

AADECA **AADECA** 92

XIII SIMPOSIO NACIONAL DE CONTROL AUTOMATICO

BUENOS AIRES - 14 al 18 de Setiembre de 1992

Organiza:



**ASOCIACION ARGENTINA
DE CONTROL AUTOMATICO**

Miembro Nacional de:



**International Federation
of Automatic Control**

TRABAJOS PRESENTADOS

Volumen I

XIIIº SIMPOSIO NACIONAL DE CONTROL AUTOMATICO

TRABAJOS PRESENTADOS

**Buenos Aires - Argentina
14 al 18 de Setiembre de 1992**

VOLUMEN I

Publicado por
AADECA
Asociación Argentina de Control Automático

ORGANIZA:
AADECA
**ASOCIACION ARGENTINA DE
CONTROL AUTOMATICO**

SEMANA DEL CONTROL AUTOMATICO

AADECA 92

DECLARADA DE INTERES NACIONAL
POR EL MINISTERIO DE CULTURA Y EDUCACION
Y LA SECRETARIA DE INDUSTRIA Y COMERCIO

AUSPICIADA POR:

Secretaría de Industria y Comercio
Universidad Nacional de Buenos Aires
Universidad Tecnológica Nacional
Secretaría de Ciencia y Tecnología
Instituto Nacional de Tecnología Industrial
Union Industrial Argentina
SADIO

AADECA

Asociación Argentina de Control Automático

CONSEJO DIRECTIVO - AADECA

Presidente:	Ing. Daniel A. Cosarinsky
Vicepresidente 1º:	Ing. Jonas Paiuk
Vicepresidente 2º:	Ing. Guillermo Reynoso
Secretario General:	Ing. Luis M. Buresti
Prosecretario:	Ing. Víctor F. Marinescu
Tesorero:	Ing. Carlos A. Godfrid
Protesorero:	Ing. Juan P. Weisz
Vocal Titular:	Ing. Zoltan L. Barkasz
Vocal Titular:	Ing. Eduardo R. Rondelli
Vocal Titular:	Ing. Antonio R. Quijano
Vocal Suplente:	Ing. Vicente J. Köppel
Vocal Suplente:	Ing. Daniel O. Lupi

COMISION ORGANIZADORA

AADECA 92

Presidente:	Ing. Luis M. Buresti
Miembros:	Ing. Osvaldo H. Capino Ing. Enrique Larrieu-Let Sr. Rubén A. López Ing. Héctor A. Maceri

COMISION DE PROGRAMACION

Presidente:	Ing. Juan P. Weisz
Miembros:	Ing. Zoltan L. Barkasz Ing. Carlos Candiani Dr. Carlos D'Attellis Ing. Armando De Giusti Ing. Alfredo Desages Ing. Carlos A. Godfrid Ing. Vicente Köppel Dr. Benjamín Kuchen Dr. Gregorio R. Meira Ing. Carlos H. Muravchik Ing. Jonas Paiuk Ing. Antonio A. Quijano Dr. Ricardo Sánchez Peña Lic. Alberto Teszkiewicz

XIIIº SIMPOSIO NACIONAL DE CONTROL AUTOMATICO

NOMINA DE REVISORES

Barkasz, Zoltan Luis

Costanza, Vicente

D'Attellis, Carlos E.

Desages, Alfredo C.

Godfrid, Carlos A.

Köppel, Vicente

Kuchen, Benjamín

Marchetti, Jacinto

Marquéz, Dardo

Muravchik, Carlos H.

Paiuk, Jonas

Quijano, Antonio A.

Sánchez Peña, Ricardo

Celulosa Argentina

INTEC - Santa Fe

UBA - Fac. Ciencias Exactas

PLAPIQUI - Univ. Nac. del Sur

UBA - Depto. Electrónica

Univ. Nac. de Buenos Aires

Univ. Nac. de San Juan

INTEC - Santa Fe

INTEC - Santa Fe

LEICI

Siderca

CETAD - UNLP

FIBA - UBA

XIIIº SIMPOSIO NACIONAL DE CONTROL AUTOMATICO

NOMINA DE MODERADORES

Barkasz, Zoltan Luis

Carelli, Ricardo

Catalfo, Juan Carlos

Desages, Alfredo C.

