

## Identificación y Control *Wavenet* de un Motor de CA

L. E. Ramos Velasco<sup>a,b\*</sup>, J. C. Ramos Fernández<sup>b</sup>, O. Islas Gómez<sup>a</sup>, J. García Lamont<sup>a</sup>, M.A. Espejel Rivera<sup>c</sup>, M.A. Márquez Vera<sup>b</sup>

<sup>a</sup>Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, CITIS-ICBI, Carretera Pachuca-Tulancingo, Km. 4.5, Mineral de la Reforma, Hidalgo, México.

<sup>b</sup>Universidad Politécnica de Pachuca, Carretera Pachuca-Cd. Sahagún, Km. 20, Rancho Luna, Ex-Hacienda de Sta. Bárbara, Zempoala, Hidalgo, México.

<sup>c</sup>Universidad la Salle Pachuca, Campus La Concepción, Av. San Juan Bautista de La Salle No. 1. San Juan Tilcuautla, San Agustín Tlaxiaca, Hidalgo, México.

### Resumen

En el presente artículo se muestra un esquema de identificación y control que sintoniza en línea las ganancias proporcional, integral y derivativa de un controlador PID discreto aplicado a un sistema dinámico SISO. Esto se logra empleando una red neuronal de base radial con funciones de activación *wavelet* hijas Morlet (*wavenet*) adicionalmente en cascada un filtro de respuesta infinita al impulso (IIR). Dicho esquema es aplicado en tiempo real para controlar la velocidad de un motor de inducción de CA trifásico del tipo jaula de ardilla (MIJA) alimentado con un variador de frecuencia trifásico, de esta forma se muestra cómo este esquema de identificación y control en línea, puede ser implementado en este tipo de plantas que son ampliamente utilizadas en la industria, sin la necesidad de obtener los parámetros del modelo matemático del conjunto variador de frecuencia-motor de inducción trifásico. Se presentan los resultados obtenidos en simulación numérica y experimentales, empleando para esto la plataforma de LabVIEW. Copyright © 2013 CEA. Publicado por Elsevier España, S.L. Todos los derechos reservados.

**Palabras Clave:** Control de motores, Controlador PID, Redes neuronales *wavelets*, Algoritmos auto-ajustables.

### 1. Introducción

Los controladores más utilizados actualmente en la industria son los controladores PID clásicos o alguna de sus modificaciones. Sin embargo, el algoritmo PID lineal es difícil de sintonizar cuando el proceso a controlar presenta dinámicas complejas, zonas muertas y características altamente no lineales. En (Perez-Polo et al., 2008) emplean la teoría de bifurcación para tomar en cuenta restricciones en la acción integral en el diseño de un controlador PID para un sistema no lineal (giroscopio), donde diseñan el controlador con el enfoque de Lyapunov que garantiza que el giroscopio sea estable en lazo cerrado, sin embargo concluyen que se requieren considerables esfuerzos para la sintonización de las ganancias del PID propuesto. Una ventaja del algoritmo de identificación y control PID *wavenet* propuesto en el presente artículo, es que no requiere el modelo del sistema, además que las ganancias se van auto-ajustando en línea.

\* Autor en correspondencia.

Correos electrónicos: [lramos@upp.edu.mx](mailto:lramos@upp.edu.mx), [lramos@uaeh.edu.mx](mailto:lramos@uaeh.edu.mx) (L. E. Ramos Velasco<sup>a,b</sup>), [jramos@upp.edu.mx](mailto:jramos@upp.edu.mx) (J. C. Ramos Fernández<sup>b</sup>), [is104078@uaeh.edu.mx](mailto:is104078@uaeh.edu.mx) (O. Islas Gómez<sup>a</sup>), [jglamont@uaeh.edu.mx](mailto:jglamont@uaeh.edu.mx) (J. García Lamont<sup>a</sup>), [aespejel@lasallep.edu.mx](mailto:aespejel@lasallep.edu.mx) (M.A. Espejel Rivera<sup>c</sup>), [marquez@upp.edu.mx](mailto:marquez@upp.edu.mx) (M.A. Márquez Vera<sup>b</sup>)

URL: <http://www.upp.edu.mx/posgrado/mecatronica/> (J. C. Ramos Fernández<sup>b</sup>)

Existen distintas técnicas analíticas y experimentales con el fin de sintonizar las ganancias del controlador PID (Aström and Hägglund, 2006). Una alternativa es auto-sintonizar en línea dichas ganancias como en (Aguado-Behar and Martínez-Iranzo, 2003; Sedighzadeh and Rezazadeh, 2008; Cruz-Tolentino et al., 2010; Jahedi and Ardehali, 2012) donde utilizan redes neuronales artificiales *wavenet* para identificar la planta y calcular esas ganancias. En particular en (Cruz-Tolentino et al., 2010) se obtienen resultados experimentales del control de la velocidad angular de un motor de CD, mientras que en (Sedighzadeh and Rezazadeh, 2008) emplea la *wavelet* RASP1 en la aplicación del control de una máquina eléctrica. En el presente trabajo se utiliza la *wavelet* Morlet, con el fin de controlar la velocidad angular de un motor de inducción de CA trifásico. En (Domínguez-Mayorga et al., 2012) se realiza un estudio comparativo en la aproximación de señales empleando para esto una red neuronal y doce diferentes tipos de *wavelets*, donde se concluye que la *wavelet* madre que mejores resultados presenta es la *wavelet* Morlet, en dicho estudio fue la única que alcanzó el umbral mínimo fijado en menos de las 400 iteraciones, así como también es la que presenta un descenso mayor de la energía del error durante las primeras 50 iteraciones. Además, empleando dicha *wavelet* Morlet se hace un estudio comparativo haciendo una variación en el número de neuronas. Por esta razón, en el presente artículo se emplea dicha *wavelet* para la identificación

del motor de CA. Dichos motores son mejor conocidos como los caballos de batalla de la industria (Bocker and Mathapati, 2007), son muy utilizados debido a sus ventajas como la fiabilidad, eficiencia y bajo costo en comparación a otros motores utilizados en aplicaciones similares. Existen algunas técnicas para regular la velocidad de estas máquinas eléctricas como el control de campo-orientado o también llamado control-vectorial, el control sin sensores y algunos basados en redes neuronales, entre otros (Bocker and Mathapati, 2007; Holtz, 2002; Merafet A. and Bui, 2006). En las estrategias de control clásicas para el diseño de controladores de velocidad para motores de CA, se requiere del modelo matemático con los parámetros obtenidos de forma experimental, lo que implica realizar pruebas de: rotor bloqueado, sin carga y de corriente directa (Chapman, 2012). Estas pruebas requieren de equipo de medición y la manipulación física del motor, tareas no evidentes de realizar por los ingenieros de mantenimiento y automatización en líneas de producción industrial. Así que, en el presente trabajo se propone un algoritmo que evita realizar las pruebas de identificación paramétrica que implican tiempo de desarrollo y evidentemente incremento de costos, para esto se propone un algoritmo de identificación y control en línea para el conjunto motor de CA y variador de frecuencia, como una opción que ayude a los ingenieros de automatización y mantenimiento industrial a regular la velocidad de motores de CA para procesos industriales. Para aplicar el esquema de identificación y control mostrado en el presente artículo, se utilizan solamente las mediciones de la entrada y salida del conjunto motor de CA y variador de frecuencia. En dicho esquema no se requiere el modelo matemático ni los parámetros de la máquina eléctrica en conjunto con el variador de frecuencia. Existen trabajos similares como (Islas-Gómez et al., 2010; Payakkawan et al., 2009), donde se muestra la identificación y control *wavenet* de un motor de corriente directa con imanes permanentes, en donde se obtienen resultados experimentales con un buen desempeño en el control de velocidad. Recientemente, se han venido aplicando las redes neuronales *wavelets* en combinación con controladores PID (Wu and Jhao, 2012; Farahani, 2012; Jahedi and Ardehali, 2012; Lin, 2009), obteniéndose resultados alentadores.

