

DESARROLLO DE DOS MODELOS INVERSOS DE UN AMORTIGUADOR MAGNETO-REOLÓGICO PARA EL CONTROL DE VIBRACIONES EN ESTRUCTURAS CIVILES

José Medina¹, Manuel Marichal¹, Simón Morales²

¹ *Departamento de Electrónica y Control, Facultad de Ingeniería, Universidad Central de Venezuela. E-mail: jmedina@elecisc.ing.ucv.ve, marichal@elecisc.ing.ucv.ve*

² *Instituto de Materiales y Modelos Estructurales (IMME), Facultad de Ingeniería, Universidad Central de Venezuela. E-mail: smorales@elecisc.ing.ucv.ve*

RESUMEN

Esta publicación presenta el desarrollo de dos modelos que emulan la dinámica inversa de un amortiguador magneto-reológico, estos modelos estiman el voltaje requerido para que el amortiguador pueda producir la fuerza deseada según alguna estrategia de control lineal. El primer modelo inverso ha sido construido utilizando una red neuronal tipo perceptrón multicapas entrenada bajo el algoritmo de Levenberg-Marquardt, y el segundo modelo atiende a una estrategia de identificación difusa, basada en un sistema Takagi-Sugeno de orden uno cuyas reglas son obtenidas a través del método de agrupamiento difuso fuzzy C-Means. Finalmente, y a modo de validación, se evalúa el comportamiento de estos modelos para reducción de la respuesta sísmica de un edificio de tres grados de libertad con el uso de un regulador cuadrático lineal. En las conclusiones se comenta lo exitoso que resulto la incorporación de estos modelos dentro de una lazo de control lineal.

Palabras Claves: Control Estructural, Amortiguador Magneto-Reológico, Identificación Neuronal, Identificación Difusa.

DEVELOPMENT OF TWO INVERSE MODELS OF A MAGNETORHEOLOGICAL DAMPER FOR THE CONTROL OF VIBRATIONS IN CIVIL STRUCTURES

ABSTRACT

This paper presents the development of two models that emulate the inverse dynamic of a magnetorheological damper, these models estimate the required voltage to produce the force determined by some linear control strategy. The first inverse model has been implemented using a multilayer perceptron neural network trained under the Levenberg-Marquardt's algorithm, and the second model is based on a fuzzy identification strategy, it consists in a first order Takagi-Sugeno model whose rules are created by the fuzzy C-Means clustering method. Finally, and as validation, it evaluates the behavior of these models to reduce the seismic response of a three degrees of freedom building using a linear quadratic regulator. In the conclusions is discussed how successful results incorporate these models in a linear control loop

Keywords: Structural control, Magnetorheological Damper, Neural Identification, Fuzzy Identification.

1. INTRODUCCIÓN

El concepto de control estructural en aplicaciones de ingeniería civil fue concebido a principio de los años 70. Desde entonces, se han realizado importantes investigaciones destinadas a explotar los potenciales beneficios generados por los sistemas de control en la protección de estructuras sometidas a

fuerzas sollicitaciones (vientos, oleajes, terremotos y otros fenómenos), que representan una amenaza debido a las incalculables pérdidas humanas y económicas que estos fenómenos podrían ocasionar.

La disipación de energía es una estrategia de diseño sismorresistente que se fundamenta en la transformación de la energía cinética en algún otro tipo de energía que no cause daños significativos en la estructura. Un mecanismo de disipación, comúnmente utilizado, consiste en la incorporación de dispositivos amortiguadores de fluido viscoso a lo largo de toda la estructura. Su presencia permite atenuar la dinámica de la estructura manteniendo los valores de desplazamientos y velocidades en rangos aceptables. Sin embargo, las propiedades de estos fluidos son constantes, y por ende, también su coeficiente de amortiguamiento, conformando entonces un sistema de control pasivo para la estructura.

Con el advenimiento de los llamados “fluidos inteligentes”, los amortiguadores magneto-reológicos (MR) han constituido una alternativa para lograr mecanismos de control de disipación de energía. Estos dispositivos pueden cambiar sus propiedades mediante un estímulo magnético, lo cual se aprovecha para suministrar una rápida respuesta en el control de vibraciones. Los amortiguadores MR contienen internamente un fluido de viscosidad controlable, compuesto por pequeñas partículas de material paramagnético suspendidas en un líquido que puede ser agua, aceite mineral o sintético, y que puede cambiar drásticamente su comportamiento reológico cuando se somete a un campo magnético de bajo nivel energético.

