simétrico como el mostrado en la Figura 1, se presenta mediante la ecuación (1).

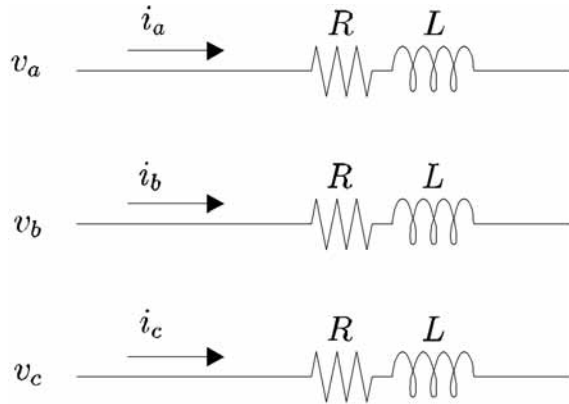


Figura 1. Modelo del sistema eléctrico a identificar.

$$\vec{v} = R\vec{i} + L \frac{d\vec{i}}{dt} \tag{1}$$

donde:

$$\vec{v} = \sqrt{\frac{2}{3}} \left[v_{ae}(t) + v_{be}(t) \cdot e^{j\frac{2\pi}{3}} + v_{ce}(t) \cdot e^{j\frac{4\pi}{3}} \right]$$

y

$$\vec{i} = \sqrt{\frac{2}{3}} \left[i_{ae}(t) + i_{be}(t) \cdot e^{j\frac{2\pi}{3}} + i_{ce}(t) \cdot e^{j\frac{4\pi}{3}} \right].$$

Despejando la función de la corriente se tiene

$$\frac{d\vec{i}(t)}{dt} = \frac{\vec{v}(t) - R\vec{i}(t)}{L} \tag{2}$$

La representación del sistema en variables de estado, al descomponer en los ejes x y y es:

$$\frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i_x(t) \\ i_y(t) \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} i_x(t) \\ i_y(t) \end{bmatrix} + B \begin{bmatrix} v_x(t) \\ v_y(t) \end{bmatrix} \tag{3}$$

donde:

$$\vec{v}(t) = v_x(t) + jv_y(t)$$

y

$$\vec{i}(t) = i_x(t) + ji_y(t)$$

Estas ecuaciones, expresadas en forma discreta, pueden escribirse de la siguiente forma:

$$\begin{bmatrix} i_x(n+1) \\ i_y(n+1) \end{bmatrix} = A_d \begin{bmatrix} i_x(n) \\ i_y(n) \end{bmatrix} + B_d \begin{bmatrix} v_x(n) \\ v_y(n) \end{bmatrix} \tag{4}$$

con

$$A_d = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} \\ a_{21} & a_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 0 & a \end{bmatrix},$$

$$a = -\frac{R}{L},$$

$$B_d = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} \\ b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b & 0 \\ 0 & b \end{bmatrix}$$

y

$$b = \frac{1}{L}.$$

Esta expresión puede escribirse en un solo vector:

$$y = \Theta z \tag{5}$$

donde Θ es una matriz desconocida de parámetros, mientras que los vectores y y z provienen de las mediciones del sistema y son conocidos. Sus expresiones son las siguientes:

$$y = \begin{bmatrix} i_x(n+1) \\ i_y(n+1) \end{bmatrix}, \tag{6}$$

$$z^t = \begin{bmatrix} i_x(n) & i_y(n) & v_x(n) & v_y(n) \end{bmatrix}$$

y

$$\Theta = [A_d \quad B_d] = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & b_{11} & b_{12} \\ a_{21} & a_{22} & b_{21} & b_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & 0 & b & 0 \\ 0 & a & 0 & b \end{bmatrix}. \quad (7)$$

1.2.- Fundamentos del forraje bacterial

El forraje bacterial como técnica de búsqueda de la mejor solución a un problema, propuesto en el 2001 por Kevin Passino [6], parte de la idea de la selección natural. Entendiendo como forraje aquellos métodos para localizar, manipular e ingerir alimentos, la selección natural tiende a eliminar a aquellos organismos que tienen estrategias de forraje menos desarrolladas, y favorecer la propagación de aquellos individuos con estrategias de forraje exitosas. Luego de varias generaciones las estrategias de forraje van mejorando, maximizando la energía que puede adquirirse mediante los alimentos y minimizando el tiempo invertido en conseguir e ingerir dicho alimento [7]. Las estrategias de forraje pueden considerarse como procesos de optimización y son válidas también para organismos superiores que viven en colonias y cuya búsqueda de alimento se hace comunicándose unos con otros.

