

12º CONGRESSO IBEROAMERICANO DE ENGENHARIA MECANICA

Guayaquil, 10 a 13 de Novembro de 2015

ALGORITMO BIOINSPIRADO APLICADO A LA ESTIMACIÓN DE LOS PARÁMETROS DE UN MODELO TÉRMICO PARA UN MOTOR TRIFÁSICO DE INDUCCIÓN

Geovanni Figueroa-Mata*, Luis Diego Murillo-Soto°

Instituto Tecnológico de Costa Rica, *Escuela de Matemática, °Escuela de Ingeniería Electromecánica

e-mail: *gfigueroa@itcr.ac.cr ; °lmurillo@itcr.ac.cr

RESUMEN

Se propone una variante del algoritmo *Artificial Bee Colony (ABC)* que utiliza un generador de números cuasi-aleatorios de Sobol, para determinar las matrices de capacitancias térmicas \mathbf{C} y de conductancias térmicas \mathbf{G} de un modelo térmico para un motor eléctrico marca Baldor modelo M3558, de 2 hp, 230V, 60 Hz, expresado por la ecuación diferencial $\mathbf{C}\dot{\mathbf{T}} = \mathbf{P} - \mathbf{G}$. El vector de potencias disipadas \mathbf{P} se estima según IEEE 112 y el vector de temperaturas \mathbf{T} se obtiene por medio de un banco de pruebas construido para este fin. Dicho banco de pruebas utiliza un sistema de adquisición de datos de tiempo real marca *National Instruments C-Rio 9073*, el cual se programó para capturar por segundo todas las variables térmicas y eléctricas involucradas. La topología propuesta para el modelo térmico del motor posee dos nodos que generan un sistema de ecuaciones diferenciales el cual se resuelve analíticamente. El algoritmo ABC se alimenta con las pérdidas \mathbf{P} estimadas para dicho motor eléctrico, con las temperaturas \mathbf{T} medidas mediante el banco de pruebas y con las temperaturas $\bar{\mathbf{T}}$ estimadas numéricamente a partir de la solución analítica del sistema de ecuaciones diferenciales, esto con el fin de ir modificando los parámetros \mathbf{C} y \mathbf{G} del modelo propuesto de manera tal que se minimice el error cuadrático medio de la diferencia de temperaturas medidas y estimadas: $\varepsilon = \frac{\|\mathbf{T} - \bar{\mathbf{T}}\|^2}{T}$. El proceso se ejecuta hasta que se cumplan los criterios de ajuste establecidos. Finalmente se validan los parámetros obtenidos con los cálculos experimentales de las distintas resistencias y capacitancias térmicas y con los resultados de un algoritmo genético

PALABRAS CLAVE: Algoritmo ABC, optimización, estimación de parámetros térmicos, motor eléctrico.

INTRODUCCION

Los motores eléctricos de inducción representan la principal fuerza motriz para accionar los sistemas electromecánicos, estimar de forma correcta la temperatura interna de la máquina es una necesidad por las implicaciones que esto tiene sobre la vida útil de la máquina. Los materiales y barnices aislantes del motor se degradan de forma exponencial, por cada 10°C por encima de la temperatura máxima de la clase del aislamiento la vida útil se reduce a la mitad [1],[2].

Se han propuesto algunos modelos para estimar la temperatura interna de un motor. De acuerdo con [3], los modelos de primer orden son rápidos y eficientes, presentan una buena estimación de la temperatura y necesitan solamente el valor de la corriente estatórica, pero esta estimación es un promedio general que no permite determinar los puntos calientes de la máquina. En [4] se realiza una comparación entre distintos tipos de modelos de primer orden, los cuales poseen una estructura similar a la ecuación (1).

$$\theta = I^2 R R_{th} \left(1 - e^{-\frac{t}{R_{th} C_{th}}} \right) + \theta_A \quad (1)$$

Donde θ y θ_A son las temperaturas interna y la ambiental respectivamente, el término $I^2 R$ representa la totalidad de pérdidas del motor, R_{th} representa una resistencia térmica equivalente y C_{th} representa la capacitancia térmica del motor.

Por su parte, los modelos térmicos mallados para estados estables permiten predecir la temperatura en zonas específicas de la máquina, con el inconveniente de que la estimación de temperaturas en el transitorio térmico presenta errores de hasta un cien por ciento. Estos modelos en estado estable tales como los que se plantean en [5], [6], [7], obtienen las temperaturas resolviendo sistemas de ecuaciones lineales (2), donde \mathbf{P} es el vector de pérdidas de la máquina, \mathbf{G} es la matriz de conductancias térmicas del motor y θ es el vector de temperaturas a calcular.

