

# Identificación y control *wavenet* para sistemas MIMO: Aplicación en una interfaz háptica

Fabián Alfonso Díaz López<sup>1</sup>, Omar Arturo Domínguez Ramírez<sup>2</sup>, L. E. Ramos Velasco<sup>1</sup> y Vicente Parra Vega<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Universidad Politécnica de Pachuca, Rancho Luna, Ex-Hacienda de Sta. Bárbara,  
Municipio de Zempoala, Hidalgo, México. ing.fabian.diaz@gmail.com, lramos@upp.edu.mx

<sup>2</sup>Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo, UAEH

Centro de Investigación en Tecnologías de la Información y Sistemas, CITIS

Carr. Pachuca-Tulancingo Km. 4.5, Pachuca, Hidalgo, México. omar@uaeh.edu.mx

<sup>3</sup>Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN (CINVESTAV-Unidad Saltillo),

Carr. Saltillo-Monterrey Km. 13.5, Ramos Arizpe Coah., México. vicente.parra@cinvestav.edu.mx

**Resumen**—En el presente artículo se reporta un novedoso esquema de identificación y control para sistemas MIMO. Para la identificación se emplea una red neuronal de base radial cuyas funciones de activación son *wavelet* hijas del tipo RASP1 (*wavenet*) con filtros de respuesta infinita al impulso (IIR) en cascada, mientras que para la parte de control se emplean controladores PID discretos, donde las ganancias son autosintonizadas en línea. Se presenta una aplicación de dicho esquema con resultados experimentales en una interfaz háptica tipo mayordomo de 3 grados de libertad (PHANToM 1.0).

**Palabras clave:** Sistemas MIMO, redes neuronales *wavenet*, control PID autosintonizable, interfaz háptica.

## I. INTRODUCCIÓN

Los controladores más utilizados actualmente en la industria son los controladores PID (Astrom, 1997) o alguna de sus modificaciones, dada la facilidad de su implementación y los recursos tecnológicos que requiere. Sin embargo, el algoritmo PID lineal presenta limitaciones de robustez y convergencia de utilizar cuando el proceso a controlar presenta dinámicas complejas, zonas muertas y características altamente no lineales. El funcionamiento del controlador PID en general se basa en actuar en forma proporcional, integral y derivativa sobre la señal de error  $e(t)$ , definida como la diferencia entre la señal de referencia  $y_{ref}(t)$  y la señal de salida del proceso  $y(t)$ , con la finalidad de acondicionar la señal de control  $u(t)$  dada por:

$$u(t) = k_p e(t) + k_i \int_0^t e(\tau) d\tau + k_d \frac{de(t)}{dt} \quad (1)$$

Donde  $k_p$ ,  $k_i$  y  $k_d$  son las ganancias del controlador a ser sintonizadas. Existen distintas técnicas analíticas y experimentales con el fin de sintonizar esas ganancias (Astrom y Hagglund, 2006). Una alternativa es auto-sintonizar en línea dichas ganancias como en: (Cruz et. al, 2009; Cruz et. al, 2010; Sedighizadeh y Rezazadeh, 2008; Islas et. al, 2010; Islas et. al, 2011), donde utilizan redes neuronales artificiales *wavenet* para identificar la planta y calcular

esas ganancias, dichos artículos consideran solo sistemas dinámicos SISO, esta idea de autosintonizar las ganancias de los controladores PID para sistemas dinámicos MIMO se presenta en este trabajo, utilizando para esto la *wavelet* RASP1. Se presenta una aplicación para controlar la posición de una interfaz háptica: PHANToM Premium 1.0. La propuesta de control descrita en este trabajo pretende ser una técnica alternativa a las técnicas existentes, en la cual, solo se requiere tener las mediciones de la entrada y la salida de la planta para llevar a cabo la tarea de control, sin hacer uso de su modelo matemático ni de los parámetros del mismo, se presentan resultados experimentales donde se muestra la validez del algoritmo.

El artículo se encuentra organizado de la siguiente manera: En la Sección II se presenta el esquema de identificación y control propuesto: el PID *wavenet*, esta sección a su vez se divide en tres subsecciones que presentan las etapas de dicho esquema: la identificación del sistema, el controlador PID discreto y la autosintonización de las ganancias. En la Sección III se presenta la plataforma experimental utilizada para la validación de los algoritmos y en la Sección IV se presentan los resultados. Por último en la Sección V se presentan las conclusiones.

