

Control Neuronal Indirecto de un Robot Manipulador de Tres Grados de Libertad

Velázquez Velázquez Juan Eduardo, Mariaca Gaspar Carlos Román,
Galván Guerra Rosalba y Tovar Rodríguez Julio Cesar

Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica Unidad Zacatenco - Instituto Politécnico Nacional
Av. Instituto Politécnico Nacional s/n, Unidad Profesional "Adolfo López Mateos",
Edif. 1, 2, 3, 4 y 5, Col. Lindavista, Del. Gustavo A. Madero, México, D.F. C.P. 07738
E-mail: {jvelazquez;cmariaca;rgalvan;jtovar}@ctrl.cinvestav.mx

Resumen

En este trabajo se utiliza un modelo Identificador Neuronal Recurrente Entrenable (INRE) de un robot manipulador de tres grados de libertad para diseñar una estrategia de control. Los estados obtenidos del modelo neuronal del identificador y las estimaciones de los parámetros del modelo INRE propuesto se utilizan para diseñar un control neuronal indirecto con modos deslizantes. La estrategia de control propuesta se utiliza para resolver el problema de control de posición en el espacio de juntas del robot manipulador. Resultados de simulación se presentan para demostrar la eficacia de la estrategia de control propuesta en esta contribución.

Palabras clave: Control por modos deslizantes, identificación, redes neuronales artificiales, robótica.

1. Introducción

En las últimas dos décadas el número aplicaciones que utilizan Redes Neuronales (RN) artificiales para la identificación y el control de una amplia gama de procesos dinámicos se ha incrementado. Este hecho se debe principalmente a la capacidad de las RN artificiales para aproximar relaciones no lineales complejas, sin el conocimiento previo de la estructura del sistema bajo estudio. Esta propiedad ha sido demostrada por el teorema de aproximación universal [1]. La capacidad de aprender de forma adaptiva ha hecho de las RN artificiales un enfoque importante en el manejo de problemas en el área de robótica, ver por ejemplo [2], [3], [4].

Entre varias arquitecturas posibles de RN artificiales las más utilizadas son las RN de

alimentación hacia adelante y las RN Recurrentes (RNR). La ventaja de las RNR en comparación con las de alimentación hacia adelante es que las recurrentes tienen conexiones de retroalimentación locales a algunas capas previas. Tal estructura con retroalimentaciones locales hace de las RNR una herramienta idónea cuando la tarea es modelar sistemas dinámicos.

En [5], [6] [7], Baruch et al define una arquitectura de RNR Entrenable (RNRE), que posee una estructura simple de dos capas con un número mínimo de parámetros de aprendizaje, y un algoritmo de aprendizaje de Retro-Propagación (RP) dinámica, aplicado para la identificación y control de plantas no lineales con múltiples entradas y múltiples salidas.

En esta contribución se aborda el problema de diseñar una estrategia de control de posición de un robot manipulador de tres grados de libertad en el espacio de juntas utilizando a las RNRE como herramienta principal de diseño. En particular, se presenta un esquema de control indirecto adaptable que utiliza una RNRE como un identificador del robot manipulador. Los estados y parámetros obtenidos de la RNRE se utilizan para diseñar una estrategia de Control con Modos Deslizantes (CMD).

La organización del trabajo es la siguiente: En la sección 2 se presenta un modelo analítico del robot manipulador de tres grados de libertad. En la sección 3 se presenta la descripción de la RNRE junto con su algoritmo de aprendizaje RP. La sección 4 describe la metodología de control utilizada y se dedica al diseño de la ley de CMD sobre la base del modelo INRE. En la sección 5 se presentan los resultados de simulación del sistema de control indirecto aplicado a resolver el problema de control de posición en el espacio de

juntas del robot manipulador. Finalmente, la Sección 6 concluye el documento.

2. Modelo analítico del robot manipulador

El manipulador bajo estudio es un robot de tres eslabones. La primera junta es de revolución y produce una rotación alrededor de la base, mientras que la segunda y tercer juntas son prismáticas. La configuración de este robot manipulador define un espacio de trabajo cilíndrico donde las variables de las juntas son las coordenadas cilíndricas del efector final con respecto a la base. La configuración del robot de tres grados de libertad considerada se ilustra en la figura N° 1.