$$\mathbf{P} = \mathbf{G} \theta \quad (2)$$

Los modelos térmicos mallados para estados transitorios son aquellos que pueden predecir la temperatura en un punto específico de la máquina, tanto en régimen transitorio como en estado estable. Estos modelos incorporan un tercer vector a la ecuación (2), el cual se forma al multiplicar una matriz \mathbf{C} que contiene en su diagonal las capacitancias térmicas de la máquina, por un vector que contiene las derivadas de las temperaturas respecto al tiempo $\frac{d\theta}{dt}$, de tal forma que la expresión general está dada por:

$$\mathbf{C} \frac{d\theta}{dt} = \mathbf{P} - \mathbf{G} \theta \quad (3)$$

Otros modelos más complejos como los que se plantean en [1], [8], [9] representan el estado transitorio. Estos ofrecen una predicción de la temperatura en el respectivo nodo, pero para poderla estimar se requiere conocer los materiales, geometrías, dimensiones y masas para calcular cada conductancia térmica entre los nodos \mathbf{G} y la matriz de capacitancia \mathbf{C} . Adicionalmente se requiere conocer en forma detallada cada una de las pérdidas reales \mathbf{P} de la máquina, para esto es necesario realizar pruebas de laboratorio. Cabe señalar que estos inconvenientes también se presentan en los modelos en estado estable, ecuación (2).

Por otro lado la estimación de temperatura con base en parámetros eléctricos, se divide fundamentalmente en dos esquemas. El primer esquema surge del estándar IEEE 112 [10], en donde se indica que la variación de la temperatura interna provoca variaciones de las resistencias estatóricas y rotóricas del motor en la siguientes proporciones:

$$R_2 = R_1 \frac{\theta_2 + k}{\theta_1 + k} \quad (4)$$

$$\theta_2 = \frac{R_2}{R_1} (\theta_1 + k) - k \quad (5)$$

Donde R_1 representa la resistencia a la temperatura θ_1 , usualmente medida a temperatura ambiente con motor apagado, R_2 la resistencia a la temperatura θ_2 y k es el coeficiente del material conductor, donde para el cobre es 234.5 y para el aluminio es de 225. La ecuación (5) muestra el resultado de despejar la temperatura interna. Para

obtener el valor de las resistencias se utilizan dos métodos, el primero calcula la resistencia aplicando la ley de Ohm a la medición del voltaje y corriente continua (CD). El otro método es la medición directa con puente wheatstone doble, mediante un miliohmímetro. Consecuentemente y dado que el punto más caliente de una máquina es el devanado estatórico [11], la medición de la resistencia estatórica es el método más sencillo de estimación de temperaturas.

La desventaja del esquema de medición de la resistencia estatórica es que es invasivo, ya que requiere de equipamiento adicional y desconectar eléctricamente la máquina. Por tal motivo se han venido desarrollando métodos alternativos de obtención de la resistencia estatórica a partir de mediciones eléctricas de voltajes y corrientes, [3],[12],[13] o frecuencias [14]. La idea de estos trabajos es desarrollar equipos en tiempo real que operen en línea con el motor y que realicen los respectivos cálculos de la estimación de temperatura interna. El principal inconveniente de estos métodos es que estiman la temperatura interna del devanado, pero no estiman el comportamiento de las temperaturas en otras zonas de interés en el motor, tal como la temperatura del núcleo, roles, carcaza, etc.

El presente trabajo propone una forma alternativa de estimar los parámetros térmicos de un motor a partir de datos experimentales y mediante la optimización de los errores vía un algoritmo bioinspirado, esto con el propósito de estimar posteriormente el comportamiento térmico de la máquina. En la sección 2 se hace una descripción del modelo térmico utilizado. La sección 3 describe el banco de pruebas construido para capturar las mediciones de las variables térmicas y eléctricas necesarias. La sección 4 muestra los resultados del cálculo del vector de pérdidas del motor. La sección 5 describe el proceso de estimación de las matrices de capacitancias C y de conductancias G . En la sección 6 se presenta la validación de los resultados obtenidos mediante técnicas alternativas, la sección 7 cierra con las conclusiones.

MODELO TÉRMICO PROPUESTO

El modelo térmico que se utiliza para el motor de estudio, es propuesto en [8] y [9]. Este modelo se construye a partir de la ecuación general (3). El modelo de la de la Figura 1, posee dos nodos llamados θ_s y θ_r que representan la temperatura promedio del estator y del rotor, respectivamente. Por otra parte, la temperatura θ_0 se refiere a la temperatura ambiental. El modelo representa las pérdidas de potencia del motor como fuentes de calor que elevan las temperaturas internas. La fuente del estator es llamada P_s y la del rotor P_r . Los capacitores térmicos C_s y C_r representan la capacidad del estator y rotor de almacenar calor, son el producto de la masa del componente por el calor específico del material.