El amortiguador MR, al igual que la mayoría de los dispositivos utilizados en el control estructural semi-activo, posee un comportamiento altamente no lineal. El desarrollo de un modelo inverso que permita predecir el voltaje a aplicar para poder generar la fuerza de control requerida, puede ser una alternativa a las estrategias clásicas de control no lineal. Sin embargo, solucionar el sistema de ecuaciones diferenciales que describen la dinámica del amortiguador no es sencillo, o el tiempo para predecir el voltaje requerido es grande, lo cual hace más complejo y dificulta el diseño del controlador [16].

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar el modelo inverso de un amortiguador magneto-reológico que permita controlar la fuerza aplicada sobre una estructura de 3 grados de libertad expuesta a diferentes perturbaciones sísmicas (California 1940, Takochi-oki 1968 y Kobe 1995). Además, se implementa un modelo matemático, desarrollado en Matlab [13], que emula el comportamiento dinámico tanto de la estructura como del amortiguador MR, para así poder cuantificar los efectos producidos por la incorporación del mismo en la dinámica de la estructura. También se desarrolla una simple estrategia de control, basada en la realimentación de estado, a fin de ilustrar como la incorporación de un modelo inverso dentro del lazo de control permite aplicar técnicas de control lineal. Las respuestas de la estructura ante los sismos mencionados anteriormente se obtienen haciendo uso de la herramienta SIMULINK contenida en el paquete de programación Matlab.

2. ESTRATEGIA DE CONTROL

Al momento de diseñar una estrategia de control para operar con un dispositivo semi-activo, en este caso representado por el amortiguador magneto-reológico, hay que tener en cuenta que estos sistemas son altamente no lineales y requieren algoritmos no lineales apropiados que pueden aprovechar al máximo las características de los dispositivos actuadores. Varios algoritmos han sido propuestos en los últimos años para el control de sistemas semi-activos, tales como: el control basado en la teoría de estabilidad de Lyapunov [11], el control Bang-bang [14], la fricción homogénea modulada [7] y el control óptimo conmutado[5]. Sin embargo, con la intención de poder utilizar cualquier algoritmo de control lineal en la implementación de técnicas semi-activas para el control estructural, se construye un modelo inverso que guarde la relación entre la fuerza que se desea aplicar y el nivel de tensión necesario para generar esa fuerza por parte del amortiguador.

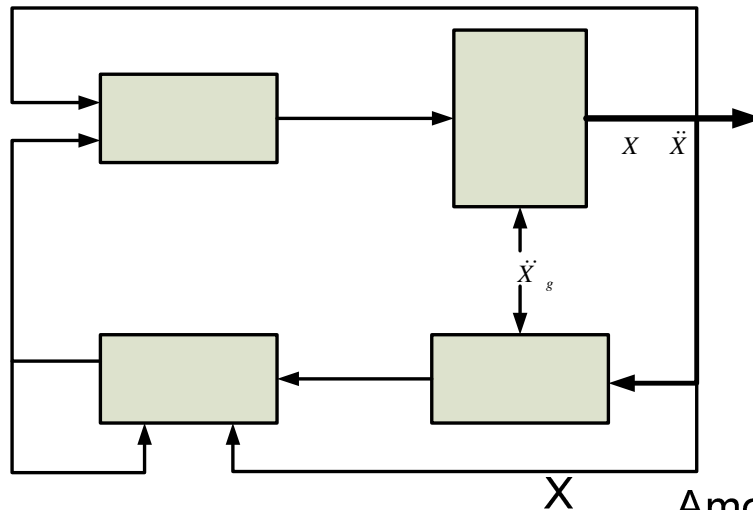


Figura 1. Estrategia de control.