El comportamiento social de la colonia de *Escherichia Coli* resulta muy interesante para la ingeniería, debido a que su respuesta grupal les permite conseguir de forma rápida y sencilla la mejor provisión de alimentos con el menor riesgo posible. Dichas bacterias pueden comunicarse mediante intercambios químicos. Las bacterias que han conseguido un sitio seguro para alimentarse se lo comunican a las demás para que se acerquen a ese sitio; mientras más alimentos haya, más fuerte es la señal que emiten. Igualmente, si las bacterias se encuentran en un sitio peligroso, con agentes que puedan amenazar la colonia, se lo advierten a las demás para que se alejen de ese lugar. Este comportamiento de forraje puede representarse matemáticamente como un tipo de inteligencia grupal [8].

La *Escherichia Coli* posee 6 flagelos que funcionan como motores, girando a una velocidad de 100 a 200 rev/seg. Cuando sus flagelos giran en sentido antihorario, empujan a la bacteria en una sola dirección y ésta se desplaza hacia delante. Cuando los flagelos giran en sentido horario, cada flagelo intenta halar a la bacteria en distintas direcciones, produciendo cambios de dirección indefinidos o aleatorios. Como los flagelos giran permanentemente, la bacteria sólo tiene dos tipos de movimiento, desplazarse hacia adelante, o girar aleatoriamente [9].

El movimiento de la bacteria dependerá de los químicos que la rodean (quemotaxis), y esto hará que ella decida por cuánto

tiempo se desplaza hacia adelante o gira aleatoriamente.

- Si se encuentra con un gradiente positivo de alimento (o negativo de sustancias nocivas), la bacteria pasará más tiempo desplazándose hacia adelante que girando aleatoriamente.
- Si se encuentra con un gradiente negativo de alimento (o positivo de sustancias nocivas), la bacteria comenzará a girar aleatoriamente hasta que encuentre un gradiente positivo.
- Si el medio es neutro, es decir, no tiene alimento ni sustancias nocivas, los flagelos alternarán su movimiento en sentido horario, y antihorario, por lo que la bacteria alternará su movimiento entre desplazarse hacia delante o girar aleatoriamente.

1.3.- Función de optimización del forraje bacterial

Para la presentación computacional del problema, una colonia posee cierta cantidad de bacterias. Cada bacteria representa un lazo de búsqueda de una posible solución al problema, y se ubican inicialmente al azar en todo el espacio, y su posición en la dimensión p representa una solución al problema, siendo esta dimensión el número de variables desconocidas. Estos individuos pueden moverse en pasos del mismo tamaño, o cada uno puede tener un tamaño de paso predefinido por el programador. El tamaño del paso definirá qué tan rápido se mueve la bacteria; las bacterias de paso más grande se desplazarán más rápido hacia la solución, pero pueden presentar sobrepicos y rizos más grandes que las de paso más corto, que se desplazarán más lentamente, pero con sobrepicos y rizos menores. Cada bacteria varía su posición en búsqueda de distintas soluciones, avanzando hacia las direcciones donde el “gradiente de nutrientes” es positivo, es decir, donde la función de costo se reduce.

Transcurrido determinado número de ciclos, el algoritmo puede “dejar morir” las bacterias que se encuentran en posiciones con menor alimento, y reproducir las bacterias ubicadas en sitios con mayor cantidad de nutrientes. Por lo tanto, la población tenderá a aumentar en aquellos sitios de alta concentración de alimentos, y a desaparecer en aquellos sitios donde la concentración de alimentos es escasa. En otros términos, las bacterias que ocupen posiciones que tengan una función de costo elevada, o que representen una peor solución al problema, serán eliminadas y reubicadas, con las mismas características, en las posiciones donde la bacteria representa una mejor solución. Este acto se llama evento de reproducción, y representa el número de pasos quemotáticos necesarios para que se produzca un evento de este tipo. Mientras menos cantidad de ciclos transcurran para producirse un evento de reproducción, con mayor rapidez serán reubicadas las bacterias en las posiciones con mejor función

de costo. Pero si los ciclos son pocos, las bacterias no tendrán oportunidad suficiente para asegurar que las posiciones en donde se encuentran son las mejores. Por otra parte, mientras más cantidad de ciclos transcurran para producirse este evento, cada bacteria tendrá mayor cantidad de oportunidades para buscar por sí sola una solución, y por tanto requerirá mayor cantidad de tiempo para hacerlo. Es posible también que las condiciones del medio ambiente donde vive la población de bacterias cambien gradualmente, o incluso repentinamente debido a una influencia externa. Puede ocurrir por tanto, que aparezcan nuevos sitios con alimento, o que los lugares actuales donde hay alimento desaparezcan. Debido a estos cambios de condiciones, el algoritmo reubica con una probabilidad a las bacterias luego de cierta cantidad de generaciones o eventos de reproducción, asegurando que las bacterias no se queden en una solución local, sino que siempre estén en búsqueda de nuevas soluciones. Este hecho se llama evento de eliminación y dispersión, y la cantidad de pasos de reproducción necesarios para producirse es n . n representa el número de eventos de eliminación y dispersión necesarios para que el programa finalice [6].