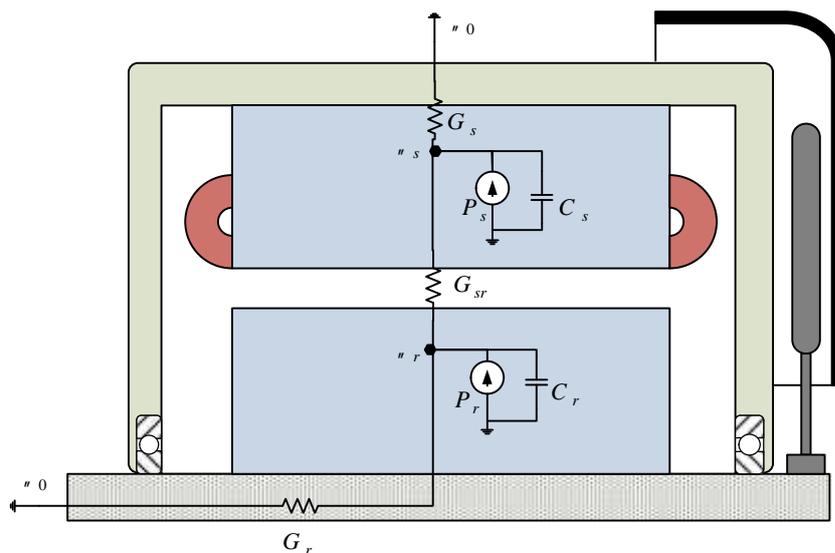


Figura 1. Modelo térmico de un motor eléctrico de inducción. Adaptado de [8].

Deducción del modelo

A partir la ecuación (3) y del modelo térmico de la figura 1, se obtiene el sistema de ecuaciones diferenciales de primer orden, con sus condiciones iniciales:

$$\begin{bmatrix} C_s & 0 \\ 0 & C_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{d\theta_s}{dt} \\ \frac{d\theta_r}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_s \\ P_r \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} (G_s + G_s) & -G_s \\ -G_s & (G_s + G_s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_s \\ \theta_r \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\theta(0) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

Las condiciones iniciales indican que el motor se encuentra a temperatura ambiente, es decir, $\theta_s(0) = 0$ y $\theta_r(0) = 0$.

Al resolver de forma analítica el sistema de ecuaciones diferenciales (6) se obtienen las ecuaciones (7) que modelan la temperatura del estator θ_s y del rotor θ_r en función de los parámetros térmicos y el tiempo t .

$$\begin{aligned} \theta_s &= C_1 e^{\tau_1 t} + C_2 e^{\tau_2 t} + \frac{E}{B} \\ \theta_r &= C_3 e^{\tau_1 t} + C_4 e^{\tau_2 t} + \frac{F}{B} \end{aligned} \quad (7)$$

Donde las constantes en (7) están dadas por:

$$C_1 = \frac{E(\tau_2 C_s + G_s + G_r) - F G_s}{B C_s (\tau_1 - \tau_2)}$$

$$C_3 = \frac{C_1 (\tau_1 C_s + G_s + G_r)}{G_s}$$

$$B = \frac{G_s G_r + G_s G_s + G_r G_s}{C_s C_r}$$

$$F = \frac{G_s P_r + G_s P_r + G_s P_s}{C_s C_r}$$

$$C_2 = \frac{E(\tau_1 C_s + G_s + G_r) - F G_r}{B C_s (\tau_2 - \tau_1)}$$

$$C_4 = \frac{C_2 (\tau_2 C_s + G_s + G_r)}{G_s}$$

$$E = \frac{G_r P_s + G_s P_s + G_s P_r}{C_s C_r}$$

Donde τ_1, τ_2 son las soluciones de la ecuación característica asociada.