El artículo está organizado de la siguiente manera: la descripción del esquema de identificación y control que se propone se da en la Sección 2. En la Sección 3 se presentan los resultados de las simulaciones numéricas en lazo cerrado. En la Sección 4 se describen los resultados experimentales, mientras que en la Sección 5 se dan los resultados experimentales aplicando una perturbación a la planta. Finalmente, las conclusiones y trabajo futuro sobre los resultados obtenidos se presentan en la Sección 6.

## 2. Controlador PID *wavenet*

La arquitectura propuesta en este artículo concierne a un controlador PID *wavenet* que se muestra en la Figura 1, la cual incluye tres etapas en donde se pueden observar las siguientes variables:  $r(k)$  que representa el ruido en la medición de la señal de salida,  $v(k)$  es una señal persistente,  $\varepsilon(k)$  es el error de seguimiento y se define como la diferencia entre la salida del sistema

$y(k)$  y la señal de referencia  $y_{ref}(k)$ , mientras que  $e(k)$  es el error de identificación definiéndose como la diferencia entre la señal de salida  $y(k)$  y la señal de salida de la red *wavenet*  $\hat{y}(k)$ ,  $u(k)$  es la señal de control y  $\hat{\Gamma}(k)$  es la función que se emplea para adaptar las ganancias  $p(k)$ ,  $i(k)$  y  $d(k)$  del controlador PID. A continuación se describen cada una de estas etapas.

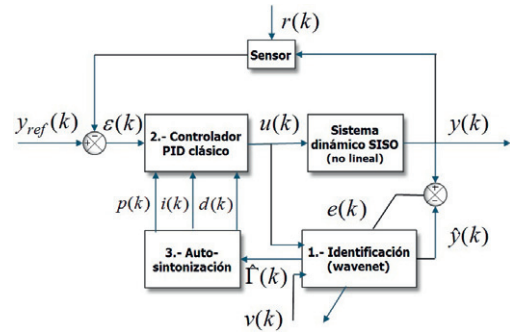


Figura 1: Esquema a bloques del controlador PID auto-sintonizado mediante una red neuronal *wavenet* para un sistema dinámico SISO.

### 2.1. Identificación del sistema

En el presente trabajo el proceso de identificación se hace mediante una red neuronal de base radial donde las funciones de activación son *wavelets* hijas  $\psi_j(\tau)$  del tipo Morlet, una motivación para seleccionar este tipo de *wavelet* se muestra en (Dominguez-Mayorga et al., 2012) donde se hace un estudio comparativo entre un grupo de doce *wavelets* en simulación numérica y experimental. Para reducir los efectos inherentes debido al ruido en las mediciones se le añadió a la salida de la red *wavenet* un filtro IIR en cascada, que tiene como función poder las neuronas que tienen poca contribución en el proceso de identificación, permitiendo con esto reducir el ruido y el número de iteraciones en el proceso de aprendizaje (Haykin, 2001). Dichos elementos se observan en las Figuras 2 y 3, respectivamente. La función *wavelet*  $\psi(k)$  es llamada madre, porque a

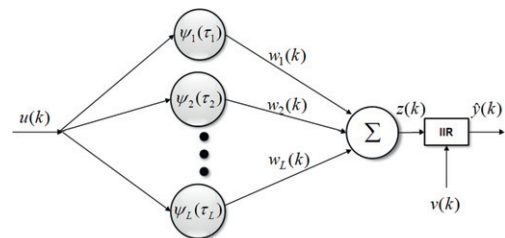


Figura 2: Esquema de una red neuronal *wavenet* con filtro IIR, donde las *wavelets* hijas están definidas de la siguiente manera  $\psi_1 = \psi_{a_1, b_1} \dots \psi_L = \psi_{a_L, b_L}$ .

partir de ella se generan *wavelets* hijas con los parámetros de dilatación o contracción y translación, representadas matemáticamente como (Daubechies, 1992):

$$\psi_{a_l, b_l}(k) = \frac{1}{\sqrt{a_l}} \psi(\tau_l) \quad (1)$$

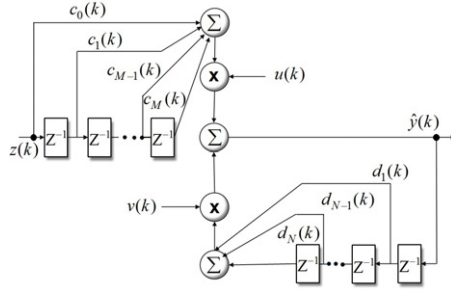


Figura 3: Estructura del filtro IIR.

con  $a_l \neq 0$ ;  $a_l, b_l \in \mathbb{R}$  y  $\tau_l = \frac{k-b_l}{a_l}$  donde  $a_l$  es la variable de escala, que permite hacer dilataciones y contracciones; y  $b_l$  es la variable de translación, que permite el desplazamiento en el instante  $k$ . La representación matemática de la *wavelet* Morlet está dada por (Daubechies, 1992):

$$\psi(\tau_l) = \cos(\omega_0 \tau_l) e^{-0.5 \tau_l^2} \quad (2)$$

La señal aproximada por la *wavenet* con filtro IIR  $\hat{y}(k)$  puede ser calculada como:

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=0}^M c_i z(k-i) u(k) + \sum_{j=1}^N d_j \hat{y}(k-j) v(k) \quad (3)$$

donde

$$z(k) = \sum_{l=1}^L w_l \psi_l(k) \quad (4)$$

$L$  es el número de *wavelets* hijas,  $w_l$  son los pesos de cada neurona en la *wavenet*,  $c_i$  y  $d_j$  son los coeficientes de adelanto y atraso del filtro IIR, respectivamente, mientras que  $M$  y  $N$  son el número de los coeficientes de adelanto y atraso del filtro IIR, respectivamente,  $v(k)$  es la señal de persistencia, que en este artículo tiene la característica de tener una amplitud máxima de 0.1. Los parámetros de la *wavenet*, en forma vectorial están dados por:

$$\mathbf{A}(k) \triangleq [a_1(k), a_2(k), \dots, a_L(k)]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{B}(k) \triangleq [b_1(k), b_2(k), \dots, b_L(k)]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{W}(k) \triangleq [w_1(k), w_2(k), \dots, w_L(k)]^T \quad (7)$$

