

Control Neuronal a Bloques con Modos Deslizantes en Tiempo Discreto de un Generador de Inducción Doblemente Alimentado.

R. Ruiz¹, E. N. Sánchez¹ y A. G. Loukianov¹

¹Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN, Unidad Guadalajara
Av. Científica 1145, Col. El Bajío, Zapopan, C.P. 45015, Jalisco, México.

[rruiz][sanchez][louk]@gdl.cinvestav.mx

Teléfono: (+52)-33-3777-3600

Fax: (+52)-33-3777-3609

Resumen—En este trabajo, los autores proponen un esquema de control neuronal a bloques usando modos deslizantes en tiempo discreto, para un generador de inducción doblemente alimentado conectado a un bus infinito. Para estimar el modelo matemático del generador, se utiliza un identificador con redes neuronales recurrentes de alto orden entrenadas con un filtro de Kalman extendido. La aplicabilidad del esquema propuesto es probada en simulación.

Palabras clave: Redes Neuronales, Filtro de Kalman, Modos Deslizantes.

I. INTRODUCCIÓN

El Generador de Inducción Doblemente Alimentado (DFIG por su nombre en Inglés) es una alternativa atractiva para la energía eólica. La ventaja principal es que la pérdida de energía es solo una fracción de la energía de la turbina y así los costos de operación son más bajos que los de otras opciones.

En este trabajo, se seleccionó un modo de operación de velocidad mecánica variable y frecuencia eléctrica constante, para garantizar una sincronización fácil a un sistema eléctrico de potencia. Para este modo de operación, el voltaje en el rotor constituye la entrada de control.

Diferentes técnicas han sido propuestas para el control de este generador en el modo de operación mencionado. En [1], usando Modos Deslizantes Integrales, se propone un control de seguimiento del par eléctrico y de la potencia reactiva para mantener un factor de potencia constante. En [2], usando la técnica de control vectorial desacoplado, se diseñó un controlador PI con corrientes de estator para la potencia activa y reactiva. En [3], una linealización por retroalimentación exacta es usada para diseñar un controlador no lineal, considerando un cambio en el voltaje del bus como una perturbación. Todas estas referencias consideran el caso en tiempo continuo. En [4], usando control a bloques con modos deslizantes en tiempo discreto es diseñado un controlador para la velocidad mecánica del rotor y mantener un factor de potencia constante.

En este trabajo, los objetivos de control son: a) el seguimiento de una referencia variante en tiempo para el par eléctrico, y b) mantener un factor de potencia eléctrico constante, por medio de la potencia reactiva. Para el diseño de un controlador robusto en tiempo discreto, se utiliza un

esquema de control neuronal a bloques con modos deslizantes.

II. RED NEURONAL RECURRENTE DE ALTO ORDEN EN TIEMPO DISCRETO.

Sea un sistema no lineal multi-entrada, multi-salida (MIMO, de su nombre en Inglés):

$$x(k+1) = F(x(k), u(k)) \quad (1)$$

con $x \in \mathfrak{R}^n$, $u \in \mathfrak{R}^m$ y $F \in \mathfrak{R}^n \times \mathfrak{R}^m \rightarrow \mathfrak{R}^n$ una función no lineal. Una red neuronal recurrente de alto orden (RHONN por su nombre en Inglés) puede ser representada como:

$$x_i(k+1) = w_i^T z_i(x(k), u(k)), \quad i=1, \dots, n \quad (2)$$

donde x_i ($i=1, 2, \dots, n$) es el estado de la i -ésima neurona, n es el numero de estados, $\{I_1, I_2, \dots, I_{L_i}\}$ es una colección de subconjuntos no ordenados de $\{1, 2, \dots, n\}$, w_i ($i=1, 2, \dots, n$) es el respectivo vector de pesos adaptados en línea, y $z_i(x(k), u(k))$ esta dado por

$$z_i(x(k), u(k)) = \begin{bmatrix} z_{i_1} \\ z_{i_2} \\ \vdots \\ z_{i_{L_i}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \prod_{j \in I_1} y_j^{d_i j(1)} \\ \prod_{j \in I_2} y_j^{d_i j(2)} \\ \vdots \\ \prod_{j \in I_{L_i}} y_j^{d_i j(L_i)} \end{bmatrix}, \quad (3)$$

con $d_j(k)$ enteros no negativos, L_i es el respectivo numero de conexiones de alto orden y y_i esta definido como sigue:

$$y_i = \begin{bmatrix} y_{i_1} \\ \vdots \\ y_{i_n} \\ y_{i_{n+1}} \\ \vdots \\ y_{i_{n+m}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S(x_1) \\ \vdots \\ S(x_n) \\ u_1 \\ \vdots \\ u_m \end{bmatrix}. \quad (4)$$