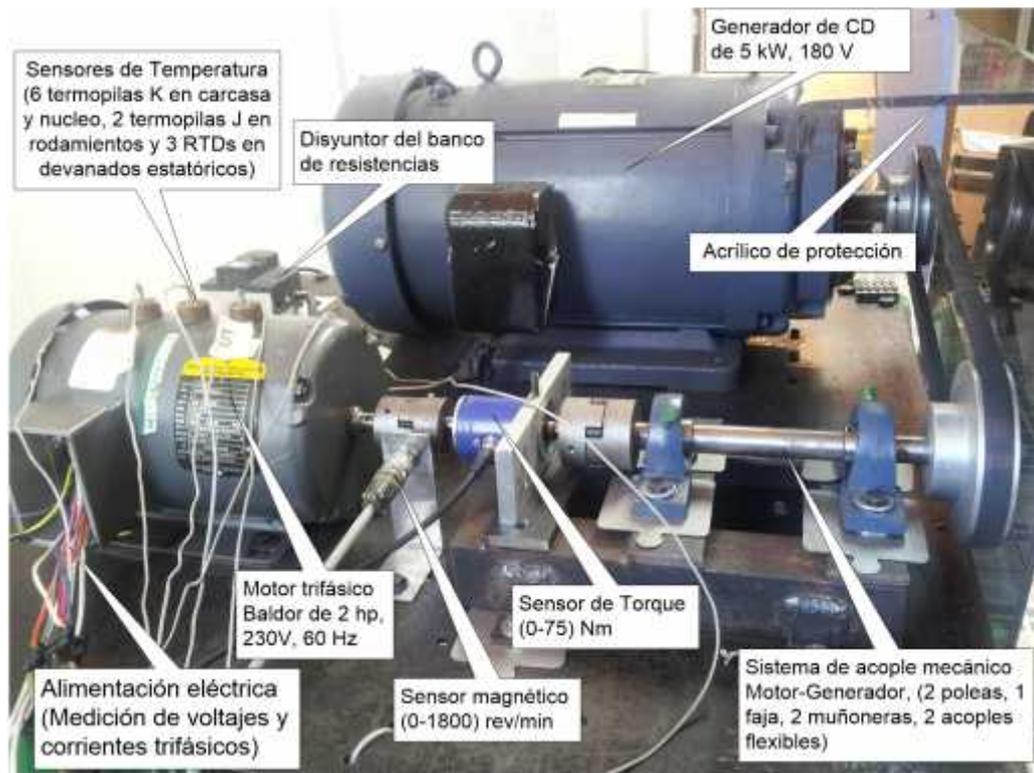


Figura 2. Imagen parcial del banco de pruebas implementado. Tomado de [15].

BANCO DE PRUEBAS Y ADQUISICIÓN DE DATOS

Se diseñó y construyó un banco de pruebas para motores trifásicos que se compone básicamente de un generador de corriente directa de 5 kW y un banco de resistencias de 7 kW. El banco posee tres autotransformadores monofásicos conectados en estrella para provocar bajos y altos voltajes de alimentación así como desbalances. Finalmente poleas y fajas para acoplar mecánicamente el motor al generador tal como se aprecia en la Figura 2.

Se desarrolló una solución informática [16] en *LabView* v12.0 que gestiona el banco de pruebas mediante un controlador de tiempo real C-Rio 9073 y somete los motores a experimentos controlados en donde se definen los parámetros de la prueba, se controlan los estímulos del motor (carga del motor, tiempos de encendido o apagado), se monitorea su reacción y finalmente se registran en archivos todas las variables de interés, específicamente voltajes y corrientes trifásicas, torque, velocidad angular y once puntos de temperatura en el motor.

ESTIMACIÓN DEL VECTOR DE PÉRDIDAS

Para calcular el vector de pérdidas, primero se calculó la pérdida total como la diferencia entre la potencia eléctrica de entrada menos la potencia mecánica de salida. La potencia obtenida se separa mediante el cálculo de pérdidas del estator, núcleo, mecánica y otras, según la norma IEEE 112 [10]. El vector de pérdidas así calculado es $\mathbf{P} = [306 \ 60]^T$ Watts, para el motor en estudio al 100% de carga. El detalle de los cálculos puede consultarse en [17].

ESTIMACIÓN DE PARÁMETROS

La estrategia usada para estimar los parámetros $\mathbf{G} = [G_s, G_r, G_n]^T$ y $\mathbf{C} = [C_s, C_r]^T$ es la siguiente: se compara la respuesta θ_s del modelo de referencia basado en la ecuación (7), con el incremento de temperatura en el estator θ . El incremento θ se entiende como la diferencia entre las temperaturas medidas en el devanado eléctrico θ y la temperatura ambiente, $\theta = \theta - \theta_0$. Los parámetros del modelo de referencia se van ajustando iterativamente de manera tal que la diferencia entre las respuestas de ambos modelos sea mínima, en este sentido, el ajuste de los parámetros es un problema de optimización.

La función de incremento de temperatura en el estator $\theta = \theta - \theta_0$ se puede estimar con precisión, pues se tiene la temperatura en el devanado y la temperatura ambiente, las cuales han sido medidas cada segundo a lo largo de un período de 2 horas 30 minutos. De esta forma la función objetivo a optimizar está dada por la función de error cuadrático medio $\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{t=0}^N (\theta(t_t) - \theta_s(t_t))^2$, la cual se obtiene restando los datos experimentalmente medidos θ y la respuesta del modelo térmico θ_s .

Debido a la complejidad del problema los métodos clásicos no son la mejor opción y es necesario aplicar otras estrategias de optimización. Para este tipo de problemas se han propuesto y probado con éxito una gran variedad de algoritmos de optimización bioinspirados como: los algoritmos genéticos (**GA**), inspirados en la ley de sobrevivencia del más fuerte; enjambre de partículas (**PS**) inspirado en el comportamiento social de bandadas de pájaros o cardúmenes de peces; colonia de hormigas (**AC**), inspirados en los hábitos alimentarios de colonias de hormigas, y más recientemente el algoritmo bioinspirado *Artificial Bee Colony* (**ABC**) que simula el comportamiento alimentario de los enjambres de abejas [18]. Desde su creación en 2005 este algoritmo ha sido aplicado a la solución de una gran cantidad de problemas de optimización [19],[20],[21] y se han propuesto muchas variantes del mismo [22],[23].

El algoritmo **ABC** es un algoritmo de inteligencia de enjambre que intenta emular el comportamiento de las abejas en cuanto a la búsqueda y explotación de fuentes de alimento. Para esto define una colmena artificial formada por un área de comunicación llamada área de danza y tres tipos de abejas: obreras (en inglés: employed), observadoras (en inglés: onlookers) y exploradoras (en inglés: scouts). El algoritmo **ABC** busca las mejores fuentes de alimento las cuales son valoradas con un número que indica su calidad. Para esto toma en cuenta la cercanía a la colmena, la cantidad de alimento y la facilidad de extraer el alimento.