y los parámetros del filtro IIR, representados de la misma forma:

$$\mathbf{C}(k) \triangleq [c_0(k), c_1(k), \dots, c_M(k)]^T \quad (8)$$

$$\mathbf{D}(k) \triangleq [d_1(k), d_2(k), \dots, d_N(k)]^T \quad (9)$$

Los cuales son optimizados mediante un algoritmo de aprendizaje basado en mínimos cuadrados medios (LMS), esto se realiza mediante la minimización de una función de costo  $\mathbf{E}$ . Para lograr esto se define el error de estimación  $e(k)$  como:

$$e(k) \triangleq y(k) - \hat{y}(k) \quad (10)$$

La función de energía del error de estimación se define por:

$$\mathbf{E} \triangleq \frac{1}{2} \sum_{k=1}^T e^2(k) \quad (11)$$

Para minimizar  $\mathbf{E}$  se aplica el método del gradiente de pasos descendentes, que utiliza las siguientes derivadas:

$$\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial w_l(k)} = -e(k) \mathbf{C}(k)^T \Psi_l(\tau_l) u(k) \quad (12)$$

$$\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial b_l(k)} = -e(k) \mathbf{C}(k)^T \Psi_{b_l}(\tau_l) w_l(k) u(k) \quad (13)$$

$$\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial a_l(k)} = \tau_l \frac{\partial \mathbf{E}}{\partial b_l(k)} \quad (14)$$

$$\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial c_m(k)} = -e(k) z(k-M) u(k) \quad (15)$$

$$\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial d_n(k)} = -e(k) \hat{y}(k-N) u(k) \quad (16)$$

donde

$$\Psi_l(\tau_l) = [\psi_l(\tau_l), \psi_l(\tau_l-1), \dots, \psi_l(\tau_l-M)]^T \quad (17)$$

$$\Psi_{b_l}(\tau_l) = \left[ \frac{\partial \psi_l(\tau_l)}{\partial b_l(k)}, \frac{\partial \psi_l(\tau_l-1)}{\partial b_l(k)}, \dots, \frac{\partial \psi_l(\tau_l-M)}{\partial b_l(k)} \right]^T \quad (18)$$

y la derivada parcial de  $\psi_l$  con respecto a  $b_l$  es

$$\frac{\partial \psi_l(\tau_l)}{\partial b_l} = \frac{1}{a_l} [\omega_0 \sin(\omega_0 \tau_l) e^{-0.5 \tau_l^2} + \tau_l \psi_l(\tau_l)] \quad (19)$$

La actualización de los parámetros debe cumplir con la siguiente regla (Cruz-Tolentino et al., 2010; Sedighzadeh and Rezazadeh, 2008)

$$\Delta \theta(k) = -\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \theta(k)} \quad (20)$$

$$\theta(k+1) = \theta(k) + \mu_\theta \Delta \theta(k) \quad (21)$$

donde  $\theta$  representa los parámetros a ser ajustados:  $\mathbf{W}(k)$ ,  $\mathbf{A}(k)$ ,  $\mathbf{B}(k)$ ,  $\mathbf{C}(k)$  y  $\mathbf{D}(k)$ . El valor de  $\mu_\theta \in \mathbb{R}$  representa el coeficiente de velocidad de aprendizaje para cada uno de los parámetros.

## 2.2. Controlador PID discreto

Se considera un sistema dinámico no lineal SISO representado por la siguiente ecuación de estado discreta (Levin and Narendra, 1993, 1996)

$$x(k+1) = f[x(k), u(k), k] \quad (22)$$

$$y(k) = g[x(k), k] \quad (23)$$

donde  $x(k) \in \mathbb{R}^n$ ,  $u(k), y(k) \in \mathbb{R}$  y  $f, g \in \mathbf{C}$  y se asumen que son desconocidas, siendo  $\mathbf{C}$  el conjunto de funciones suaves. En el trabajo que aquí se propone, la entrada  $u(k)$  y la salida  $y(k)$  son los únicos datos accesibles que se tienen del sistema a ser controlado. Si el sistema linealizado alrededor del punto de equilibrio es observable, existe una representación entrada-salida dada por (Levin and Narendra, 1993, 1996):

$$y(k+1) = \beta[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)] \quad (24)$$

donde

$$\mathbf{Y}(k) = [y(k) \ y(k-1) \ \dots \ y(k-n+1)] \quad (25)$$

$$\mathbf{U}(k) = [u(k) \ u(k-1) \ \dots \ u(k-n+1)] \quad (26)$$

es decir, existe una función  $\beta$  que mapea la salida  $y(k)$  y la entrada  $u(k)$  y sus  $n-1$  valores pasados, en  $y(k+1)$ . Un modelo

alternativo de una planta con modelo analítico desconocido que puede simplificar el algoritmo de la señal de control se obtiene a partir de la siguiente expresión:

$$y(k+1) = \Phi[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)] + \Gamma[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)] \cdot u(k) \quad (27)$$

si las funciones  $\Phi$  y  $\Gamma$  son exactamente conocidas, el control  $u(k)$  que hace que la señal de salida  $y(k+1)$  tienda a la salida deseada  $y_{ref}(k+1)$  está dado por:

$$u(k) = \frac{y_{ref}(k+1) - \Phi[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)]}{\Gamma[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)]} \quad (28)$$

Sin embargo, las funciones  $\Phi$  y  $\Gamma$  son desconocidas, para determinar éstos se utiliza una red neuronal *wavenet* (como la mostrada en la Figura 2) para aproximar las dinámicas del sistema (27) como:

$$\hat{y}(k+1) = \hat{\Phi}[\mathbf{y}(k), \Theta_\Phi] + \hat{\Gamma}[\mathbf{y}(k), \Theta_\Gamma] \cdot u(k) \quad (29)$$

comparado la expresión anterior (29) con la salida de la red neuronal *wavenet* con filtro IIR (3), se concluye que

$$\hat{\Phi}[\mathbf{y}(k), \Theta_\Phi] = \sum_{j=1}^N d_j \hat{y}(k-j)v(k) \quad (30)$$

$$\hat{\Gamma}[\mathbf{y}(k), \Theta_\Gamma] = \sum_{i=0}^M c_i z(k-i) \quad (31)$$

$$z(k) = \sum_{l=1}^L w_l \psi_l(k) \quad (32)$$

Por lo tanto, si las dos funciones no lineales  $\Phi$  y  $\Gamma$  son estimadas por las dos funciones de la *wavenet*  $\hat{\Phi}$  y  $\hat{\Gamma}$  con parámetros ajustables  $\Theta_\Phi$  y  $\Theta_\Gamma$  respectivamente, la señal de control del PID que sigue la referencia deseada  $y_{ref}(k)$  puede ser calculada como (Aström, 1997; Kuo, 1995; Ogata, 1995):

$$u(k+1) = u(k) + p(k)[\varepsilon(k) - \varepsilon(k-1)] + i(k)\varepsilon(k) + d(k)[\varepsilon(k) - 2\varepsilon(k-1) + \varepsilon(k-2)] \quad (33)$$

