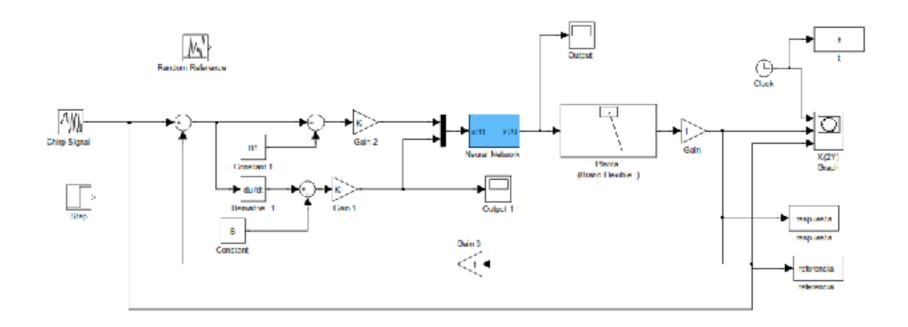
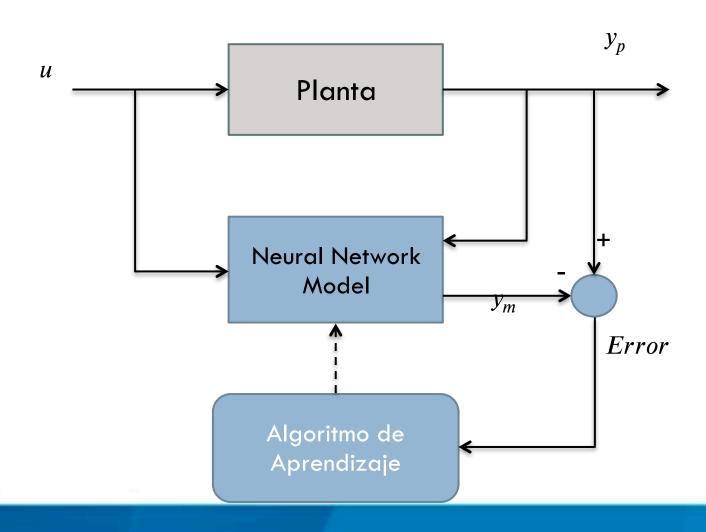
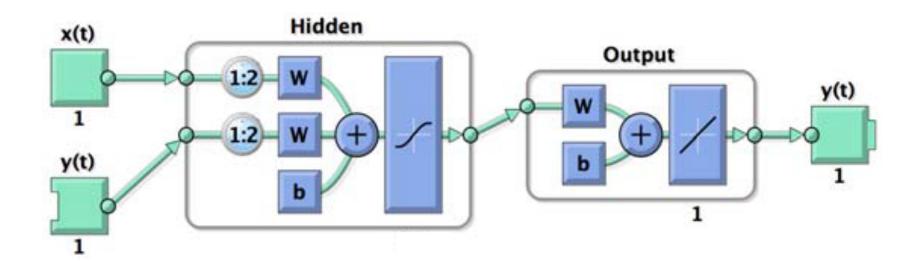
Identificación y Control de Sistemas con Redes Neuronales



Identificación del modelo de una planta



Aproximador universal



Modelo del motor de D.C

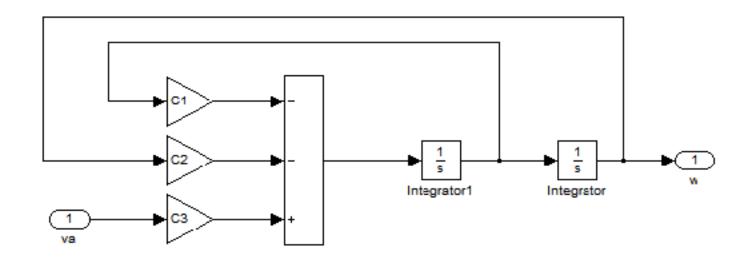
$$L\frac{di_a}{dt} = v_a - R_a i_a - Kw \tag{1}$$

$$J\frac{dw}{dt} = K_t i_a - Bw \tag{2}$$

Reemplazando la ecuación (2) en la (1) se obtiene una expresión que no depende de la corriente de armadura.

