



Ingeniería Energética

E-ISSN: 1815-5901

orestes@cipel.ispjae.edu.cu

Instituto Superior Politécnico José Antonio

Echeverría

Cuba

Cepero Díaz, Ariel O.; González Santos, Ana I.; Sánchez Morales, Lisniel; Morera Hernández, Mario;
Muñoz Álvarez, Javier

Estimación del estado del motor de reluctancia conmutada MFR132.5 mediante Filtro Desaromatizado
de Kalman

Ingeniería Energética, vol. XXXV, núm. 1, enero-abril, 2014, pp. 79-89

Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría

La Habana, Cuba

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=329129814009>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en redalyc.org

redalyc.org

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto



TRABAJO TEORICO EXPERIMENTAL

Estimación del estado del motor de reluctancia conmutada MFR132.5 mediante Filtro Desaromatizado de Kalman

State estimation of the switching reluctance motor MFR132.5 using an Unscented Kalman Filter

Ariel O. – Cepero Díaz
Ana I. – González Santos
Lisniel – Sánchez Morales

Mario – Morera Hernández
Javier – Muñoz Álvarez

Recibido: Julio del 2013

Aprobado: Septiembre del 2013

Resumen/ Abstract

La determinación de la posición angular instantánea del rotor es parte integral del control en los accionamientos de Motores de Reluctancia Conmutada. La medición directa de esta variable adiciona complejidad y costo al sistema y no siempre brinda buenos resultados, lo que ha motivado el desarrollo y prueba de algoritmos de estimación de la posición angular del rotor. En este trabajo se presenta el empleo de un Filtro Desaromatizado de Kalman para estimar la velocidad y la posición angular del rotor del motor MFR 132.5, basado en un modelo de caja gris de dicho motor que también es presentado en este trabajo. Los resultados demuestran que este estimador ofrece estimaciones satisfactorias del estado del motor, lo mismo durante el arranque que durante el funcionamiento regular, aún bajo la presencia de perturbaciones en el torque de la carga y errores en la estimación inicial de la posición angular del rotor.

Palabras clave: estimación de estados, filtro desaromatizado de Kalman, modelos dinámicos, motor de reluctancia conmutada.

The measure of the instant angular position of the rotor is integral part of the control of Switching Reluctance Motors drivers. The direct measurement of this variable adds complexity and cost to the system and it doesn't give good results sometimes. That has motivated the development and test of algorithms for estimating the rotor angular position of the motor. In this work is presented the use of an Unscented Kalman Filter for estimating the speed and rotor angular position of the motor MFR 132.5, based on a grey box model of the motor which is also presented in this work. The results show that this kind of estimator gives good estimations of the state of the motor, as well during the starting as during the regular operation, even under the presence of perturbations of the load torque and errors in the initial estimation of the angular position.

Key Words: state estimation, unscented Kalman Filter, dynamic models, switched reluctance motors.

INTRODUCCIÓN

Muchas técnicas modernas y avanzadas de control automático requieren tener conocimiento del estado completo del sistema a controlar para poder llevar a cabo la estrategia de control. Pero en muchas ocasiones no es factible realizar las mediciones de todas las variables que definen el estado del sistema, sea por el elevado costo o complejidad de los sistemas de medición, la ineficacia de los métodos de medición existentes, la existencia de ruidos que afectan la medición, o porque simplemente las variables del estado carecen de sentido físico.

Por tal motivo ha sido interés de la comunidad científica y técnica del mundo del control automático el desarrollo y uso práctico de elementos estimadores de estado en los sistemas de control [1-2]. Para el caso de los sistemas lineales e invariantes en el tiempo, con parámetros concentrados, los resultados teóricos y prácticos están bien maduros y establecidos, sin embargo existen aún varias líneas de investigación abiertas sobre el tema de los estimadores de estados cuando se trata de sistemas no lineales [3-5].

Una de las primeras vías de solución al problema de la estimación de estados en sistemas no lineales ha sido, naturalmente, la extensión de las técnicas conocidas y bien probadas de estimación de estados en sistemas lineales al caso no lineal. Tal es el caso del Observador Extendido de Luenberger (ELO) [1], para casos de sistemas no lineales donde se desea una estimación determinística del estado, y del Filtro Extendido de Kalman (EKF) [6], para casos donde se desea una estimación del estado que tenga en cuenta la presencia de ruidos en las mediciones y perturbaciones al sistema como fenómenos estocásticos. Estas alternativas de solución han dado buenos resultados en sistemas cuyo comportamiento no lineal es suave, tal que la aproximación lineal del modelo matemático del sistema alrededor de cualquier punto de equilibrio puede emplearse satisfactoriamente. Pero en la medida que el sistema presenta un comportamiento no lineal más acentuado la aproximación lineal del modelo se hace menos satisfactoria y empeora el desempeño de estos estimadores. Entre las soluciones alternativas al problema de la estimación de estados en sistemas no lineales que superan esta deficiencia se encuentran los Estimadores de Horizonte Deslizante (MHE) [6] y algoritmos basados en técnicas de inteligencia artificial [3].