donde  $p(k)$ ,  $i(k)$  y  $d(k)$  son las ganancias proporcional, integral y derivativa del controlador PID en el  $k$ -ésimo instante,  $u(k)$  es la entrada a la planta al instante  $k$  y el error de seguimiento  $\varepsilon(k)$  se define como la diferencia entre la salida de la planta  $y(k)$  y la señal de referencia  $y_{ref}(k)$ , es decir

$$\varepsilon(k) \triangleq y(k) - y_{ref}(k) \quad (34)$$

### 2.3. Auto-sintonización

Debido a que las ganancias  $p(k)$ ,  $i(k)$  y  $d(k)$  están implícitas dentro de la función de costo  $\mathbf{E}$  dada por (11), pueden ser actualizadas de la siguiente manera

$$p(k) = p(k-1) + \mu_p e(k) \hat{\Gamma}(k) [\varepsilon(k) - \varepsilon(k-1)] \quad (35)$$

$$i(k) = i(k-1) + \mu_i e(k) \hat{\Gamma}(k) \varepsilon(k) \quad (36)$$

$$d(k) = d(k-1) + \mu_D e(k) \hat{\Gamma}(k) [\varepsilon(k) - 2\varepsilon(k-1) + \varepsilon(k-2)] \quad (37)$$

donde  $\hat{\Gamma}$  es una parte de la ecuación de identificación del sistema descrita por (31),  $\mu_p$ ,  $\mu_i$  y  $\mu_D$  son las constantes de ponderación de las ganancias del controlador PID discreto, para el caso de estudio tratado en este artículo se proponen de forma heurística, cuyos valores iniciales se dan en la Tabla 2.

**Observación 1.** El esquema de identificación y control mostrado en la Figura 1 es aplicado para controlar la velocidad de un MIJA, donde la salida  $y(k)$  es la velocidad del motor en *rpm* o *rad/seg* entregada por el sensor,  $\hat{y}(k)$  es la velocidad del motor estimada por la red neuronal *wavenet* en *rpm* o *red/seg*,  $u(k)$  es la señal de control que se aplica al variador de frecuencia trifásico y está dada en *volts*. El error de estimación  $e(k)$  es la diferencia entre la velocidad del motor y la estimada por la red y está dado en *rpm*, de forma similar el error de seguimiento  $\varepsilon(k)$  es la diferencia entre la velocidad de referencia  $y_{ref}$  y la velocidad entregada por el sensor  $y(k)$  y está dado en *rpm*.

### 3. Resultados en simulación numérica

El controlador PID *wavenet* fue utilizado para controlar la velocidad de un motor de CA trifásico jaula de ardilla (MIJA), el cual se encuentra descrito en el bloque *The asynchronous Machine* de Simulink (MATLAB). El cual tiene los siguientes valores por unidad:  $L_m = 2.0$ ,  $L_{ls} = 0.15$ ,  $L_{lr} = 0.15$ ,  $R_s = 0.03$ ,  $R_r = 0.03$ ,  $2H = 0.3$  y  $B = 0$ . Los parámetros para la red neuronal *wavenet* empleados en la simulación numérica se dan en la Tabla 1. Los valores iniciales de los parámetros que se van adaptando y tasas de aprendizaje están dados en la Tabla 2. Los valores iniciales para  $\mathbf{W}$ ,  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$ ,  $\mathbf{C}$  y  $\mathbf{D}$  de la red neuronal *wavenet*, son mostrados en esta tabla, donde dichos valores son obtenidos de un experimento previo de laboratorio (ver subsección 4.1).

**Observación 2.** Es importante hacer notar que la etapas de identificación y control se hacen simultáneamente en línea. En las subsecciones siguientes se muestran los resultados obtenidos de cada una de estas etapas.

Tabla 1: Parámetros de la *wavenet* y del filtro IIR empleados en la simulación numérica y en las pruebas experimentales.

Parámetro	Valor
Neuronas	3
Wavelet madre	Morlet
Coefficientes $\mathbf{C}$ del filtro IIR	3
Coefficientes $\mathbf{D}$ del filtro IIR	2
Épocas	20
Periodo de muestreo T	0.035 seg

#### 3.1. Resultados de la identificación

Como se pueden ver de la Figura 4 los resultados obtenidos de la simulación numérica de la identificación del MIJA en línea son muy similares, lo cual indica que la red *wavenet* tiene un buen desempeño en términos de la disminución del error de identificación. A continuación se muestran los resultados de los parámetros que se fueron adaptando durante el tiempo que duró la simulación numérica. En la Figura 5 los parámetros de

Tabla 2: Valores iniciales de la red *wavenet* (obtienen de un aprendizaje previo, ver subsección 4.1) y las ganancias de aprendizaje de los parámetros ajustados en el controlador PID, empleados en la simulación numérica y en las pruebas experimentales.

Parámetro	Valor inicial
<b>W</b>	[3.78, -3.36, -1.99]
<b>A</b>	[-302.6, -55.5, -20]
<b>B</b>	[92.7, 29.4, 107]
<b>C</b>	[-0.4, -0.016, 0.64]
<b>D</b>	[0.34, 1.66]
<i>p</i>	0.02
<i>i</i>	0.02
<i>d</i>	0.003
Constante	Valor
$\mu_w$	0.1
$\mu_a$	0.1
$\mu_b$	0.1
$\mu_c$	0.1
$\mu_d$	0.1
$\mu_p$	0.01
$\mu_i$	0.007
$\mu_D$	0.009

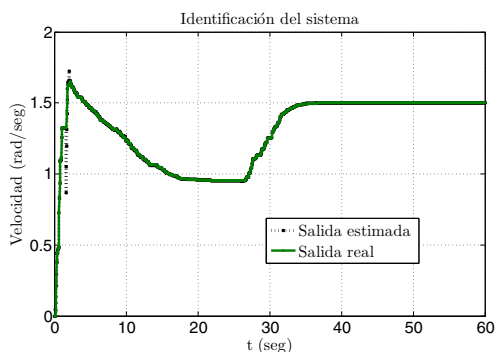


Figura 4: Identificación del motor de CA, en línea.

la *wavenet* descritos en (5), (6) y (7). Y en la Figura 6 los coeficientes de adelanto dados por (8) y atraso descritos por (9) del filtro IIR.

### 3.2. Resultados del controlador PID *wavenet*

Una vez realizada la identificación y control del MIJA en conjunto con el variador de frecuencia, se efectúa una variación en la señal de referencia para verificar la adaptación en línea ante cambios en las consignas. En la Figura 7(a), se presenta la velocidad del motor  $y(k)$  para alcanzar la referencia deseada  $y_{ref}(k)$ . Como se puede observar al principio de la simulación se tiene un sobre-impulso de aproximadamente del 75 %, sin embargo al realizar un cambio en la señal de referencia se elimina el sobre-impulso, esto gracias al trabajo de aprendizaje de la red neuronal *wavenet*. En la Figura 7(b) se observa la señal de control  $u(k)$ , el comportamiento del error de seguimiento  $\epsilon(k)$  en lazo cerrado. Como se puede observar en esta figura, se tiene un cambio del error de regulación mayor al 50 % en el instante

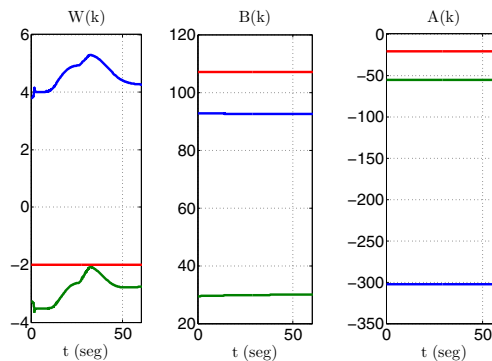


Figura 5: Comportamiento de los parámetros de la *wavenet*  $W(k)$ ,  $B(k)$  y  $A(k)$ .