Godfrid, Carlos A.

Köppel, Vicente

Lupi, Daniel

Meira, Gregorio

Muravchik, Carlos H.

Quijano, Antonio A.

Rondelli, Eduardo

Celulosa Argentina

Univ. Nac. de San Juan

LEICI - UNLP

PLAPIQUI - Univ. Nac. del Sur

UBA - Depto. Electrónica

Univ. Nac. de Buenos Aires

INTI

INTEC - Santa Fe

LEICI

CETAD - UNLP

CNIE

XIIIº SIMPOSIO NACIONAL DE CONTROL AUTOMATICO

CONTENIDO VOLUMEN I

A. SISTEMAS LINEALES Y NO LINEALES

Moderadores: Z. Barkasz y J. Catalfo.

Aproximaciones de modelos y control en H_2 : Aplicación a estructuras flexibles. <i>C. Galarza, R. Sánchez Peña</i>	1
Compensación PID en respuesta en frecuencia. Nuevo método y programa de computadora para su determinación. <i>V. Carranza, P. Baldini, J. Martínez</i>	7
Control descentralizado en problemas de destilación. <i>N. Brignole, M. Colantonio, J. Romagnoli</i>	11
Control de estructura variable en sistemas con retardo. <i>H. Chiacchiarini, A. Desages, J. Romagnoli</i>	16
Controlador PID adaptable con modelos de referencia: Ajuste de parámetros basado en lógica difusa. <i>F. di Sciascio, R. Carelli</i>	22
Controlador PID autoadaptable. <i>G. Acosta, M. Mayosky, J. Catalfo</i>	28
Controlador PI de estructura matricial para sistemas MIMO. <i>P. Puleston, R. Mantz</i>	33
Construcción de un sistema experto para monitoreo de procesos: Metodología de adquisición y organización. <i>H. Leone, E. Martínez, C. Ruiz</i>	39
Desarrollo de un sistema de controladores por parámetros fijos y adaptativos. <i>A. Canovi, J. Faimann, M. Jauregui</i>	45
Diseño de controladores feedforward para plantas con incertidumbre. <i>R. Milocco</i>	51
El control de encendido/apagado de la baliza de telemetría del satélite LUSAT-1. <i>H. Lorente, C. Muravchik</i>	55
Identificación con redes neuronales. <i>F. Masson, G. Sentoni, E. Nebot</i>	61
LEICI-DSP, módulo procesador dual para ambientes VME y PC. <i>P. Battaiotto, M. Mayosky, N. Martínez, G. Toccelli, J. Catalfo</i>	67
Linealización exacta e hiperestabilidad en el diseño de controladores adaptables. <i>J. Gómez, S. Junco</i>	72
Linearization of a kind of nonlinear systems using an input-output approach. <i>A. Banos Torrico, M. Armada Rodríguez</i>	78

IDENTIFICACION CON REDES NEURALES

F. Masson, G. Sentoni, E. Nebot.

PLANTA PILOTO DE INGENIERIA QUIMICA
12 de Octubre 1842. (8000) Bahía Blanca.

Resumen.

En este trabajo se mostrarán aspectos sobre modelado de un manipulador flexible mediante la utilización de Redes Neurales. Este sistema es especialmente interesante por su dificultad para el modelado según técnicas tradicionales. La dinámica de un manipulador flexible, se puede aproximar con un modelo de parámetro concentrado considerando un número infinito de polos y ceros. En la práctica se pueden identificar con precisión sólo los primeros modos del sistema. El controlador es sintetizado en base a un modelo truncado de la planta y su performance será afectada en la práctica por las perturbaciones que la dinámica no modelada genera: "efecto spill over". El principal objetivo al introducir las Redes Neurales como herramienta de modelado es tratar de captar la dinámica no contemplada de los modos superiores. Esto permitirá la comparación con los resultados obtenidos con técnicas convencionales. Se presentarán resultados de simulación y del sistema real.