$$JL\frac{d^2w}{dt^2} = -\left(R_aJ + LB\right)\frac{dw}{dt} - \left(K^2 + R_aB\right)w + Kv_a$$

Modelo del motor de D.C

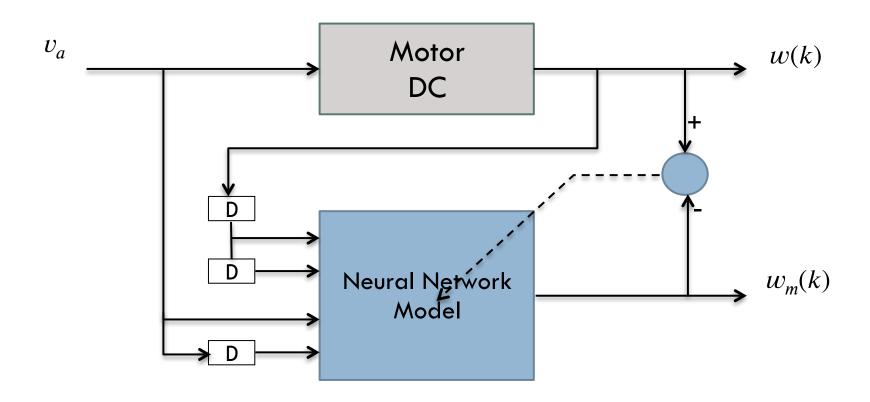


Ra =
$$7.56$$
;
L = 0.055 ;
K = 3.475 ;
J = 0.068 ;
B = 0.03475 ;

$$C1 = (Ra*J + L*B)/(J*L)$$

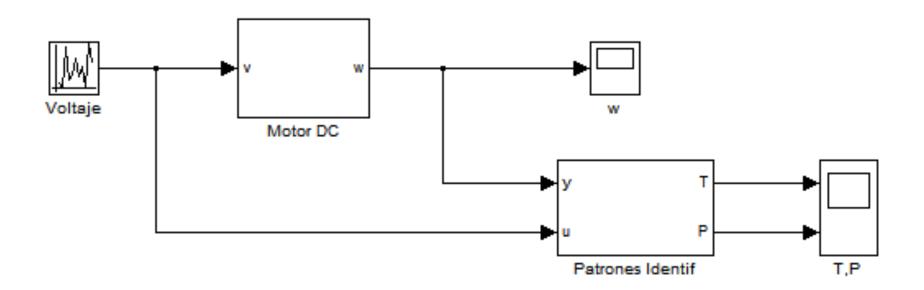
 $C2 = (K^2 + Ra*B)/(J*L)$
 $C3 = K/(J*L)$

Identificación - ARX

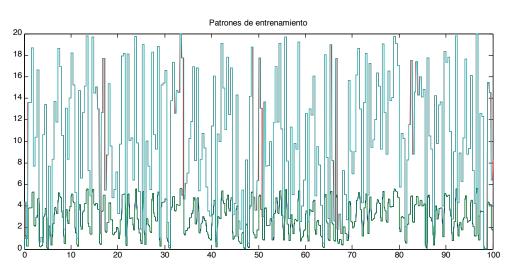


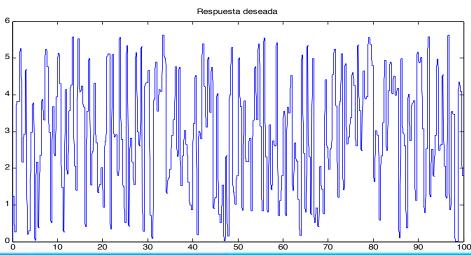
$$w_m(k) = f(w(k-1), w(k-2), v_a(k), v_a(k-1))$$

