

CONTROL DE UN EVAPORADOR DE DOBLE EFECTO POR LINEALIZACIÓN INSTANTÁNEA USANDO REDES NEURONALES ARTIFICIALES

Double Effect Evaporator Control with Instantaneous linearization and Neural Networks

RESUMEN

En este trabajo se presenta una técnica de control que combina linealización instantánea y redes neuronales, el controlador se ajusta a partir de un modelo lineal, éste es obtenido en cada instante de muestreo por una red neuronal artificial (RNA) entrenada con el modelo directo. La técnica se prueba a través de la simulación de un evaporador de doble efecto.

PALABRAS CLAVES: Control con redes neuronales, evaporador, linealización instantánea, modelo directo.

ABSTRACT

This paper shows a control technique that combine instantaneous linearization and neural networks, a controllers is fit from a linear model, the model is obtained for every sample time by an artificial neural network (ANN) trained with a direct model. The technique is probed with simulated double effect evaporator.

KEYWORDS: *Neural Network Control, evaporator, instantaneous linearization, direct model.*

JAIBER EVELIO CARDONA A

Ingeniero Electrónico
M.Sc Univalle
Profesor Auxiliar
Universidad del Quindío
jaibercardona@uniquindio.edu.co

JOSÉ GABRIEL HOYOS G

Ingeniero Electricista
M.Sc U.T.P.
Profesor Asistente
Universidad del Quindío
josegabrielh@uniquindio.edu.co

JORGE HERNÁN ZAPATA B

Estudiante de Ingeniería
Electrónica
Universidad del Quindío
jorgezapata21@yahoo.es

**GRUPO DE INVESTIGACIÓN
GAMA
UNIVERSIDAD DEL QUINDÍO**

1. INTRODUCCIÓN

La evaporación es un proceso que encuentra una gran aplicación en la industria alimenticia en la elaboración de jugos, concentrados de frutas y de soluciones acuosas, consiste en la separación de un disolvente (agua) volátil de un soluto no volátil por vaporización parcial del disolvente, el medio calefactor es generalmente vapor de agua a baja presión, aunque para casos especiales pueden utilizarse gases de combustión [1]. Debido a su característica no lineal se propone realizar un controlador basado en RNA (redes neuronales artificiales).

Las RNA han tenido en los últimos años un incremento notable en su desarrollo, teniendo aplicaciones en temas tan diversos como medicina, biología, ingeniería, física, etc.

La potencia computacional de una red neuronal deriva, principalmente, de su estructura de cálculo distribuido paralelo, con características no lineales, tolerancia a fallos y adaptabilidad; dicha estructura permite la resolución de problemas que necesitarían gran cantidad de tiempo en ordenadores clásicos [2]. Una de sus aplicaciones es el modelado de sistemas, permitiendo obtener un modelo tipo caja negra que puede representar una función con un error finito, a partir de un entrenamiento generado con datos de entrada salida.

En el artículo se describe el procedimiento para realizar el control de un evaporador de doble efecto a partir de un modelo no lineal obtenido con el entrenamiento de una RNA, el modelo es derivado en cada instante de muestreo para obtener un valor aproximado de un modelo lineal, el cual es usado para ajustar de forma adaptativa un controlador con estructura RST con integrador [3].

2. DESCRIPCIÓN DEL MODELO NO LINEAL Y RANGOS DE OPERACIÓN

En la figura 1 se puede observar el proceso de un evaporador de doble efecto

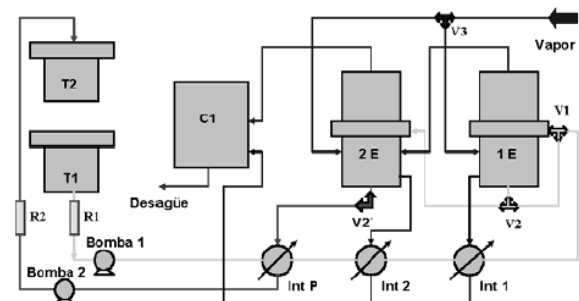


Figura 1 Diagrama descriptivo del modelo no lineal

- T1: Tanque de alimentación de liquido.
- T2: Tanque de alimentación de concentrado.
- R1: Rotámetro para regular el flujo de alimentación.
- R2: Rotámetro para regular el flujo de descarga.
- 1E: Evaporación primera etapa.
- 2E: Evaporación segunda etapa.
- V1: Válvula de alimentación (3 vías)
- V2: Válvula de producto de la primera etapa (3 vías).
- V2: Válvula de producto de la segunda etapa.
- V3: Válvula de alimentación de vapor (3 vías).
- Bomba 1: Bomba de alimentación.
- Bomba 2: Bomba de extracción de concentrado.
- Int P: Intercambiador de producto.
- Int 1: Intercambiador primera etapa.
- Int 2: Intercambiador segunda etapa.