NEURAL IDENTIFICATION

Abstract

The objective of this work is to evaluate aspects related to modeling flexible manipulator using Neural Networks. This system is specially interesting due to its difficult to be modeled by traditional technics. The dynamic of a flexible manipulator can be reasonable approximated taking into consideration a finite number of poles and zeros. In practice, it is only possible to identify a few modes of the systems with enough precision. Then, the controller is synthesized based on a truncated model of the plant. The performance will be affected by the unmodeled dynamic perturbations, usually refer as "spill over effect". In this work we present an approach to capture the unmodeled dynamics by using Neural Network identification. Comparisons against traditional technics will also be presented

Introducción

Los sistemas de control no lineal usualmente son desarrollados con un conocimiento completo de la planta a ser controlada. Pero cuando los parámetros de la planta se desconocen parcial o totalmente, es necesario alguna forma de identificación o adaptación, que le permita al sistema de control operar. Las Redes Neurales desarrolladas en base similitudes con sus homólogos humanas, proveen interesantes características de adaptación en base a aprendizaje. Sus principales características son:

a) Posibilidad de modelar tanto sistemas continuos o discretos, lineales y no-lineales con la misma metodología. La forma de entrenamiento de la red no depende de las características del sistema. Dada una determinada topología, es este echo el que

determina la forma de entrenamiento de la RN y no el sistema. Es así que se dispone de herramienta muy poderosa por sus características generalizadoras.

b) Posibilidad de estimar modelos a partir de datos entrada-salida disponibles del sistema. Los modelos son "aprendidos" por la RN, que es entrenada con los datos que se disponen del sistema. El entrenamiento de la RN se realiza por la presentación sistemática de datos de entrada-salida. En sistemas donde no se conoce la relación entre las diversas variables este echo puede ser fundamental. Brinda una forma de estimación tipo caja negra.

c) Las RN se pueden definir como "estimadores de funciones, libres de modelo" (Kosko B., 1992). Es decir, que son capaces de estimar una función sin necesidad de especificar a priori una relación entre la entrada y la salida. Aprenden tal funcionalidad.

d) Capacidad de adaptarse a los cambios producidos en el sistema por medio de un re-entrenamiento. Si se disponen de datos el entrenamiento se puede realizar fuera de línea. Si el sistema es variante en el tiempo, es posible conectar el mecanismo de aprendizaje y lograr una actualización del modelo.

Estas características, hacen pensar en las RN como elementos aptos para la modelación y control de sistemas no-lineales variantes en el tiempo. La capacidad de volver a ser entrenadas acorde a las variaciones del sistema así lo exige, las convierten en estimadores adaptivos. El echo de tratar con sistemas no lineales, provee una herramienta muy poderosa y general con que modelar todo tipo de sistema. Desde el punto de vista de control son muchas las aproximaciones que se han realizado a este problema. Se las ha utilizado en el control de un péndulo invertido Anderson, (1988), en esquemas de control adaptivo Lan M., (1989) y Wang Gou-Jen, Miu Denny K., (1990) entre varios otros trabajos.

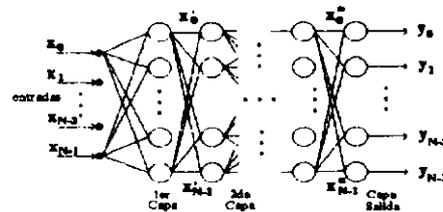
Topologías y algoritmos utilizados.

Como red se utilizó un Perceptrón Multicapas siendo el mecanismo de aprendizaje el de Propagación del Error hacia atrás (Back Error Propagation), que constituye una implementación particular del método de optimización de máximo descenso (steepest descent). Existen tres motivos fundamentales para su utilización. Primero la sencillez de implementación, segundo su robustez numérica y tercero la disponibilidad actual de integrados que son capaces de reproducir esta topología.

Cybenko, (1988) mostró que dos capas son suficientes para estimar cualquier función no lineal continua. Para una red particular de 2 capas 14 nodos y 5 valores de umbral y, Saarinen (1991) y colaboradores desarrollaron expresiones analíticas explícitas del Jacobiano y el Hessiano de los parámetros de la RN a ajustar, con el objeto de aproximar la respuesta del mismo a una deseada. Dichas expresiones muestran claramente deficiencias numéricas en tales matrices. Es por ello que los métodos de optimización Quasi Newton no dan buenos resultados. También muestra, por que el steepest descent ofrece un buen comportamiento en los primeros pasos del aprendizaje, pero luego resultan muy lentos a medida que se acercan a la solución. Un muy buen trabajo en tal sentido lo desarrollaron Kung y Hwang (1989) mediante la utilización del método conocido como de proyecciones algebraicas.