El objetivo de la función de optimización es minimizar la función de costo $J(\theta)$, $\theta \in R^p$. θ representa la posición de la bacteria, y $J(\theta)$ representa el efecto combinado de atrayentes o repeleentes del ambiente (comida y sustancias nocivas), es decir, $J(\theta) < 0$ significa que la bacteria se encuentra en un lugar rico en nutrientes, $J(\theta) = 0$ representa un lugar neutro y $J(\theta) > 0$ representa un lugar nocivo. Luego, la función definida como:

$$P(j, k, l) = \{\theta^i(j, k, l) | i = 1, 2, \dots, S\} \quad (8)$$

representa la posición de cada miembro de la colonia de S bacterias en el j -ésimo paso quimotáctico, de la k -ésima generación, del l -ésimo evento de eliminación y dispersión. Dicho esto, $J(i, j, k, l)$ representa la función de costo de la i -ésima bacteria en la posición $\theta^i(j, k, l) \in R^p$.

Ignorando los detalles y complejidades de las consideraciones químicas, físicas y biológicas que están involucradas, la descripción anterior representa el comportamiento matemático de una colonia de bacterias. A primera vista, es necesario que la bacteria tenga una especie de memoria que le permita medir gradientes, sin embargo, lo importante es que la naturaleza ha creado un sistema robusto y efectivo para este tipo de población.

Normalmente, una población de bacterias puede ser muy grande, $S = 10^9$, pero la posición solo tiene 3 dimensiones, $p = 3$. En el caso de aplicar este modelo a los sistemas eléctricos, el tamaño de la población puede ser mucho más pequeño, pero la dimensión será mayor dependiendo del número de parámetros que deban estimarse.

En sí, el algoritmo determinará la dirección del paso de cada una de las bacterias de la población total en búsqueda de gradientes positivos que permitan mejorar la función de costo. En cada generación, las bacterias ubicadas en concentraciones altas de nutrientes (funciones de costo bajas) se reproducirán, y aquéllas con funciones de costo alta, se eliminarán. Eventualmente, pueden ocurrir eventos de dispersión que reubiquen algunas de las bacterias al azar, buscando posibles cambios en el ambiente, los cuales, en la aplicación específica considerada en este trabajo, significarán saturación de las bobinas, o cambios en la resistencia.

1.4.- Función de costo

El objetivo del método es conseguir la matriz de parámetros Θ presentada en (9) y a partir de ella estimar “en línea” los parámetros reales de resistencia e inductancia del sistema eléctrico. Estos valores podrán ser utilizados para completar el modelo del sistema según la ecuación (5), y de esta forma mejorar o perfeccionar cualquier método de control o estimación usado.

Para que un método de optimización o estimación funcione, es necesaria una función de costo, que refleje cuán cercana o cuán lejana se encuentra la búsqueda del valor real. El error referido a los errores de las corrientes, considerando la ecuación (5), está dado por:

$$e_i = y - \hat{y} = y - \hat{\Theta}z \quad (9)$$

Elevando al cuadrado esta ecuación se obtiene la función de costo que será evaluada para cada posición de la bacteria:

$$J(\theta) = e_i^2 = (y - \hat{\Theta}z)^2 \quad (10)$$

Esta función puede estar referida igualmente al error, a la integral de error, o a la integral de error cuadrático [10]. Si se desea utilizar el error de potencias para la función de costo, deben definirse los enlaces de flujo como la integral de la fuerza electromotriz:

$$\vec{\lambda} = \int_0^t \vec{e}_e dt = \int_0^t (\vec{v} - R_s \vec{i}_e) dt \quad (11)$$

y el vector de los enlaces de flujo está definido por:

$$\vec{\lambda} = \sqrt{\frac{2}{3}} \left[\lambda_{ae}(t) + \lambda_{be}(t) \cdot e^{j\frac{2\pi}{3}} + \lambda_{ce}(t) \cdot e^{j\frac{4\pi}{3}} \right] \quad (12)$$

Se define igualmente la ecuación de potencia del sistema:

$$\bar{s}(t) = \bar{v}(t) \cdot \bar{i}^*(t) = p(t) + jq(t) \quad (13)$$

donde:

$$p(t) = 2\pi f(\bar{\lambda} \times \bar{i}) = \lambda_x i_x - \lambda_y i_y$$

$$q(t) = 2\pi f(\bar{\lambda} \cdot \bar{i}) = \lambda_x i_x + \lambda_y i_y$$

La función de costo se presenta como:

$$J(\theta) = e_p^2 = \left(\left| \bar{s} \right| - \left| \hat{\bar{s}} \right| \right)^2 \quad (14)$$