Patrones de entrenamiento

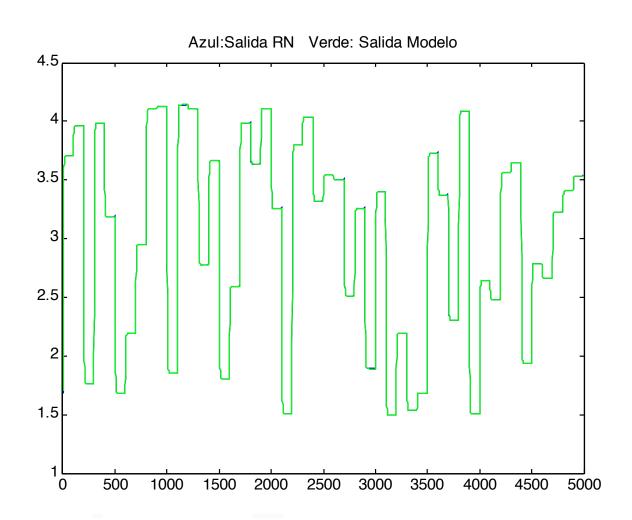


Patrones de Entrenamiento de la RN



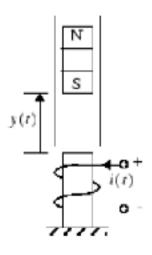


Respuesta



Levitador Magnético

ballrepel0



$$\frac{d^2y(t)}{dt^2} = -g + \frac{\alpha}{M} \frac{i^2(t)}{y(t)} - \frac{\beta}{M} \frac{dy(t)}{dt}$$

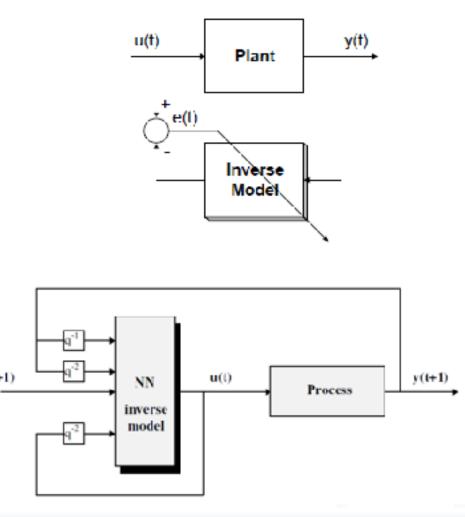
Esquemas de control

- Control directo por modelo inverso
- Control con modelo de referencia
- Control híbrido
- Control adaptativo
- Control predictivo
- Control NARMA-L2

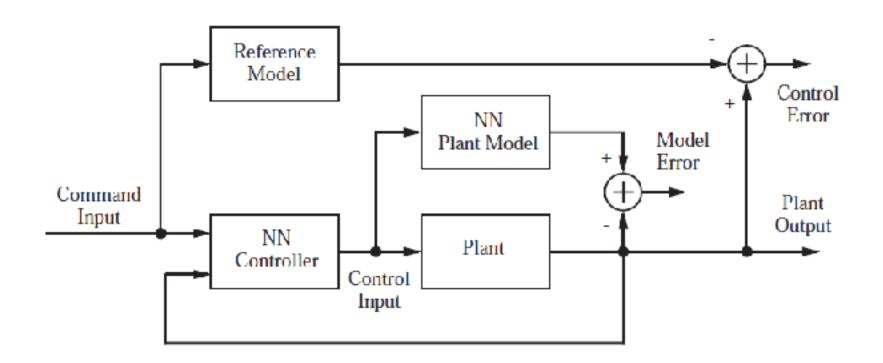
Control directo por modelo inverso

El control por modelo inverso es una técnica, que busca cancelar la dinámica de la planta al colocar un elemento en cascada con ella, en este caso una red neuronal, siendo esta una aproximación matemática del inverso de la planta.

Se realiza un entrenamiento general usando datos off-line para encontrar el modelo inverso de la planta. En seguida la RNA entrenada se usa como controlador pues ella cancela la dinámica de la planta.