Las abejas empleadas están asociadas con una fuente de alimento en particular y son las encargadas de explotar dicha fuente de alimento, además, llevan consigo la información de esta fuente de alimento y la comparten con las abejas observadores, indicando la cercanía y rentabilidad de la fuente.

Las abejas observadoras están esperando en el área de danza de la colmena a que las abejas empleadas les compartan la información sobre las fuentes de alimento para elegir las mejores fuentes que serán explotadas.

Cuando una fuente de alimento se agota se selecciona de forma aleatoria una nueva fuente de alimento para reemplazar la que se agotó. La actividad de explotación la realizan las abejas exploradoras y las empleadas, mientras que la búsqueda de nuevas fuentes para ser explotadas la realizan las abejas observadoras.

Una fuente de alimento representa una solución factible del problema de optimización y la cantidad de alimento de la fuente corresponde a la calidad de la solución (en inglés: fitness).

Los parámetros de entrada del algoritmo **ABC** básico son: el tamaño de la colmena (CS), la dimensión o número de variables del problema (D), el límite de iteraciones antes de abandonar un fuente de alimento ($L = CS * D / 2$), el número de soluciones (SN) y el máximo número de iteraciones (N).

El número de abejas empleadas es usualmente igual al número de fuentes de alimento (soluciones factibles) y se asigna una abeja empleada a cada fuente de alimento. Al llegar a dicha fuente de alimento la abeja calcula una nueva solución a partir de esta (vuela a una fuente de alimento cercana) y conserva la mejor solución. El número de abejas observadoras es también usualmente igual al de abejas empleadas y son asignadas a una fuente de alimento tomando en cuenta la calidad (aptitud) de la fuente. Al igual que las abejas empleadas calculan una nueva solución a partir de su fuente de alimento. Cuando una fuente no mejora después de un cierto número de iteraciones (L) se abandona y se reemplaza por aquella encontrada por una abeja exploradora.

Inicialmente se generan de forma cuasi-aleatoria mediante una secuencia de Sobol SN fuentes de alimento (soluciones factibles) y se evalúa su calidad. Esto se hace así con el fin de evitar el agrupamiento de soluciones factibles y cubrir de manera más uniforme el espacio solución. Luego se ejecuta N veces el siguiente ciclo de instrucciones: se calculan nuevas soluciones candidatas (nuevas fuentes de alimento) mediante la ecuación:

$$v_{i,j} = x_{i,j} + \phi(x_{i,j} - x_{k,j}) \quad (8)$$

Aquí, ϕ es un valor aleatorio con distribución uniforme en el intervalo $[-1,1]$, k es cualquiera de las fuentes diferente de la fuente i , y $j \in \{1,2, \dots, D\}$. Se evalúan las soluciones encontradas y se comparan con la solución actual y se guarda la mejor de las dos. Luego se envían las abejas observadoras a las fuentes de alimento de

forma que cada abeja observadora elige una fuente de alimento con cierta probabilidad calculada mediante la ecuación:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^S f_i} \quad (9)$$

Donde

$$f_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + |f_i|} & S \cdot f_i \geq 0 \\ \frac{1}{1 + |f_i|} & S \cdot f_i < 0 \end{cases}$$

Luego se calculan nuevas soluciones candidatas con la fórmula (8) para las abejas observadoras y se comparan con la solución actual guardando la mejor de las dos. Se observa si existen fuentes agotadas, esto se hace comparando el valor límite de la solución con el valor límite establecido (L), de ser el caso se reemplaza la fuente con una nueva fuente de las encontradas por las abejas exploradoras mediante la ecuación:

$$x_{t,j} = m_{t,j} + r \cdot (m_{t,j} - m_{t,j}) \quad (0,1) \quad (10)$$

Donde $m_{t,j}$ y $m_{t,j}$ son las cotas inferior y superior del parámetro j .

Los pasos anteriores se repiten N veces y el algoritmo termina guardando la mejor solución encontrada. En la Figura 3 se muestra el pseudo-código de algoritmo ABC.

Entrada: Parámetros del algoritmo: CS, D, SN, N
Salida: Individuo mejor adaptado (mejor solución)
<ol style="list-style-type: none"> 1: Generar la población inicial de soluciones $x_{t,0}$, $t = 1, 2, \dots, S$ 2: Evaluar la aptitud de población 3: $j = 1$ 4: Repetir <ol style="list-style-type: none"> 5: Producir nuevas soluciones $u_{t,j}$ para las abejas empleadas y evaluarlas 6: Guardar la mejor solución entre la actual y las candidatas 7: Seleccionar las soluciones que serán visitadas por las abejas observadoras 8: Producir nuevas soluciones $v_{t,j}$ para las abejas observadores y evaluarlas 9: Guardar la mejor solución entre la actual y las candidatas 10: Determinar si existen fuentes abandonadas y reemplazarlas usando una abeja exploradora 11: Guardar la mejor solución encontrada hasta el momento 12: $j = j + 1$ 13: Hasta $j = N$ 14: Fin

Figura 3. Algoritmo ABC básico.