Independientemente de cuál variable se considere para la función de costo, debe contener los parámetros de la red de alimentación $R \vee L$. A medida que estos valores se alejen de la realidad, $J(\theta)$ será mayor, y viceversa. $J(\theta)$ es por lo tanto una función de costo dependiente de la matriz de parámetros Θ , y el objetivo del optimizador es minimizar esta función:

$$\min_{\Theta} J(\Theta) \quad (15)$$

1.5.- Identificación de parámetros basada en forraje bacterial

El proceso de optimización propuesto buscará la matriz Θ , tal que la función de costo FC sea minimizada usando los algoritmos del forraje bacterial [6]. El algoritmo de optimización basado en forraje bacterial se presenta paso a paso a continuación [10,11]:

1. Inicialización de parámetros
- p: Dimensión del espacio de búsqueda (cada parámetro de la matriz Θ , para este caso la matriz tiene sólo dos parámetros desconocidos)
- S: Número de la población de bacterias.
- Nc: Número de pasos quemotácticos para producir un evento de reproducción
- Nre: Número de eventos de reproducción para producir un evento de eliminación y dispersión
- Ned: Número de eventos de eliminación y dispersión para terminar el programa
- Pea: Probabilidad del evento de eliminación y dispersión.
- C(i): Tamaño del paso de cada bacteria.

2. Lazo del evento de eliminación y dispersión:

$$l=l+1$$

3. Lazo de reproducción

$$k=k+1$$

4. Lazo quemotáctico

$$j=j+1$$

a.- Desde $i=1,2,\dots,S$, avanzar un paso quemotáctico para la bacteria i .

b.- Calcular la FC(i,j,k,l), para la bacteria i , y el instante (j,k,l)

c.- Hacer $FC_{ultimo}=FC(i,j,k,l)$. Así se guarda el valor del FC hasta encontrar uno mejor.

d.- Girar: generar un vector $\Delta(i) \in R^p$ con cada elemento $\Delta_m(i) = 1,2,\dots,p$, y un número al azar entre $[-1,1]$.

e.- Búsqueda: hacer

$$\theta^i(j+1,k,l) = \theta^i(j,k,l) + C(i) \frac{\Delta(i)}{\sqrt{\Delta^T(i)\Delta(i)}}$$

Esto resulta en un paso de tamaño $C(i)$ en la dirección seleccionada por el giro de la bacteria i .

f.- Calcular FC($i,j+1,k,l$)

g.- Avance:

1) Hacer $m =$ (conteo del avance)

2) Mientras $m < N_s$ (m y N_s parámetros internos del lazo)
Hacer $m = m + 1$

Si $FC(i,j+1,k,l) < FC_{ultimo}$ (si es mejor), entonces hacer $FC_{ultimo} = FC(i,j+1,k,l)$, (guarda el mejor valor hasta ahora) y

$$\theta^i(j+1,k,l) = \theta^i(j,k,l) + C(i) \frac{\Delta(i)}{\sqrt{\Delta^T(i)\Delta(i)}}$$

(sigue avanzando en la misma dirección dada en el paso 4e). Usar $\theta^i(j+1,k,l)$ para calcular un nuevo FC($i,j+1,k,l$) como en f.

Si no es así, ($FC(i,j+1,k,l) > FC_{ultimo}$), entonces $m=N_s$, y terminar el lazo "mientras"

h.- Seguir a la siguiente bacteria ($i+1$) en el paso b. (Siempre y cuando $i < S$)

5. Si $j < N_c$, ir al paso 3 y luego continuar con la quemotaxis de las bacterias, $j=j+1$, si no es así, y la vida de la bacteria terminó, seguir al paso 6.

6. Reproducción

- a.- Para k y l dados, y para cada bacteria $i=1,2,\dots,S$, hacer

$$FC_{salud}^i = \sum_{j=1}^{N_c+1} FC(i, j, k, l).$$

Esta es una medición de la “salud” de la bacteria, en función de cuántos nutrientes ha conseguido en su vida. Mientras mayor sea el FC_{salud} , menor será la salud de la bacteria.

- b.- Las bacterias con los FC_{salud} más altos morirán, y las demás se dividirán permaneciendo en la misma posición. El número de bacterias que morirán será

$$S_r = \frac{S}{2}.$$

- 7. Si $k < N_{re}$, ir al paso 3. En este caso, no se ha alcanzado aún el número de pasos reproductivos, y la siguiente generación entra al lazo quemotáctico. En caso contrario continuar con el paso 8.
- 8. Eliminación y dispersión. Desde $i=1,2,\dots,S$. Cada bacteria de la población tendrá una probabilidad de P_{ed} de ser dispersada, es decir, el $P_{ed}\%$ será reubicado para buscar nuevas posibles soluciones.
- 9. Si $l < N_{ed}$, entonces regresar al paso 2 para un nuevo evento de eliminación y dispersión. Si no, termina el programa.