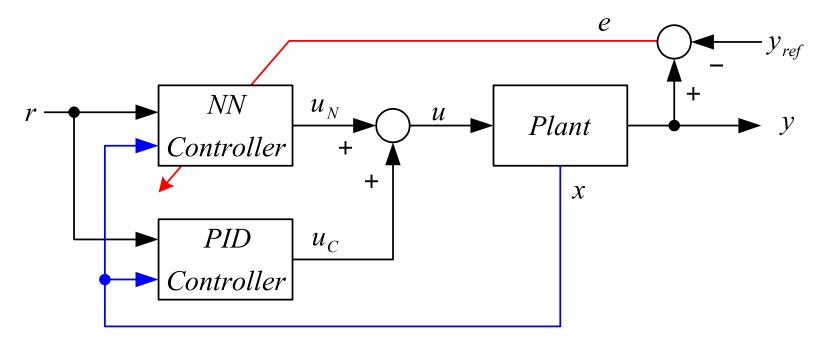


Control con modelo de referencia



El control con modelo de referencia intenta lograr que la salida de la planta tienda asintóticamente a la salida del modelo de referencia.

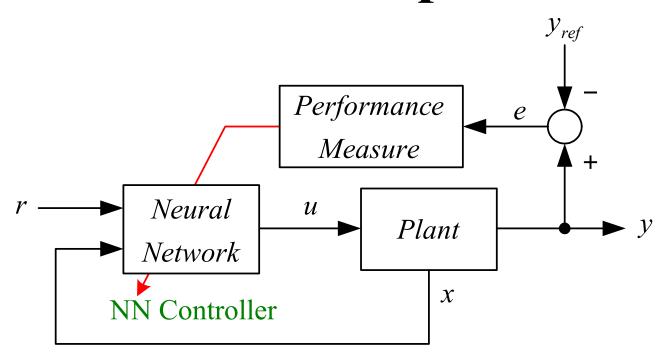
Control hibrido



Aprendizaje off-line: Una aproximación a la ley de control deseada

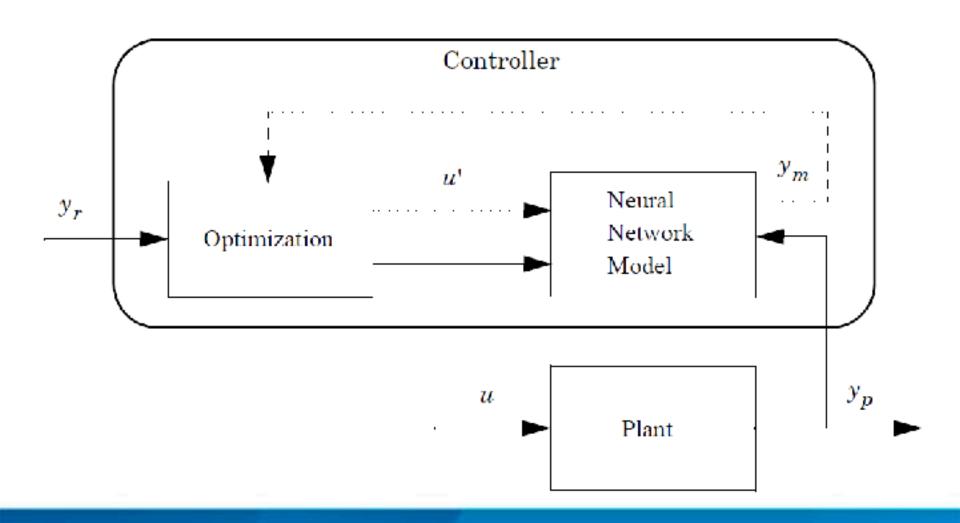
Aprendizaje on-line: Mejora el control proporcionado por el PID