## II. ESQUEMA DE IDENTIFICACIÓN Y CONTROL *WAVENET*

El esquema de identificación y control *wavenet* se muestra en la Figura 1. En él se pueden identificar las tres etapas que manipulan la salida del sistema dinámico MIMO no lineal de acuerdo a una planificación (consigna de movimiento). En la Tabla I se muestran las distintas variables que intervienen en cada etapa, las cuales se describen a continuación:

### II-A. Identificación del sistema

El proceso de identificación se hace mediante una red neuronal de base radial en la que las funciones de activación  $\psi(\tau)$  son funciones *wavelets* hijas  $\psi_l(\tau_l)$  del tipo RASP1.

TABLA I

VARIABLES QUE INTERVIENEN EN CADA UNA DE LAS ETAPAS.

$y_{ref}(k)$	Referencia deseada
$\epsilon(k)$	Error de seguimiento
$\mathbf{u}(k)$	Señal de control
$r(k)$	Señal de ruido
$\mathbf{y}(k)$	Salida de la planta
$\hat{\mathbf{y}}(k)$	Salida estimada
$\mathbf{e}(k)$	Error de estimación
$v(k)$	Señal de persistencia

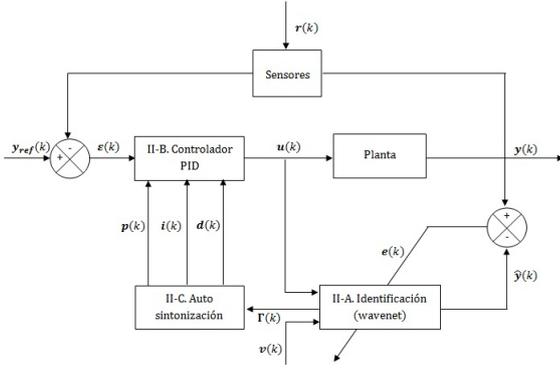


Figura 1. Diagrama a bloques del controlador PID auto-sintonizable.

Además, cuenta en cascada con  $p$  filtros IIR que tienen como función filtrar (podar) las neuronas que tienen poca contribución en el proceso de identificación, permitiendo con esto reducir el número de iteraciones en el proceso de aprendizaje (Haykin, 2001). Estos dos elementos se pueden ver en las Figuras 2 y 3, respectivamente.

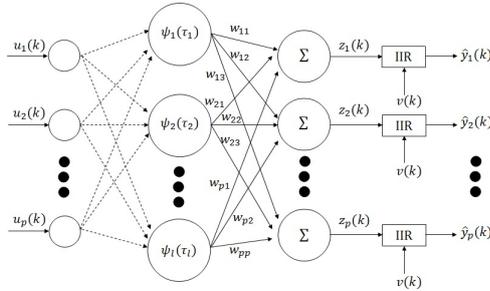


Figura 2. Diagrama de la red neuronal wavenet, donde  $\tau_l = \frac{\|\mathbf{u}(k) - \mathbf{b}_l\|}{a_l}$

La función wavelet  $\psi(\tau)$  es llamada wavelet madre, porque distintas funciones son generadas a partir de ella, por su dilatación o contracción y traslación, llamadas wavelets hijas  $\psi_l(\tau)$ , representadas matemáticamente como (Daubechies, 1992):

$$\psi_l(\tau_l) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi(\tau_l) \quad (2)$$

con  $a \neq 0; a, b \in \mathbb{R}$  y

$$\tau_{l,j} = \left( \sum_{j=1}^p (u_j - b_{l,j})^2 \right)^{1/2} / a_{l,j} \quad (3)$$

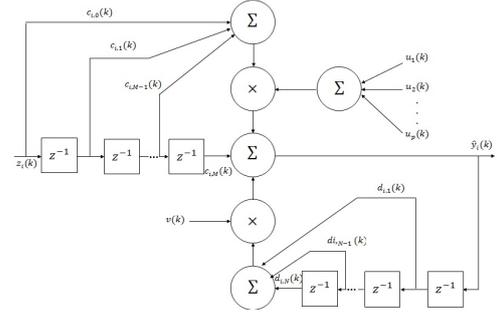


Figura 3. Estructura del filtro IIR.