La Figura 4 muestra un diagrama de bloques donde se ilustra el proceso de estimación de parámetros. El modelo de referencia se alimenta con el vector de pérdidas $\mathbf{P} = [P_s, P_r]^T$ y los vectores de parámetros a estimar $\mathbf{C} = [C_s, C_r]^T$ y $\mathbf{G} = [G_s, G_r, G_g]^T$ generados por el algoritmo ABC. Luego se compara su respuesta con las medidas de temperatura del estator, se ajustan de nuevo los parámetros y se realimenta el modelo. El proceso de optimización se ejecuta un número predeterminado N de veces.

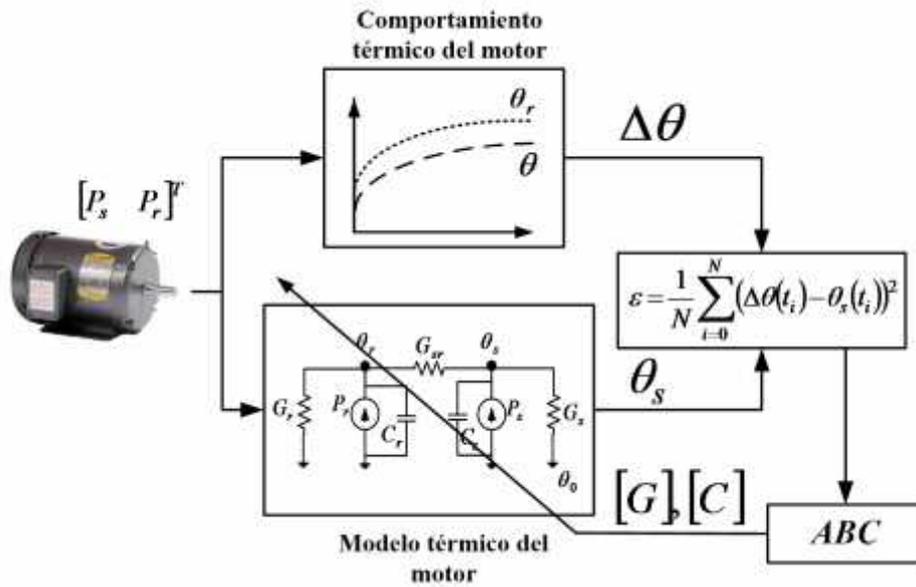


Figura 4. Diagrama de bloques para la identificación de parámetros del modelo térmico.

Luego de ejecutar dicho proceso de optimización (figura 4) para los datos de entrada se obtuvo los resultados que se muestran en de la Tabla 1 .

Tabla 1. Parámetros térmicos del motor de 2 Hp, 230V, 60Hz.

Símbolo	Valor
C_s	5587.15 J/°C
C_r	5096.83 J/°C
G_s	4.19 W/°C
G_r	0 W/°C
G_s	12.79 W/°C
Mejor aptitud	0.533

VALIDACIÓN DE RESULTADOS

Alternativamente, podemos estimar las capacitancias térmicas del estator y rotor C_s y C_r a partir de la masa del componente y su el calor específico, usando las ecuaciones aproximadas:

$$C_s = m_{s,\sigma} \cdot c_{s,\sigma} + m_{s,e} \cdot c_{s,e} \quad (11)$$

$$C_r = m_{r,\sigma} \cdot c_{s,\sigma} + m_{r,e} \cdot c_{s,e} \quad (12)$$

Como se hace en [17], el vector obtenido para las capacitancias $\mathbf{C} = [C_s \ C_r]^T = [4780 \ 3240]^T \text{ J/}^\circ\text{C}$. Por otro lado, las conductancias térmicas G_s, G_r, G_s pueden calcularse usando las fórmulas que propone Boglietti en [24], tal y como se elaboró en [17], obteniéndose que el vector de conductancias $\mathbf{G} = [G_s, G_r, G_s]^T = [4.06 \ 0.026 \ 11.26]^T \text{ W/}^\circ\text{C}$.

Es de esperar que las capacitancias y conductancias térmicas calculadas de esta forma no sean muy exactas, pues para su cálculo se usaron valores aproximados para las dimensiones del motor, los materiales y para constantes físicas. Incluso algunas constantes constructivas del motor se debieron estimar según la literatura [24]. Estos parámetros se han calculado de esta forma con el objetivo de tener una idea del orden de magnitud de sus valores. En [17] se presenta la estimación de los parámetros térmicos mediante un algoritmo genético (GA), obteniéndose los valores que se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2. Parámetros térmicos del motor de 2 Hp, 230V, 60Hz con otros métodos.