Bajo ciertas condiciones, el problema de aprendizaje de una red de dos capas puede plantearse como un sistemas de ecuaciones lineales que resulta ser mal condicionado. Luego, el método de las proyecciones algebraicas, desarrollado para resolver sistemas de ecuaciones singulares puede aplicarse muy satisfactoriamente.

El algoritmo implementado permite configurar redes de topología perceptrón multicapas. Especificamente puede entrenar perceptrones con una capa de salida, una capa de entrada y, una o dos capas ocultas de acuerdo al siguiente esquema:



Para el entrenamiento se utilizó el algoritmo de "back error propagation". Este algoritmo implementa un stepst descendente sobre el espacio generado por los pesos. Minimiza la sumatoria de los errores cuadráticos. Estos errores devienen de la diferencia existente entre la salida real de la red y el valor esperado.

Problemas de escalado.

Las RN mapean funciones de un espacio no acotado de dimensión N a un espacio de salida acotado de dimensión M . Este mapeo es debido a la llamada función de activación. En nuestro modelo utilizaremos la denominada función sigmoide. Esta función mapea una entrada no limitada en una salida cuyo rango es $[0,1]$. Como consecuencia la RN mapea un espacio no acotado de dimensión N , en una hipersfera acotada en $[0,1]$ de dimensión M . De este contexto se deduce que a la RN, se podría ingresar con una entrada no acotada. Sin embargo esto puede llevar a problemas de mal condicionamiento en la matriz formada por los pesos. Luego, es conveniente escalar la entrada entre $[0,1]$, para evitar los problemas de mal condicionamiento. Una mejor solución consiste en escalar las salidas en $[.2, .8]$ para utilizar a la red en la parte lineal de su función de activación. Todas las señales de entrada y salida se escalaron en este rango.

Estructuras Flexibles.

Las problemáticas de la modelación y el control de estructuras flexibles han sido tratadas en trabajos recientes (Wie and Brison, 1987; Cannon and Smith, 1985).

El objeto de estudio se desarrolla a partir de técnicas convencionales. De ellos surge que debido al alto orden de estos modelos existen serias complicaciones en los algoritmos de identificación para ser aplicados en línea. Un brazo manipulador trabaja en condiciones de carga variable, que son difíciles de controlar utilizando un controlador fijo. Surge la necesidad de realizar control adaptivo. Vemos a las RN como una herramienta válida para la identificación y control, dado que ante condiciones variables de carga, se las puede re-entrenar para cumplimentar con las nuevas condiciones de contorno. Esto echo se ve acentuado desde la aparición de integrados que cumplen las funciones de RN, permitiendo su utilización en tiempo real. A su vez son muy robustas ante cambios en las condiciones operativas como lo demuestra Wang Gou-Jen, & Miu Denny K. (1990). Desde esta óptica se propone utilizar una red como modelo de la dinámica del brazo flexible. Ante variaciones en las condiciones operativas se somete a a red a un proceso de reentrenamiento. El trabajo se implementó sobre un manipulador flexible desarrollado en la Universidad Nacional del Sur. Consta de una varilla de 1 m de largo por 3 cm de ancho y 1 mm de espesor.

De trabajos previos Guivant J., & Mason F. & Nebot E., (1991) se conoce la ecuación que modela el primer modo en el extremo no-colocado:

$$\frac{\theta}{T} = 5 \frac{1}{s^2} * \frac{s^2 + 275s + 25.2}{s^2 + 55s + 101}$$

θ : desvío angular del extremo no colocado.

T : torque del motor.

De este modelo no se utilizó la dinámica del motor para la identificación, por considerarlo conocido.

Cálculos realizados

Determinación de tamaños.

La cantidad de capas ocultas se fija en una de acuerdo a Cybenko (1989). Como cota para el número de nodos de la capa oculta se utilizó el criterio dado por Mirchandani G & Cao W. (1989) La determinación de la cantidad de entradas se realizó de acuerdo a Sentoni G, & Agamennoni O., & Nebot E., & Romagnoli (1991). Para verificar información redundante de las entradas se utilizó una descomposición en valores singulares

Descomposición en valores singulares.