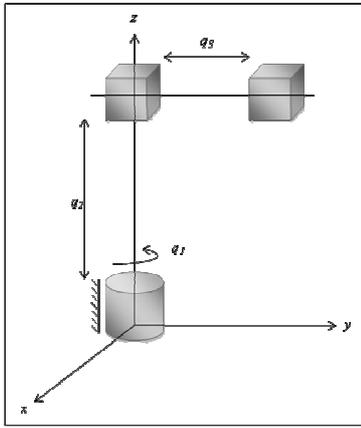


Fig. 1. Configuración del robot de tres grados de libertad.

La ecuación de movimiento asociada al robot se obtiene aplicando la formulación de Euler-Lagrange, que a su vez se basa en las coordenadas generalizadas, energía y fuerzas generalizadas. Entonces al considerar que el robot se mueve libremente en el espacio de trabajo, la ecuación de movimiento de Euler-Lagrange que describe la evolución en el tiempo del robot manipulador está dada por

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + G(q) = \tau \quad (1)$$

donde τ es el vector par generalizado de dimensión 3×1 aplicado a las juntas; q , \dot{q} y \ddot{q} son las variables de juntas del robot manipulador, su primer y segunda forma diferencial, respectivamente.

El primer término $M(q)$ es la matriz de

dimensión 3×3 de coeficientes de inercia que representa los pares y fuerzas inerciales. El segundo término $C(q, \dot{q})$ de dimensión 3×3 es la matriz de Coriolis y de fuerza centrífuga. El último término $G(q)$ es el vector de fuerza gravitacional de dimensión 3×1 .

El vector de coordenadas generalizadas es $q = [q_1, q_2, q_3]^T$. La matriz de inercia tiene la forma

$$M(q) = \begin{bmatrix} I_{1z} + I_{2yy} + I_{3yy} + m_3 q_2^2 & 0 & 0 \\ 0 & m_2 + m_3 & 0 \\ 0 & 0 & m_3 \end{bmatrix},$$

la matriz de Coriolis y de fuerza centrífuga es

$$C(q, \dot{q}) = \begin{bmatrix} m_3 q_3 \dot{q}_3 + f_{fric-1} & 0 & m_3 q_3 \dot{q}_1 \\ 0 & f_{fric-2} & 0 \\ -m_3 q_3 \dot{q}_1 & 0 & f_{fric-3} \end{bmatrix},$$

el vector de fuerza gravitacional es $G(q) = [0, 0, 0]^T$ y el vector par generalizado es $\tau = [\tau_1, f_2 - (m_2 + m_3)g, f_3]^T$.

Aquí q_1 , q_2 y q_3 denotan la posición angular de la junta de revolución y los desplazamientos de las juntas prismáticas, respectivamente. Para $i = 2, 3$, m_i denota la masa de cada eslabón del robot manipulador de tres grados de libertad modelado como un haz homogéneo cilíndrico o prismático, la cual está localizada en el centro de cada eslabón. I_{1z}, I_{2yy}, I_{3yy} son los tensores de inercia principales del eslabón i alrededor del centro de masas de cada eslabón i . τ_1 , f_2 y f_3 denotan el par, las fuerzas vertical y horizontal respectivamente. g es la aceleración debido a la gravedad. f_{fric-i} denota la fricción en la junta i .

La planta dinámica modelada por (1) puede utilizarse como un modelo de referencia para generar datos de entrada-salida para el diseño de sistema de control adaptable indirecto.

3. Descripción de la topología de la RNRE y aprendizaje

Siguiendo la figura N° 2 y con la ayuda del método diagramático [8].

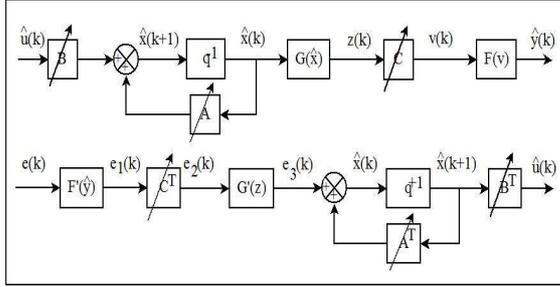


Fig. 2. Diagrama a bloques de la RNRE y de la RNRE adjunta.