donde  $a_{l,j}$  es la  $j$ -ésima variable de escala, que permite dilataciones y contracciones,  $b_{l,j}$  es el  $(l, j)$ -ésimo elemento de traslación, que permite desplazamientos en el instante  $k$ . La representación matemática de la wavelet RASPI está dada por (Daubechies, 1992):

$$\frac{\tau}{(\tau^2 + 1)^2} \quad (4)$$

donde su derivada parcial con respecto a  $b$  es:

$$\frac{1}{a} \frac{3\tau^2 - 1}{(\tau^2 + 1)^3} \quad (5)$$

La  $i$ -ésima señal de aproximación de la wavenet con filtro IIR  $\hat{y}_i(k)$  puede ser calculada como:

$$\hat{y}_i(k) = \sum_{q=1}^p \sum_{l=0}^M c_{i,l} z_i(k-l) u_p(k) + \sum_{j=1}^N d_{i,j} \hat{y}_i(k-j) v(k) \quad (6)$$

donde

$$z_i(k) = \sum_{l=1}^L w_{i,l} \psi_l(k) \quad (7)$$

$L$  es el número de wavelets hijas,  $w_{i,l}$  son los pesos de cada neurona en la wavenet,  $c_{i,i}$  y  $d_{i,j}$  son los coeficientes de adelanto y atraso del filtro IIR, respectivamente.  $M$  y  $N$  representan el número de los coeficientes de adelanto y atraso del mismo filtro, respectivamente. Los parámetros de la wavenet son optimizados por medio de un algoritmo de aprendizaje basado en mínimos cuadrados medios (LMS), tras minimizar las funciones de costo de  $\mathbf{E}$ , definidas como:

$$\mathbf{E} = [ E_1 \ E_2 \ \dots \ E_i \ \dots \ E_p ] \quad (8)$$

para el caso particular de la  $i$ -ésima salida se tiene que  $E_i$  está dado por:

$$E_i = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^T e_i^2(k) \quad (9)$$

donde el error de estimación  $e_i(k)$  entre la salida de la wavenet con filtro IIR  $\hat{y}_i(k)$  y la salida real del sistema  $y_i(k)$ , es

$$e_i(k) = y_i(k) - \hat{y}_i(k) \quad (10)$$

Para minimizar  $\mathbf{E}$  se aplica el método del descenso mas pronunciado (steepest decent), para el cual se requiere el cálculo de los gradientes:  $\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{A}(k)}$ ,  $\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{B}(k)}$ ,  $\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{W}(k)}$ ,  $\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{C}(k)}$ ,  $\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{D}(k)}$ , para actualizar los cambios incrementales de cada parámetro en particular y que para cada coeficiente son el negativo de sus gradientes:  $\Delta \mathbf{W}(k) = -\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{W}(k)}$ ,  $\Delta \mathbf{A}(k) = -\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{A}(k)}$ ,  $\Delta \mathbf{B}(k) = -\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{B}(k)}$ ,  $\Delta \mathbf{C}(k) = -\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{C}(k)}$  y  $\Delta \mathbf{D}(k) = -\frac{\partial \mathbf{E}}{\partial \mathbf{D}(k)}$ .

Así cada coeficiente de la red *wavenet* es actualizado en concordancia con las siguientes reglas:

$$\begin{aligned}\mathbf{W}(k+1) &= \mathbf{W}(k) + \mu_{\mathbf{W}} \Delta \mathbf{W}(k) \\ \mathbf{A}(k+1) &= \mathbf{A}(k) + \mu_{\mathbf{A}} \Delta \mathbf{A}(k) \\ \mathbf{B}(k+1) &= \mathbf{B}(k) + \mu_{\mathbf{B}} \Delta \mathbf{B}(k) \\ \mathbf{C}(k+1) &= \mathbf{C}(k) + \mu_{\mathbf{C}} \Delta \mathbf{C}(k) \\ \mathbf{D}(k+1) &= \mathbf{D}(k) + \mu_{\mathbf{D}} \Delta \mathbf{D}(k)\end{aligned}$$