Con el mismo fundamento probabilístico del EKF, pero considerando que es más fácil aproximar una función de distribución de probabilidades que una función no lineal arbitraria, se presenta la propuesta del Filtro Desaromatizado de Kalman (UKF) [5, 7-8] como una solución a la estimación cuando se trata con sistemas fuertemente no lineales. Este tipo de estimador de estados mantiene las características deseables del EKF, en cuanto a considerar los ruidos y perturbaciones en el sistema y su sencilla expresión recursiva que lo hace veloz, pero lo supera en una mayor convergencia dado por el hecho de no aproximar el modelo del sistema. Además, el UKF puede tratar con sistemas cuyo modelo matemático posee discontinuidades [5].

Los motores de reluctancia conmutada (MRC) son motores cuyo estator posee un número par de polos salientes o dientes con devanados concentrados y cuyo rotor posee un número par distinto de polos sin devanados, siendo motores eléctricos simplemente excitados. Los devanados en pares de polos del estator diametralmente opuestos se conectan en serie y estos a su vez en serie o en paralelo a otros pares para conformar la misma fase del estator. En el MRC se aplica una secuencia de pulsos de tensión eléctrica a cada fase, por medio de un convertidor electrónico de potencia apropiado, de modo que cada fase es excitada cuando un par de polos opuestos del rotor se encuentra próximo a alinearse con el par de polos del estator más cercano. La energía se retira de la fase activa antes de que los polos del rotor y del estator queden totalmente alineados, activándose entonces la próxima fase. Así, los MRC, a diferencia de otros tipos de motores eléctricos, los cuales funcionan autónomamente a partir de recibir una tensión, reciben acciones que constantemente se actualizan de acuerdo a la posición angular del rotor. En estos, el control efectivo de la velocidad y del momento electromagnético depende, en gran medida, de la sincronización adecuada entre la posición angular del rotor y la excitación de las fases. Es decir, que la determinación o estimación de la posición angular instantánea del rotor es parte integral del control en los accionamientos de MRC [9].

La posición angular del rotor se determina comúnmente mediante un sensor óptico que se acopla mecánicamente al eje del motor. El uso de este sensor, sin embargo, no sólo adiciona complejidad y costo al sistema, sino que no brinda buenos resultados cuando el motor trabaja a altas velocidades o bajo condiciones ambientales desfavorables. Esto ha motivado el desarrollo y prueba de esquemas de estimación de la posición angular del rotor, sin el empleo de sensores, que utilicen solamente las mediciones de las variables eléctricas del MRC. En la literatura especializada se reportan soluciones para la estimación de la posición angular del rotor basadas en el empleo de Observadores de Estado de Modo Deslizante (SMO) [10], Observadores de Luenberger [11], modelos de las características de fase del MRC instrumentadas a partir de técnicas de inteligencia artificial [12], o estimadores basados en la inyección de breves y pequeñas señales en las fases inactivas del motor [13].

En este trabajo se presenta el diseño de un estimador de tipo UKF para determinar la velocidad y la posición angular del rotor del MRC MFR 132.5 a partir de la medición de las tensiones eléctricas impuestas a cada fase y de las corrientes de fase. El estimador diseñado se basa en un modelo gris del motor, que es presentado también en este trabajo, aprovechando la relativa independencia de este tipo de estimadores respecto a la formulación del modelo matemático del sistema a observar. Finalmente se muestran los resultados del desempeño del estimador, tanto durante el arranque como durante el funcionamiento normal del motor.

MODELO MATEMÁTICO DEL MRC MFR132.5

La dinámica de los MRC está expresada por el conjunto de ecuaciones electromecánicas (1-3).

$$\frac{d\lambda_n(\theta, i_n)}{dt} = -R_n i_n + u_n \quad (1)$$

$$\frac{dw}{dt} = -\frac{D}{J}w + \frac{1}{J}T_{em}(\theta, \lambda_n) - \frac{1}{J}T_L \quad (2)$$

$$\frac{d\theta}{dt} = w \quad (3)$$

donde $\lambda_n = [\lambda_a \ \lambda_b \ \lambda_c \ \lambda_d]^T$ es el vector de las concatenaciones de flujo de fase, $i_n = [i_a \ i_b \ i_c \ i_d]^T$ es el vector de las corrientes de fase, $u_n = [u_a \ u_b \ u_c \ u_d]^T$ es el vector de las tensiones de fase, R_n es la matriz diagonal de las resistencias de fase, w es la velocidad del motor, D es el coeficiente de fricción, J es la inercia total del conjunto rotor-carga mecánica, T_L es el torque de carga, T_{em} es el torque electromagnético del motor y θ es la posición angular del rotor. Por simplicidad de las expresiones se ha omitido la dependencia de λ_n , i_n , u_n , w , T_{em} y θ respecto al tiempo.

