

CONTROL DE VELOCIDAD CON COMPENSACIÓN DE DESLIZAMIENTO EN LAS RUEDAS DE UNA BASE HOLONÓMICA USANDO UN NEUROCONTROLADOR BASADO EN EL MODELO NARMA-L2

CÉSAR A. PEÑA F.* JÉS J. F. CERQUEIRA*

**Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Escuela Politécnica de la Universidad Federal de la Bahia
Rua Aristides Novis, 02, Federação, CEP:40210-630, Salvador, Bahia, Brasil
Telefone:+55-71-3203-9776.*

Email: cefer86@gmail.com, jes@ufba.br

Abstract— This paper shows the implementation of a control law adaptive model reference-based implemented with NARMA-L2 model and recurrent neural networks trained *off-line* on the model phenomenological of robot actuators *Azebot* built in the Federal University of Bahia (UFBa). The Slip is considered due to the structure of the swedish wheels that move the base. For practical purposes, slip is considered a disturbance and with a reference model that includes rolling ideal conditions is proposed a neurocontrolador.

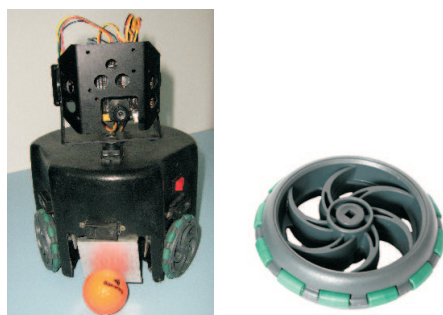
Keywords— NARMA-L2, Slip, Recurrent Neural Network.

Resumo— Este artículo muestra la implementación de una ley de control adaptativa por modelo de referencia basada en el modelo NARMA-L2 implementado con redes neuronales recurrentes entrenadas *off-line* sobre un modelo fenomenológico de los actuadores del robot *Azebot* construido en la Universidad Federal de la Bahia (UFBa). El deslizamiento es tomado en cuenta debido a la estructura de la ruedas omnidireccionales que mueven la base. Para efectos prácticos el deslizamiento es considerado una perturbación y con un modelo de referencia que incluye condiciones de rodamiento ideal es propuesto un neurocontrolador.

Keywords— NARMA-L2, Rodamiento ideal, Red Neuronal Recurrente.

1 Introducción

La base móvil del robot *Azebot* (Cruz, 2007) posee tres ruedas omnidireccionales que en el espacio de los atuadores permiten movimientos con tres grados de libertad. A pesar de que las velocidades



(a) Azebot.

(b) Rueda omnidireccional.

Figura 1: Robot Omnidireccional *Azebot*.

en las ruedas tienen dinámicas acopladas es aplicado un modelo de control para actuadores independientes considerado un sistema SISO para cada actuador que tiene como entrada el ancho de pulso PWM del driver que controla la velocidad de un motor DC y como salida la velocidad angular de cada rueda. En cada rueda es considerado el deslizamiento (o *Slip* en inglés) que por ser la variable que aporta un comportamiento no lineal es modelada como una perturbación en la salida. El objetivo de este trabajo es mostrar como puede ser atenuada la dinámica adicionada por

el deslizamiento ajustando los parámetros (pesos sinápticos) de un neurocontrolador por métodos *off-line* usando un modelo de referencia que incluye la condición de rodamiento ideal (derrapaje nulo). Aunque esta propuesta no trata la compensación directa de la fuerza de fricción, podemos decir que, debido a la estructura física de las ruedas omnidireccionales, esta puede ser considerada una dependencia del deslizamiento (Balakrishna and Ghosal, 1995), de tal manera que la atenuación del deslizamiento permita disminuir los efectos de la no linealidad zona muerta en la entrada de cada sistema SISO. En la figura 2 puede observarse la estrategia de control en cascada propuesta.

En la sección 2 de este artículo es presentado el modelo de cada actuador en el sistema y la fricción como variable dependiente del deslizamiento. Es propuesto un sistema de control en cascada usando un lazo para control de fuerza y un lazo externo para control de velocidad angular en la rueda. En la sección 3 se presenta el proceso de identificación usando el modelo NARMA-L2, en la sección 4 se propone un Neurocontrolador basado en Redes Neuronales Recurrentes y en la sección 5 se hacen los comentarios finales.