En (4), $u = [u_1, u_2, \dots, u_m]^T$ es el vector de entradas a la red neuronal, y $S(k)$ es definida por

$$S(k) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta x)}. \quad (5)$$

Consideremos el problema general de aproximar el sistema no lineal (1), por la siguiente RHONN en tiempo discreto [5]:

$$x_i(k+1) = w_i^{*T} z_i(x(k), u(k)) + \varepsilon_{zi}, \quad i=1, \dots, n, \quad (6)$$

donde x_i es el i -ésimo estado de la planta, ε_z es el error de aproximación acotado, el cual puede ser reducido incrementando el número de pesos ajustables [6]. Se supone que existe un vector de pesos ideal w_i^* tal que $\|\varepsilon_z\|$ puede ser minimizado en un conjunto compacto $\Omega_z \subset \mathfrak{R}^{L_i}$; en general, este vector existe y es constante, pero es desconocido. Definimos la estimación como \tilde{w}_i y el error de estimación como

$$\tilde{w}_i(k) = w_i^* - w_i(k). \quad (7)$$

III. FILTRO DE KALMAN EXTENDIDO.

El filtro de Kalman es un conjunto de ecuaciones matemáticas, las cuales proporcionan una solución computacional eficiente (recursiva) del método de mínimos cuadrados; este filtro estima el estado de un sistema lineal con ruido blanco en los estados y la salida [7]. Para el entrenamiento de una red neuronal basado en el filtro de Kalman, los pesos de la red son los estados a estimar. En este caso, el error entre la salida de la red neuronal y la salida medida de la planta puede ser considerada como ruido blanco aditivo. Debido a que el mapeo de la red neuronal es no lineal, un filtro de Kalman extendido es requerido. El objetivo del entrenamiento es encontrar los valores de pesos óptimos con los que se minimiza el error de predicción. En este trabajo se usa un algoritmo de entrenamiento basado en el filtro de Kalman extendido descrito por

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \eta_i K_i(k) e(k), \quad e(k) = y(k) - \hat{y}(k), \quad (8)$$

$$K_i(k) = P_i(k) H_i(k) M_i(k), \quad (9)$$

$$P_i(k+1) = P_i(k) - K_i(k) H_i(k)^T P_i(k) + Q_i(k), \quad (10)$$

con

$$M_i(k) = (R_i(k) + H_i^T(k) P_i(k) H_i(k))^{-1}, \quad i=1, \dots, n,$$

donde $e(k) \in \mathfrak{R}^p$ es el error de estimación en la salida y $P_i(k) \in \mathfrak{R}^{L_i \times L_i}$ es la matriz de covarianza del error de estimación de los pesos en el paso k , $w_i \in \mathfrak{R}^{L_i}$ es el vector de pesos, L_i es el número respectivo de pesos de la red neuronal, $y \in \mathfrak{R}^p$ es la salida de la planta, $\hat{y} \in \mathfrak{R}^p$ es la salida de la red neuronal, n es el número de estados, $K_i \in \mathfrak{R}^{L_i \times p}$ es la matriz de ganancias de Kalman, $Q_i \in \mathfrak{R}^{L_i \times L_i}$ es la matriz de covarianza del ruido en la estimación de pesos de la red neuronal, $R_i \in \mathfrak{R}^{p \times p}$ es la matriz de ruido en el error, y $H_i \in \mathfrak{R}^{L_i \times p}$ es una matriz, en la que cada entrada (H_{ij}) es la derivada de el i -ésima salida neuronal con respecto a ij -ésimo peso de la red neuronal (w_{ij}), dada como sigue:

$$H_{ij} = \left[\frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial w_{ij}(k)} \right]^T \quad (11)$$

donde $i=1, \dots, n$ y $j=1, \dots, L_i$. Usualmente P_i y Q_i son inicializadas como matrices diagonales, con entradas $P_i(0)$ y $Q_i(0)$, respectivamente. Es importante resaltar que $H_i(k)$, $K_i(k)$ y $P_i(k)$ para el filtro de Kalman extendido son acotadas [7].

IV. MODELO MATEMÁTICO.

A. Dinámica Eléctrica.

El DFIG tiene devanados trifásicos en el rotor y en el estator; estos devanados son simétricos y balanceados. Este generador puede ser alimentado por las terminales de estator y rotor [8]; además, puede ser operado por debajo o encima de la velocidad de sincronismo. El estator es conectado directamente al sistema eléctrico de potencia considerado como un bus infinito y el rotor es conectado a una fuente eléctrica diferente.