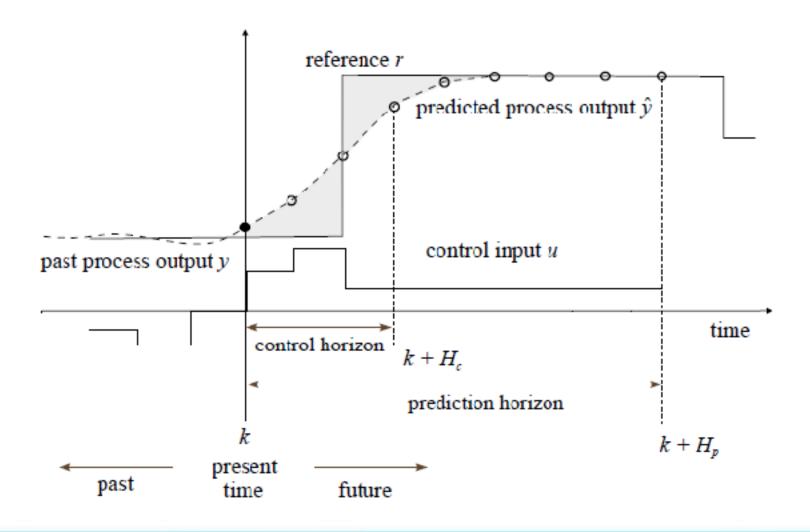
El control adaptativo



El error de seguimiento se evalúa de acuerdo a algún índice de desempeño. Los pesos se ajustan on-line.

- Se utiliza el modelo de la planta para predecir el comportamiento futuro.
- La red neuronal predice la respuesta de la planta en un horizonte específico.
- Utiliza un algoritmo de optimización para seleccionar la señal de control que optimiza el desempeño futuro.





 La predicción utiliza optimización numérica para determinar la señal de control que minimiza una función de desempeño.

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} (y_r(t+j) - y_m(t+j))^2 + \rho \sum_{j=1}^{N_u} (u'(t+j-1) - u'(t+j-2))^2$$

- N1, N2, y Nu definen el horizonte
- u': es la señal de control tentativa
- yr: es la respuesta deseada
- ym: es la respuesta del modelo neuronal
- p: determina el peso de la suma al cuadrado de los incrementos de control

- Nonlinear Autoregressive-Moving Average-L2
- Linealización por realimentación: La idea central de este tipo de control es transformar las dinámicas no lineales en dinámicas lineales cancelando las no linealidades.

Linealización por realimentación

Ejemplo: Modelo dinámico de un robot manipulador,

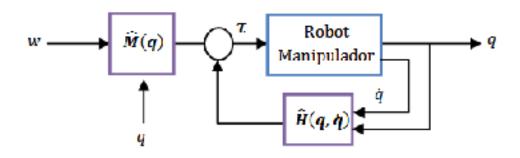
$$M(q)\ddot{q} + H(q,\dot{q}) = \tau$$

En (Khalil & Dombre, 2002) se propone la siguiente linealización:

$$\hat{\boldsymbol{M}}(\boldsymbol{q})\boldsymbol{w}(t) + \hat{\boldsymbol{H}}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}}) = \boldsymbol{\tau}$$

donde w(t) representa un nuevo vector de control, siendo \hat{M} y \hat{H} las estimaciones respectivas de M y H. Cuando el modelo dinámico es perfectamente conocido, se tiene que $\hat{M} = M$ y $\hat{H} = H$.

Linealización por realimentación



$$\hat{M}(q)w(t) + \hat{H}(q, \dot{q}) = M(q)\ddot{q} + H(q, \dot{q})$$
$$\ddot{q} = w(t)$$

Considerando el caso ideal de ausencia de disturbios y conocimiento perfecto del modelo, se obtiene que el problema se reduce al control de *n* sistemas lineales, desacoplados y de segundo orden (doble integrador).

Un modelo NARMA es utilizado para representar un sistema no lineal.

$$y(k+d) = N[y(k), y(k-1), ..., y(k-n+1), u(k-1), ..., u(k-n+1)]$$

Donde u(k) es la entrada y y(k) es la salida.

El proceso de identificación consiste en identificar N.