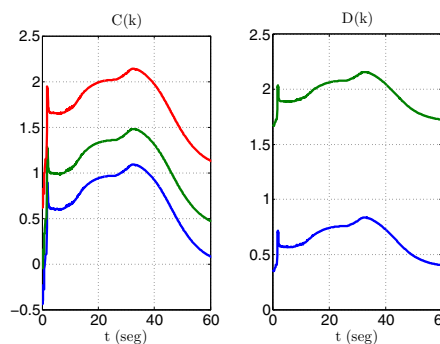


Figura 6: Comportamiento de los parámetros del filtro IIR  $C(k)$  y  $D(k)$ .

$t=26$  segundos, esto se debe al cambio de la señal de referencia en dicho instante.

### 3.3. Resultados de la auto-sintonización

La Figura 8 corresponde al comportamiento que presentaron las ganancias del controlador PID discreto, auto-sintonizadas en línea.

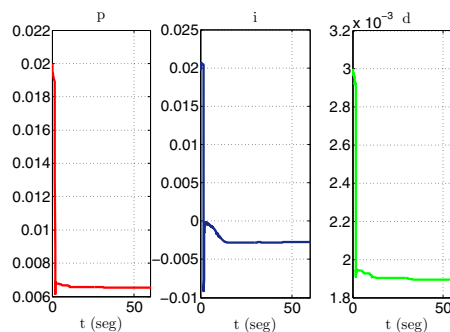


Figura 8: Comportamiento de las ganancias del controlador PID.

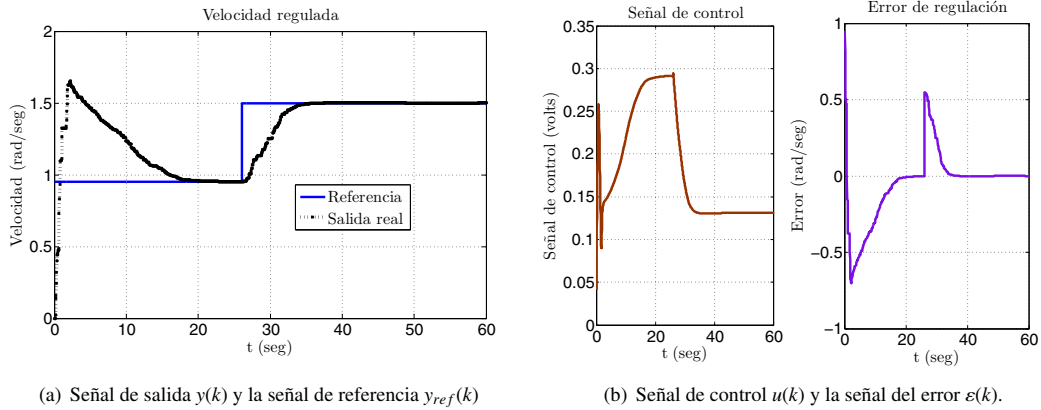


Figura 7: Comportamiento en lazo cerrado ante cambios en la velocidad de referencia.

4. Resultados experimentales

En esta sección se realiza una prueba experimental en tiempo real con el PID *wavenet* para controlar la velocidad de un MIJA, el cual forma parte del mecanismo de una caminadora. Para medir la velocidad angular está acoplado mecánicamente un motor de CD (generador taquimétrico), además para manipular la velocidad de la caminadora se emplea un variador de frecuencia *regadrive* FVR G5 de la marca Regatron, el cual regula la velocidad del motor MIJA con un voltaje de control de 0 a 10 voltios. Estos elementos se muestran en la Figura 9. El

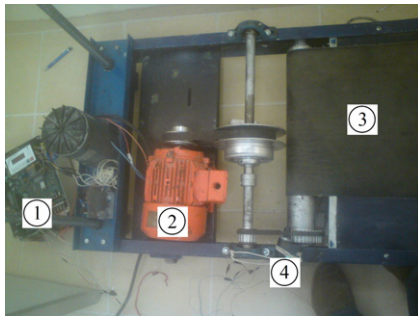


Figura 9: Plataforma experimental empleada para el control de velocidad del motor de CA: 1.- Driver eléctrico de CA, 2.- Motor de inducción trifásico, 3.- Caminadora y 4.- Generador taquimétrico.

algoritmo se programó en la plataforma de LabVIEW 9.0 y se utilizó una tarjeta de adquisición de datos NI-USB 6008 para manipular el variador de frecuencia, como se muestra en la Figura 10.

4.1. Método para la obtención de los valores iniciales de la red neuronal *wavenet*

Aquí se expone el método que se empleó para encontrar las condiciones iniciales de la red neuronal *wavenet*:

- Primeramente, se realiza una prueba de laboratorio que contempla solo el algoritmo de identificación en lazo abierto con el MIJA, donde los parámetros iniciales de la red

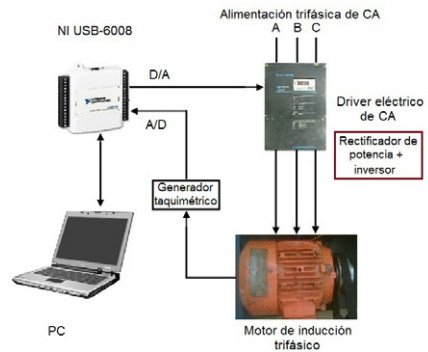


Figura 10: Diagrama esquemático de la plataforma experimental para el control de velocidad del MIJA de 2 HP.

*wavenet* son aleatorios. Para esto, se alimenta al motor con el variador de frecuencia trifásico, con un voltaje de control fijo, de esta forma la red neuronal *wavenet* se entrena en línea con los datos de entrada y salida, dicho experimento tiene un tiempo de duración suficiente, hasta lograr una buena identificación. Es decir, la señal que aproxima la red *wavenet* es muy similar a la señal de salida en tiempo real.

- Posteriormente, se almacenan los parámetros finales obtenidos del experimento anterior como son: los pesos de la red neuronal, traslaciones y dilataciones de las *wavels* hijas y los coeficientes del filtro IIR.
- Finalmente, se realiza un segundo experimento pero ahora en lazo cerrado (algoritmo de identificación y el controlador PID discreto), dando como condiciones iniciales los valores finales obtenidos en el paso anterior, donde la identificación paramétrica de la red *wavenet* y la adaptación de las ganancias del controlador PID, ambas se hacen en línea.