Las ecuaciones en tiempo discreto para el DFIG son establecidas como [4]

$$\omega_r(k+1) = \omega_r(k) + \tau \frac{P}{2J} (T_m(k) - T_e(k)) \quad (12)$$

$$x_1(k+1) = x_1(k) + \tau (A_{11} x_1(k) + A_{12} x_2(k) + D_1 V_s(k) + B_1 u(k)) \quad (13)$$

$$x_2(k+1) = x_2(k) + \tau (A_{21} x_1(k) + A_{22} x_2(k) + D_2 V_s(k) + B_2 u(k)) \quad (14)$$

$$T_e(k) = x_2(k)^T M_{T_e} x_1(k) \quad (15)$$

donde

$$x_1(k) = \begin{bmatrix} I_{ds}(k) \\ I_{qs}(k) \end{bmatrix}, \quad x_2(k) = \begin{bmatrix} I_{dr}(k) \\ I_{qr}(k) \end{bmatrix}, \quad V_s(k) = \begin{bmatrix} V_{ds}(k) \\ V_{qs}(k) \end{bmatrix},$$

$$u(k) = \begin{bmatrix} V_{dr}(k) \\ V_{qr}(k) \end{bmatrix}, \quad \sigma = 1 - \frac{L_M^2}{L_s L_r}, \quad M_{T_e} = \begin{bmatrix} 0 & \frac{3}{4} PL_m \\ -\frac{3}{4} PL_m & 0 \end{bmatrix},$$

$$A_{11} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{L_s \sigma} & \omega(k) - \frac{\sigma-1}{\sigma} \omega_r(k) \\ -\omega(k) + \frac{\sigma-1}{\sigma} \omega_r(k) & -\frac{R_s}{L_s \sigma} \end{bmatrix},$$

$$A_{12} = \begin{bmatrix} \frac{L_M R_r}{L_s L_r \sigma} & \frac{L_M \omega_r(k)}{L_s \sigma} \\ \frac{L_M \omega_r(k)}{L_s \sigma} & -\frac{L_M R_r}{L_s L_r \sigma} \end{bmatrix}, \quad B_1 = \begin{bmatrix} \frac{L_M}{L_s L_r \sigma} & 0 \\ 0 & \frac{L_M}{L_s L_r \sigma} \end{bmatrix},$$

$$D_1 = \begin{bmatrix} -\frac{1}{L_s \sigma} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{L_s \sigma} \end{bmatrix}, \quad A_{21} = \begin{bmatrix} \frac{L_M R_s}{L_s L_r \sigma} & \frac{L_M \omega_r(k)}{L_r \sigma} \\ -\frac{L_M \omega_r(k)}{L_r \sigma} & -\frac{L_M R_s}{L_s L_r \sigma} \end{bmatrix},$$

$$A_{22} = \begin{bmatrix} -\frac{R_r}{L_r \sigma} & \omega(k) - \frac{\omega_r(k)}{\sigma} \\ -\omega(k) + \frac{\omega_r(k)}{\sigma} & -\frac{R_r}{L_r \sigma} \end{bmatrix}, \quad B_2 = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_r \sigma} & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_r \sigma} \end{bmatrix},$$

$$D_2 = \begin{bmatrix} -\frac{L_M}{L_s L_r \sigma} & 0 \\ 0 & -\frac{L_M}{L_s L_r \sigma} \end{bmatrix}, \text{ con } \tau \text{ como el periodo de muestreo.}$$

V. IDENTIFICADOR NEURONAL.

Un identificador con una red neuronal es aplicado al modelo del Generador de Inducción Doblemente Alimentado presentado en la sección II; se supone que todas las variables de estado son medibles. Para la identificación se utiliza una red neuronal recurrente de alto orden (RHONN por su nombre en Inglés) como:

$$\hat{\omega}_r(k+1) = w_{11}S(\omega_r(k))^2 + w_{12}S(\omega_r(k)) + w_{13}T_e(k), \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \hat{I}_{ds}(k+1) &= w_{21}S(I_{ds}(k)) + w_{22}S(I_{qs}(k)) \\ &+ w_{23}S(\omega_r(k))S(I_{ds}(k))S(I_{qs}(k)) + w_{24}V_{dr}(k) \end{aligned} \quad (17)$$

$$\begin{aligned} \hat{I}_{qs}(k+1) &= w_{31}S(I_{qs}(k)) + w_{32}S(I_{ds}(k)) \\ &+ w_{33}S(\omega_r(k))S(I_{ds}(k))S(I_{qs}(k)) + w_{34}V_{qr}(k) \end{aligned} \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \hat{I}_{dr}(k+1) &= w_{41}S(I_{dr}(k)) + w_{42}S(I_{qr}(k)) \\ &+ w_{43}S(\omega_r(k))S(I_{dr}(k))S(I_{qr}(k)) + w_{44}V_{dr}(k) \end{aligned} \quad (19)$$

$$\begin{aligned} \hat{I}_{qr}(k+1) &= w_{51}S(I_{qr}(k)) + w_{52}S(I_{dr}(k)) \\ &+ w_{53}S(\omega_r(k))S(I_{dr}(k))S(I_{qr}(k)) + w_{54}V_{dr}(k) \end{aligned} \quad (20)$$

El entrenamiento es realizado en línea, usando una configuración serie-paralelo como se muestra en la Figura 1 y Figura 2.