## II-B. Controlador PID discreto

Los sistemas dinámicos no lineales pueden ser descritos por las siguientes ecuaciones de estado discretas (Levin y Narendra, 1993)

$$\mathbf{x}(k+1) = f[\mathbf{x}(k), \mathbf{u}(k), k] \quad (11)$$

$$\mathbf{y}(k) = g[\mathbf{x}(k), k] \quad (12)$$

donde  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ ,  $\mathbf{u}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^p$  y

$$f: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}^n \quad (13)$$

$$g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^p \quad (14)$$

son funciones no lineales que se asumen desconocidas. La entrada  $\mathbf{u}(k)$  y la salida del sistema  $\mathbf{y}(k)$  corresponden a las señales disponibles. Si el sistema es linealizado alrededor del punto de equilibrio y es observable, existe una representación entrada-salida del mismo sistema dada por (Levin, 1993)

$$\mathbf{y}(k+1) = \beta[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)] \quad (15)$$

donde

$$\mathbf{Y}(k) = [\mathbf{y}(k) \ \mathbf{y}(k-1), \dots, \mathbf{y}(k-n+1)] \quad (16)$$

$$\mathbf{U}(k) = [\mathbf{u}(k) \ \mathbf{u}(k-1), \dots, \mathbf{u}(k-n+1)] \quad (17)$$

En otras palabras, existe una función  $\beta$  que mapea a la salida  $\mathbf{y}(k)$ , la entrada  $\mathbf{u}(k)$  y sus  $n-1$  valores pasados en  $\mathbf{y}(k+1)$ . Un modelo alternativo de una planta desconocida que puede simplificar el algoritmo de control es el siguiente

$$\mathbf{y}(k+1) = \Phi[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)] + \Gamma[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)] \cdot \mathbf{u}(k) \quad (18)$$

si los términos  $\Phi$  y  $\Gamma$  son exactamente conocidos, la señal de control  $\mathbf{u}(k)$  para obtener la salida deseada  $\mathbf{y}_{ref}(k+1)$  es

$$\mathbf{u}(k) = \Gamma^{-1}[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)](\mathbf{y}_{ref}(k+1) - \Phi[\mathbf{Y}(k), \mathbf{U}(k)]) \quad (19)$$

Sin embargo, los términos  $\Phi$  y  $\Gamma$  son desconocidos. Por lo tanto, se utiliza una red neuronal *wavenet* con filtro IIR en cascada como la que se muestra en la Figura 2, para poder aproximar las dinámicas del sistema como sigue

$$\hat{\mathbf{y}}(k+1) = \hat{\Phi}[\mathbf{y}(k), \Theta_{\Phi}] + \hat{\Gamma}[\mathbf{y}(k), \Theta_{\Gamma}] \cdot \mathbf{u}(k) \quad (20)$$

comparando la expresión anterior (20) con la salida estimada de la *wavenet* con filtro IIR (6) se obtiene

$$\hat{\Phi}_i[\mathbf{y}(k), \Theta_{\Phi}] = \sum_{j=1}^N d_{i,j} \hat{y}(k-j) v(k) \quad (21)$$

$$\hat{\Gamma}_{i,q}[\mathbf{y}(k), \Theta_{\Gamma}] = \sum_{q=1}^p \sum_{l=0}^M c_{i,l} z_i(k-l) u_q \quad (22)$$

$$z_i(k) = \sum_{l=1}^L w_{i,l} \psi_l(k) \quad (23)$$

donde  $\hat{\Phi}_i$  representa la  $i$ -ésima componente de  $\hat{\Phi}$ , mientras que  $\hat{\Gamma}_{i,q}$  es el  $(i, q)$  elemento de la matriz  $\hat{\Gamma}$ . Por lo tanto, si ambas no linealidades  $\Phi$  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 (Astrom, 1997; Kuo, 1997; Ogata, 1996):

$$\begin{aligned}u_i(k+1) &= u_i(k) + k_{p_i}(k)[\varepsilon_i(k) - \varepsilon_i(k-1)] + k_{i_i}(k) \\ &\varepsilon_i(k) + k_{d_i}(k)[\varepsilon_i(k) - 2\varepsilon_i(k-1) + \varepsilon_i(k-2)]\end{aligned} \quad (24)$$

donde  $k_{p_i}(k)$ ,  $k_{i_i}(k)$  y  $k_{d_i}(k)$  son las ganancias proporcional, integral y derivativa del  $i$ -ésimo controlador PID,  $u_i(k)$  es la  $i$ -ésima entrada de la planta en el instante  $k$ , y

$$\varepsilon_i(k) = y_{ref_i}(k) - y_i(k) \quad (25)$$

## II-C. Auto-sintonización

Como las ganancias del controlador  $k_{p_i}(k)$ ,  $k_{i_i}(k)$  y  $k_{d_i}(k)$  fueron consideradas en la función de costo  $\mathbf{E}$  pueden ser actualizadas de la siguiente forma