Suponiendo la independencia magnética de las fases del motor las ecuaciones (1 y 2) pueden reescribirse como ecuaciones (4 y 5),

$$L_n(\theta, i_n) \frac{di_n}{dt} = -R_n i_n - C_n(\theta, i_n)w + u_n \quad (4)$$

$$\frac{dw}{dt} = -\frac{D}{J}w + \frac{1}{J}T_{em}(\theta, i_n) - \frac{1}{J}T_L \quad (5)$$

donde $L_n(\theta, i_n)$ es la matriz diagonal de las inductancias dinámicas de fase y $C_n(\theta, i_n)$ es la matriz diagonal de los coeficientes que multiplicados por la velocidad constituyen las tensiones rotacionales de fase, definidas por las ecuaciones (6 y 7) respectivamente.

$$L_n(\theta, i_n) = \frac{\partial \lambda_n(\theta, i_n)}{\partial i_n} \quad (6)$$

$$C_n(\theta, i_n) = \frac{\partial \lambda_n(\theta, i_n)}{\partial \theta} \quad (7)$$

A los efectos del modelado matemático del comportamiento dinámico del motor se considera que el estado del motor está caracterizado por las corrientes de fase, la velocidad y la posición angular, que las tensiones de fase son las entradas a manipular y que las salidas medibles son las propias corrientes de fase.

El MRC MFR 132.5 es un motor de cuatro fases, que se compone de un estator de 16 polos y de un rotor de 12 polos. A cada fase del estator le corresponde cuatro polos con sus respectivos devanados, sumando una resistencia de fase de 0.155Ω . Presenta una potencia nominal de 18.5 kW, una velocidad nominal de 1500 rpm, una inercia de 0.0833 kgm^2 , un coeficiente de fricción de 0.7498 Nms y es alimentado con una tensión de corriente directa de 550 V mediante un convertidor electrónico de potencia conectado directamente a la red trifásica de corriente alterna [14].

Modelo Gris

Los modelos híbridos, también conocidos como modelos de caja gris, son aquellos modelos que se obtienen mediante la unión o combinación de modelos de conocimiento, conocidos también como modelos de caja blanca, y modelos empíricos, también llamados como modelos de caja negra. El modelo gris es más realista que el modelo empírico, pues se dispone de algún conocimiento sobre las leyes que rigen el comportamiento del sistema. Por otra parte, el modelo gris, aunque es menos interpretable que los modelos de conocimiento, precisa de un menor consumo de tiempo para su construcción para un mismo nivel de complejidad [15, 16].

Las ecuaciones (3), (4) y (5) representan el conocimiento teórico disponible sobre el comportamiento dinámico del motor, pero no se conocen las ecuaciones matemáticas que determinan la dependencia de las concatenaciones de flujo λ_n , las inductancias dinámicas L_n , las tensiones rotacionales C_n y el torque electromagnético T_{em} respecto a las corrientes de fase y la posición angular del rotor. Sin embargo, el fabricante del motor MFR 132.5 ofrece tablas de valores de estos parámetros correspondientes a un conjunto de valores de corriente de fase y posición angular del rotor, suficientes para reflejar el comportamiento de estos parámetros [14].

Combinando los conocimientos teóricos y empíricos disponibles sobre el motor se puede obtener un modelo gris del mismo con la estructura mostrada en la figura 1, donde el bloque modelo blanco está constituido por las ecuaciones (3,4 y 5), que modelan el conocimiento teórico sobre el motor, mientras el bloque modelo negro está constituido por las tablas ofrecidas por el fabricante, que modelan el conocimiento empírico de los parámetros del motor.

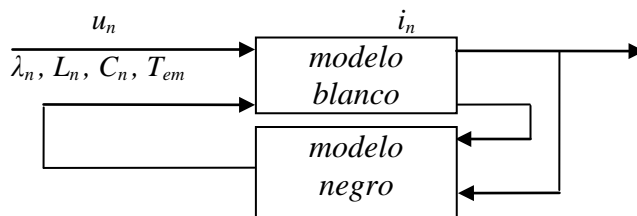


Fig. 1. Estructura del Modelo Gris del MRC MFR 132.5.

FORMULACIÓN DEL FILTRO DE KALMAN DESAROMATIZADO

La idea básica del estimador UKF consiste en el siguiente procedimiento [7]: escoger un conjunto de puntos de muestra del espacio de estado, designados como puntos sigma, que representen adecuadamente como muestreo la media y covarianza del estado actual del sistema; propagar cada punto sigma por las transformaciones no lineales del sistema a su correspondiente estado en el próximo instante de tiempo; calcular entonces la media y la covarianza del conjunto de puntos sigma propagados como estimaciones *a priori* de la media y la covarianza del nuevo estado y utilizar la medición de la salida real del sistema para corregir la estimación hecha de la estadística del estado y obtener una estimación *a posteriori* siguiendo el algoritmo común del Filtro de Kalman. El conjunto de puntos sigma deberá estar formado por $p+1$ valores probables del vector de estado $x^{(i)}$ y sus pesos $s^{(i)}$ asociados, de modo que cumplan las condiciones dadas por la ecuación (8).

$$\sum_{i=0}^p s^{(i)} = 1, \quad \bar{x} = \sum_{i=0}^p s^{(i)} x^{(i)} \quad y \quad P = \sum_{i=0}^p s^{(i)} [x^{(i)} - \bar{x}][x^{(i)} - \bar{x}]^T \quad (8)$$

donde \bar{x} es el valor medio del estado y P es la covarianza de este.