Amortiguador

Magneto-reológico

Fa

El diagrama de bloques de la figura 1 ilustra la estrategia de control aquí propuesta, la cual tiene como meta mantener los valores de aceleración, velocidad y desplazamiento de cada piso lo más pequeño posible. El diagrama está formado por cuatro (4) bloques: el primero de ellos corresponde a un modelo fenomenológico de un amortiguador MR que fue desarrollado por Spencer [17], este modelo predice la fuerza de amortiguamiento (f_a) producida por el amortiguador dadas las entradas desplazamiento (x) y voltaje (v); el segundo bloque representa a un modelo lineal e invariante en el tiempo que emula el comportamiento de un edificio de tres plantas en presencia de una solicitación sísmica (\ddot{x}_g); el tercer bloque es el controlador, el cual define la fuerza de control deseada (f_d) que se debe aplicar a la estructura para mitigar la respuesta propia de la excitación sísmica, no existe restricción alguna en cuanto al algoritmo de control que debe ser utilizado para calcular la fuerza deseada; finalmente, el cuarto bloque es un modelo de la dinámica inversa del amortiguador, el cual permitirá predecir qué voltaje es necesario aplicar para que éste actúe sobre la estructura con una fuerza aproximadamente igual a la fuerza exigida por el controlador.

3. MODELO DE LA ESTRUCTURA

El modelo más utilizado para describir el comportamiento que tiene una edificación frente a una solicitación corresponde al denominado “edificio de corte”. En este modelo se considera que la masa total del sistema se concentra en las losas, que se consideran infinitamente rígidas en su plano y las columnas sólo aportan rigidez, pero no masa. Se admite que las rotaciones en el tope de las columnas son nulas y que su deformación axial es despreciable. De esta forma el sistema queda definido por un grado de libertad por planta, asociado a la traslación horizontal respecto a la base del edificio. Además, se incluyen las fuerzas de amortiguamiento asociadas a la disipación de energía que se produce durante la vibración del sistema. Esto se realiza habitualmente mediante la definición de las fuerzas de amortiguamiento viscoso, lo que equivale a admitir que existe un mecanismo de disipación de energía homogénea en toda la estructura. En la figura 2 se ilustra el modelo de la estructura de tres grados de libertad que se estará considerando en esta publicación.

Modelo Inverso

Fd

Una representación en diagrama de bloque de la estructura incluye un total de dos entradas y seis salidas. Las dos entradas a la estructura son: la aceleración del terreno (\ddot{x}_g) y la fuerza de control aplicada sobre la primera planta (f_a). En este caso se ha dispuesto de un único amortiguador que aplicará una fuerza de control sobre la primera planta. Mientras que las seis salidas son los valores de desplazamiento y aceleración absoluta medidos en cada uno de los pisos.

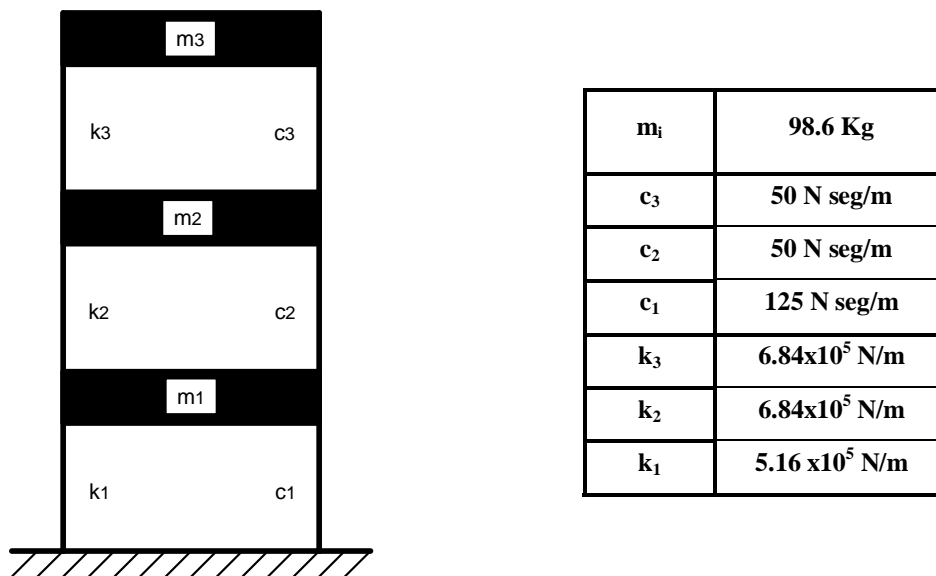


Figura 2. Modelo de la estructura.