2 Modelo Matemático de los Actuadores y Control de Fuerza

Para simplificar el problema, aquí se trabaja con una sola rueda, siendo $F_{\omega}(t)$ la fuerza en la periferia de la rueda. Debido a la presencia de fricción es necesario considerar la no linealidad

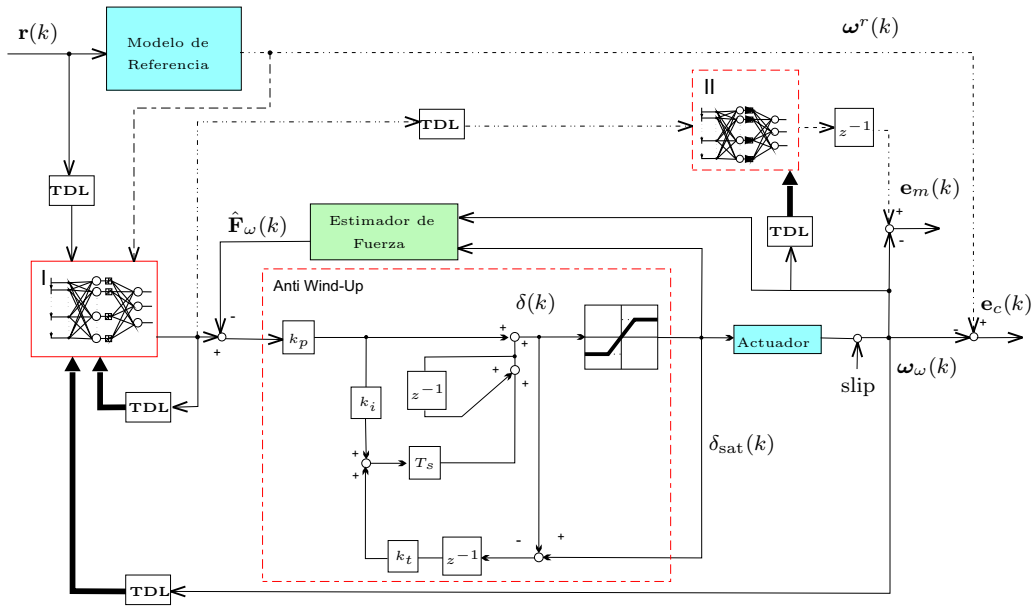


Figura 2: Estrategia de control usando modelo NARMA-L2 y lazo de control de fuerza en cada actuador.

zona muerta a la entrada de cada SISO por medio de la expresión:

$$F_{\omega_{ap}}(t) = F_{\omega}(t) - F_{\mu}(t), \quad (1)$$

siendo $F_{\mu}(t)$ la fuerza de fricción y $F_{\omega_{ap}}(t)$ la fuerza aparente.

2.1 Modelo Matemático y Deslizamiento

Para cada actuador se tienen las siguientes expresiones:

$$F_{\omega}(t) = \frac{1}{r_{\omega}} \left[\tau_{\omega}(t) - J_{\omega} \frac{d\omega_{\omega}(t)}{dt} \right], \quad (2)$$

$$\tau_m(t) - \frac{\tau_{\omega}(t)}{\eta N} = J_m \frac{d\omega_m(t)}{dt} \quad (3)$$

$$\tau_m(t) = K_t i_{\omega}(t), \quad (4)$$

siendo r_{ω} , el radio, ω_{ω} la velocidad angular, K_t es la constante de torque, i_{ω} es la corriente eléctrica, J_m es el momento de inercia en el rotor, J_{ω} es el momento de inercia de la rueda, τ_m es el torque en el motor, τ_{ω} es el torque en la rueda y ω_m es la velocidad angular de cada motor. El valor N es el factor de reducción en la velocidad y η la eficiencia de acoplamiento. La dinámica del sistema eléctrico esta asociado a cada rueda por las ecuaciones:

$$\frac{di_{\omega}(t)}{dt} = \frac{1}{L} [\delta_{\omega}(t) V_d'(t) - K_{em} \omega_m(t) - R i_{\omega}(t)], \quad (5)$$

$$V_d' = V_d(t) - \Delta V_d(t) - 2V_{sat}(t), \quad (6)$$

$$\delta_{\omega}(t) = 2\bar{\delta} - 1, \quad \bar{\delta}(t) \in [0, 1] \subset \mathbb{R}, \quad (7)$$

siendo L la inductancia de cada motor, K_{em} es la constante de fuerza contra-electromotriz, R es la resistencia en la armadura de cada motor, $\delta_{\omega}(t)$ es