2.- Resultados de la simulación

Para demostrar la validez del identificador de parámetros propuesto se introdujo el modelo del sistema junto a los parámetros de diseño para una simulación basada en lenguaje C, ejecutada en un procesador digital de señales (DSP).

El algoritmo de búsqueda de la solución óptima está constituido por varios lazos. El más externo, o bucle de eliminación y dispersión, ocurre con menor frecuencia, y es el encargado de buscar nuevas y mejores soluciones en caso de que existan, o aparezcan debido a algún cambio de condiciones de operación. El siguiente lazo, denominado de reproducción, es el encargado de favorecer las posiciones de bacterias con mejores funciones de costo y aumentar la cantidad de bacterias en esas posiciones. El siguiente bucle es el de quemotaxis y se encarga de asegurar que se tiene la mejor solución posible entre los barridos que hayan hecho las distintas bacterias: es el lazo más interno que busca los valores y errores instantáneos; cada recorrido de este bucle interno representa una bacteria buscando en distintas direcciones.

El modelo utilizado posee una resistencia de valor $R=3\text{ohm}$, y una inductancia de $L=30\text{mH}$. Utilizando unas condiciones

iniciales del sistema estimado (R y L) aleatorias, se hace el primer recorrido. El algoritmo busca los parámetros óptimos que ajustan el comportamiento instantáneo de un modelo desconocido al comportamiento real del sistema, reduciendo la función de costos. Cada bacteria prueba distintos valores y evalúa la función de costo comparándola con un valor anterior. Si la función de costo posee una pendiente descendente, entonces la bacteria se sigue moviendo hacia esa dirección; si ocurre lo contrario, entonces la bacteria buscará otra dirección en el siguiente paso quemotáctico.

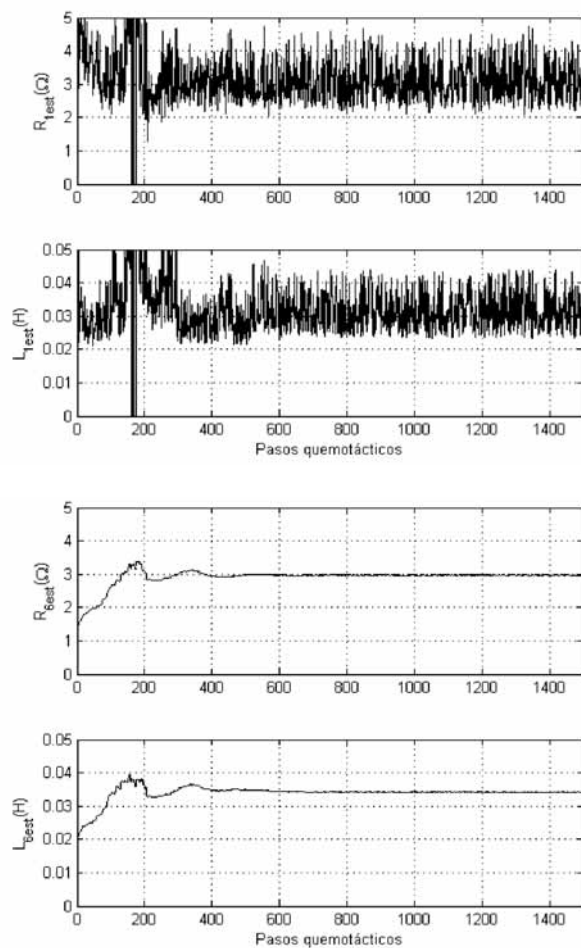


Figura 2. Estimados de resistencia e inductancia para las bacterias 1 y 6 usando el error de corriente como función de costo.

La primera simulación de prueba se realizó ignorando los lazos externos del evento de reproducción, así como los eventos de eliminación y dispersión. De esta forma se puede ver el comportamiento de cada bacteria y sus distintos tamaños de pasos en forma individual. La función de costo para estas simulaciones fue referida al error de corriente.