Sea un sistema no lineal de orden n representado por el modelo estocástico discreto descrito por las ecuaciones (9 y 10).

$$x_{(k+1)} = f(x_{(k)}, u_{(k)}, \varepsilon_{(k)}) \quad (9)$$

$$y_{(k)} = h(x_{(k)}, v_{(k)}) \quad (10)$$

donde $x_{(k)}$ representa el vector de estado del sistema, $u_{(k)}$ representa el vector de entrada del sistema, $\varepsilon_{(k)}$ representa el vector de perturbaciones en el estado, $v_{(k)}$ representa el vector de ruidos en la salida, $y_{(k)}$ representa el vector de salida del sistema y $f(\cdot)$ y $h(\cdot)$ son las funciones no lineales de estado y de salida del sistema respectivamente. Se supone que los vectores $\varepsilon_{(k)}$ y $v_{(k)}$ se comportan como ruidos blancos no correlacionados entre sí que siguen una distribución de probabilidades normal con media cero y matrices de covarianza $Q_{(k)}$ y $R_{(k)}$ respectivamente.

Una distribución mínima adecuada de $2n+1$ puntos sigma estará determinada según ecuación(11), [7-8].

$$\begin{aligned} x^{(0)} &= \bar{x} & s^{(0)} &= \frac{\lambda}{n + \lambda} \\ x^{(i)} &= \bar{x} + \sqrt{n + \lambda} (A)^{(i)} & s^{(i)} &= \frac{1}{2(n + \lambda)} \\ x^{(i+n)} &= \bar{x} - \sqrt{n + \lambda} (A)^{(i)} & s^{(i+n)} &= \frac{1}{2(n + \lambda)} \\ i &= 1, \dots, n \end{aligned} \quad (11)$$

donde $(A)^{(i)}$ es la i -ésima columna de la matriz raíz cuadrada de P , tal que $P = AA^T$, y λ es un parámetro de escalado que puede tomar valores positivos o negativos tal que $n + \lambda \neq 0$ y que determina la dispersión de los puntos sigma alrededor del valor medio del estado \bar{x} . Una propuesta acertada es considerar $\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$, siendo α y κ parámetros de sintonía que deben cumplir con $\kappa \geq 0$, para garantizar que la matriz de covarianza P sea semidefinida positiva, y $0 < \alpha \leq 1$ [8]. La formulación más general del algoritmo del UKF, para considerar el caso de que los ruidos en el estado y la salida no sean aditivos, aumenta el vector de estados con los términos de ruido en el estado y en la salida, $x_{a,(k)} = [x_{(k)} \ \varepsilon_{(k)} \ v_{(k)}]^T$, quedando descrito el modelo del sistema aumentado de orden $n_a = n + n_\varepsilon + n_v$ por las ecuaciones (12 y 13).

$$x_{a,(k+1)} = f_a(x_{a,(k)}, u_{(k)}) \quad (12)$$

$$y_{(k)} = h_a(x_{a,(k)}) \quad (13)$$

Así mismo el valor medio del estado aumentado y su covarianza van a estar dados por la ecuación (14).

$$\bar{x}_{a,(k)} = \begin{bmatrix} \bar{x}_{(k)} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad P_{a,(k)} = \begin{bmatrix} P_{(k)} & 0 & 0 \\ 0 & Q_{(k)} & 0 \\ 0 & 0 & R_{(k)} \end{bmatrix} \quad (14)$$

El algoritmo general del UKF es el siguiente [5].

1. Generar el conjunto de puntos sigma siguiendo la distribución dada por la ecuación (11) a partir del estado aumentado estimado en la iteración anterior.

$$\hat{\mathbf{x}}_{a,(k-1)}, \hat{\mathbf{P}}_{a,(k-1)}$$

2. Propagar cada punto sigma del estado anterior al estado actual según la ecuación de estado del sistema.

$$\hat{\mathbf{x}}_{a,(k)}^{-(i)} = f_a(\hat{\mathbf{x}}_{a,(k-1)}^{-(i)}, \mathbf{u}_{(k-1)})$$

3. Estimar la media y la covarianza del estado actual *a priori*.

$$\hat{\mathbf{x}}_{a,(k)}^- = \sum_{i=0}^{2n_q} s^{(i)} \hat{\mathbf{x}}_{a,(k)}^{-(i)}$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{a,(k)}^- = \sum_{i=0}^{2n_q} s^{(i)} \left[\hat{\mathbf{x}}_{a,(k)}^{-(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{a,(k)}^- \right] \left[\hat{\mathbf{x}}_{a,(k)}^{-(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{a,(k)}^- \right]^T$$

4. Determinar los posibles valores de la salida actual a partir de los posibles valores del estado actual según la ecuación de salida del sistema.