La descomposición en valores singulares (SVD) de una matriz A se define como:

$$A = U^H * \Sigma * V$$

con: $A[m \times n]$, $U[m \times n]$, $\Sigma[n \times n]$, $V[n \times n]$.

donde:

U^H : transpuesta conjugada

$$\Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \sigma_n \end{bmatrix}$$

con los valores singulares $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_n > 0$

Si la matriz A tiene rango $k < n$ luego $\sigma_{k+1} = 0$ implica que existen $n-k$ columnas linealmente dependientes. Sea B la matriz sin las columnas linealmente dependientes. Luego las matrices A y B expanden el mismo subespacio. Para calcular el espacio expandido por las entradas se realizó la descomposición en valores singulares de la matriz formada por las entradas para cada patrón de entrenamiento. Se usaron dos juegos de entradas:

$$\alpha_i = [u_k \quad u_{k-1} \quad y_{k-1} \quad y_{k-2}]$$

$$\beta_i = [u_k \quad u_{k-1} \quad y_{k-1}]$$

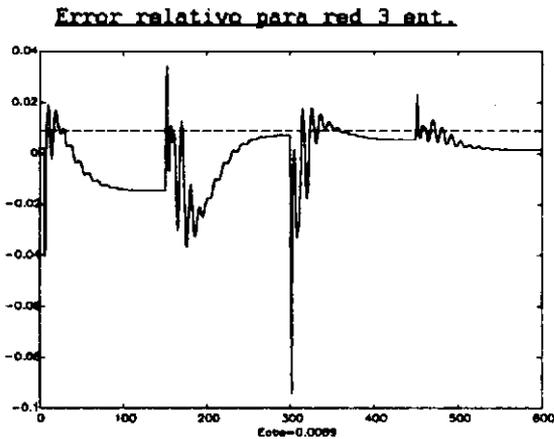
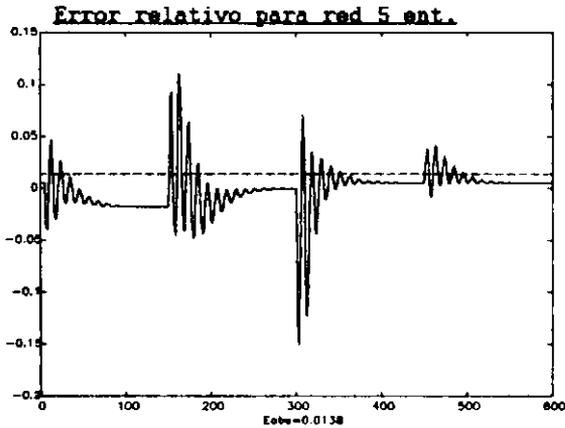
donde α_i, β_i son las filas de la matriz de entrada a la red.

u_k : entrada en el instante k .

y_k : salida en el instante k .

Con el conjunto de datos provenientes de dos redes, (una con cinco entradas y otra con tres) se realizó el análisis de valores singulares. El resultado indicó como necesario, utilizar solo las

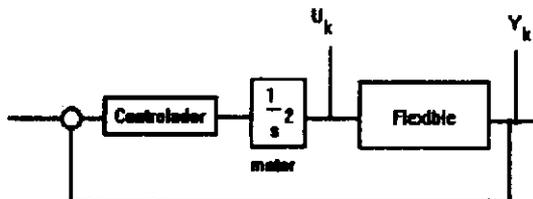
entradas en el instante k y $k-1$ y la salida en el instante $k-1$. No fue necesario utilizar las salidas en los instantes $k-2$ ni $k-3$. Estas redes se entrenaron para verificar su comportamiento. El resultado se puede ver en la figuras siguientes:



De las figuras se puede ver, que no existe mejora al aumentar la cantidad de entradas. Por el contrario el error aumenta.

Resultados obtenidos.