El fluido proveniente del tanque liquido por concentrar (T1) pasa por los tres intercambiadores (Int P, Int 2, Int 1), donde es precalentado, luego entra al primer evaporador (1E) donde es evaporada una parte del agua. Esta etapa es alimentada con vapor vivo proveniente de una caldera, luego éste pasa a una trampa y el condensado sirve como fluido caliente en (Int 1), el concentrado de la segunda etapa pasa al segundo evaporador (2E) en el cual se evapora otra parte del agua de la solución. Esta etapa es calentada con el agua evaporada de la primera etapa, luego de calentar pasa por una trampa donde el condensado sirve para calentar el (Int 2), el concentrado saliente de la segunda etapa pasa por el (Int P), donde es enfriado por la corriente de alimentación, luego el concentrado va al tanque de almacenamiento de producto concentrado (T2). El vapor saliente de la segunda etapa pasa al condensador donde trata de condensarse en contracorriente con el agua de enfriamiento; tal condensación no se da por completo, teniendo un poco de vapor por el desague [4].

Un evaporador de doble efecto es un sistema no lineal de sexto orden, este modelo puede reducirse a uno no lineal de segundo orden bajo ciertas restricciones, encontrando una no linealidad presente dada por el producto estado-entrada como en (1) y en (2) [5].

$$\dot{X}_1 = d_1.Fo(Co - X_1) + d_2.X_1.U \tag{1}$$

$$\dot{X}_2 = d_3.Fo(X_1 - X_2) + (d_4.X_1 + d_5.X_2).U \tag{2}$$

Donde las variables corresponden a [6]:

- Co = Concentración en la entrada al primer efecto.
- X₁ = Concentración de la solución en la primera etapa.
- X₂ = Concentración de la solución en la segunda etapa.
- Fo = Flujo de alimentación de la solución.
- U = Flujo de alimentación de vapor.

En la Tabla 1 se especifican los valores de los parámetros del evaporador de doble efecto, en este caso en particular. Para que el modelo no lineal sea

considerado de segundo orden debe cumplir la restricción dada en (3):

$$0 \leq C_0 \leq X_1 \leq X_2 < 1 \tag{3}$$

$$0.65 < X_2 < 0.85$$

Parámetro	Valor
d ₁	0.5
d ₂	0.3
d ₃	0.25
d ₄	-0.15
d ₅	0.195
C ₀	0.15
F ₀	2.0

Tabla 1. Parámetros del modelo no lineal.

Reemplazando los parámetros en (1) y (2):

$$\dot{X}_1 = 0.15 - X_1 + 0.3X_1.U \tag{4}$$

$$\dot{X}_2 = 0.5(X_1 - X_2) + (-0.15X_1 + 0.195X_2).U \tag{5}$$

De acuerdo al flujo de vapor (Kg.s⁻¹) de entrada, se va a obtener determinada concentración (mol.m⁻³) en el primer y segundo efecto. Para un flujo de vapor de 2.08333 Kg.s⁻¹ se obtiene una concentración estable de 0.4 mol.m⁻³ en un tiempo de 23s en el primer efecto y una concentración de 0.8 mol.m⁻³ en un tiempo de 75s en el segundo efecto, como se puede observar en la figura 2.

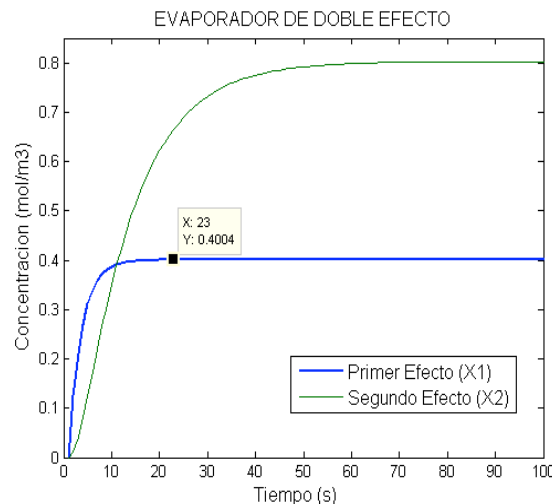


Figura 2 Respuesta del Evaporador de doble efecto ante un flujo de vapor de 2.08333 Kg.s⁻¹