Los buenos resultados logrados en el proceso identificación se deben principalmente al método empleado para obtener los valores iniciales de la red neuronal *wavenet*. Como se pueden ob-

servar en las gráficas mostradas en las Figuras 4, 11 y 16, claramente las dos señales: la salida real (velocidad del motor) y la velocidad estimada son prácticamente iguales desde que inicia el experimento en lazo cerrado. Esta es la razón de por qué los resultados obtenidos en el proceso de identificación son muy similares desde que corre el algoritmo de identificación y control en línea. Además, como consecuencia de la buena identificación del MIJA la señal de identificación en lazo cerrado tiende a ser similar a la señal de salida, lo cual es lógico, ya que el algoritmo identifica el comportamiento de la planta y dicha planta ya está bajo control con el algoritmo propuesto.

Los parámetros empleados durante el experimento para la red neuronal *wavenet* fueron los mismos que se emplearon para las simulaciones numéricas, mostrados en la Tabla 1. De la misma manera, los valores iniciales y tasas de aprendizaje aparecen en la Tabla 2.

#### 4.2. Resultados de la identificación del motor de CA

Se muestra en la Figura 11 los resultados de la identificación del motor de CA en línea. Además se presentan las trayectorias

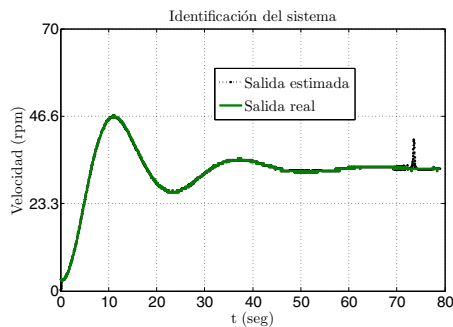


Figura 11: Identificación del motor de CA, en línea.

que siguieron los parámetros que fueron auto-ajustados durante el experimento para lograr la identificación del motor de CA. Por un lado en la Figura 12 se observan los parámetros de la *wavenet* dadas por las expresiones (5), (6) y (7). Y por el otro, el comportamiento de los coeficientes de adelanto dado por (8) y atraso por (9) del filtro IIR, los cuales aparecen en la Figura 13.

#### 4.3. Resultados del controlador PID *wavenet*

En la Figura 14(a) se presenta la trayectoria de seguimiento de la salida del sistema  $y(k)$  para alcanzar la referencia deseada  $y_{ref}(k)$ . Se observa que se cumple el objetivo de seguimiento a los 60 segundos. En la Figura 14(b) se observan la señal de control que experimentó la entrada de la planta  $u(k)$  y el comportamiento de la señal de error de seguimiento  $\varepsilon(k)$ . Como se puede observar de estas gráficas la señal de la ley de control es una función suave.

#### 4.4. Resultados de la auto-sintonización

Por último en la Figura 15 se presenta la auto-sintonización de las ganancias del controlador PID, en línea, durante el experimento.

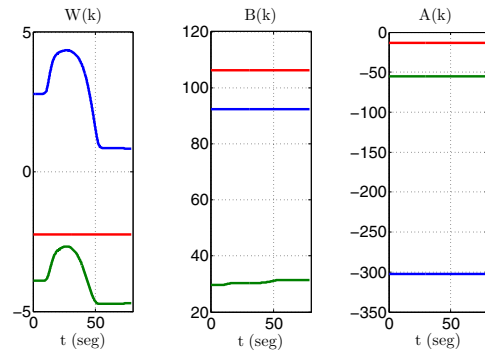


Figura 12: Comportamiento de los parámetros de la *wavenet*  $W(k)$ ,  $B(k)$  y  $A(k)$ .

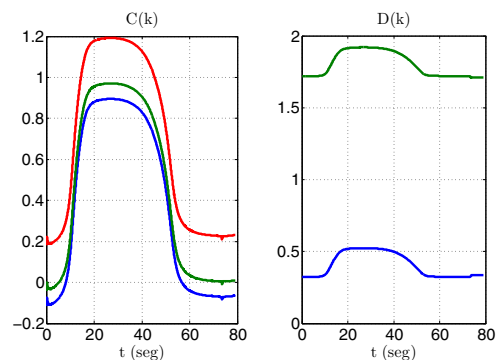


Figura 13: Comportamiento de los parámetros del filtro IIR  $C(k)$  y  $D(k)$ .

## 5. Resultados experimentales con perturbaciones

En esta sección se presentan los resultados obtenidos de los experimentos realizados en el laboratorio, aplicando como perturbación una carga de 80 kilogramos en el tiempo  $t = 40$  segundos.

### 5.1. Resultados de la identificación del motor de CA

Los resultados de la identificación en línea del motor de CA se muestra en las Figura 16.

Como se puede observar de los resultados experimentales la identificación hecha por la red neuronal *wavelet* tiene un muy buen desempeño aun en presencia de perturbaciones en la carga, teniendo un error de estimación acotado. Además se presentan las trayectorias que siguieron los parámetros que fueron auto-ajustados durante el experimento para lograr la identificación del MIJA. Por un lado en la Figura 17 se observan los parámetros de la *wavenet* dadas por las expresiones (5), (6) y (7). Y por el otro, el comportamiento de los coeficientes de adelanto dado por (8) y atraso por (9) del filtro IIR, los cuales aparecen en la Figura 18.

### 5.2. Resultados del controlador PID *wavenet*

En la Figura 21(a) se presenta la trayectoria de seguimiento de la salida del sistema  $y(k)$  para alcanzar la referencia deseada

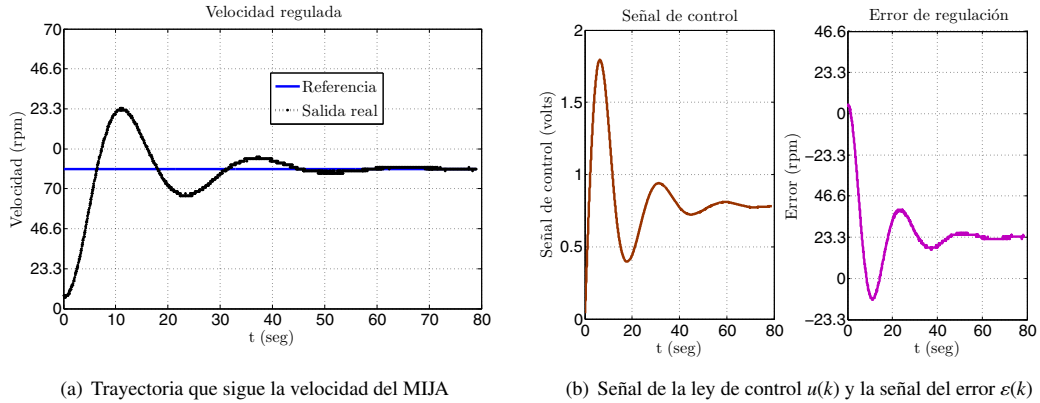


Figura 14: Comportamiento de la velocidad del MIJA en lazo cerrado.