$$k_{p_i}(k) = k_{p_i}(k-1) + \mu_p e_i(k) \hat{\Gamma}_{i,q}(k) [\varepsilon_i(k) - \varepsilon_i(k-1)]$$

$$k_{i_i}(k) = k_{i_i}(k-1) + \mu_i e_i(k) \hat{\Gamma}_{i,q}(k) \varepsilon_i(k)$$

$$k_{d_i}(k) = k_{d_i}(k-1) + \mu_d e_i(k) \hat{\Gamma}_{i,q}(k) [\varepsilon_i(k) - 2\varepsilon_i(k-1) + \varepsilon_i(k-2)]$$

donde  $\hat{\Gamma}_{i,q}(k)$  es el elemento  $(i, q)$  de la matriz  $\hat{\Gamma}$  de la identificación del sistema descrita por (22). Es importante resaltar que la primera  $i$  se debe al  $i$ -ésimo error de identificación  $e_i$  y la segunda  $i$  se debe al  $i$ -ésimo error de seguimiento  $\varepsilon_i$ . Las constantes  $\mu$  son las tasas de aprendizaje de las ganancias del controlador PID.

## III. PLATAFORMA EXPERIMENTAL

La plataforma experimental consiste en una interfaz háptica: PHANToM Premium 1.0, una computadora con procesador Intel Core 2 a 2.66 GHz y 2 GB de memoria RAM corriendo windows XP, Visual C++ empleando las clases de Open Haptics, como se muestra en la Figura 2,

y para graficar los resultados se utilizó MATLAB 2010. El dispositivo háptico PHANTOM 1.0 es un mecanismo de eslabones articulados de tres grados de libertad, con una dinámica tribológica articular despreciable (vibraciones mecánicas y viscosidad), el diseño, considera baja diámica inercial; todo ello con el propósito de ser útil en tareas de interacción hombre-máquina con alta precisión, así como aplicaciones de sincronización con otros dispositivos o teleoperación de otros sistemas robóticos (Sensable, 1998).

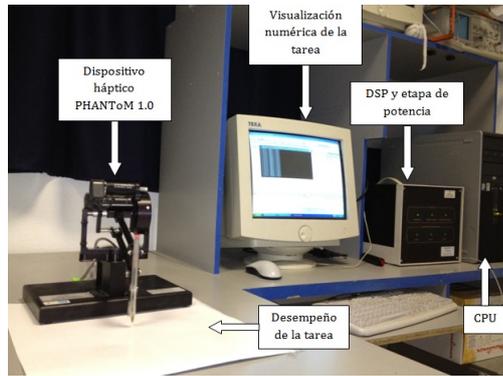


Figura 4. Plataforma experimental.

TABLA II  
PARÁMETROS DE LA RED NEURONAL *wavenet* Y DE LOS FILTROS IIR PARA EL EXPERIMENTO

Neuronas	3
Coefficientes de adelanto de los filtros IIR	3
Coefficientes de atraso de los filtros IIR	2
Épocas	20
Señal de persistencia	0.5
Wavelet usada	RASPI

TABLA III  
PARÁMETROS INICIALES DE LA RED NEURONAL.

<b>W</b>	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\mu_W$	0.5
<b>A</b>	$\begin{bmatrix} -302 & -55 & -14.2 \end{bmatrix}$	$\mu_A$	0.5
<b>B</b>	$\begin{bmatrix} 8 & 9 & 10 \\ 8 & 9 & 10 \\ 8 & 9 & 10 \end{bmatrix}$	$\mu_B$	0.5
<b>C</b>	$\begin{bmatrix} 0.18 & 0.576 & 1.25 \\ 1 & 1 & 5 \\ 0.5 & 0.5 & 2.5 \end{bmatrix}$	$\mu_C$	0.5
<b>D</b>	$\begin{bmatrix} 0.43 & 1.75 \\ 0.43 & 1.75 \\ 0.43 & 1.75 \end{bmatrix}$	$\mu_D$	0.5
<b>K<sub>p</sub></b>	$\begin{bmatrix} 4 & 4 & 4 \end{bmatrix}$	$\mu_{K_p}$	0.5
<b>K<sub>i</sub></b>	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	$\mu_{K_i}$	0.5
<b>K<sub>d</sub></b>	$\begin{bmatrix} 0.018 & 0.018 & 0.018 \end{bmatrix}$	$\mu_{K_d}$	0.5