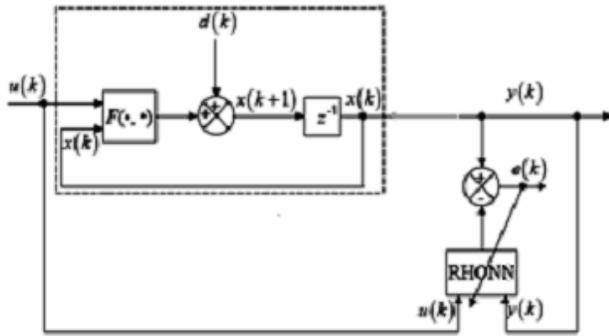


Figura 1. Esquema de Identificación.

Todos los estados de la red neuronal son inicializados en cero. Las matrices de covarianza son inicializadas diagonales, como: $P_1(0) = 920$, $R_1 = 900$, $Q_1(0) = 800$ para la velocidad del rotor, $P_i(0) = 800$, $R_i = 800$, $Q_i(0) = 50$, $i = 2,3,4,5$ para las corrientes de estator y rotor.

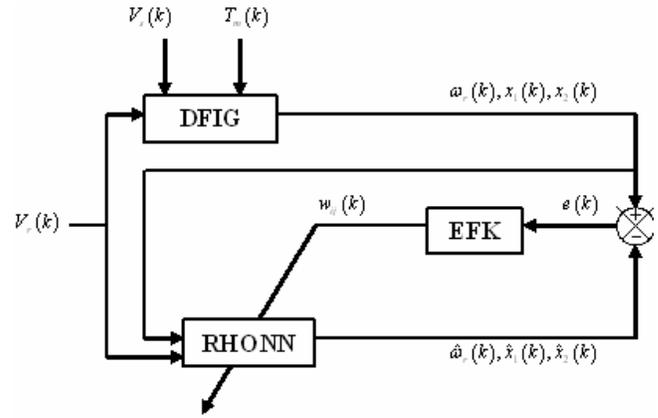


Figura 2. Esquema de Identificación para el Generador de Inducción Doblemente Alimentado.

VI. DISEÑO DEL CONTROLADOR

Las variables a controlar son el par eléctrico ($T_e(k)$) y la potencia reactiva del estator ($Q(k)$). Los objetivos de control son: a) el seguimiento de una referencia variante en el tiempo para el par eléctrico, y b) mantener un factor de potencia constante (f_{ps}) por medio de la potencia reactiva. Se asume que todas las variables de estado son medidas.

El esquema de que se utiliza se muestra en la Figura 3.

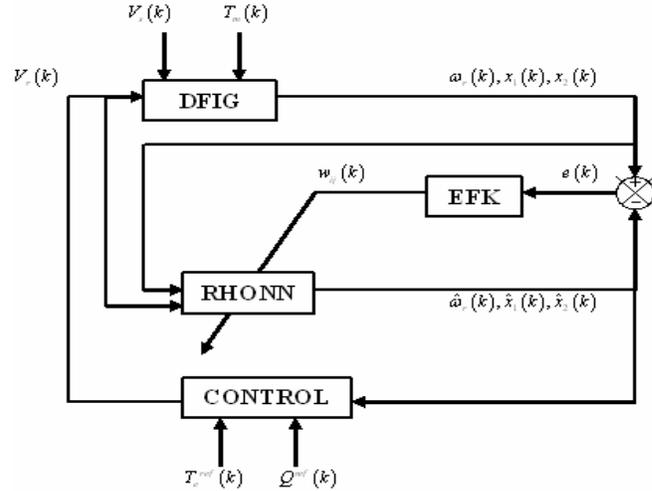


Figura 3. Esquema de Control.