$$\hat{\mathbf{y}}_{(k)}^{-(i)} = h_a(\hat{\mathbf{x}}_{a,(k)}^{-(i)})$$

5. Estimar la media y la covarianza de la salida actual del proceso *a priori*.

$$\hat{\mathbf{y}}_{(k)}^- = \sum_{i=0}^{2n_q} s^{(i)} \hat{\mathbf{y}}_{(k)}^{-(i)}$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{y,(k)}^- = \sum_{i=0}^{2n_q} s^{(i)} \left[\hat{\mathbf{y}}_{(k)}^{-(i)} - \hat{\mathbf{y}}_{(k)}^- \right] \left[\hat{\mathbf{y}}_{(k)}^{-(i)} - \hat{\mathbf{y}}_{(k)}^- \right]^T$$

6. Estimar la covarianza cruzada entre el estado y la salida *a priori*.

$$\hat{\mathbf{P}}_{xy,(k)}^- = \sum_{i=0}^{2n_q} s^{(i)} \left[\hat{\mathbf{x}}_{a,(k)}^{-(i)} - \hat{\mathbf{x}}_{a,(k)}^- \right] \left[\hat{\mathbf{y}}_{(k)}^{-(i)} - \hat{\mathbf{y}}_{(k)}^- \right]^T$$

7. Finalmente, estimar la media y la covarianza del estado actual *a posteriori*.

$$\hat{\mathbf{x}}_{a,(k)} = \hat{\mathbf{x}}_{a,(k)}^- + \mathbf{K}_{(k)} \left[\mathbf{y}_{(k)} - \hat{\mathbf{y}}_{(k)}^- \right]$$

$$\hat{\mathbf{P}}_{a,(k)} = \hat{\mathbf{P}}_{a,(k)}^- - \mathbf{K}_{(k)} \hat{\mathbf{P}}_{y,(k)}^- \mathbf{K}_{(k)}^T$$

$$\text{donde } \mathbf{K}_{(k)} = \hat{\mathbf{P}}_{xy,(k)}^- \left[\hat{\mathbf{P}}_{y,(k)}^- \right]^{-1} \text{ es la matriz de ganancias del filtro.}$$

Con el objetivo de reflejar mejor los momentos estadísticos de mayor orden del estado, se propone una modificación en los pasos 3 y 5 del algoritmo general del UKF, consistente en considerar a la ecuación (15), como peso del punto sigma central para el cálculo de las covarianzas del estado y la salida actual *a priori* [8].

$$s^{(0)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (15)$$

Tratándose de modelos grises la formulación anterior cambia, pues de forma general la dinámica del sistema no se expresa completamente en forma de ecuaciones como (9) y (10), sino que se expresa de acuerdo a la estructura específica del modelo gris obtenido para el sistema. De tal modo, los pasos 2 y 4 del algoritmo general se resuelven teniendo en cuenta el modelo gris del sistema como expresa el esquema de la figura 2.

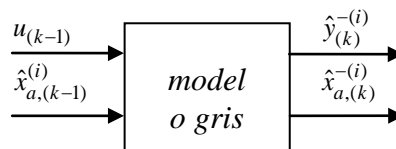


Fig. 2. Uso de un modelo gris en la formulación del UKF.

EXPERIMENTOS Y RESULTADOS

Se diseñó un estimador de tipo UKF basado en el modelo gris del MRC, dándole a los parámetros de sintonía los valores $\alpha=0.01$, $\kappa=0$ y $\beta=20$, y fue implementado en un programa de computación para su simulación. Como el UKF es un estimador de tiempo discreto y el modelo presentado del motor es de tiempo continuo, es necesario muestrear dicho modelo de modo que los estados estimados, las entradas, las salidas medidas y las salidas estimadas están dadas por las ecuaciones (16 y 17), donde Δt es el período de muestreo con el que se obtienen las mediciones de la entrada y la salida del sistema que son utilizadas en el estimador.

$$\hat{x}_{(k)} = [\hat{i}_n(k\Delta t) \quad \hat{w}(k\Delta t) \quad \hat{\theta}(k\Delta t)]^T \quad (16)$$

$$u_{(k)} = u_n(k\Delta t), \quad y_{(k)} = i_n(k\Delta t), \quad \hat{y}_{(k)} = \hat{i}_n(k\Delta t) \quad (17)$$

Para evaluar el desempeño del estimador se realizaron dos experimentos. En el primer experimento se tomaron mediciones de las tensiones de fase impuestas por el convertidor electrónico de potencia al motor, así como de las corrientes de fase, que constituyen las salidas medibles del motor, con un período de muestreo de 0.00001 s, durante los primeros 0.4 s tras energizar el motor. Estas mediciones fueron introducidas al estimador diseñado y se registraron los valores del estado estimado con el mismo período de muestreo durante el mismo tiempo, partiendo de un error en la estimación inicial de la posición angular del rotor de 0.0174 rad (1°). Este error en la estimación inicial de la posición angular del rotor representa aproximadamente el 13% del ángulo de conducción de cada fase en este motor, 7.5°, lo que lo hace un error significativo. El segundo experimento se desarrolló de forma similar durante el funcionamiento regular del motor, coincidente con la ocurrencia de una perturbación en el torque de la carga de 1 Nm aproximadamente a los 0.2 s.