Parámetros	Técnica		
	Experimental	GA	ABC
C_s	4780 J/°C	5561.66 J/°C	5587.15 J/°C
C_r	3240 J/°C	5129.74 J/°C	5096.83 J/°C
G_s	4.06 W/°C	4.19 W/°C	4.19 W/°C
G_r	0.026 W/°C	0 W/°C	0 W/°C
G_g	11.26 W/°C	12.36 W/°C	12.79 W/°C

Como se observa en la Tabla 2 los distintos métodos usados generan valores muy similares, siendo los valores obtenidos mediante las técnicas metaheurísticas **AG** y **ABC** prácticamente los mismos, como se muestra en la Tabla 3.

Tabla 3. Valor absoluto del Error en los Parámetros térmicos

Parámetros	Error relativo: AG y ABC
C_s	0.45%
C_r	0.64%
G_s	0%
G_r	0%
G_g	3.3%

CONCLUSIONES

Para obtener las conductancias térmicas G y las capacitancias térmicas C , en la literatura se proponen una serie de técnicas por ejemplo: [8], [9], [20], [21], [27]. Este trabajo comprueba la factibilidad de usar los algoritmos bioinspirados como el **ABC** para estimar los parámetros térmicos del motor eléctrico sin necesidad de conocer sus características físicas, tales como: materiales, dimensiones, masas, calores específicos, etc., que son muchas veces de difícil obtención.

La exactitud de los parámetros obtenidos se aprecia en el casi perfecto ajuste de la curva experimental y la curva estimada para el mismo punto, en este caso la Figura 5 muestra la casi superposición de la curva experimental de temperatura del estator y la estimación de temperatura usando el modelo (6) y los resultados de la Tabla 1. Además, dadas las características malladas del modelo utilizado, es posible estimar el comportamiento dinámico en otros puntos de interés de muy difícil acceso, por ejemplo el comportamiento dinámico de la temperatura del núcleo rotórico del motor.

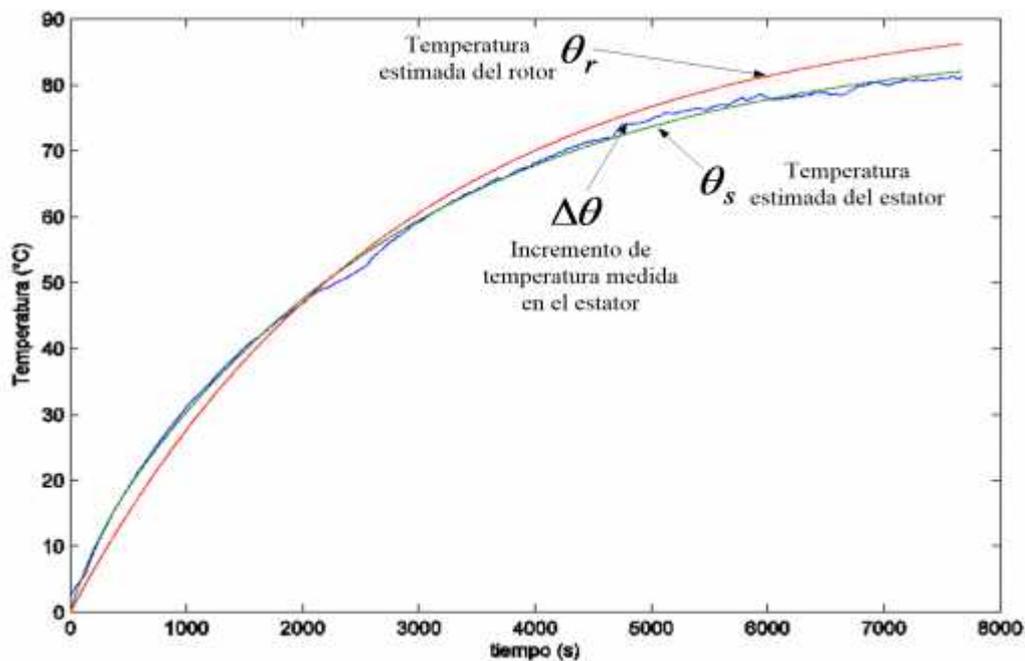


Figura 5. Ajuste de temperaturas entre la medida y la estimada.

AGRADECIMIENTO

Se agradece a la Vicerrectora de Investigación por el financiamiento brindado al proyecto SEMAT, código VIE 5402-1341-1301, así como a los asistentes vinculados en este proyecto.