La potencia reactiva a ser controlada esta definida como

$$Q(k) = V_s(k)^T M_Q x_1(k), \quad (21)$$

donde

$$M_Q = \begin{bmatrix} 0 & \frac{3}{2} \\ -\frac{3}{2} & 0 \end{bmatrix}.$$

La trayectoria deseada para el par eléctrico ($T_e^{ref}(k)$) es una señal variante en el tiempo y la potencia reactiva deseada es definida como una función del factor de potencia f_{ps} [9]:

$$Q^{ref}(k) = \frac{P_s(k)}{f_{ps}} \sqrt{1 - f_{ps}^2}, \text{ donde } P_s(s) \approx \omega_{sync} T_e(k). \quad (22)$$

Para facilitar los cálculos, las ecuaciones del identificador pueden reescribirse como

$$\hat{\omega}_r(k+1) = f_{\omega_r}(k) + w_{13}(k)T_e(k), \quad (23)$$

$$\hat{x}_1(k+1) = f_1(k) + B_1'(k)u(k), \quad (24)$$

$$\hat{x}_2(k+1) = f_2(k) + B_2'(k)u(k), \quad (25)$$

donde

$$\hat{x}_1(k) = \begin{bmatrix} \hat{I}_{ds}(k) \\ \hat{I}_{qs}(k) \end{bmatrix}, \quad \hat{x}_2(k) = \begin{bmatrix} \hat{I}_{dr}(k) \\ \hat{I}_{qr}(k) \end{bmatrix},$$

$$f_{\omega_r}(k) = w_{11}S(\omega_r(k))^2 + w_{12}S(\omega_r(k)),$$

$$f_1(k) = \begin{bmatrix} w_{21}S(I_{ds}(k)) + w_{22}S(I_{qs}(k)) \\ + w_{23}S(\omega_r(k))S(I_{ds}(k))S(I_{qs}(k)) \\ w_{31}S(I_{qs}(k)) + w_{32}S(I_{ds}(k)) + \\ w_{33}S(\omega_r(k))S(I_{ds}(k))S(I_{qs}(k)) \end{bmatrix},$$

$$f_2(k) = \begin{bmatrix} w_{41}S(I_{dr}(k)) + w_{42}S(I_{qr}(k)) \\ + w_{43}S(\omega_r(k))S(I_{dr}(k))S(I_{qr}(k)) \\ w_{51}S(I_{qr}(k)) + w_{52}S(I_{dr}(k)) \\ + w_{53}S(\omega_r(k))S(I_{dr}(k))S(I_{qr}(k)) \end{bmatrix},$$

$$B_1'(k) = \begin{bmatrix} w_{24}(k) & 0 \\ 0 & w_{34}(k) \end{bmatrix}, \quad B_2'(k) = \begin{bmatrix} w_{44}(k) & 0 \\ 0 & w_{54}(k) \end{bmatrix}.$$

Aplicamos una transformación de variables para encontrar el modelo a bloques. De (15), (24) y (25) obtenemos

$$\hat{T}_e(k+1) = f_{T_e}(k) + B_{T_e}(k)u(k), \quad (26)$$

donde

$$f_{T_e}(k) = f_2(k)^T M_{T_e} f_1(k) + u(k)^T B_2'(k)^T M_{T_e} B_1'(k)u(k),$$

$$B_{T_e}(k) = f_1(k)^T M_{T_e}^T B_2'(k) + f_2(k)^T M_{T_e} B_1'(k).$$

Para el diseño del control se consideraron fijos los pesos que afectan a las entradas de control e iguales, es decir, $B_1'(k)$ y $B_2'(k)$ son matrices constantes y con sus elementos internos iguales. Con estas condiciones el termino no lineal $u(k)^T B_2'(k)^T M_{T_e} B_1'(k)u(k) = 0$ en $f_{T_e}(k)$, entonces $f_{T_e}(k) = f_2(k)^T M_{T_e} f_1(k)$.

De (21), (24) y (25) obtenemos la ecuación en espacio de estado para la potencia reactiva como

$$\hat{Q}(k+1) = f_Q(k) + B_Q(k)u(k), \quad (27)$$

donde

$$f_Q(k) = V_s(k)^T M_Q f_1(k),$$

$$B_Q(k) = V_s(k)^T M_Q B_1'(k).$$

El sistema en su forma a bloques se obtiene de (26) y (27) como sigue

$$X(k+1) = F(k) + B(k)u(k), \quad (28)$$

donde

$$X(k) = \begin{bmatrix} T_e(k) \\ Q(k) \end{bmatrix}, \quad F(k) = \begin{bmatrix} f_{T_e}(k) \\ f_Q(k) \end{bmatrix} \text{ y } B(k) = \begin{bmatrix} B_{T_e}(k) \\ B_Q(k) \end{bmatrix}.$$