La topología de la RNRE esta descrita en una forma vectorial-matricial como

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1) &= A\hat{x}(k) + B\hat{u}(k), \\ \hat{y}(k) &= F[v(k)], \end{aligned} \quad (2)$$

donde $v(k) = Cz(k)$, $z(k) = G[\hat{x}(k)]$; $F[\cdot]$ y $G[\cdot]$ son funciones de activación tipo $\tanh(\cdot)$ evaluadas vectorialmente; \hat{y} , \hat{x} , \hat{u} son los vectores de salida, estado y entrada del la RNRE con dimensiones p , N , $n+1$. $\hat{u}^T = [\tau, u_0]$, donde τ es el vector par generalizado de entrada y $u_0 = -1$ es una entrada de umbral; aquí el vector de salida de la planta y es considerado como una referencia de la RNRE; A es una matriz diagonal a bloques definida por $A = \text{block-diag}(A_i)$ de dimensión $N \times N$; $B = [B_1, B_0]$ y $C = [C_1, C_0]$ son matrices aumentadas de peso de dimensión $N \times (m+1)$ y $L \times (N+1)$ respectivamente; B_0 y C_0 son umbrales de peso de dimensión $N \times 1$ y $L \times 1$ de las capas oculta y de salida.

La regla asociada al algoritmo de aprendizaje RP esta descrita por

$$\begin{aligned} w(k+1) &= w(k) + \eta \Delta w(k) + \alpha \Delta w_{ij}(k-1), \\ e(k) &= y(k) - \hat{y}(k), \end{aligned} \quad (3)$$

donde w es un peso general que denota cada matriz de pesos (A, B, C) en el modelo de la RNRE, a ser actualizado; Δw $(\Delta A, \Delta B, \Delta C)$, es la corrección de los pesos de w (A, B, C) ; η y α son los parámetros de aprendizaje; e , (e_1, e_2, e_3) son los vectores de error con dimensiones apropiadas, obtenidos de la RNRE adjunta.

La corrección asociada de los pesos y los vectores de error son

$$\begin{aligned} e_1(k) &= F'[\hat{y}(k)]e(k), \\ \Delta C(k) &= e_1(k)z^T(k), \\ e_2(k) &= C^T(k)e_1(k), \\ e_3(k) &= G'[z(k)]e_2(k), \\ \Delta B(k) &= e_3(k)\hat{u}^T(k), \\ \Delta A(k) &= e_3(k)\hat{x}^T(k), \end{aligned} \quad (4)$$

donde $F'[\hat{y}(k)] = [1 - \hat{y}^2(k)]$ y $G'[z(k)] = [1 - z^2(k)]$ son las derivadas de las funciones de activación.

La estabilidad del modelo de la RNRE está asegurada por las cotas de las funciones de activación $(-1, 1)$ y por las condiciones locales de estabilidad de las cotas de los pesos dadas por $|A_i| < 1$.

4. Estrategia de control adaptable indirecto

De [9] se sabe que una manera simple de especificar el movimiento de un robot manipulador es con el método llamado punto a punto. Esta metodología consiste en determinar una serie de puntos en el espacio de trabajo del manipulador, por donde se requiere que el efector final pase. Así, el problema de control de posición consiste en hacer que el efector final vaya a un punto específico, independientemente de la trayectoria seguida desde su configuración inicial.

Una forma más general, para especificar el movimiento de un robot es a través de la así llamada trayectoria continua. En este caso, una curva continua, o ruta en el espacio de estados parametrizada en el tiempo, está disponible para realizar una tarea deseada. El problema de control de posición consiste en llevar el efector final del

manipulador respecto a las variables de las juntas a la posición deseada, independientemente de la postura inicial.