REFERENCIAS

- [1] H. Oraee, "A quantitative approach to estimate the life expectancy of motor insulation systems," *IEEE Trans. Dielectr. Electr. Insul.*, vol. 7, no. 6, pp. 790–796, 2000.
- [2] P. Pillay and M. Manyage, "Loss of life in induction machines operating with unbalanced supplies," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 21, no. 4, pp. 813–822, 2006.
- [3] Z. Gao, "SENSORLESS STATOR WINDING TEMPERATURE ESTIMATION FOR INDUCTION MACHINES," Georgia Institute of Technology, 2006.
- [4] S. E. Zocholl, "Comparing motor thermal models," in *In 31st Annual Western Protective Relay Conference*, 2004, pp. 1–10.
- [5] G. Kylander, "Thermal modelling of small cage induction motors," Chalmers University of Technology, 1995.
- [6] a. L. Shenkman and M. Chertkov, "Experimental method for synthesis of generalized thermal circuit of polyphase induction motors," *IEEE Trans. Energy Convers.*, vol. 15, no. 3, pp. 264–268, 2000.
- [7] B. Dutta and S. K. Chowdhury, "Steady state thermal model of TEFC induction machine," in *IEEE International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation, ETFAPower Electronics, Drives and Energy Systems (PEDES), 2012*, 2012, pp. 1–6.
- [8] M. J. Duran and J. Fernandez, "Lumped-Parameter Thermal Model for Induction Machines," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 19, pp. 791–792, 2004.
- [9] J. F. Moreno, F. P. Hidalgo, and M. D. Martínez, "Realisation of tests to determine the parameters of the thermal model of an induction machine," *IEE Proceedings - Electric Power Applications*, vol. 148, p. 393, 2001.

- [10] "IEEE Standard Test Procedure for Polyphase Induction Motors and Generators," *IEEE Std 112-2004 (Revision IEEE Std 112-1996)*, pp. 0_1–79, 2004.
- [11] I. Boldea and S. A. Nasar, *The Induction Machine Handbook*. CRC Press, 2002.
- [12] S. Bin Lee and T. G. Habetler, "An online stator winding resistance estimation technique for temperature monitoring of line-connected induction machines," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 39, no. 3, pp. 685–694, 2003.
- [13] Z. Gao, T. G. Habetler, R. G. Harley, and R. S. Colby, "An Adaptive Kalman Filtering Approach to Induction Machine Stator Winding Temperature Estimation Based on a Hybrid Thermal Model," *IEEE Ind. Appl. Conf.*, pp. 2–9, 2005.
- [14] K. Cho and J. Seok, "Induction Motor Temperature Estimation Based on High-Frequency Model of Rotor Bar," in *Industry Applications Society Annual Meeting, 2008. IAS '08. IEEE*, 2008, no. 1, pp. 1–7.
- [15] L. D. Murillo-Soto and G. Figueroa-Mata, "Obtención de parámetros de un modelo térmico para un motor trifásico usando algoritmos genéticos," in *13th LACCEI Annual International Conference, 2015*, pp. 1–2.
- [16] L. D. Murillo-Soto, "Aplicación informática para el monitoreo de variables eléctricas, mecánicas y térmicas en motores trifásicos de inducción," in *Latin American and Caribbean Conference for Engineering and Technology (LACCEI'2014)*, 2014.
- [17] L. D. Murillo-Soto and G. Figueroa-Mata, "Identificación de parámetros de un modelo térmico para un motor trifásico de inducción usando algoritmos genéticos," *Tecnol. en Marcha*, vol. 29, no. Y (Por aparecer), 2016.
- [18] D. Karaboga, "An idea based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization," *Tech. Rep. TR06, Erciyes Univ.*, no. TR06, p. 10, 2005.
- [19] D. Karaboga and B. Akay, "Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm on Training Artificial Neural Networks," in *2007 IEEE 15th Signal Processing and Communications Applications*, 2007.
- [20] D. Karaboga and C. Ozturk, "Fuzzy clustering with artificial bee colony algorithm," *Sci. Res. Essays*, vol. 5, no. 14, pp. 1899–1902, 2010.
- [21] K. S. Kaswan, S. Choudhary, and K. Sharma, "Applications of Artificial Bee Colony Optimization technique: Survey," in *Applications of Artificial Bee Colony Optimization technique: Survey*, 2015, pp. 1660–1664.
- [22] T. Liao, D. Aydın, and T. Stützle, "Artificial bee colonies for continuous optimization: Experimental analysis and improvements," *Swarm Intell.*, vol. 7, no. 4, pp. 327–356, 2013.
- [23] D. Karaboga, B. Gorkemli, C. Ozturk, and N. Karaboga, "A comprehensive survey: artificial bee colony (ABC) algorithm and applications," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 41, no. 1, pp. 21–57, 2014.
- [24] A. Boglietti, A. Cavagnino, M. Lazzari, and M. Pastorelli, "A Simplified Thermal Model for Variable-Speed Self-Cooled Industrial Induction Motor," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 39, no. 4, pp. 945–952, 2003.
- [25] S. E. Zocholl, E. O. Schweitzer, and A. Aliaga-Zegarra, "Thermal Protection of Induction Motors Enhanced by Interactive Electrical and Thermal Models," *IEEE Trans. Power Appar. Syst.*, vol. PAS-103, no. 7, pp. 1749–1755, 1984.
- [26] O. I. Okoro, B. Weidemann, and O. Ojo, "An efficient thermal model for induction machines," *Conf. Rec. 2004 IEEE Ind. Appl. Conf. 2004. 39th IAS Annu. Meet.*, vol. 4, 2004.
- [27] A. Boglietti, A. Cavagnino, and D. Staton, "Determination of Critical Parameters in Electrical Machine Thermal Models," *IEEE Trans. Ind. Appl.*, vol. 44, no. 4, pp. 1150–1159, 2008.