Si se desea que el sistema siga una trayectoria de referencia,

$$y(k+d) = y_r(k+d)$$

Se utiliza un modelo que aproxima al sistema de la forma,

$$y = f + gu$$

$$\hat{y} = y_r = \hat{f} + \hat{g}u(k)$$

Donde la ley de control es,

$$u(k) = \frac{y_r - \hat{f}}{\hat{g}}$$

El modelo del sistema es,

$$y = f + gu$$

El modelo del controlador es,

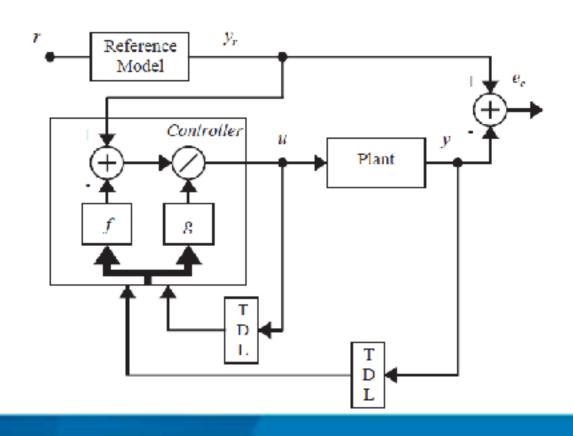
$$u = \frac{y_r - \hat{f}}{\hat{g}}$$

Reemplazando la ley de control u en el modelo,

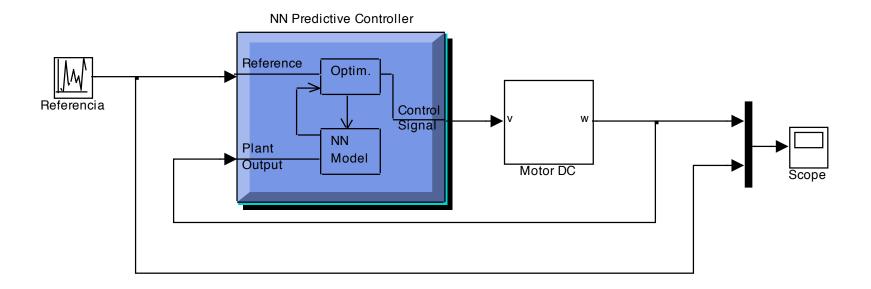
$$y = f + g \left(\frac{y_r - \hat{f}}{\hat{g}} \right)$$

Si
$$f = \hat{f}$$
 y $g = \hat{g}$, notar que $y = y_r$

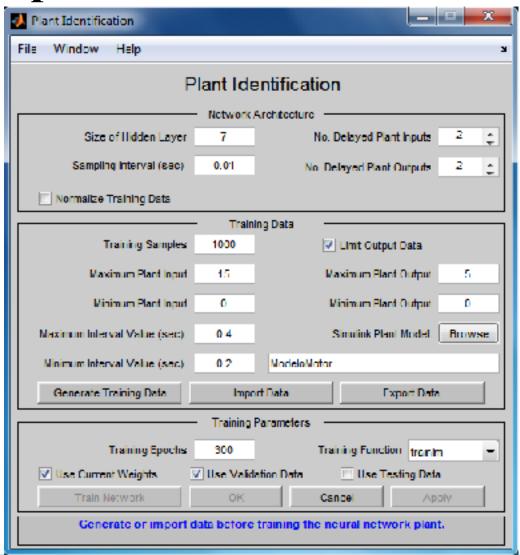
$$u(k+1) = \frac{y_r(k+d) - \hat{f}[y(k), y(k-1), ..., y(k-n+1), u(k), ..., u(k-n+1)]}{\hat{g}[y(k), y(k-1), ..., y(k-n+1), u(k), ..., u(k-n+1)]}$$