el ancho del pulso, V_d es la tensión de alimentación de referencia que varia de acuerdo con el desgaste, $\Delta V_d(t)$, y la tensión de saturación de los transistores V_{sat} en los drivers que accionan los motores DC. La variable V_{sat} introduce la no linealidad saturación a la entrada de cada sistema SISO, modelada por las siguiente ecuaciones:

$$F_{\mu}(t) = \mu(s) \frac{Mg}{3}, \quad (8)$$

$$\mu(s) = c_1(1 - e^{-c_2 s}) - c_3 s, \quad (9)$$

$$s(t) = \frac{v_{\omega}(t) - \bar{v}_{\omega}(t)}{\max[v_{\omega}(t), \bar{v}_{\omega}(t)]}. \quad (10)$$

con $s(t)$ y $v_{\omega}(t)$ como el deslizamiento y la velocidad lineal en cada rueda, respectivamente. La constante M es la masa del robot y g la aceleración de la gravedad. La ecuación (9) es la relación de Burckhardt, ver (Olson *et al.*, 2003) y en (10), para este trabajo, $s(t) \in [0, 1]$ ¹.

2.2 Controlador PI de Fuerza con Protección Anti Wind-Up

Para controlar la fuerza es necesario implementar un estimador de la fuerza aparente en cada rueda. Debido a que la dinámica de los motores es muy rápida en comparación con el sistema digital de detección de velocidad embebido en el robot se puede decir que $di_{\omega}(t)/dt \simeq 0$ en (5). Así, de (2),(3),(4) y (5) el estimador de fuerza discretizado propuesto para cada rueda es:

$$\hat{F}_{\omega}(k) = A\delta_i(k) - B\omega_{m_i}(k) + C\omega_{m_i}(k-1) \quad (11)$$

¹Con este intervalo solo consideramos la zona de aceleración, para la zona de freno el procedimiento es el mismo y no es necesario diseñar otro sistema de control

con $A = \frac{\eta N K_i V_i'}{r_\omega R}$, $B = \frac{\eta N K_{em} K_i}{r_\omega R} - \frac{J_\omega}{r_\omega N}$, e $C = \frac{J_\omega}{r_\omega N}$.

Debido a que cada sistema SISO presenta saturación a la entrada es necesario el uso de una protección *Anti Wind-up* que atenúe amplitudes de la acción de control para determinadas referencias de fuerza o velocidad angular. El controlador PI esta determinado por las siguientes ecuaciones:

$$C_D(z) = \frac{k(z - z_0)}{z - 1}, \quad (12)$$

$$k = k_p + \frac{k_i T_s}{2}, \quad z_0 = \frac{k_p - \frac{k_i T_s}{2}}{k_p + \frac{k_i T_s}{2}}, \quad (13)$$

siendo T_s periodo de muestreo², k_p es la constante proporcional y k_i es la constante de la acción integral. Para mantener la estabilidad relativa del sistema es escogido el zero de la función $C_D(z)$ muy cerca del polo ubicado en $z = 1$, así la ganancia proveniente del controlador es esencialmente igual a k en la ecuación (12). El esquema del controlador con protección Anti Wind-Up es mostrado en la figura 2.

3 Identificación usando el Modelo NARMA-L2

En la figura 2 la red neuronal II es usada para modelar cada sistema SISO [o el par $(F_{ref}^3, \omega_\omega)$] y a partir de este ajustar los pesos sinápticos del neurocontrolador especificado por la red I que se encargara de hacer que el sistema siga la referencia con mínima intervención del deslizamiento en la respuesta deseada.

3.1 Modelo NARMA-L2

El modelo NARMA-L2 usado aquí puede ser definido como:

$$\begin{aligned} y(k+2) = & \bar{f}_0[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), \\ & u(k-1), u(k-2), \dots, u(k-n+1)] + \\ & \bar{g}_0[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), \\ & u(k-1), u(k-2), \dots, u(k-n+1)]u(k), \end{aligned} \quad (14)$$

siendo $\bar{f}_0 \triangleq \bar{F}$ y $\bar{g}_0 \triangleq \partial \bar{F} / \partial u(k)$ evaluadas al rededor de $y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k) = 0, u(k-1), u(k-2), u(k-n+1)$ para $\bar{F}(\cdot)$ cualesquiera función no lineal (Narendra and Parthasarathy, 1990). El valor n indica el número de regresores usados en el modelo para estimar las funciones $\bar{f}_0(\cdot)$ e $\bar{g}_0(\cdot)$. En este caso particular el número de regresores para la salida es determinado de acuerdo a la ecuación (5) ($n_y=2$) y para la entrada a partir de la ecuación (2) ($n_u=3$). Para el ajuste de los pesos de este modelo es usado el algoritmo de Levenberg-Marquardt.