En la figura 3, se muestra el error de estimación de la posición angular cometido en el primer experimento. En la gráfica a) se puede apreciar que el error de estimación inicial de la posición angular es reducido rápidamente y en la gráfica b) se muestra un acercamiento que permite ver mejor el error de predicción una vez que se han superado las primeras estimaciones. En la figura 4, se muestra el error de estimación de la velocidad cometido en el primer experimento. En la figura 5, se muestra el error de estimación de la posición angular cometido en el segundo experimento. También en este caso puede apreciarse en la gráfica a) que el error de estimación

inicial de la posición angular es reducido rápidamente. En el acercamiento de la gráfica b) puede verse que el error de estimación de la posición angular aumenta ligeramente alrededor de los 0.2 s, como efecto de la perturbación en el torque de la carga ocurrida en este experimento, para luego volver a disminuir.

En la figura 6, se muestran el error de estimación de la velocidad cometido en el segundo experimento. En esta gráfica también se observa el efecto de la perturbación en la estimación de la velocidad. En la tabla 1, se recogen los valores de la raíz del error cuadrático medio (RMSE) de las estimaciones.

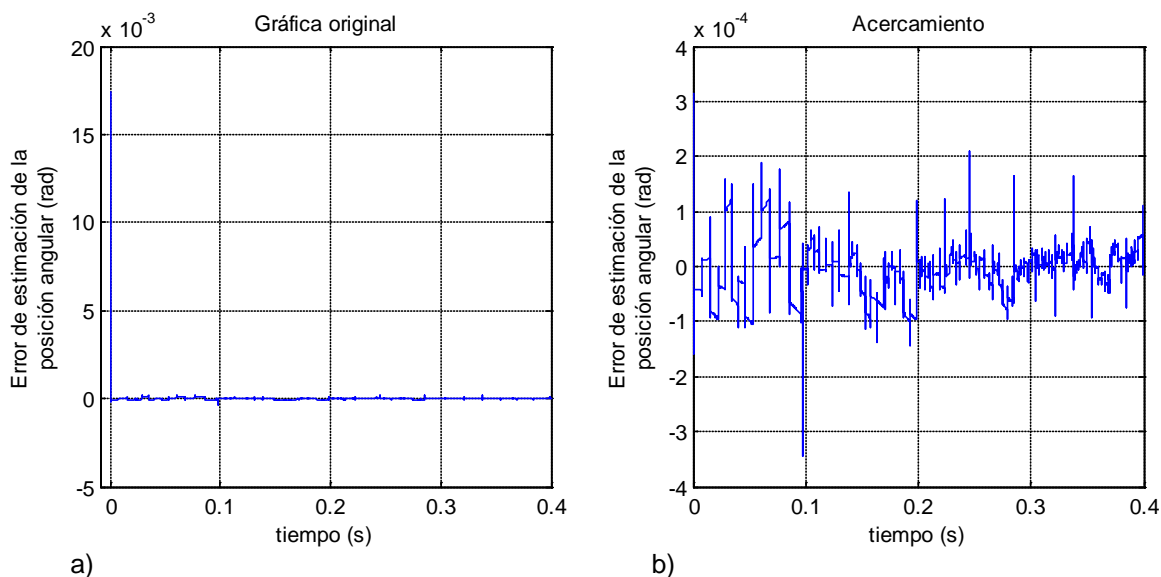


Fig. 3. Error de estimación de la posición angular en el primer experimento.

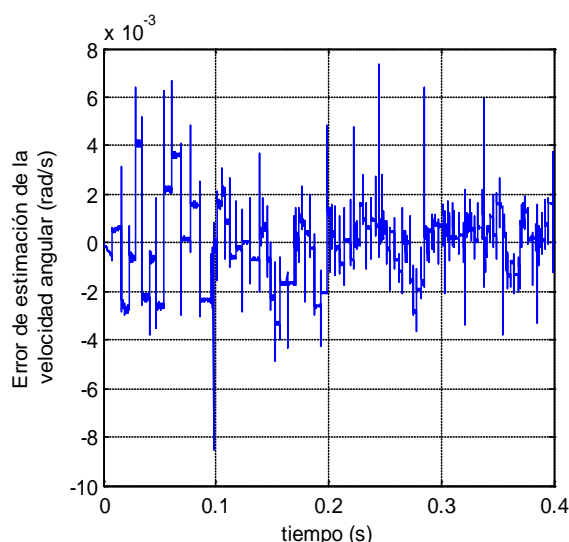


Fig. 4. Error de estimación de la velocidad angular en el primer experimento.