Para que las variables del sistema converjan a sus respectivas referencias, la superficie deslizante se elige como

$$S(k) = X(k) - X^{ref}(k), \quad (29)$$

donde

$$X^{ref}(k) = \begin{bmatrix} T_e^{ref}(k) \\ Q^{ref}(k) \end{bmatrix}.$$

Evaluando (29) un periodo de muestreo adelante podemos obtener la siguiente ecuación

$$S(k+1) = F(k) - X^{ref}(k+1) + B(k)u(k). \quad (30)$$

De (30), el control equivalente $u_{equ}(k)$ tal que $S(k+1) = 0$ es calculado como [10]

$$u^{equ}(k) = -B(k)^{-1}(F(k) - X^{ref}(k+1)). \quad (31)$$

Aplicando la señal de control $u(k) = u^{equ}(k)$ a (30), se asegura que los estados del sistema en lazo cerrado alcanzan la variedad deslizante $S(k) = 0$ en un tiempo de muestreo. Sin embargo, esto requiere de una ganancia en el control infinita; entonces es apropiado agregar a la señal de control el siguiente término:

$$u^{din}(k) = -B(k)^{-1}KS(k), \quad (32)$$

donde K es una matriz Schur, con el fin de alcanzar la superficie asintóticamente, y sin usar alta ganancia en el control.

Por lo tanto, el control completo ($u_c(k)$) es propuesto como

$$u^c(k) = u^{equ}(k) + u^{din}(k). \quad (33)$$

Para tomar en cuenta el acotamiento de la señal de control $\|u(k)\| < u_{max}$, $u_{max} > 0$, se selecciona la siguiente ley de control [10]:

$$u(k) = \begin{cases} u_{max} \frac{u^c(k)}{\|u^c(k)\|} & \text{if } \|u^c(k)\| > u_{max} \\ u^c(k) & \text{if } \|u^c(k)\| \leq u_{max} \end{cases}. \quad (34)$$

VII. RESULTADOS DE SIMULACIONES.

Para evaluar el comportamiento del controlador diseñado y la respuesta del sistema en lazo cerrado, se realizaron simulaciones para un generador trifásico de 4 polos con el estator referido al rotor.

Los parámetros del generador usado son presentados en la Tabla I.

TABLA I
Parámetros del Generador de Inducción Doblemente Alimentado

Símbolo.	Parámetro.	Valor.
X_M	Reactancia magnética.	180 Ω
X_{ls}	Reactancia de fuga del estator.	8.8 Ω
X_{lr}	Reactancia de fuga del rotor.	8.8 Ω

R_s	Resistencia del devanado del estator.	12.5 Ω
R_r	Resistencia del devanado del rotor.	3.9 Ω
n	Relación de vueltas.	516/264
J	Momento de inercia del rotor.	0.0024 $kg \cdot m^2$
ω_b	Frecuencia de medición.	60 Hz

Los parámetros eléctricos para la simulación son calculados por:

$$L_m = \frac{X_M}{\omega_b}, L_s = \frac{X_{ls}}{\omega_b} + L_m, L_r = \frac{X_{lr}}{\omega_b} + L_m, \sigma = 1 - \frac{L_m^2}{L_s L_r}$$

Las condiciones de simulación son:

- Tiempo de simulación: 7 segundos.
- Tiempo de muestreo: 0.5 milisegundos.
- La entrada al sistema para la identificación es una señal chirp, con rango de frecuencia 0-60 Hz en 10 segundos y amplitud de 7 volts.
- Se aplica un par de carga senoidal con amplitud 2 $N \cdot m$ y frecuencia 1 rad/seg .
- El control es aplicado hasta los 3.5 segundos para permitir al identificador aprender la dinámica de la planta.
- La referencia para el par eléctrico es una señal senoidal con frecuencia 1 rad/seg y amplitud de 0.4 $N \cdot m$ centrada en 0.6 $N \cdot m$.

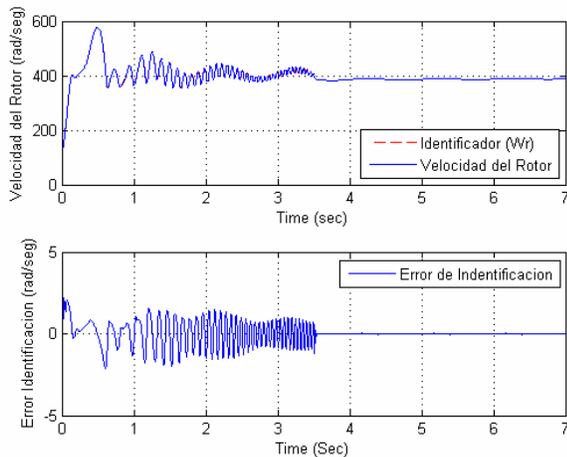


Figura 4. Velocidad del rotor e identificador (superior), error de identificación (inferior).