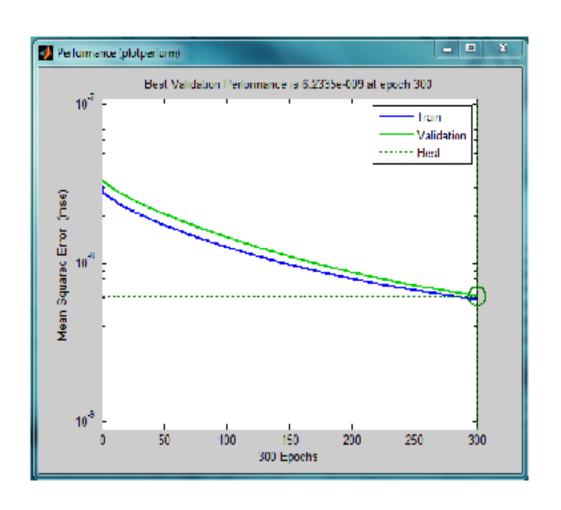
Control predictivo motor DC



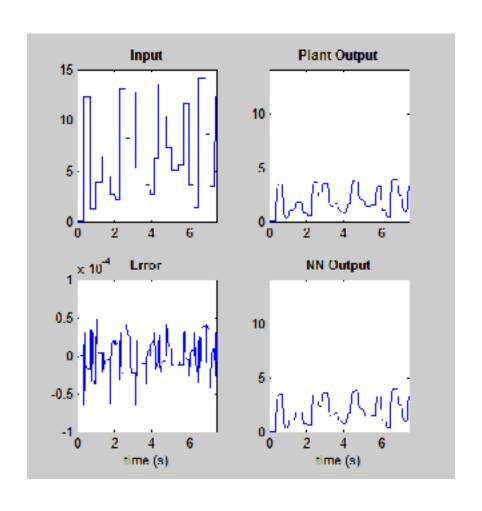
Parámetros para identificación del modelo