Teniendo en cuenta los valores en los cuales la aproximación del modelo es válida, se encuentran los siguientes rangos:

$$U \rightarrow [1.98 \ 2.11] \text{ Flujo de Vapor de Entrada (Kg.s}^{-1}\text{)}$$

$X1 \rightarrow [0 \ 0.4087]$ Concentración 1er Efecto (mol.m⁻³)
 $X2 \rightarrow [0 \ 0.8470]$ Concentración 2do Efecto (mol.m⁻³)

Como la RNA tipo MLP (perceptrón multicapa) requieren que las entradas y salidas estén normalizadas, se encuentra una ecuación lineal que convierta los valores reales en valores normalizados entre 0 y 1.

En (6) y (7) se muestra la ecuación de escalamiento y el escalamiento inverso para la señal de entrada U . En la cual U_N corresponde con la señal normalizada y U corresponde con los valores reales.

$$U_N = 7.6923U - 15.2307 \quad (6)$$

$$U = 0.13U_N + 1.98 \quad (7)$$

En (8) y (9) se muestra la ecuación de escalamiento y el escalamiento inverso para la señal de salida Y (primer efecto). Y_N corresponde con la señal normalizada y Y corresponde con los valores reales.

$$Y_N = 2.4468 Y \quad (8)$$

$$Y = 0.4087 Y_N \quad (9)$$

3. ENTRENAMIENTO DEL MODELO DIRECTO

Para el entrenamiento del modelo directo se considera un tiempo de muestreo de 1seg, dos retrasos en U_N y dos retrasos en Y_N consideradas como una extensión no lineal de un modelo ARX [3] según la ecuación (10).

$$\hat{Y}_N(k) = f(Y_N(k-1), Y_N(k-2), U_N(k-1), U_N(k-2)) \quad (10)$$

$f(\cdot)$ hace referencia a una función no lineal que estima el valor de $Y(k)$ y que en este caso corresponde a un MLP con cuatro entradas, una salida, una capa oculta con 5 neuronas, función de activación tangente sigmoideal y entrenamiento por la técnica Levenberg-Marquardt.

Para el entrenamiento se obtuvo la respuesta del sistema ante diferentes escalones aleatorios en el rango de operación, luego se normalizaron y de dichos datos el 80% se usaron para el entrenamiento y el 20% para la validación. La respuesta de la RNA entrenada y con el escalamiento inverso y la respuesta del sistema se muestran en la figura 3.

Los datos mostrados están en valores reales, esto significa que antes de entregar los datos a la RNA deben ser escalados y al resultado entregado por la RNA debe aplicársele el escalamiento inverso.

4. CONTROL POR LINEALIZACIÓN INSTANTÁNEA

La estrategia de control por linealización instantánea parte de un modelo no lineal directo como el obtenido

con la RNA. Esta estrategia estima los parámetros de un modelo lineal al derivar la salida con respecto a las entradas, obteniendo un modelo aproximadamente lineal que se considera afectado por ruido y perturbaciones, dependiente de los puntos de operación del sistema [10].

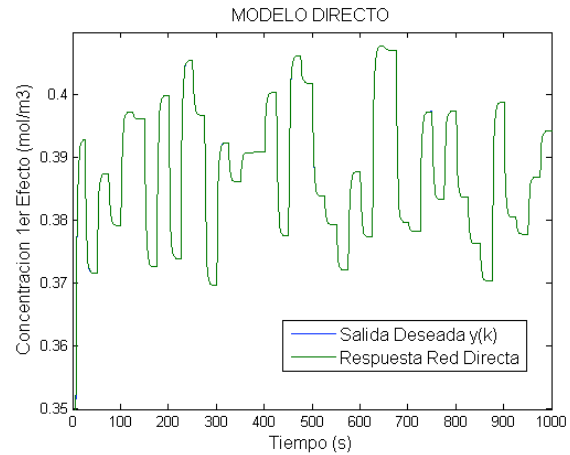


Figura 3. Salida del sistema $y(k)$ y salida de la RNA.

En la figura 3 no se puede apreciar diferencia alguna entre la salida deseada $y(k)$ y la respuesta de la RNA para la obtención del modelo directo, debido al buen entrenamiento que se obtuvo durante la simulación.