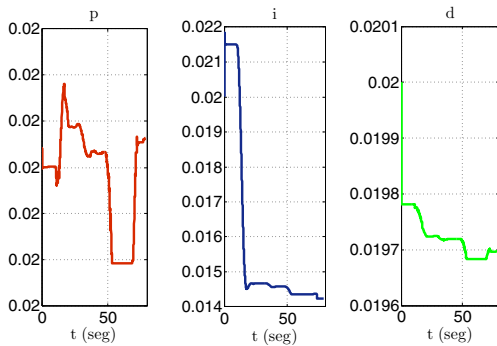


Figura 15: Comportamiento de las ganancias del controlador PID.

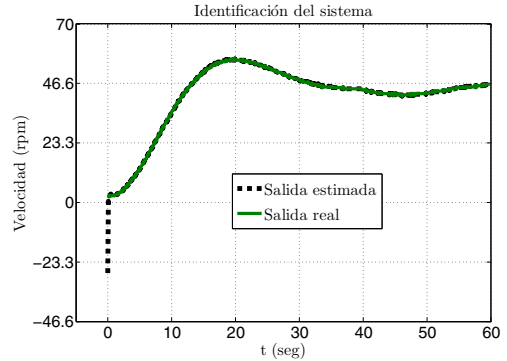


Figura 16: Identificación del motor de CA, en línea.

$y_{ref}(k)$ . Se observa que se cumple el objetivo de seguimiento a los 60 segundos. En la Figura 21(b) se observan la señal de control que experimentó la entrada de la planta  $u(k)$  y el comportamiento de la señal de error de seguimiento  $\varepsilon(k)$ . Una característica a ser destacada de este esquema de control es que la ley de control es una señal suave a pesar de tener perturbaciones en la carga, esto es gracias a que las funciones *wavelets* hijas empleadas también son funciones suaves. El hecho de que la señal de control sea una señal suave ayuda a conservar en buenas condiciones del MIJA.

5.3. Resultados de la auto-sintonización

Por último en la Figura 19 se presenta la auto-sintonización de las ganancias del controlador PID, en línea, durante el experimento. Como se puede observar dichas ganancias están acotadas y son constantes después del tiempo  $t = 50$  segundos.

5.4. Resultados experimentales al aplicar un PID clásico

En este apartado se presentan los resultados obtenidos al aplicar una señal de excitación constante al conjunto variador de frecuencia-motor de inducción trifásico, de donde se obtuvo la respuesta aproximada a un primer orden. Con la función de transferencia parametrizada se utilizó la *toolbox* del PID de

MATLAB versión R2012a para 64 bits, para sintonizar las ganancias del controlador PID de forma automática, todo esto se hace fuera de línea con los datos de la respuesta al escalón. Una vez obtenidas las ganancias se procedió a programar en la plataforma de LabVIEW el controlador PID y se realizaron los experimentos en tiempo real, que se muestran en la Figura 20. Para esto se fijan dos distintas velocidades de referencia, la primera a 2821 RPM y la segunda a 1689 RPM, de estos resultados, se observa que la variable controlada oscila alrededor de las referencias. Es importante mencionar que los resultados arrojados se pueden mejorar realizando una sintonización a prueba y error, lo que no se hace con el algoritmo de Control PID *wavenet* que se propone en el presente trabajo.

6. Conclusiones y trabajo futuro

De los resultados presentados en este artículo se concluye que las aportaciones relevantes están en: la identificación y control en tiempo real de un motor de inducción trifásico del tipo jaula de ardilla conectado a un variador de frecuencia trifásico, todo esto sin hacer uso del modelo matemático del conjunto variador de frecuencia-motor de inducción trifásicos; las ganancias del controlador PID que son auto-sintonizadas en cada



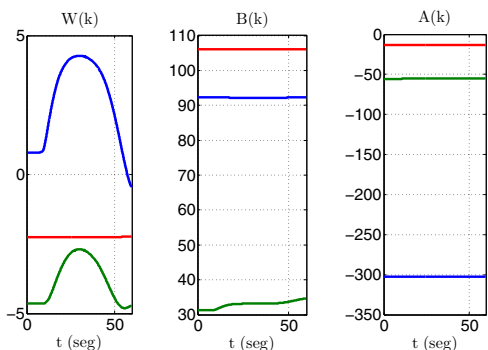


Figura 17: Comportamiento de los parámetros de la wavenet  $W(k)$ ,  $B(k)$  y  $A(k)$ .

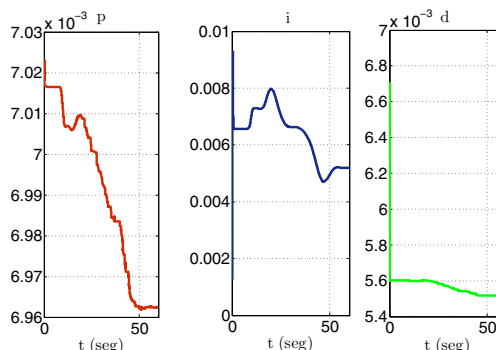


Figura 19: Comportamiento de las ganancias del controlador PID.

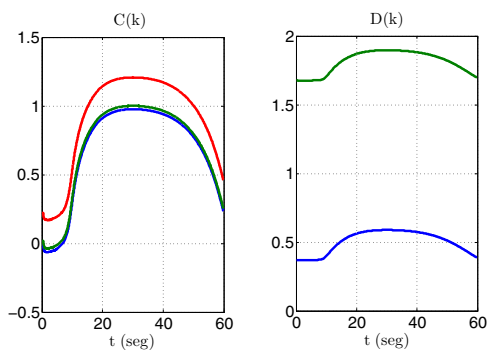


Figura 18: Comportamiento de los parámetros del filtro IIR  $C(k)$  y  $D(k)$ .

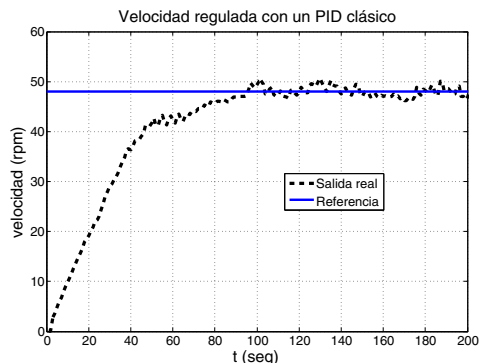


Figura 20: Respuesta de un controlador PID clásico para regular la velocidad del MIJA.

instante de muestreo, es importante notar que el esquema propuesto de identificación y control se hace en línea.

De los resultados experimentales obtenidos, se observa que el esquema de control aplicado responde de manera satisfactoria, ya que las respuestas en lazo cerrado con carga y sin carga son suaves lo que indica que el esquema propuesto puede ser utilizado en plantas no lineales SISO y estables en lazo abierto.

Además, con el algoritmo propuesto se evita realizar las pruebas de identificación paramétrica que implican tiempo de desarrollo y costos, para esto se propone un algoritmo de identificación y control en línea para el conjunto motor de CA y variador de frecuencia, como una opción que ayude a los ingenieros de automatización y mantenimiento industrial a regular la velocidad de motores de CA en procesos industriales.