²Para el *Azebot* este periodo de muestreo es de 10 ms

³ F_{ref} será la fuerza de referencia.

3.2 Algoritmo de Ajuste BFGS

El algoritmo BFGS (*Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno*) tiene la siguiente estructura:

1. $\mathbf{B}_0 = \mathbf{I}$;
2. $\Delta \mathbf{w}_k = -\alpha_k \mathbf{B}_k^{-1} \nabla E(\mathbf{w}_k)$;
3. $\mathbf{w}_{k+1} = \mathbf{w}_k + \Delta \mathbf{w}_k$;
4. Computar $\nabla E(\mathbf{w}_{k+1})$;
5. $y_k = \nabla E(\mathbf{w}_{k+1}) - \nabla E(\mathbf{w}_k)$;
6. $\mathbf{B}_{k+1}^{-1} = \left(\mathbf{I} - \frac{y_k \Delta \mathbf{w}_k^T}{y_k^T \Delta \mathbf{w}_k} \right) \mathbf{B}_k^{-1} \left(\mathbf{I} - \frac{y_k \Delta \mathbf{w}_k^T}{y_k^T \Delta \mathbf{w}_k} \right) + \frac{\Delta \mathbf{w}_k^T \Delta \mathbf{w}_k}{y_k^T \Delta \mathbf{w}_k}$.

Aquí \mathbf{w}_k es el vector con los pesos sinápticos, \mathbf{B}_k es la matriz Hessiana da la función objetivo $E(w_k)$. Para actualizar la matriz hessiana es usada la formula de *Sherman-Morrison*:

$$(\mathbf{A} + \mathbf{u} \otimes \mathbf{v})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \frac{\mathbf{A}^{-1} \mathbf{u} \otimes \mathbf{v} \mathbf{A}^{-1}}{1 + \mathbf{v}^T \mathbf{A}^{-1} \mathbf{u}}, \quad (15)$$

El valor de α_k es escogido de acuerdo a las condiciones de *Wolfe*.

4 Control

Para el procedimiento de control es considerado una red neural recurrente que use regresores de la entrada de referencia, de la acción de control y de la salida del sistema para producir una referencia de fuerza.

4.1 Modelo de Referencia: Rodamiento Ideal

En el control de velocidad la dinámica deseada debe anular la presencia del deslizamiento en la salida de cada actuador. Para ello es considerado un modelo SISO basado en el modelo fenomenológico de la sección 2.1 en donde $s_i(t) = ds_i(t)/dt = 0$. Este procedimiento implica identificar la dinámica no lineal relevante en la respuesta de cada sistema SISO cuando el deslizamiento es distinto de cero de tal manera que sean considerados en el momento de entrenar la Red II.

4.2 Ley de Control usando Redes Neuronales Recurrentes

El costo computacional de hacer el control de Velocidad de cada rueda usando un modelo de referencia para atenuar la dinámica del deslizamiento es mínimo al igual que sucede cuando se entrena la Red II, en parte debido a que el entrenamiento no es hecho *on-line*. No se puede decir lo mismo de la Red I ya que esta es entrenada usando *Dynamic*

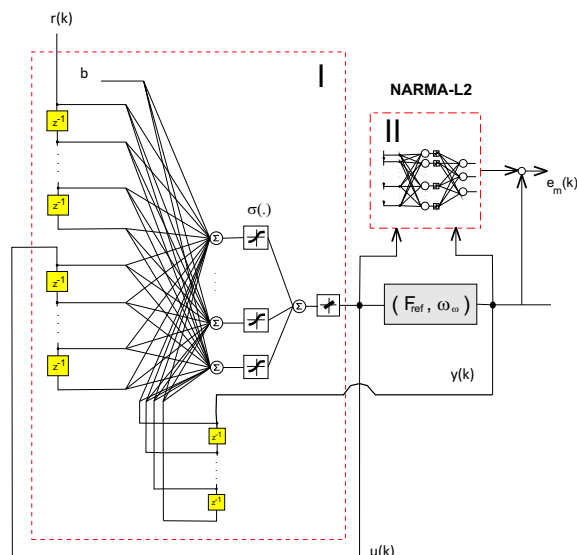


Figura 3: Estructura de un neurocontrolador con Redes Neuronales para cada sistema SISO.