Si se emplea una representación en espacio de estados, la ecuación puede ser escrita como:

$$\begin{aligned} \dot{z} &= Az + Bf_a + E\ddot{x}_g \\ y &= Cz + Df_a \end{aligned} \quad (1)$$

donde $z = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dot{x}_1 \ \dot{x}_2 \ \dot{x}_3]^T$ es el vector de estado, \ddot{x}_g la aceleración en la base, f_a la fuerza de control aplicada, $y = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dot{x}_1 \ \dot{x}_2 \ \dot{x}_3]^T$ es el vector de salidas medidas. Además, x_i es el desplazamiento del i -ésimo piso relativo a la base, \dot{x}_i es la velocidad del i -ésimo piso relativa a la base, \ddot{x}_i es la aceleración absoluta del i -ésimo piso y las matrices A, B, C, D y E tienen las dimensiones apropiadas y poseen la siguiente forma:

$$A = \begin{bmatrix} 0 & & & I \\ -M_s^{-1}K_s & & & -M_s^{-1}C_s \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0 \\ M_s^{-1}\Lambda \end{bmatrix} \quad E = \begin{bmatrix} 0 \\ -\Gamma \end{bmatrix} \quad C = \begin{bmatrix} I & 0 \\ -M_s^{-1}K_s & -M_s^{-1}C_s \end{bmatrix} \quad D = \begin{bmatrix} 0 \\ M_s^{-1}\Lambda \end{bmatrix} \quad (2)$$

Donde la matriz de masa M_s , de rigidez K_s , de amortiguamiento C_s y el resto de vectores del sistema de ecuaciones en espacio de estado quedan definidos como:

$$M_s = \begin{bmatrix} m_1 & 0 & 0 \\ 0 & m_2 & 0 \\ 0 & 0 & m_3 \end{bmatrix} \quad K_s = \begin{bmatrix} k_1 + k_2 & -k_2 & 0 \\ -k_2 & k_2 + k_3 & -k_3 \\ 0 & -k_3 & k_3 \end{bmatrix} \quad C_s = \begin{bmatrix} c_1 + c_2 & -c_2 & 0 \\ -c_2 & c_2 + c_3 & -c_3 \\ 0 & -c_3 & c_3 \end{bmatrix} \quad \Gamma = \begin{bmatrix} -1 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad \Lambda = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

4. AMORTIGUADOR MAGNETO-REOLÓGICO

Los materiales cuyas propiedades reológicas pueden ser variadas mediante la aplicación de campos magnéticos son los denominados materiales magneto-reológicos. En general, un material magneto-reológico se compone de partículas micrométricas magnéticamente permeables suspendidas en un medio no magnético. Bajo un estímulo magnético se produce una polarización inducida sobre las partículas suspendidas, de manera que se crean estructuras con forma de cadena debido a la interacción

entre los diferentes dipolos inducidos. Estas estructuras restringen la movilidad del fluido, consecuentemente se incrementa la viscosidad y se desarrolla una resistencia en la suspensión. Cuanto mayor sea el campo magnético aplicado mayor será la energía mecánica necesaria para romper dichas estructuras, es decir, se genera una viscosidad dependiente del campo [12].

Los amortiguadores magneto-reológicos son dispositivos que utilizan estos fluidos inteligentes, los mismos constan de un cilindro cerrado que contiene el fluido y una barra conectada a la cabeza del pistón con agujeros pequeños en ella. El pistón puede moverse de un lado al otro del cilindro, al hacer esto, el fluido se fuerza para atravesar los agujeros en la cabeza de pistón que causa la fricción (figura 3). Entonces, al poder controlar la viscosidad del fluido se puede tener un dispositivo disipador de energía controlable con un pequeño estímulo magnético [8].

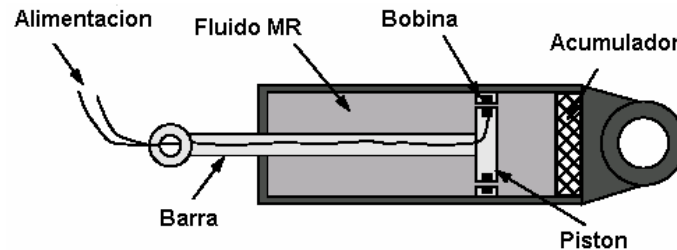


Figura 3. Amortiguador Magneto-reológico.