A continuación, se diseña un controlador adaptable indirecto basado en la RNRE, definida por (2) con su algoritmo de aprendizaje dado por (3) y (4), como identificador. Es decir, la estrategia de control que se sigue utiliza un modelo INRE que reduce asintóticamente el error entre la salida del robot manipulador y la señal de referencia generado por el modelo (1). La información emitida por la RNRE, esto es, estados y parámetros, se utilizan para diseñar un CMD. El diagrama de bloques del esquema de control utilizado se presenta en la figura N° 3.

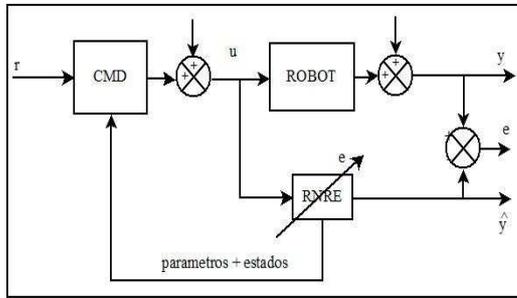


Fig. 3. Diagrama a bloques del sistema a lazo cerrado usando RNRE y un CMD.

La planta no lineal (1) puede reescribirse como

$$\begin{aligned} x(k+1) &= f[x(k), u(k)], \\ y(k) &= g[x(k)], \end{aligned} \quad (5)$$

donde $x(k)$, $y(k)$, $u(k)$ son variables vectoriales de dimensión apropiada, que representan al estado de la planta, la salida y la entrada respectivamente. f y g son funciones no lineales, suaves y acotadas.

Observe que a partir del modelo INRE definido por (2), la linealización de la función de activación asociada conduce al siguiente modelo local lineal del robot [10]

$$\begin{aligned} \hat{x}(k+1) &= A\hat{x}(k) + Bu(k), \\ \hat{y}(k) &= C\hat{x}(k). \end{aligned} \quad (6)$$

El modelo (6) ofrece un modelo en espacio de estados controlable y localmente estable, el cual se

mejora iterativamente durante el aprendizaje de la RNRE. Así entonces se define la siguiente superficie de deslizamiento del sistema de control con respecto al error de seguimiento de la salida de la siguiente manera

$$s(k+1) = e_r(k+1) + \sum_{i=1}^P \gamma_i e_r(k-i+1); \gamma_i < 1; \quad (7)$$

donde $s(\cdot)$ es la función de la superficie de deslizamiento del error; $e_r(\cdot)$ es el error de seguimiento de la salida del sistema; γ_i son parámetros de la función del error deseado; P es el orden de la función del error.

La desigualdad adicional en (7) es una condición de estabilidad, requerida por la función de la superficie de deslizamiento del error. El error de seguimiento está definido como

$$e_r(k) = r(k) - \hat{y}(k) \quad (8)$$

donde $r(k)$ es un vector de referencia y $\hat{y}(k)$ es un vector de salida con las mismas dimensiones.

El objetivo del diseño del sistema CMD es encontrar una acción de control la cual mantenga el error del sistema en la superficie de deslizamiento asegurando que el seguimiento de la salida del error llega cero en P pasos finitos, lo cual se cumple si

$$s(k+1) = 0. \quad (9)$$

Como el modelo local de aproximación del robot (6), es controlable, observable y estable [10]; la matriz A es diagonal a bloques, el producto matricial CB es no singular, y los estados del robot $x(k)$ son funciones suaves y no crecientes.

Ahora, de (5)-(9) es fácil obtener el control equivalente capaz de llevar el sistema a la superficie de deslizamiento, el control equivalente es

$$u_{eq}(k) = (CB)^+ \left[-CAx(k) + r(k+1) + \sum_{i=1}^P \gamma_i e_r(k-i+1) \right] \quad (10)$$

donde $(CB)^+ = [(CB)^T (CB)]^{-1} (CB)^T$.