#### IV. RESULTADOS EXPERIMENTALES

En la Figura 5 se muestra la trayectoria y la consigna de movimiento en el espacio de trabajo realizada por el dispositivo háptico PHANTOM 1.0; consiste en una circunferencia

sobre el plano  $x, z$  con las siguientes características:  $x_{ref} = h + r * \cos(\omega t)$ ,  $z_{ref} = h + r * \sin(\omega t)$  y  $y_{ref} = 0$  donde  $h = 0$  representa el centro,  $r = 0.035m$  el radio,  $\omega = 2\pi f(\text{rad/sec})$  corresponde a la velocidad angular,  $f = 1/12Hz$  es la frecuencia y finalmente  $T = 1/f$  corresponde al periodo.

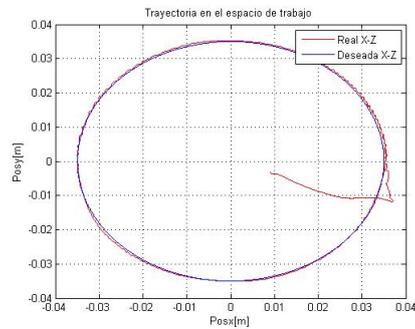


Figura 5. Trayectoria en el espacio de trabajo.

Los parámetros empleados durante el experimento para la red neuronal *wavenet* se muestran en la Tabla II. Los valores iniciales de aprendizaje aparecen en la Tabla III, los cuales fueron dados de manera aleatoria.

#### IV-A. Resultados de la identificación del sistema

La Figura 6 muestra la identificación de cada una de las señales de posición articular, que es la variable a controlar, se observa que con los parámetros propuestos y el número de épocas igual a 20 se obtiene una respuesta favorable en esta etapa, con un tiempo de convergencia menor a 1 segundo.

Y, para corroborar dicha respuesta, en la Figura 7 se aprecian los errores de estimación de cada una de las señales identificadas. En las Figuras 8, 9, 10 y 11 se presenta el comportamiento evolutivo de los parámetros de la red neuronal y los distintos cambios, ya que en este caso, la posición deseada consiste en una trayectoria deseada, dada por  $(x_{ref}, y_{ref}, z_{ref})$ , por lo que los parámetros se ajustan en línea conforme dicha trayectoria va cambiando con respecto del tiempo. El propósito de la consigna de movimiento definida por una trayectoria cerrada garantiza regulación global para un sistema con dinámica no lineal, lo que promueve el uso de esta estrategia de control sin conocimiento de la dinámica de la plataforma experimental.

#### IV-B. Resultados del controlador PID *wavenet*

En la Figura 12 se observan las posiciones deseadas en los respectivos ejes:  $x, y, z$ , y como éstas son alcanzadas por el robot. En la Figura 13 se aprecian los errores de seguimiento operacional, los cuales en un tiempo menor a 1 seg. son cercanos a cero.

#### IV-C. Resultados de la autosintonización

Las Figuras 14, 15 y 16 muestran la evolución de las ganancias de el controlador PID multivariable, una vez mas

se aprecia que existen distintos ajustes conforme va pasando el experimento. La Figura 17 presenta las tres señales de control articular generadas con base en el algoritmo propuesto.

## V. CONCLUSIONES

De los resultados presentados en este artículo se concluye que la relevancia está en la identificación y control de un sistema dinámico MIMO con modelo matemático desconocido, usando la teoría *wavelet*, redes neuronales y filtros IIR como herramientas para lograr el objetivo de control. Se emplea una red neuronal de base radial cuyas funciones de activación son wavelets hijas RASP1 realizando la identificación de la interfaz háptica PHANTOM 1.0, además que las ganancias de los tres controladores PID discretos son sintonizadas en función de la identificación, todo esto se hace en línea. Los beneficios de una ley de control con estas características permiten acondicionar la señal de control ante cambios de la dinámica, susceptibles en tareas hombre-robot para los que han sido diseñados dispositivos hápticos como el utilizado en este trabajo.

## VI. AGRADECIMIENTOS

El primer autor agradece a CONACYT por la beca de maestría otorgada durante el periodo septiembre 2010 - agosto 2012, con número de registro 372724.