La función de transferencia del modelo lineal para el sistema considerado se expresa en (11).

$$Gp(Z) = \frac{B(z)}{A(z)} = \frac{b_1 Z^{-1} + b_2 Z^{-2}}{1 - a_1 Z^{-1} - a_2 Z^{-2}} \quad (11)$$

Donde los valores de los coeficientes son aproximados por (12).

$$b_1 = \frac{\partial Y(k)}{\partial U(k-1)}, \quad b_2 = \frac{\partial Y(k)}{\partial U(k-2)},$$

$$a_1 = \frac{\partial Y(k)}{\partial Y(k-1)}, \quad a_2 = \frac{\partial Y(k)}{\partial Y(k-2)} \quad (12)$$

Como en (10) la RNA estima el valor normalizado de la salida, el escalado y el escalado inverso deben tomarse en cuenta en el cálculo de la derivada, para el caso en consideración se encuentra (13) y (14).

$$\frac{\partial Y(k)}{\partial U(k-1)} = 7.6923 \times 0.4087 \times \frac{\partial f(\cdot)}{\partial U_N(k-1)} \quad (13)$$

$$\frac{\partial Y(k)}{\partial U(k-2)} = 7.6923 \times 0.4087 \times \frac{\partial f(k)}{\partial U_N(k-2)} \quad (14)$$

Al obtener el modelo lineal en cada instante de muestreo se puede ajustar un compensador de dos parámetros (R,S,T) cuya función de transferencia se expresa en (15).

$$G_c(z) = \frac{R(z)}{S(z)} = \frac{c + dZ^{-1} + eZ^{-2}}{(1 - Z^{-1})(1 - gZ^{-1})} \quad (15)$$

La función T(z) corresponde a un ajuste de ganancia, que para este caso es una constante y corresponde a la suma de los coeficientes c, d y e.

$$T(z) = c + d + e \quad (16)$$

Este controlador lineal permite corregir el error de estado estable por la presencia del integrador y tiene una gran flexibilidad en el diseño en la ubicación de polos [11], el diagrama de bloques para el compensador de dos parámetros se puede ver en la Figura. 4.

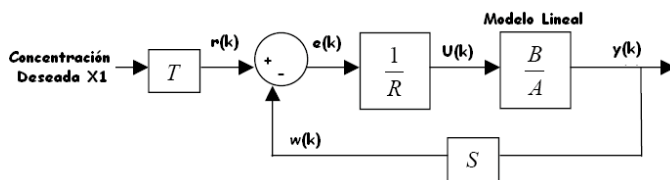


Figura 4. Diagrama de bloques para el compensador de dos parámetros.

Definiendo un polinomio característico deseado de acuerdo a (17).

$$\alpha_d(z) = 1 + \alpha_1 Z^{-1} + \alpha_2 Z^{-2} + \alpha_3 Z^{-3} + \alpha_4 Z^{-4} \quad (17)$$

Al aplicar lazo cerrado al sistema y despejar los coeficientes de acuerdo al polinomio característico deseado se encuentra el sistema de ecuaciones (18).

$$\begin{bmatrix} -1 & b_1 & 0 & 0 \\ a_1 + 1 & b_2 & b_1 & 0 \\ a_2 - a_1 & 0 & b_2 & b_1 \\ -a_2 & 0 & 0 & b_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g \\ c \\ d \\ e \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1 + a_1 + 1 \\ \alpha_2 + a_2 - a_1 \\ \alpha_3 - a_2 \\ \alpha_4 \end{bmatrix} \quad (18)$$

Donde los parámetros a_1 , a_2 , b_1 y b_2 , son obtenidos a partir de la RNA y los valores del polinomio característico son escogidos de acuerdo al comportamiento deseado teniendo en cuenta los rangos de operación y las posibles saturaciones. Los valores de g , c , d y e pueden ser calculados en cada iteración, actualizando el controlador de acuerdo al modelo lineal calculado.

5. SIMULACIÓN Y RESULTADOS

Tomando un polinomio característico deseado dado por (17) se encuentra la respuesta dada en la figura 5, donde se compara la respuesta en lazo abierto con una entrada en un valor adecuado para lograr el valor final deseado, y la respuesta al usar la estrategia de linealización instantánea tomando como referencia el valor final deseado, la respuesta del segundo efecto se muestra en la figura 6 y el esfuerzo de control se muestra en la figura 7.