El fenómeno “chattering” se evita usando una función de saturación dentro de un nivel de control

acotado u_0 , teniendo en cuenta las incertidumbres de las plantas. Así entonces el CMD toma la forma

$$u(k) = \begin{cases} u_{eq}(k), & \text{if } \|u_{eq}(k)\| < u_0 \\ \frac{-u_0 u_{eq}(k)}{\|u_{eq}(k)\|}, & \text{if } \|u_{eq}(k)\| \geq u_0 \end{cases} \quad (11)$$

El CMD propuesto hace frente a la amplia gama de características resultado de la reducción del modelo neuronal para el robot de tres grados de libertad, y representa un control adaptable neuronal indirecto, dado por Baruch et al en [10]-[11]-[12]

5. Resultados de simulación

En esta sección se presentan los resultados de simulación obtenidos con la estrategia de control indirecto para el robot manipulador considerado. Aquí se asume que el identificador usando la RNRE definida por (2), (3) y (4), (ver [13] para detalles) ha sido entrenada de manera que sus parámetros de aprendizaje han convergido.

En este caso el modelo INRE provee una estimación del estado de posición de juntas $\hat{y} = [q_1, q_2, q_3]^T$. La topología usada para el identificador INRE es (3-6-3) (3 entradas, 6 neuronas en la capa oculta, 3 salidas). Los parámetros de aprendizaje de la RNRE asociada tienen valores pequeños.

La entrada está relacionada con el vector de par generalizado τ pero definido por la ley CMD (11). El vector de señal de referencia (en el espacio de juntas) aplicado, en el esquema del sistema a lazo cerrado está definido por una función sinusoidal para todos los componentes.

Aquí recuerde que el espacio de juntas está definido por el vector de coordenadas generalizadas $q = [q_1, q_2, q_3]^T$. De modo que el objetivo del control de posición consiste en que junta de revolución siga un desplazamiento angular definido por una trayectoria sinusoidal y que los desplazamientos de las juntas prismáticas sigan un desplazamiento similar, todo esto desde el espacio de juntas del robot.

Los resultados de simulación siguiendo el esquema ilustrado en la figura N° 3 se presentan en las figuras N° 4 y N° 5. En tales figuras se observa

que el robot de tres grados de libertad sigue cercanamente a la señal de referencia en el espacio de juntas.

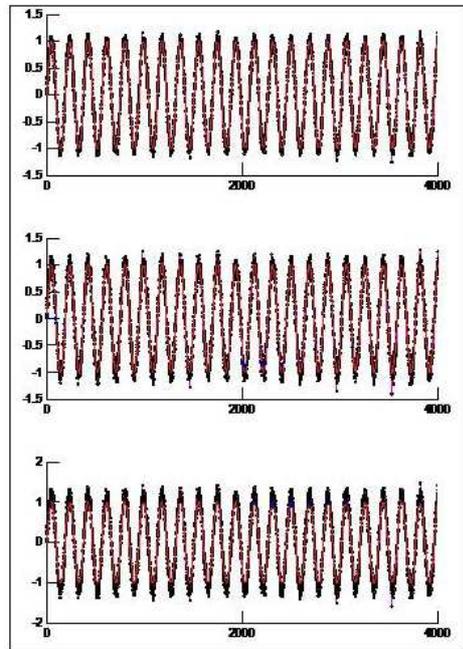


Fig. 4. Seguimiento de trayectoria en el espacio de juntas de las coordenadas generalizadas.

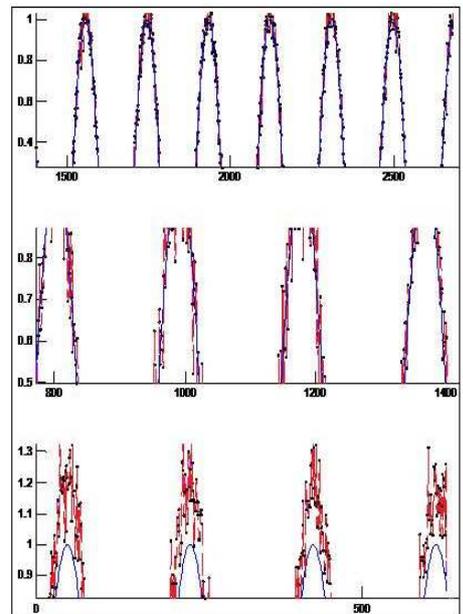


Fig. 4. Acercamiento del seguimiento de trayectoria en el espacio de juntas de las coordenadas generalizadas

6. Conclusiones

En esta contribución, el problema de control de posición en el espacio de juntas de un robot de tres grados de libertad es considerado. Los parámetros de estimación y los estados del modelo INRE se utilizan para diseñar un sistema control neuronal indirecto. Además, el uso del modelo INRE basado en la RNRE para el diseño del control CMD no necesita la información completa del modelo del robot de tres grados de libertad. La estrategia de control presentada exhibe un seguimiento preciso de la trayectoria continua o camino en el espacio de estados parametrizada en el tiempo. De modo que el problema de control de posición se resuelve desde el espacio de las juntas del robot.