Las gráficas de la Figura 2 muestran el comportamiento de la bacteria de paso más largo (bacteria 1) y la de paso más corto

(bacteria 6) en la estimación de los parámetros de resistencia e inductancia. Puede observarse que la bacteria de paso más grande tiene un comportamiento más brusco, lo que permite que alcance un estimado cercano al real de forma más rápida, pero con tendencias inestables y fluctuantes, con rizados pronunciados. La bacteria 1 alcanza rápidamente, en aproximadamente 250 ciclos, un estimado alrededor de los valores R y L del modelo, sin embargo posee un sobrepico pronunciado y un rizo de casi el 30%. La bacteria 6 posee un comportamiento mucho más lento, más estable, y mejora de forma muy notoria el rizado, reduciéndolo a menos del 1%, con sobrepicos menos pronunciados, alcanzando un buen estimado a los 500 ciclos.

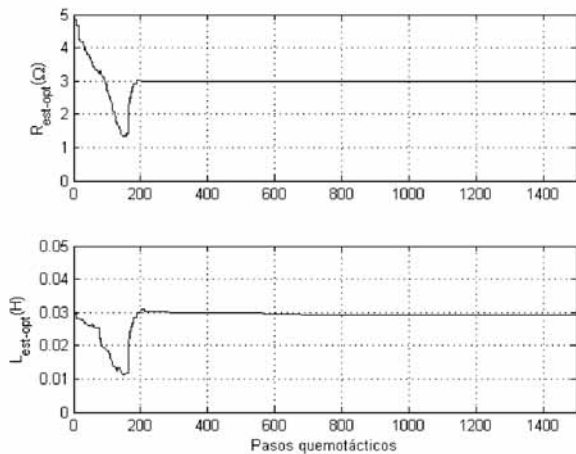


Figura 3. Estimados de resistencia e inductancia para la bacteria óptima usando el error de corriente como función de costo.

Las gráficas de la Figura 3 son el resultado del lazo interno del algoritmo de forraje bacterial: en dicho lazo se comparan entre sí las funciones de costo de cada una de las 6 bacterias cuyos comportamientos individuales se presentaron anteriormente, y luego se selecciona la que posea una mejor función de costo. El algoritmo mejora las características de los estimados, eliminando los rizados en R y L , disminuyendo los sobrepicos en los transitorios, acortando el tiempo necesario para la estimación de las variables y, obviamente, eliminando los rasgos de inestabilidad. El estimado de la resistencia es exacto, sin fluctuaciones, mientras que el estimado de inductancia presentó una desviación menor al 1%.

Para comprobar el funcionamiento del algoritmo con otra función de costo, que considere el error de potencia, se realizó otra serie de simulaciones cuyos resultados se presentan en la Figura 4. Estas gráficas muestran comportamientos muy similares, sin embargo, en la selección de la bacteria óptima para estimar y se muestran irregularidades durante el régimen transitorio, con rizados pronunciados y sobrepicos, sin embargo, durante el régimen permanente la estimación de ambas variables es igualmente exacta al valor del modelo. El

algoritmo basa su selección de la bacteria óptima de acuerdo al historial de comportamiento de la bacteria, es decir, de acuerdo a la integral del error, y no de acuerdo al comportamiento instantáneo de la misma; esto puede presentar algunos errores de desviación o inestabilidad, y puede ser resuelto cuando se añadan los lazos externos de reproducción y dispersión, que serán los encargados de reiniciar la integral del error en cada ciclo.

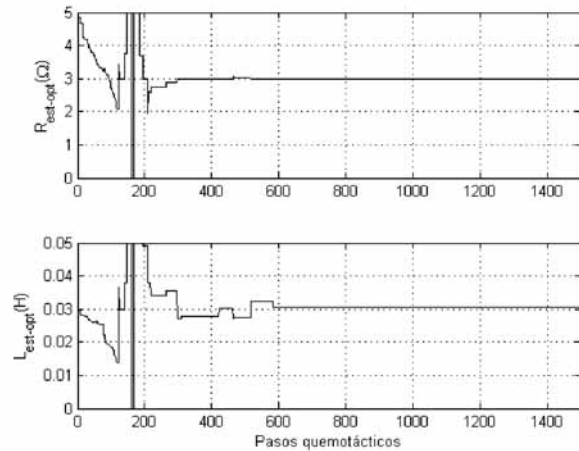


Figura 4. Estimados de resistencia e inductancia para la bacteria óptima usando el error de potencia como función de costo.