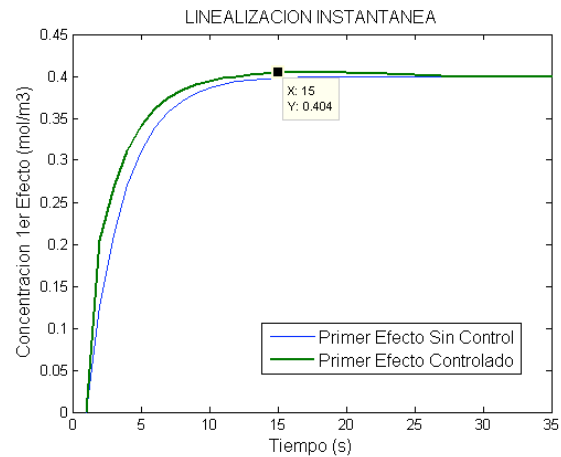


Figura 5. Comparación del sistema controlado por Linealización Instantánea y sin control para el primer efecto

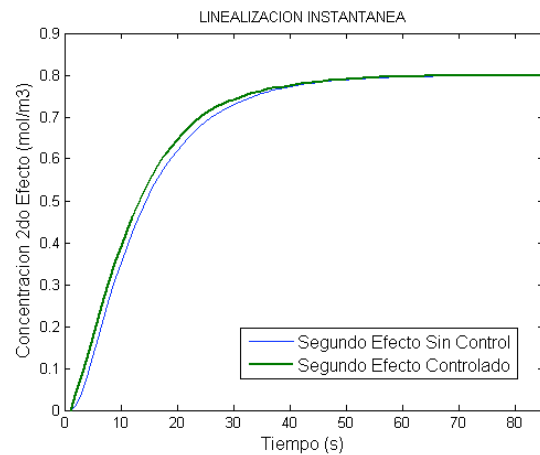


Figura 6. Comparación del sistema controlado por Linealización Instantánea y sin control para el segundo efecto

Se puede observar como la concentración en el primer efecto responde a una concentración deseada de 0.4 mol.m^{-3} ; el tiempo de establecimiento obtenido fue de 15s y un sobre-impulso de 1%.

Los resultados obtenidos en esta estrategia de control presentan una mejora en el tiempo de establecimiento de equivalente a 8s, el sobre impulso propuesto para F(z) está diseñado para no sobrepasar el límite de concentración en el primer efecto de 0.4087, por eso se optó por tener un sobre-impulso de 1% para una

excursión máxima de 0.404 mol.m^{-3} , en el punto de operación propuesto para la estrategia de control.

Se puede observar en la Figura 6 la respuesta del segundo efecto al aplicar esta estrategia de control, siguiendo el valor de concentración para este punto de operación de 0.8 mol.m^{-3} .

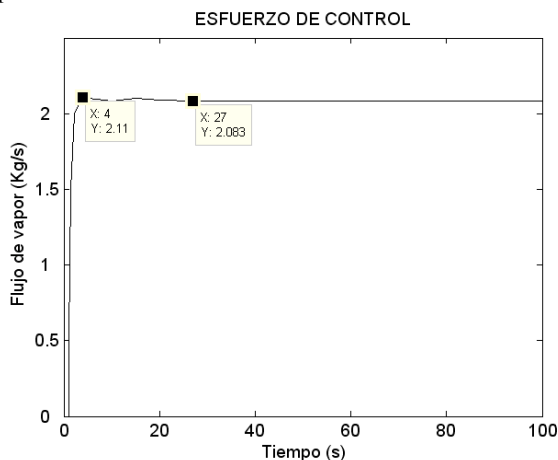


Figura 7. Esfuerzo de Control

El esfuerzo de control se estabiliza en el valor esperado para el flujo de vapor de entrada de $2.08333 \text{ Kg.s}^{-1}$, se puede observar como el esfuerzo de control tiene un comportamiento suave y no supera el valor máximo de la salida.

6. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Los procesos químicos como el presentado en el evaporador de doble efecto se caracterizan por ser sistemas multivariables no lineales con interacciones fuertes entre los estados y la entrada, por lo que la aplicación de una estrategia de control clásico puede, en ocasiones ser inadecuada. Con el avance en los sistemas de cómputo se ha facilitado el análisis y simulación de este tipo de modelos no lineales, impulsando el desarrollo de técnicas como las RNA.