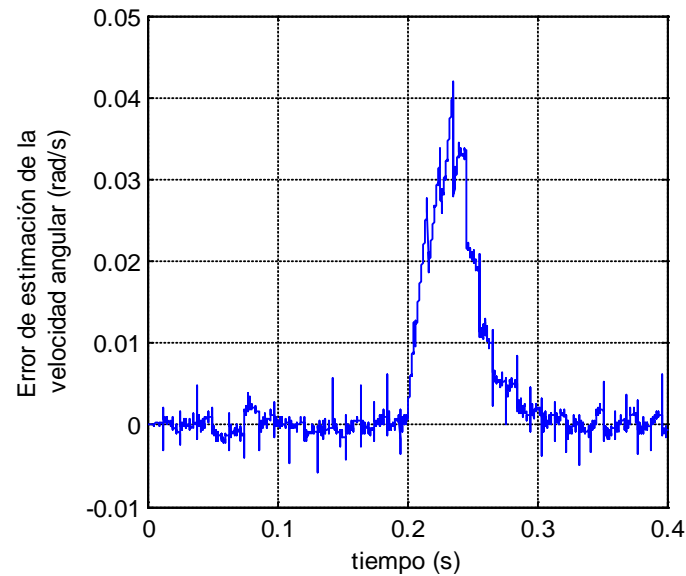
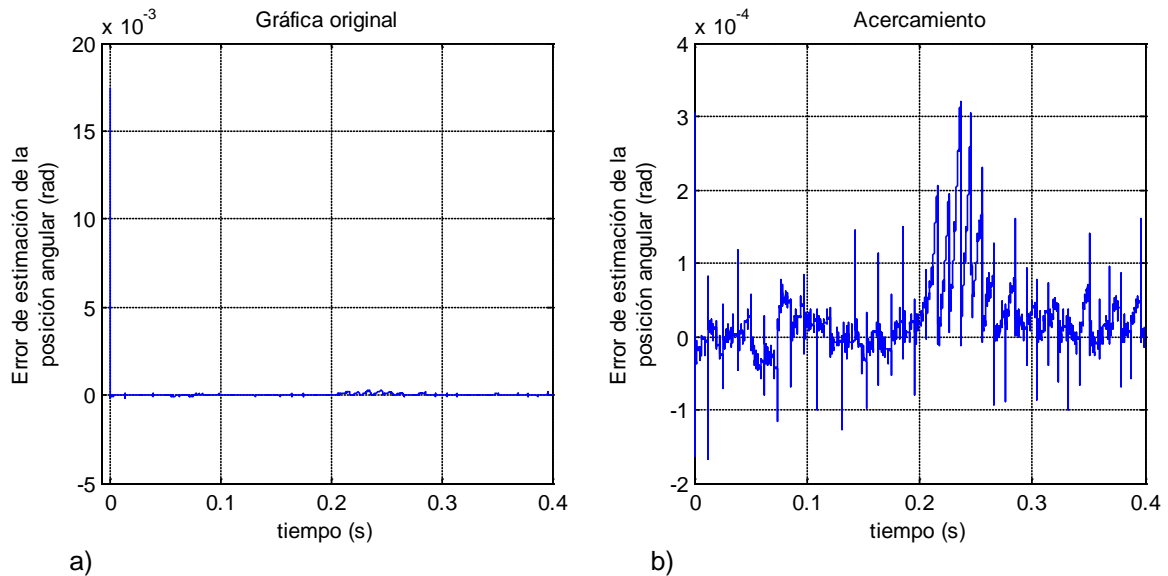


Tabla 1. RMSE de las estimaciones en ambos experimentos.		
Experimento	Velocidad (rad/s)	Posición angular (rad)
Primero	0.0014	0.00011
Segundo	0.0099	0.00012

CONCLUSIONES

En este trabajo se ha presentado el empleo de un estimador de tipo UKF para estimar el estado del MRC MFR132.5. Los dos experimentos desarrollados han mostrado resultados muy satisfactorios, indicando otra aplicación exitosa de este tipo de estimadores y una solución

alternativa al problema de la estimación de la posición angular del rotor en los MRC. El estimador fue capaz de bridar estimaciones del estado del sistema, partiendo de una estimación inicial del estado errónea y superando el efecto de una perturbación en el torque de la carga. El estimador se ha basado en un modelo de caja gris del mismo que utiliza información empírica dada por el fabricante sobre los parámetros del motor para ofrecer un reflejo más realista del funcionamiento dinámico del mismo.