## REFERENCIAS

- Astrom K. (1997). *Computed-Controlled Systems, theory and design*. Prentice Hall.
- Astrom K. y T. Hagglund (2006). *Advanced PID control*. ISA.
- Cruz J, L. Ramos y M. Espejel (2009). PID Wavelet Autosintonizado con una Red Neuronal Wavenet. *V Semana Nacional de Ingeniería Electrónica SENIE09*. Ocotlán, Jalisco, México.
- Cruz J., L. Ramos and M. Espejel (2010). A Self-tuning of a Wavelet PID Controller. *20th International Conference on Electronics Communications and Computers (CONIELECOMP 2010)* . pp. 73-78, Puebla, Mexico.
- Daubechies I (1992). *Ten lectures on wavelets*. SIAM.
- Haykin S. (2001). *Kalman Filtering and Neural Networks*. Wiley.
- Kuo B (1997). *Sistemas de control digital*. C.E.C.S.A.
- Levin A. y K. Narendra (1993). Control of Nonlinear Dynamical Systems Using Neural Networks: Controllability and Stabilization. *IEEE Transactions on Neural Networks* vol. 4, pp. 192-206.
- Levin A. y K. Narendra (1993). Control of Nonlinear Dynamical Systems Using Neural Networks - Part II: Observability, Identification and Control. *IEEE Transactions on Neural Networks* vol. 7, pp. 30-42.
- Ogata K (1996). *Sistemas de control en tiempo discreto*. Prentice Hall.
- Parvez S. y Z. Gao(2005). A Wavelet-Based Multiresolution PID Controller. *IEEE Transactions on Industry Applications* vol. 41, pp. 537-543.
- Sedighzadeh M. y A. Rezaadeh (2008). Adaptive PID Control of Wind Energy Conversion Systems Using RASP1 Mother Wavelet Basis Function Network . *World Academy of Science, Engineering and Technology* , vol. 37, pp. 269-273.
- Sensible Technologies, Inc (1998). *PHANTOM Premium 1.0/1.5A, 3D Touch Components, Hardware and Technical Manual*. Revision 6.5, 18 August 1998.
- O. Islas-Gómez, L. E. Ramos Velasco y J. García-Lamont (2010). Identificación y control, Wavenet de un Motor de CD. *Congreso Anual de la Asociación de México de Control Automático (AMCA)*, Puerto Vallarta, Jalisco, México.
- O. Islas-Gómez, L. E. Ramos Velasco, J. García-Lamont y J. C. Ramos Fernández (2011). Identificación y control, Wavenet de un Motor de AC. *Congreso Anual de la Asociación de México de Control Automático (AMCA)*, Saltillo, Coahuila, México.

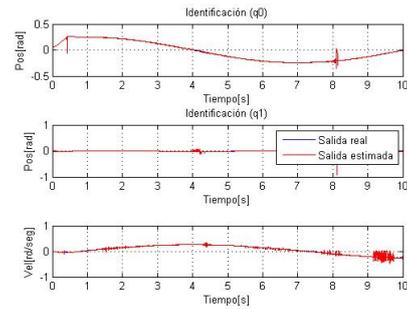


Figura 6. Identificación del sistema en el espacio articular.

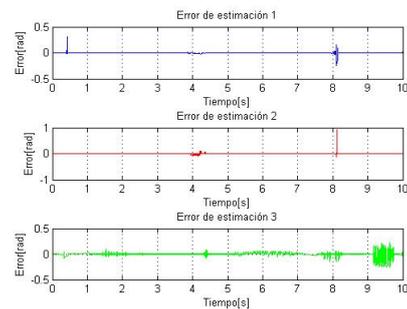


Figura 7. Errores de estimación en la identificación.

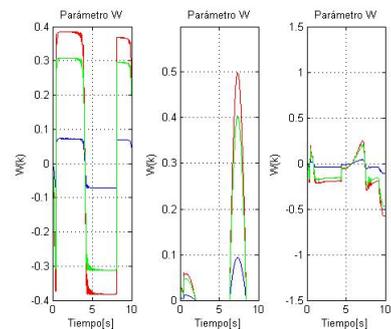


Figura 8. Evolución de los pesos de la red neuronal.