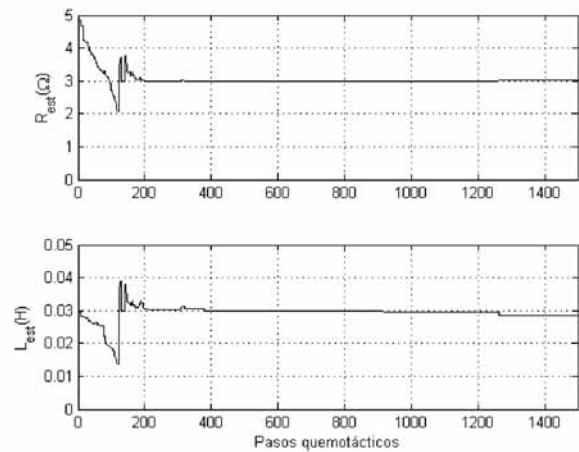


Figura 5. Estimados de resistencia e inductancia para la bacteria óptima usando el error de corriente como función de costo y eventos de reproducción cada 100 pasos quemotálticos

Ahora bien, añadiendo los eventos de reproducción se pueden combinar las características de las bacterias con distintos tamaños de pasos, es decir, se puede lograr con mayor rapidez un estimado de R y L , tal y como lo logran las bacterias de paso grande, y un rizado poco pronunciado con buena estabilidad, tal y como lo logran las bacterias de paso corto. Para comprobar esto, se realizó una prueba con la función de costo referente al error de corriente, produciéndose un evento

de reproducción cada 100 pasos quomotáticos. Los resultados se muestran en la Figura 5. De acuerdo con lo esperado, se logra un estimado de R y L en un menor tiempo, y con un rizado imperceptible. Sin embargo, debido al comportamiento inestable del régimen transitorio, se presentan algunos sobrepicos y variaciones al inicio, que son solucionadas rápidamente. A continuación se realizó una prueba similar, pero con eventos de reproducción más distanciados, cada 200 pasos quomotáticos. Al distanciar más los eventos de reproducción, se obtienen los valores estimados de R y L en un tiempo mayor, pero a cambio de mayor estabilidad y exactitud en estos valores.

En el siguiente análisis se utiliza como función de costo el error cuadrático de la potencia, y se observa el comportamiento del algoritmo de forraje bacterial produciendo eventos de reproducción cada 100 pasos quomotáticos. Los resultados se muestran en la Figura 6. El tiempo necesario para alcanzar los valores estimados de R y L es menor, y se observan mejores resultados.

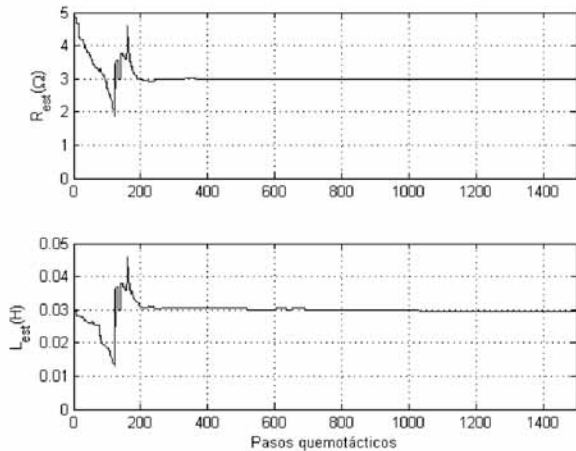


Figura 6. Estimados de resistencia e inductancia para la bacteria óptima usando el error de potencia como función de costo y eventos de reproducción cada 100 pasos quomotáticos

La Figura 7 presenta los resultados obtenidos al aumentar la cantidad de pasos quomotáticos necesarios para producirse el evento de reproducción a 200. Se presenta inestabilidad en el sistema debido a que la selección de la bacteria óptima se realiza mediante la “salud de la bacteria”, que es la integral de la función de costo, y el acumulado del error puede presentar distorsión. Sin embargo, luego del régimen transitorio se estabilizan los estimados de R y L .

Finalmente, con la intención de reducir los sobrepicos, la inestabilidad y los tiempos de estimación, se redujo la

cantidad de pasos quomotáticos necesarios para producir un evento de reproducción a 10, y el sistema entregó los resultados mostrados en la figura 8, utilizando como función de costo el error cuadrático de la corriente. Se observa una notable mejora en los estimados de R y L , con un tiempo menor para lograr una estimación estable, sin fluctuaciones, y con sobrepicos reducidos. Los valores finales entregados por el algoritmo son de 3,000 ohm para la resistencia y 29,995 mH para la inductancia.

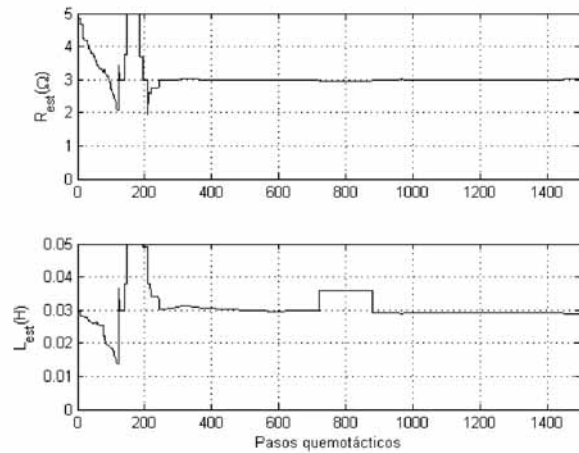


Figura 7. Estimados de resistencia e inductancia para la bacteria óptima utilizando el error de potencia como función de costo y eventos de reproducción cada 200 pasos quomotáticos