En general, este algoritmo de identificación y control presenta la desventaja de tener un error considerable al principio de los experimentos, esto se debe al proceso de aprendizaje y adaptación de la red neuronal, sin embargo como se muestran en los resultados presentados, cuando hay un cambio en la señal de referencia el error se reduce, este es un buen indicativo del proceso de aprendizaje del algoritmo propuesto. Otra de las desventajas de este algoritmo, es que se requieren dar las tasas de aprendizaje iniciales, las cuales son obtenidas de forma experimental, es decir, para iniciar el proceso de adaptación se realiza una etapa de aprendizaje previa que permita obtener los

parámetros iniciales de la red wavenet y posteriormente aplicar el algoritmo de identificación y control con las condiciones obtenidas previamente. Un trabajo a futuro es realizar un análisis de convergencia del algoritmo propuesto y la estabilidad en lazo cerrado.

### 7. Agradecimientos

El autor O. Islas Gómez agradece profundamente al CONACyT por la beca otorgada para realizar estudios de posgrado, con número de registro 266520.

### English Summary

#### Identification and Wavenet Control of AC Motor.

#### Abstract

This paper presents a control scheme to tune online the proportional, integral and derivative gains of a discrete PID controller, through the identification and control of a SISO stable and minimum phase dynamic system. This is accomplished using a radial basis network neural with daughter Morlet wavelets activation functions in cascaded with an infinite impulse response (IIR) filter. This scheme is applied in real time to control the

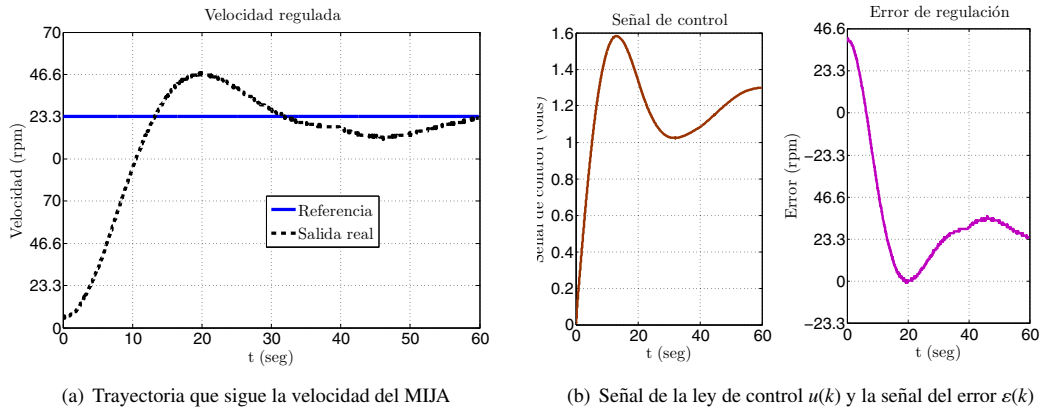


Figura 21: Comportamiento de la velocidad del MIJA en lazo cerrado ante una perturbación en la carga.

speed of an AC three-phase induction motor supplied with a three-phase inverter. So in this way we show how the identification and control scheme can be implemented in this type of plants that are widely used in industry, without the need of mathematical model parameters of the induction motor. We present numerical simulation and experimental results.

#### Keywords:

Motor control, PID controller, Wavelet neural networks, Self-adaptive algorithms.

#### Referencias

- Aguado-Behar, A., Martínez-Iranzo, M., 2003. Identificación y Control Adaptativo. Prentice Hall, España.
- Aström, K., 1997. Computer-Controlled Systems, Theory and Design. Prentice-Hall, New York.
- Aström, K., Hägglund, T., 2006. Advanced PID Control. ISA, The Instrumentation, Systems, and Automation Society.
- Bocker, J., Mathapati, S., 2007. State of the art of induction motor control. Proceeding of IEEE International Conference in Electric Machines and Drives, IEDMC'07, 1459–1464.
- Chapman, S. J., 2012. Máquinas Eléctricas. Mc Graw Hill, México.
- Cruz-Tolentino, J., Ramos-Velasco, L., Espejel-Rivera, M. A., 2010. A self-tuning of a wavelet PID controller. IEEE International Conference on Electronics Communications and Computers, 23–31.
- Daubechies, I., 1992. Ten Lectures on Wavelets. SIAM, New Jersey.
- Domínguez-Mayorga, C. R., Espejel-Rivera, M. A., Ramos-Velasco, L. E., Ramos-Fernández, J. C., Hernández, E. E., Diciembre 2012. Algoritmos wavenet con aplicaciones en la aproximación de señales: un estudio comparativo. Revista Iberoamericana Automática e Informática 9 (4), 347–358.
- Farahani, M., January 2012. Intelligent control of SVC using wavelet neural network to enhance transient stability. Eng. Appl. Artif. Intell. 26 (1), 273–280.
- Haykin, S., 2001. Kalman Filtering and Neural Networks. Wiley, New York.
- Holtz, J., 2002. Sensorless control of induction motor drives. Proceeding of IEEE International Conference in Electric Machines and Drives, IEDMC'07, Wuppertal, Germany, 1359–1394.
- Islas-Gómez, O., Ramos-Velasco, L. E., García-Lamont, J., 2010. Identificación y control wavenet de un motor de CD. Congreso Anual de la Asociación de México de Control Automático (AMCA), Puerto Vallarta, Jalisco, Mexico.
- Jahedi, G., Ardehali, M., Octubre 2012. Wavelet based artificial neural network applied for energy efficiency enhancement of decoupled HVAC system. Energy Conversion and Management 54 (1), 47–56.
- Kuo, B., 1995. Digital Control Systems. Oxford University Press, USA.
- Levin, A., Narendra, K., March 1993. Control of nonlinear dynamical systems using neural networks: Controllability and stabilization. IEEE Transactions on Neural Networks 4 (2), 192–206.
- Levin, A., Narendra, K., January 1996. Control of nonlinear dynamical systems using neural networks - part II: Observability, identification, and control. IEEE Transactions on Neural Networks 7 (1), 30–42.
- Lin, C.-J., 2009. Nonlinear systems control using self-constructing wavelet networks. Applied Soft Computing 9 (1), 71–79.
- Merabet A., M. O., Bui, R., 2006. Neural generalized predictive controller for induction motor. International Journal of Theoretical and Applied Computer Sciences, 83–100.
- Ogata, K., 1995. Discrete-Time Control Systems. Prentice-Hall, New York.
- Payakkawan, P., Klomkarn, K., Sooraksa, P., 2009. Dual-line pid controller based on pso for speed control of dc motors. The 9th International Symposium on Communication and Information Technologies (ISCIT), Incheon, Korea.
- Perez-Poloa, M., Albertos, P., Berna-Galiano, J., January 2008. Tuning of a pid controlled gyro by using the bifurcation theory. Systems & Control Letters 57 (1), 10–17.
- Sedighzadeh, M., Rezazadeh, A., 2008. Adaptive PID control of wind energy conversion systems using RASPI mother wavelet basis function network. Proceeding of World Academy of Science, Engineering and Technology, 269–273.
- Wu, W., Jhao, D.-W., February 2012. Control of a direct internal reforming molten carbonate fuel cell system using wavelet network-based hammerstein models. Journal of Process Control 22 (3), 653–658.