*BackPropagation*⁴ y es necesario hacer un entrenamiento dividido en segmentos. En la figura 3 se muestra la estructura de la Red II. Tanto en el proceso de identificación como en el de control las funciones de activación usadas son del tipo *Sigmoidal*. Son empleadas estas funciones debido a que estructuras así permiten aproximar cualquier tipo de función continua con una precisión arbitrariamente relacionada al número de nodos (Cybenko, 1989).

5 Resultados Experimentales

La estrategia de control fue simulada en ambiente *Simulink*[®] de MATLAB con los parámetros: $\delta_i(t) = 0.4V$, $s_i(t) = 0.03$, $V'_{d_i} = 5.4 V$, $M = 1.83$ Kg, $J_{\omega_i} = 8.1 \times 10^{-4}$ Kg-m², $K_{t_i} = 0.0059$ N-m/A, $K_{em_i} = 0.0059$ V-s/rad, $\eta = 0.83$, $R_i = 1.710$ Ω , $N = 19$, $r_w = 0.072$ m, $J = 2.125$ Kg-m². En la figura 4 se puede observar el estimador de fuerza y el error de estimación.

Con $T_s = 0.01s$, $k_p = 0.5$, $k_i = 99$ el control de la fuerza aparente en las ruedas es como se muestra en la figura 4 sin compensar el efecto del deslizamiento cuando es aplicado una referencia de velocidad angular $r(k) = 5$ rad/s. Para un deslizamiento aleatorio, $s \in [0, 0.7]$, usando $n_u = 3$ y $n_y = 2$ regresores el modelo NARMA-L2 del sistema SISO propuesto (que incluye el control de fuerza) responde como se muestra en la figura 5(c) ante una referencia $r(k) = 1$ rad/s. El modelo fue entrenado usando el algoritmo de Levenberg-Marquardt durante 100 iteraciones. Para el proceso de control fueron destinados 2 regresores de la entrada de referencia, 2 regresores de la salida del sistema y 1 regresor de la

acción de control dejando una estructura neuronal recurrente que posteriormente es ajustada en 20 segmentos durante 20 iteraciones cada uno, usando el algoritmo BFGS. En la figura 5(d) se muestra la respuesta de velocidad angular con compensación de deslizamiento.

6 Conclusiones

El deslizamiento presente en las ruedas suecas del robot en cierta forma afecta la manera en que la acción de control en el lazo de fuerza debe persistir cuando la superficie varía su coeficiente de adhesión, lo que se podría notar para diferentes referencias de velocidad. Se puede asegurar que para acciones de control persistentes y casi irrepetibles durante un intervalo de tiempo garantizan que el deslizamiento es variable y la superficie presenta una rugosidad no uniforme. En este caso es preciso entrenar el modelo NARMA-L2 con mucha información sobre la aleatoriedad del deslizamiento y caracterizar su distribución.

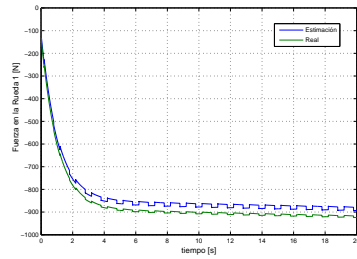
7 Agradecimientos

Los Autores de este artículo agradecen al consejo Nacional de desarrollo Científico y Tecnológico (*Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - CNPq*), el apoyo dado para el desarrollo de esta investigación.

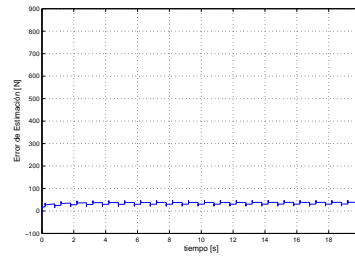
Referências

- Balakrishna, R. and Ashitava Ghosal (1995). Modeling of slip for wheeled mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation* **11**(1), 126–132.
- Cruz, A. P. B. (2007). Modelagem dinâmica da estrutura da base holonômica para robôs móveis: Inclusão das não-linearidades de entrada. Dissertação de Mestrado. Faculdade de Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Bahia.
- Cybenko, G. (1989). Approximation by superposition of sigmoidal functions. *Mathematics of Control, Signals, and Systems* **2**, 303–314.
- Narendra, Kumpati S. and Kannan Parthasarathy (1990). Identification and control of dynamical systems using neural networks. *IEEE Transactions of Neural Networks* **1**(1), 4–27.
- Olson, B. J., S. W. Shaw and G. Stépán (2003). Nonlinear dynamics of vehicle traction. *Vehicle Systems Dynamics* **40**(6), 377–399.