7. Agradecimientos

Los autores agradecen por el apoyo brindado a la Secretaría de Investigación y Posgrado del IPN (SIP-IPN), Comisión de Operación y Fomento de Actividades Académicas del IPN (COFAA-IPN), al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT)

Referencias

- [1] Haykin S., “*Neural Networks a Comprehensive Foundation*”, Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999.
- [2] Horne B., Jamshidi M. y Vadiiee N., “*Neural Networks in Robotics: a Survey*”, *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, vol. 3, pp.51-66, 1990.
- [3] Ge S., Lee T. y Harris C., “*Adaptive Neural Network Control of Robotic Manipulators*”, World Scientific Publishing Co, 1998.
- [4] Patino H., Carelli R. y Kuchen B., “*Neural Networks for advanced control of robot manipulators*”, *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 13, pp. 343-354, 2002.
- [5] Baruch I, Flores J., Nava F., Ramirez I., y Nenkova B., “*An Advanced Neural Network Topology and Learning, Applied for Identification and Control of a D.C. Motor*”, en Proc. 1st Int. IEEE Symp. Intelligent Systems, pp. 289-295, Varna, Bulgaria, 2002.
- [6] Baruch I., Barrera J., y Hernandez L., “*A Fed-Batch Fermentation Process Identification and Direct Adaptive Neural Control with Integral Term*”, en MICAI 2004: Advances in Artificial Intelligence, LNAI, vol. 2972, R. Monroy, G. Arroyo-Figueroa, L. E. Sucar, H. Sossa, Eds. Berlin, Heidelberg, New York: Springer-Verlag, 2004, pp. 764-773.
- [7] Baruch I., Georgieva P., Barrera J., y Feyo S., “*Adaptive Recurrent Neural Network Control of Biological Wastewater Treatment*”, *International Journal of Intelligent Systems*, Wiley Periodicals, Inc., N. J., vol. 20, pp. 173-194, 2005.
- [8] Wan E. y Beaufays F., “*Diagrammatic Method for Deriving and Relating Temporal Neural Networks Algorithms*”, *Neural Computations*, vol. 8, pp. 182-201, 1996.
- [9] Kelly R., Santibáñez V. y Loría A., “*Control of Robot Manipulators in Joint Space*”, London: Spriger, 2005.
- [10] Baruch I, Olivares J., Mariaca C. y Galvan R., “*A Sliding Mode Control Using Fuzzy-Neural Hierarchical Multi-Model Identifier*”, en Theoretical Advances and Applications of Fuzzy Logic and Soft Computing, vol. 42, O.Castillo, P. Melin, O.M. Ross, R.S. Cruz, W. Pedrycz, J. Kacprzyk, Eds., Berlin Heidelberg: Springer-Verlag, 2007, pp. 762-771.
- [11] Baruch I, Thomas F., Garrido R., y Gortcheva E., “*A Hybrid Multi-Model Neural Network for Nonlinear Systems Identification*”, en Proc. the Int. Joint Conf. on Neural Networks, pp. 4278-4283, Washington D.C., USA, 1999.
- [12] Baruch I., Flores J. y Garrido R., “*A Fuzzy-Neural Recurrent Multi-Model for Systems Identification and Control*”, en Proc. of the European Control Conference, pp. 3540-3545, Porto, Portugal, 2001.
- [13] Velázquez J., Mariaca C., Galván R. y Ortiz F., “*Identificación de un robot cilíndrico utilizando redes neuronales recurrentes*”, 10 Congreso Nacional de Mecatrónica, Puerto Vallarta, México, 2011.