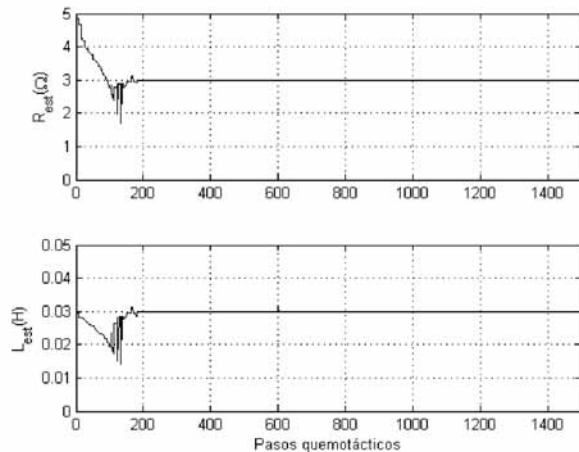


Figura 8. Estimados de resistencia e inductancia para las bacterias óptima utilizando el error de la corriente como función de costo y eventos de reproducción cada 10 pasos quomotáticos

III.- CONCLUSIONES

- 1) El algoritmo de forraje bacterial es un optimizador absoluto y funciona de forma efectiva en estimaciones de parámetros para modelos en línea, tal y como fue demostrado en la estimación del modelo eléctrico $R - L$.
- 2) Las simulaciones realizadas dan como resultado la obtención de un modelo cuyos errores en los parámetros son inferiores a 0,01% con respecto al original, lo que puede considerarse como una estimación precisa del sistema.
- 3) La función de costo estructurada en base al error cuadrático de la corriente permite realizar una estimación más estable de los parámetros que la fundamentada en el error cuadrático de la potencia. Esto es debido a que el cálculo de la potencia requiere la evaluación de los enlaces de flujo.
- 4) Sin embargo, los resultados para ambas funciones de costo son similares.
- 5) Se presentó un sistema simple, con la intención de ilustrar la utilidad del algoritmo de forraje bacterial y su utilidad en la búsqueda de soluciones de un problema.
- 6) Este algoritmo puede ser aplicado a otros modelos, incluso con mayor cantidad de incógnitas y ecuaciones, extendiendo su aplicación a sistemas más complejos, como máquinas eléctricas [2].
- 7) En resumen, este algoritmo es útil y efectivo. Por este motivo, es recomendable realizar ensayos experimentales para su evaluación.
- 8) El algoritmo de control fue simulado en un sistema basado en DSP, y puede ser probado de forma experimental en un sistema físico real.

IV.- REFERENCIAS

- 1) L. Ljung, "System Identification – Theory for the User". Upper Saddle River, NJ: Prentice – Hall, 1999.
- 2) Ichikawa, Tomita, Doki, Okuma; "Sensorless Control of Permanent-Magnet Synchronous Machine using Online Parameter Identification Based on System Identification Theory". IEEE Transactions on Industrial Electronics 2006.
- 3) K. J. Anstrom and T. Hagglud, "Automatic tuning of simple regulators with specifications on phase and amplitude margins, Automatica, Vol 20, pp. 645 – 651, 1984.
- 4) Eric Poulin and Andrae Pomerleau, "PI setting for integrating processes based on ultimate cycle information", IEEE Trans. On control systems technology, Vol 7, No 4, July 1999.
- 5) Passino, K. M., "Biomimicry of Bacterial Foraging for Distributed Optimization", University Press, Princeton, NBew Jersey, 2001.
- 6) Passino, K. M., "Biomimicry of Bacterial Foraging for Distributed Optimization and Control", IEEE Control System Magazine, 2002.
- 7) D. Stephens and J. Krebs, "Foraging Theory". Princeton, NJ: Princeton University Press, 1986.
- 8) E. Bonabeau, M. Dorigo, and G. Theraulaz, "Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems". New York: Oxford University Press, 1999.
- 9) H. Berg, "Motile Behavior of bacteria" Phys. Today, pp. 24-29, Jan 2000.
- 10) Dong Hwa Kim, Jae Hoon Cho; "Disturbance Rejection control of Induction Motor Using Bacteria Foraging".

SCIS&ISIS, Tokyo, Japan September 2006.

Using Hybrid Optimization Based on Bacterial Foraging and Clonal Selection”. SCIS&ISIS, Tokyo, Japan September 2006.

11) Dong Hwa Kim, Jae Hoon Cho; “PID Controller Tuning