El esquema que se utilizó en la identificación fue el siguiente:

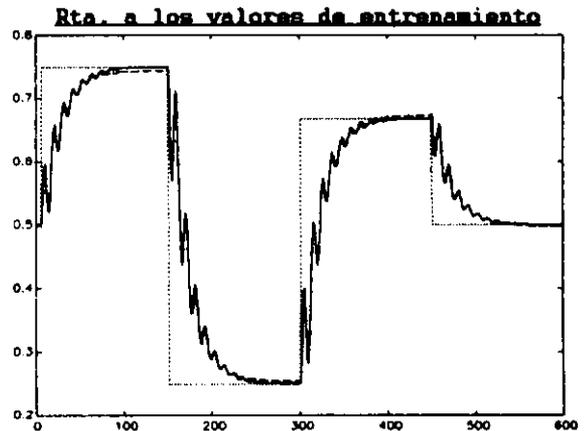


donde como controlador se utilizó un PID. Los modos del motor no se identificaron. Las entradas a las redes se tomaron de U_k y las salidas de Y_k .

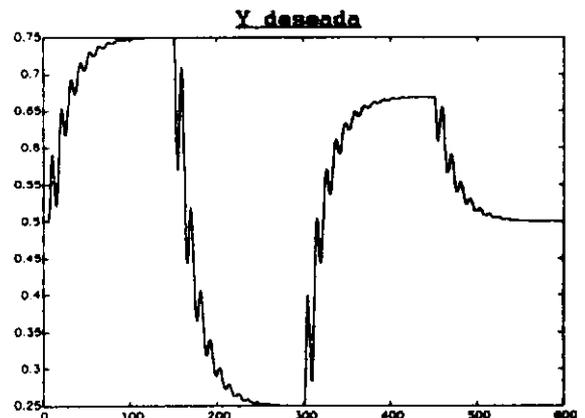
Se entrenó una red con las siguientes características:

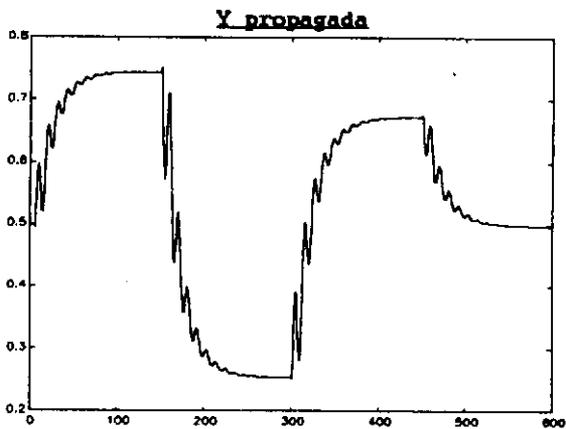
- 3 entradas.
- 1 capa oculta.
- 7 neuronas en la capa oculta.

Se la entrenó con 600 patrones en una sesión de 32000 iteraciones. En la siguiente figura se puede apreciar la respuesta de la red a los valores de entrenamiento:

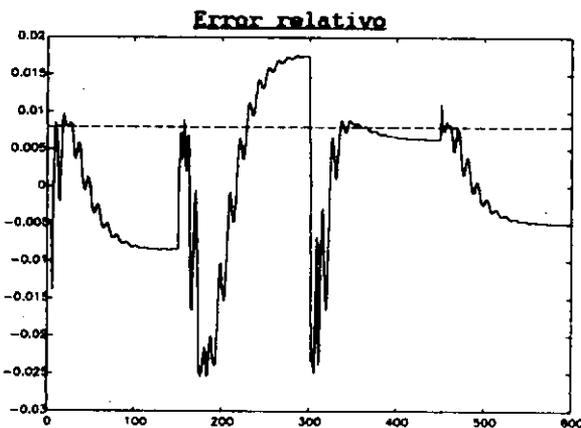


En esta figura se puede apreciar en líneas punteadas la entrada de control. las otras dos curvas son la salida deseada y la salida propagada por la red. para mayor claridad se las mostrará en gráficos separados:

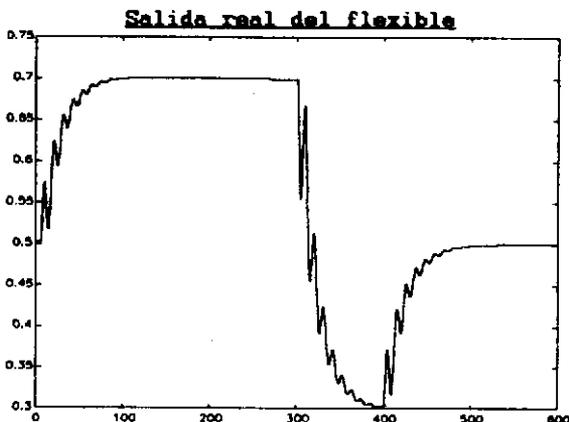




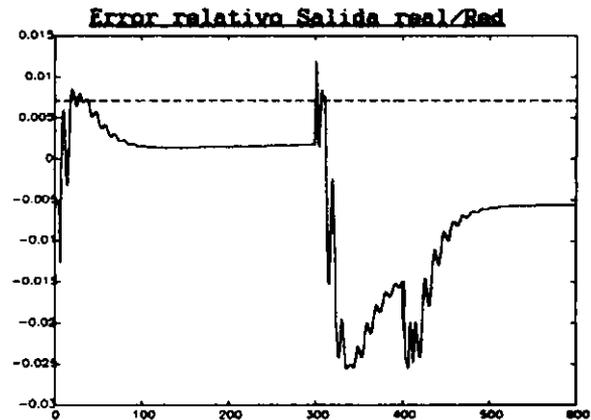
En el siguiente gráfico se muestra el error relativo entre las dos salidas:



Se puede apreciar que a los patrones de entrenamiento de la salida propagada de la red difiere de la deseada en menos de un 2.5% como valor de pico. Los gráficos que siguen muestran la salida real (medida) del flexible y la salida propagada por la red. Esta salida corresponde a una entrada para la cual la red no fue entrenada:



El siguiente gráfico muestra el error relativo entre la salida real (medida) del flexible y la salida propagada de la red:



Se puede apreciar una muy buena aproximación de la red a la entradas para las cuales no fue entrenada. Esta aproximación es mejor que el 3%. Cabe destacar que que la entrada con la que fue ensayada, fueron directamente adquiridos del flexible.

Conclusiones.

Se muestra en este trabajo que las Redes Neuronales pueden ser utilizadas para identificar y modelar sistemas en una forma sistemática. En el caso del manipulador flexible se lograron resultados muy aproximados a los reales. Además se muestra una técnica, mediante la cual, es posible eliminar las entradas que no aportan información adicional para el entrenamiento de la red

Referencias.

- .Aderson, C. W. (1988) Learning to Control an Inverted Pendulum Using Neural Networks. Proc. ACC Atlanta.
- Cannon, R. & Schmitz, E. (1985) Initial Experiments on the End of a Flexible one Link Robot. International Journal of Robotics, Vol. 3 Fall 1
- Cybenko, G. (1988) Continuous Valued Neural Networks with Two Hidden Layers are Sufficient.
- Guivant, J., & Mason, F. & Nebot, E. (1991). Identificación en tiempo real de los Parámetros de un Brazo Flexible. XII Reunión de Procesamiento de la Información y Control.
- Kosko B. (1992) Neural Networks and Fuzzy Systems. Prentice Hall International Editions.
- Lan M.S. (1989) Adaptive Control of Unknown Dynamical Systems via Neural Network Approach. Proc. ACC .
- Mirchandani G & Cao W. (1989). On Hidden Nodes for Neural Nets. IEEE Trans. on Circuit and Systems, Vol 36, Nro. 5.
- Saarinen, S. & Bramley, R. & G. Cybenko (1991) The Numerical Solution of Neural Network Training Problems. Submitted for publication.
- Sentoni G. & Agamennoni O., & Nebot E., & Romagnoli (1991) J. Aplicación de Redes Neuronales al Control de Procesos. XII Reunión de Procesamiento de la Información y Control.
- Wang Gou-Jen, & Miu Denny K. (1990). Unsupervised Adaptive Neural Network Control of Complex Mechanical Systems. Department of Mechanical, Aerospace, and Nuclear Engineering School of Engineering and Applied Science, University of California at Los Angeles.
- Wie, B. & Brison, A. (1987) Pole Zero Modelling for Flexible Structures. Proc. ACC Minneapolis