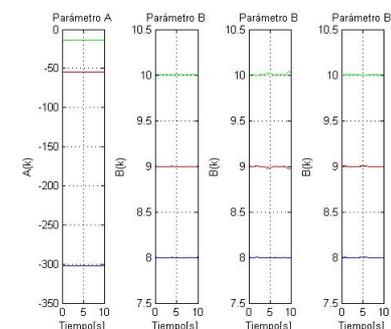


Figura 9. Parámetros A y B de la red neuronal.

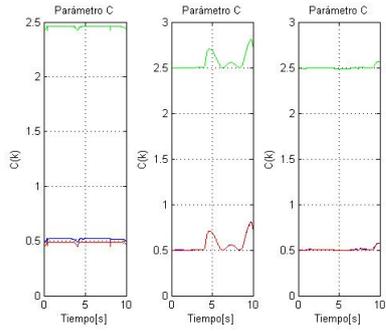


Figura 10. Parámetros C de los filtros.

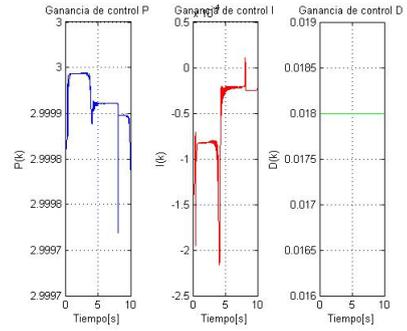


Figura 14. Ganancias para la primer articulación.

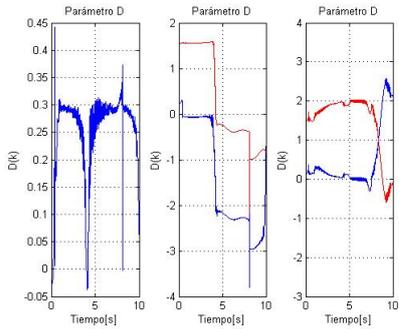


Figura 11. Parámetros D de los filtros.

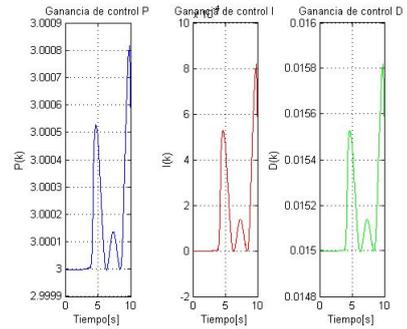


Figura 15. Ganancias para la segunda articulación.

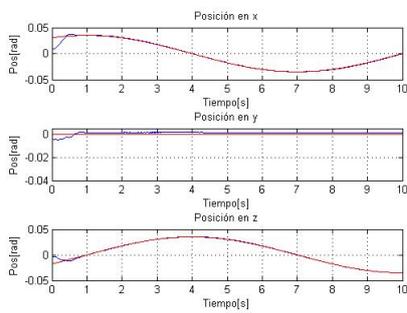


Figura 12. Posiciones de cada una de las coordenadas operacionales.

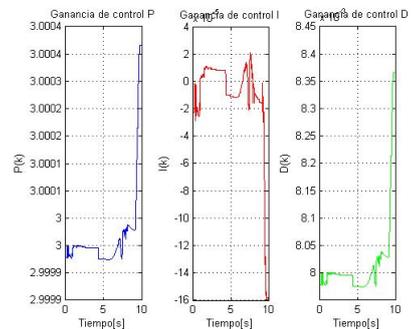


Figura 16. Ganancias para la tercer articulación.

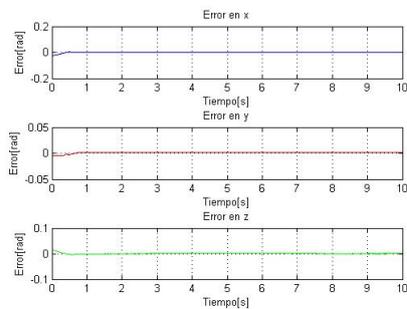


Figura 13. Errores de seguimiento.

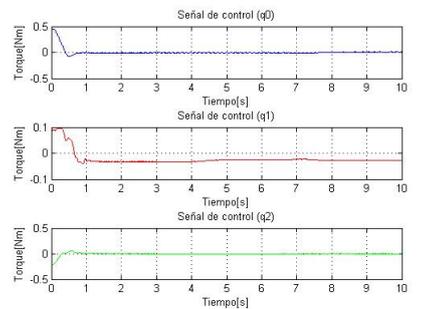


Figura 17. Señales de control.