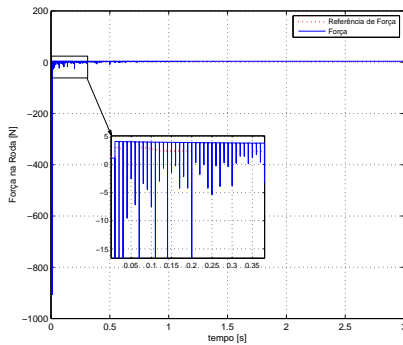
⁴Implementado a través de una versión dinámica del algoritmo de Levenberg-Marquardt como es el caso del algoritmo BFGS



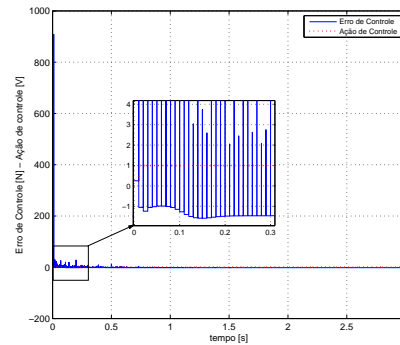
(a) Estimación de la fuerza en la rueda.



(b) Error de estimación de la fuerza en la rueda.

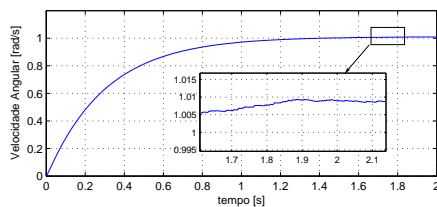


(c) Referencia de Fuerza F_{ref} y fuerza en la rueda F_w .

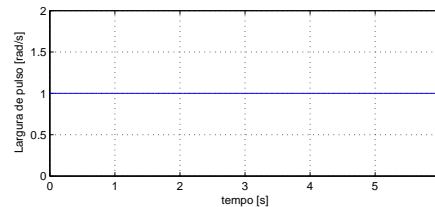


(d) Error de control y acción de control $\delta\omega$.

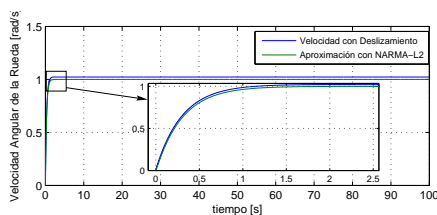
Figura 4: Simulación de la estimación y control de la fuerza en la rueda cuando es aplicada una referencia de velocidad angular de 13 rad/s.



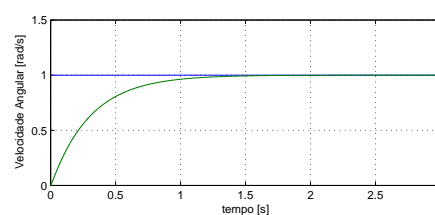
(a) Velocidad controlada sin Compensación de deslizamiento.



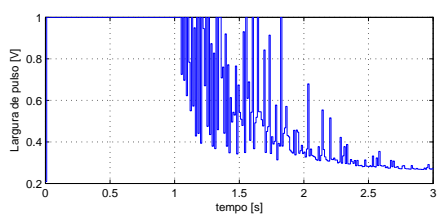
(b) Ancho de Pulso $\delta\omega$ aplicado a los PWM's sin compensar deslizamiento.



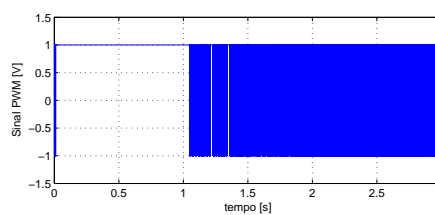
(c) Respuesta producida por el modelo NARMA-L2.



(d) Velocidad controlada con compensación de deslizamiento y Referencia de velocidad.



(e) Ancho de Pulso $\delta\omega$ aplicado a los PWM's compensando deslizamiento.



(f) Señal PWM con compensación de deslizamiento.

Figura 5: Control de Velocidad con compensación de deslizamiento basado en un modelo de referencia que incluye la condición de rodamiento ideal $[s(t) = 0]$, usando un deslizamiento aleatorio con valores en el intervalo $[0, 0.7]$ y una referencia de velocidad de 1 rad/s.