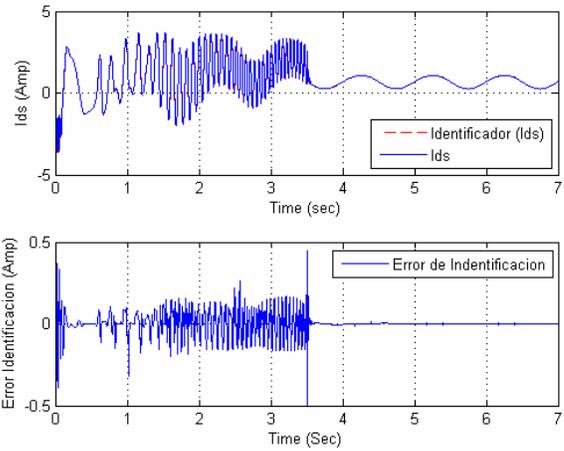


Figura 5. Corriente estator en eje d e identificador (superior), error de identificación (inferior).

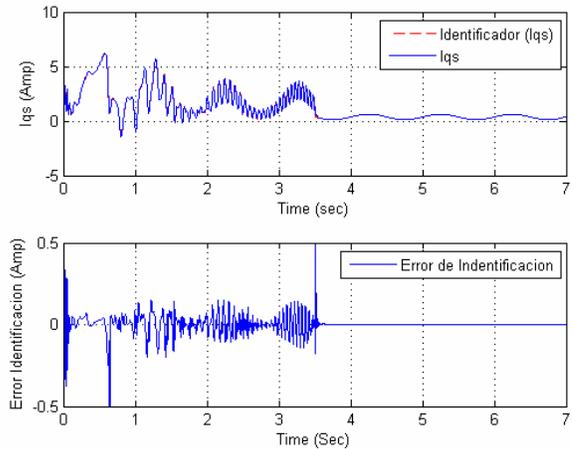


Figura 6. Corriente estator en eje q e identificador (superior), error de identificación (inferior).

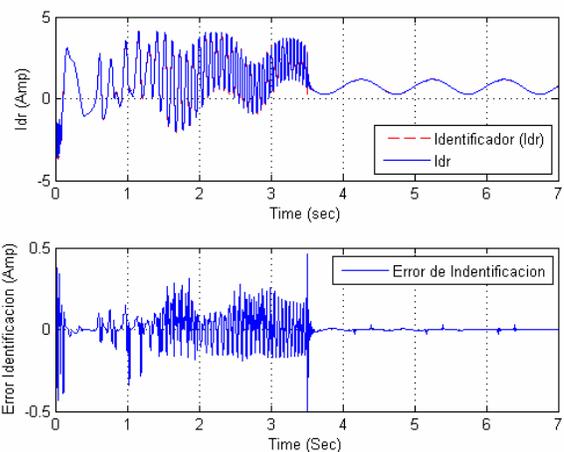


Figura 7. Corriente rotor en eje d e identificador (superior), error de identificación (inferior).

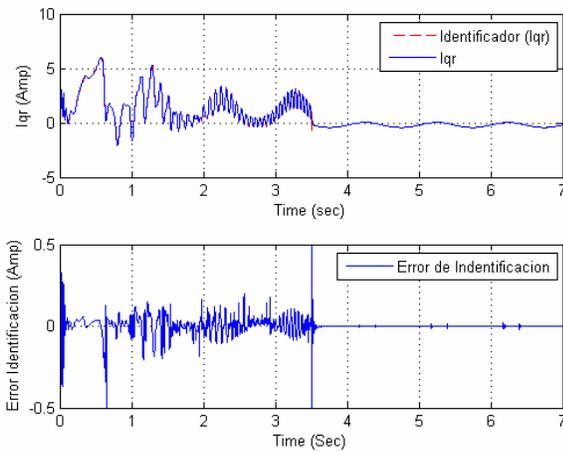


Figura 8. Corriente rotor en eje q e identificador (superior), error de identificación (inferior).

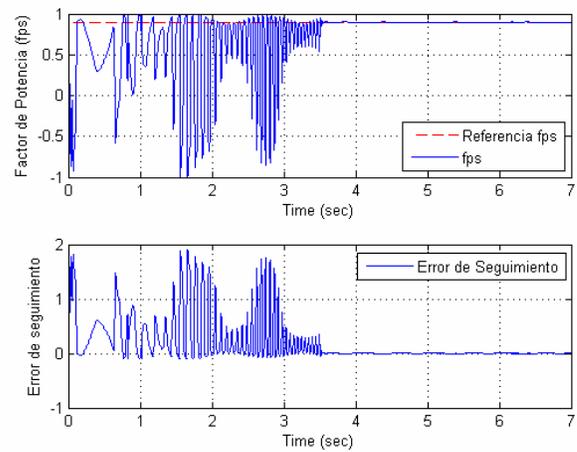


Figura 11. Factor de potencia y referencia deseada (superior), error de seguimiento (inferior).