REFERENCIAS

- [1] SIRA-RAMÍREZ, H.; *et al.*, "Control de sistemas no lineales: Linealización aproximada, extendida, exacta". Madrid: Pearson Educación, 2005, ISBN 84-205-4449-3.
- [2] OGATA, K., "Ingeniería de Control Moderna". 3ra. Edición, México D.F.: Prentice-Hall Hispanoamericana, 1998, ISBN 970-17-0048-1.
- [3] CABRERA, A.I.; *et al.*, "Independent Neuro-Fuzzy Control System". En: 16th IFAC World Congress. Prague, Czech Republic, 2005, ISBN 978-3-902661-75-3.
- [4] GOFFAUX, G.; WOUWER, A.V., "Design of a Robust Nonlinear Receding-Horizon Observer - Application to a biological system". En: 17th IFAC World Congress. Seoul, Korea, 2008, ISBN 978-3-902661-00-5.
- [5] JULIER, S.J.; UHLMANN, J.K., "Unscented Filtering and Nonlinear Estimation". Proceedings of the IEEE. 2004, vol.92, n.3, p. 401-422, ISSN 0018-9219.
- [6] MUSKE, K.; EDGAR, T., "Nonlinear state estimation", en: Nonlinear Process Control. 1st. Ed., Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice Hall, 1997, ISBN 0-13-625179-X.
- [7] JULIER, S.J.; *et al.*, "A New Method for the Nonlinear Transformation of Means and Covariances in Filters and Estimators". IEEE Transactions on Automatic Control. 2000, vol.45, n.3, p.477-482, ISSN 0018-9286.
- [8] SÄRKKÄ, S., "On Unscented Kalman Filtering for state estimation of continuous-time nonlinear systems". IEEE Transactions on Automatic Control. 2007, vol.52, n.9, p.1631-1641, ISSN 0018-9286.
- [9] MILLER, T. J. E., "Switched reluctance motors and their control". Oxford, United Kingdom: Oxford University Press and Magna Physics Publications, 1993, ISBN 0-19-859387-2.
- [10] KHALIL, A.; *et al.*, "Four-Quadrant Pulse Injection and Sliding-Mode-Observer-Based Sensorless Operation of a Switched Reluctance Machine Over Entire Speed Range Including Zero Speed". IEEE Transactions on Industry Applications. 2007, vol.43, n.3, p.714 – 723, ISSN 0093-9994.
- [11] ELMAS, C.; ZELAYA DE LA PARRA, H., "Application of a full-order extended Luenberger observer for a position sensorless operation of a switched reluctance motor drive". IEEE Proceedings on Control Theory and Applications. 1996, vol.143, n.5, p.401-408, ISSN 1350-2379.
- [12] MESE, E.; TORREY, D.A., "An approach for sensorless position estimation for switched reluctance motors using artificial neural networks". IEEE Transactions on Power Electronics. 2002, vol.17, n.1, p.66 - 75, ISSN 0885-8993.
- [13] MUÑOZ ÁLVAREZ, J., "Estimador de la posición del rotor de un Motor de Reluctancia Conmutada a baja velocidad". Dr. Morera Hernández, M.; Dr. Novender, W. R., [Tesis presentada en opción por el grado de Doctor en Ciencias Técnicas], La Habana, Cuba: Departamento de Ingeniería Eléctrica, Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, Cujae, 2010, [Consulta: 2 de febrero de 2011], Disponible en: <http://biblioteca.cujae.edu.cu/html/tesis.htm>.
- [14] MUÑOZ ÁLVAREZ, J., "Estudio y simulación de un accionamiento con Motor de Reluctancia Conmutada". Dr. Morera Hernández, M.; Msc. Castro Alfonso, E., [Tesis presentada en opción del título de Master en Ciencias], La Habana, Cuba: Departamento de Ingeniería Eléctrica, Instituto Superior Politécnico José Antonio Echeverría, Cujae, 2004, [Consulta: 2 de febrero de 2011], Disponible en: <http://biblioteca.cujae.edu.cu/html/tesis.htm>.
- [15] VAN LITH, P.F., "Hybrid Fuzzy-First Principles Modeling". Twente, Netherlands: Twente University Press, 2002, ISBN 9036517060.
- [16] MADÁR, J.; *et al.*, "New Approaches to the Identification of Semi-mechanistic Process Models". Acta Agraria Kaposváriensis. 2004, vol.8, n.3, p.1-9, ISSN 1418-1789.

AUTORES

Ariel Omar Cepero Díaz

Ingeniero en Automática, Máster en Automática, Profesor Auxiliar, Facultad de Eléctrica, Departamento de Automática y Computación, Instituto Superior Politécnico “José Antonio Echeverría”, Cujae, La Habana, Cuba.

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

Ana Isabel González Santos

Ingeniera en Máquinas Computadoras, Doctora en Ciencias Técnicas, Profesora Titular, Facultad de Eléctrica, Departamento de Automática y Computación, Instituto Superior Politécnico “José Antonio Echeverría”, Cujae, La Habana, Cuba.

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

Lisniel Sánchez Morales

Estudiante de Ingeniería en Automática, Facultad de Eléctrica, Instituto Superior Politécnico “José Antonio Echeverría”, Cujae, La Habana, Cuba.

e-mail: lsanchez@fecrd.cujae.edu.cu

Javier Muñoz Álvarez

Ingeniero Eléctrico, Doctor en Ciencias Técnicas, Profesor Auxiliar, Centro de Investigaciones y Pruebas Electroenergéticas, CIPEL, Facultad de Eléctrica, Instituto Superior Politécnico “José Antonio Echeverría”, Cujae, La Habana, Cuba.

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

Mario Morera Hernández

Ingeniero Eléctrico, Doctor en Ciencias Técnicas, Profesor Titular Consultante, Centro de Investigaciones y Pruebas Electroenergéticas, CIPEL, Facultad de Eléctrica, Instituto Superior Politécnico “José Antonio Echeverría”, Cujae, La Habana, Cuba.

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