Es vital tener un conocimiento acertado del modelo no lineal, en cuanto a rangos de operación y no linealidades existentes en el modelo, ya que es necesario realizar un pre-escalado y normalización de los datos que entran y salen a la RNA, todo esto para poder realizar una técnica de control por RNA exitosa, donde el modelo directo obtenido responda acertadamente en la implementación de dichas técnicas.

En el entrenamiento de los modelos hay que tener bastante cuidado a la hora de escoger la red que presenta un mejor aprendizaje, ya que la variación en los parámetros de entrada a la RNA y simulación, como la cantidad de neuronas en la capa oculta y datos de entrenamiento, determinan el buen desempeño de la red, debido a que se puede presentar un sobre-entrenamiento o por el contrario un entrenamiento defectuoso.

Un análisis previo de la planta no lineal en lazo abierto brinda la información necesaria para escoger las características del comportamiento que desea alcanzar al implementar la técnica, con el fin de saber que tanto se puede mejorar el comportamiento de la salida.

La linealización instantánea es adecuada solo para los casos en que la no-linealidad del sistema es “suave” y su derivada no cambia drásticamente en uno o varios puntos, para sistemas altamente no-lineales puede preferirse otras técnicas más elaboradas e incluso el ajuste de parámetros en un controlador no-lineal.

6. BIBLIOGRAFÍA

- [1] F.G. Ación, J.A. Sanchez, J.M. Fernandez. “**Manual de Practicas de Operaciones Básicas**”. Dpto Ingeniería Química, Universidad de Almería, 2001, pp. 102 [versión electrónica]. Disponible en: www.ual.es/Universidad/Depar/IngQuimi/Ficheros/Manual%20de%20pr%E1cticas%20de%20Operaciones%20B%E1sicas.PDF.
- [2] E. Soria, A. Blanco. “**Redes Neuronales Artificiales**”. En *Autores científico - técnicos y académicos*, pp. 25–33 [versión electrónica]. Disponible en: www.acta.es/articulos_mf/19023.PDF.
- [3] M. Norgaard, O. Ravn, N.K. Poulsen, L.K. Hansen. “**Neural Networks for Modelling and control of Dynamic Systems**”. Springer. 2000.
- [4] C. Yurimar, B. Castro, C. A. Escalante. “**Evaluación del funcionamiento de un evaporador de doble efecto ubicado en el laboratorio de operaciones unitarias**”. Mini-proyecto de ingeniería química. Disponible en: www.tf.usb.ve/miqusb/volii/no3/castro-scalante.pdf
- [5] V. M. Hernández Guzman. “**Desacoplamiento de perturbaciones, control adaptable y observadores no lineales para un evaporador de doble efecto**” [Versión electrónica]. Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del IPN. Disponible en: <http://www.uaq.mx/ingenieria/maestria/instrumentacion/docentes/vhernandez/formacion.html>
- [6] G. Stephanopoulos. “**Chemical Process Control: An introduction to Theory and practice**”. Ed. Prentice-Hall, Inc.1984.
- [7] G. Ojea, et al. “**Identificación de la sección de fusión y abrillantado de una línea de fabricación de hojalata por medio de redes neuronales**” [Versión PDF]. Disponible en: http://www.ceaifac.es/actividades/jornadas/XXI/documentos/ja00_038/ja00_038.pdf

- [8] J. F. Espinosa, J. Pertuz Campo. **“Red neuronal backpropagation: herramientas graficas interactivas, implementación computacional y aplicaciones”**. Ponencia # 1. Noviembre 3, 2005. Disponible en: <http://es.geocities.com/matlabudes/ponenciarna.doc>
- [9] **“Diseño y Simulación de un Sistema de control mediante métodos de espacio de estado”**. Módulo 5, Control Moderno, Neurocontroladores. Pág. en Internet: <http://proton.ucting.udg.mx/materias/moderno/u56.htm>
- [10] R. Lamanna, R. Gimón. **“Control neuronal predictivo por linealización instantánea”**. Departamento de Procesos y Sistemas, Universidad Simón Bolívar, Caracas, Venezuela. Publicado en La Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI, Vol. 4, abril 2007. Disponible en : http://riai.isa.upv.es/CGI-BIN/articulos%20revisados%202007/versiones%20impresas/vol4_num2/articulo8_vol4_num2.pdf
- [11] H. A. Botero Castro. **“Notas Control II”**. Universidad Nacional de Colombia. Febrero, 2004. Disponible en: www.docentes.unal.edu.co/habotero/docs/CONTROL%20II.pdf