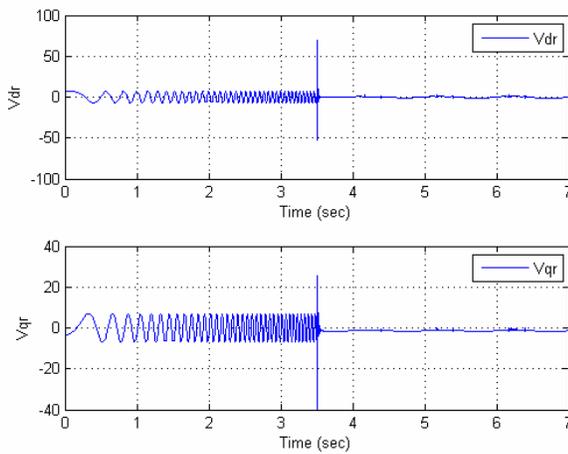


Figura 9. Voltajes de Rotor en los ejes d , q .

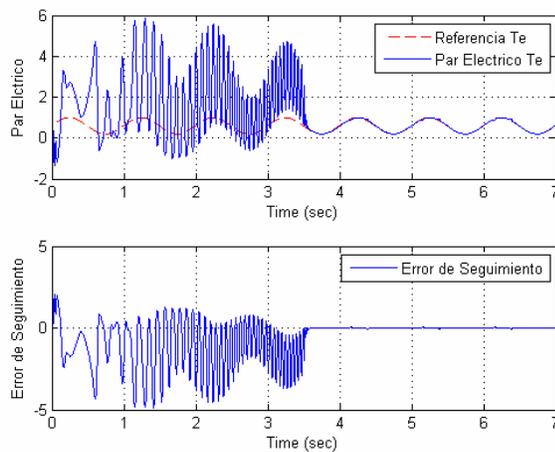


Figura 10. Par eléctrico y referencia deseada (superior), error de seguimiento (inferior).

VIII. CONCLUSIONES.

En este trabajo, un controlador con modos deslizantes fue propuesto para el seguimiento de trayectoria deseada del par eléctrico y mantener el factor de potencia constante para el Generador de Inducción Doblemente Alimentado.

Un identificador neuronal es diseñado para estimar el modelo matemático del Generador. Los resultados de simulación ilustran la efectividad y robustez del esquema de control propuesto.

REFERENCIAS.

- [1] O. A. Morfin, A. G. Loukianov and J. M. Cañedo, "Robust non-linear control of a wound rotor induction generator: integral sliding modes", *2008 North American Power Symposium (NAPS 2008)*, Calgary Alberta, Canadá, September 2008.
- [2] R. Peña, J. C. Clare and G. M. Asher, "Doubly fed induction generator using back to back PWM converters and its application to variable speed wind energy generation"; *IEEE Proceedings Electric Power Applications*, Vol. 143, No. 3, May 1996, pp. 231-241.
- [3] P. N. Lan, N. P. Quang and P. Buechner, "A non-linear control algorithm for improving performance of wind generator using doubly-fed induction generator"; *European Wind Energy Conference and Exhibition.*, Athens, Greece, March 2006.
- [4] R. Ruiz, E. N. Sanchez and A. G. Loukianov, "Discrete Time Block Control of a Double Fed Induction Generator Using Sliding Modes", *3rd IEEE Multi-conference on Systems and Control (MSC 2009)*, San Petersburgo, Russia, July 2009.
- [5] Y. Song and J. W. Grizzle, "The extended Kalman filter as a local asymptotic observer for discrete-time nonlinear systems", *Journal of Mathematical Systems, Estimation and Control*, Vol. 5, No. 1, pp. 59-79, Birkhauser-Boston, 1995.
- [6] G. A. Rovithakis and M. A. Christodoulou, *Adaptive Control with Recurrent High-Order Neural Network*, Springer-Verlag, Berlin, Germany, 2000.
- [7] L. J. Ricalde and E. N. Sanchez, "Inverse optimal nonlinear high order recurrent neural observer", *International Joint Conference on Neural Networks*, Montreal, Canada, August, 2005.
- [8] T. Burton, D. Sharpe, N. Jenkins, E. Bossanyi; *Wind Energy Handbook*, John Wiley and Sons, New York, USA, 2001.
- [9] A. Tapia, G. Tapia, J. X. Estolaza, J. R. Saenz; "Modeling and control of a wind turbine driven doubly fed induction generator"; *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol. 18, No. 2, June 2003, pp. 194-204.
- [10] V. I. Utkin, J. Guldner, J. Shi; *Sliding Mode Control in Electromechanical Systems*, Taylor and Francis, Philadelphia, PA, USA, 1999.