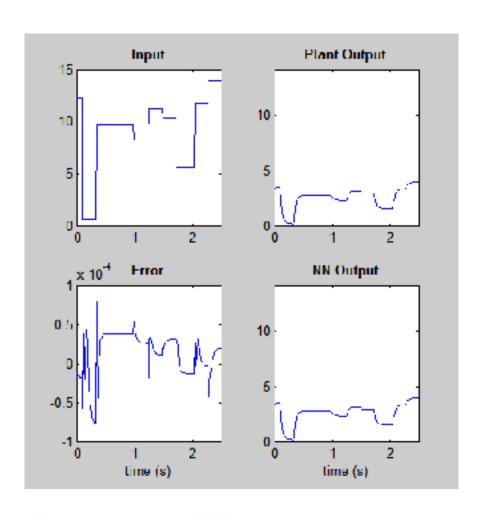
Error alcanzado en 300 epoch



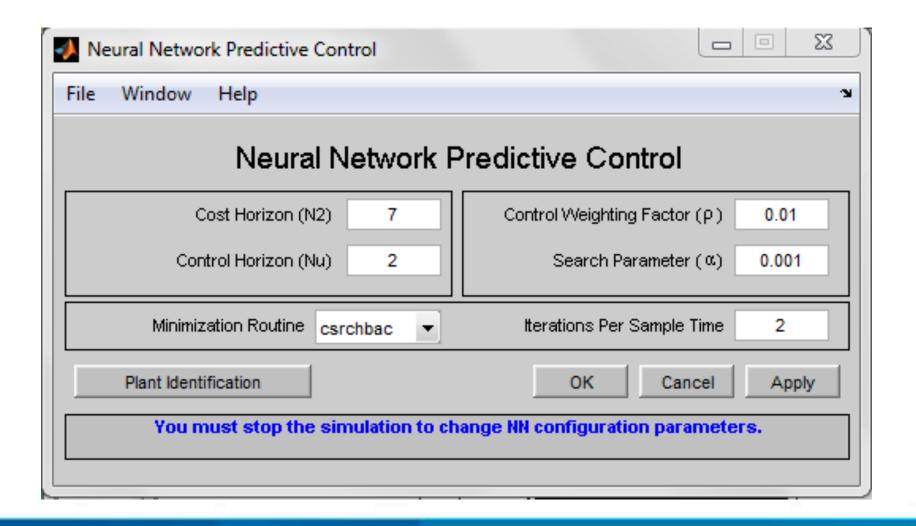
Resultados del entrenamiento



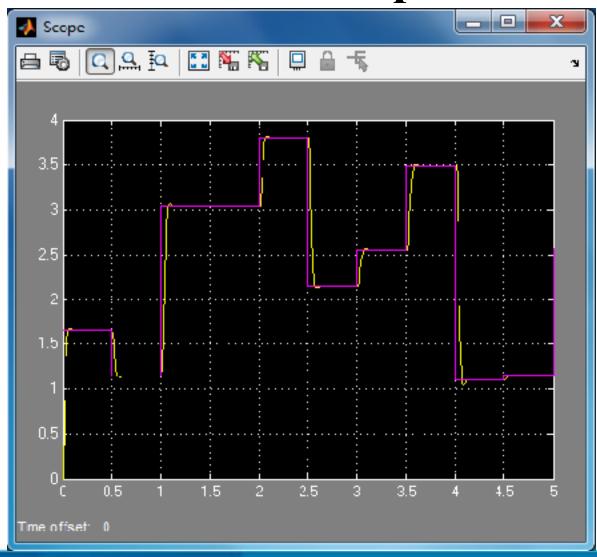
Resultado Datos de Validación



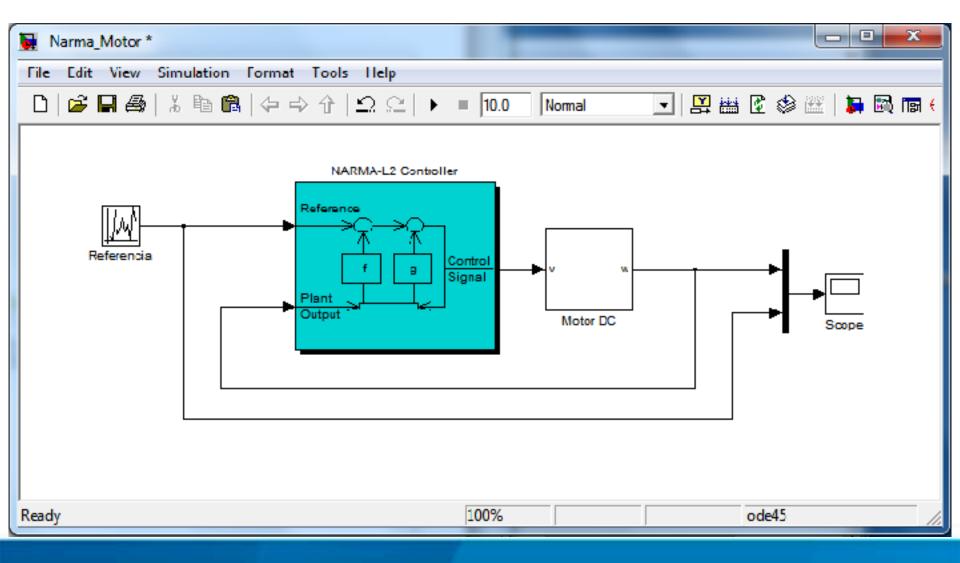
Parámetros controlador predictivo RN



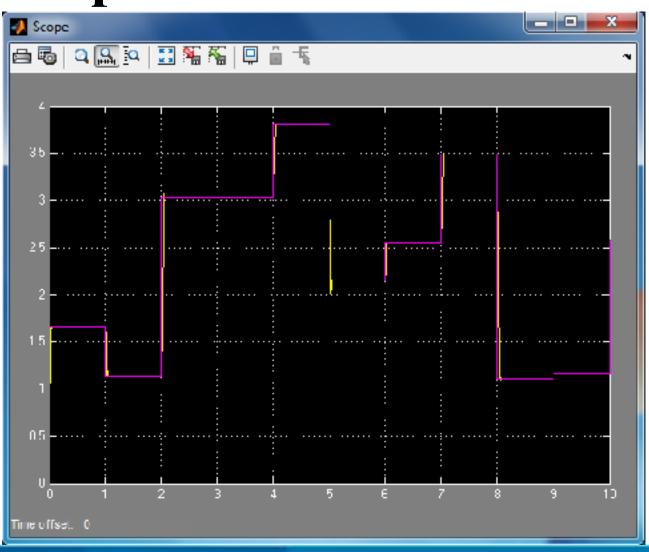
Respuesta del controlador predictivo RN



Control Narma – L2



Respuesta del controlador



¿ Preguntas?