Muchos investigadores, tales como: Spencer y otros [17]; Carlson y Spencer [2]; Dyke y otros [5]; y Kamath y Spencer [9], han estudiado las propiedades mecánicas de los amortiguadores magneto-reológicos. Dyke [4], desarrolló un modelo mecánicamente simple del amortiguador MR que reproduce con bastante exactitud el comportamiento dinámico para un amplio rango de entradas. La fuerza generada por este modelo está dada por:

$$f = \alpha z + c_0(\dot{x} - \dot{y}) + k_0(x - y) + k_1(x - x_0) \quad (4)$$

donde x es el desplazamiento, f es la fuerza generada por el amortiguador, y un pseudo-desplazamiento interno del amortiguador, y z representa el comportamiento histerético del modelo (figura 4) expresada por:

$$\dot{z} = -\gamma|\dot{x} - \dot{y}|z|z|^{n-1} - \beta(\dot{x} - \dot{y})|z|^n + A(\dot{x} - \dot{y}) \quad (5)$$

$$\dot{y} = \frac{1}{(c_0 + c_1)}[\alpha z + c_0\dot{x} + k_0(x - y)] \quad (6)$$

Los parámetros del modelo dependen del manejador de corriente (u) de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \alpha(u) &= \alpha_a + \alpha_b u \\ c_1(u) &= c_{1a} + c_{1b} u \\ c_0(u) &= c_{0a} + c_{0b} u \end{aligned} \quad (7)$$

donde u representa la salida de un filtro de primer orden:

$$\dot{u} = -\eta(u - v) \quad (8)$$

y v es el voltaje de alimentación del manejador de corriente. El manejador de corriente es un convertidor tensión-corriente (V-I) necesario para alimentar al amortiguador. Los parámetros γ , β , α y A , son ajustables en función a la característica no lineal del dispositivo. Además, k_0 y c_0 representa la rigidez y el amortiguamiento respectivamente cuando el amortiguador está operando en velocidades altas, y por su parte, k_1 representa la rigidez y c_1 el amortiguamiento del acumulador.

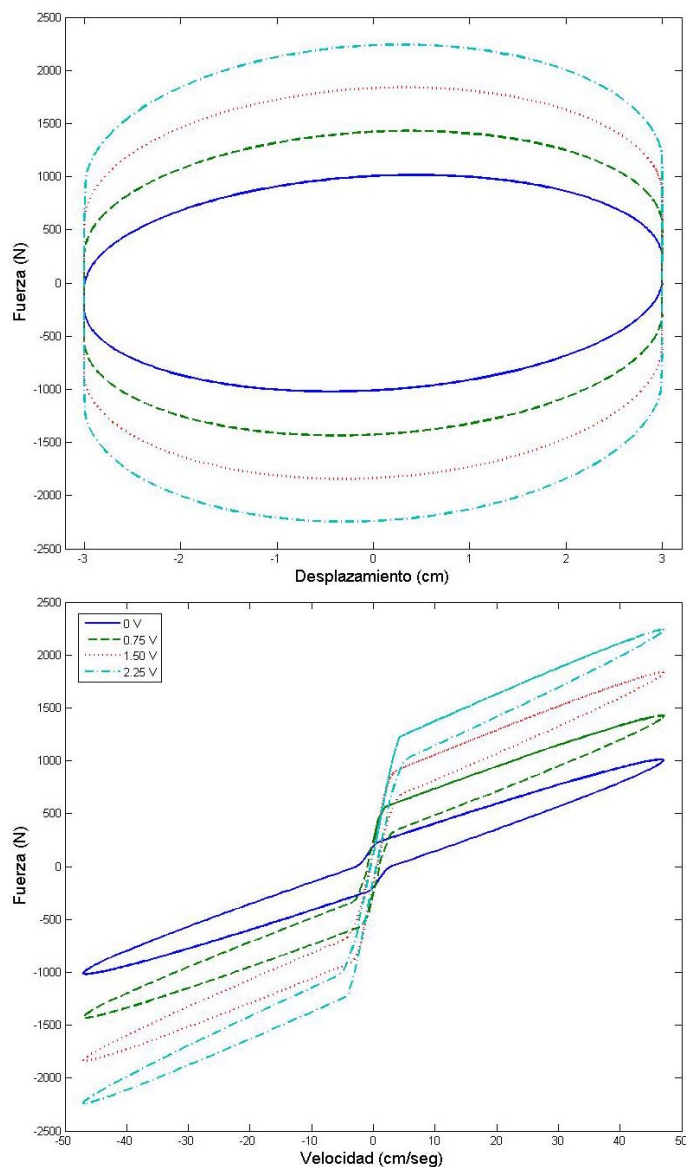


Figura 4. Dinámica del amortiguador magneto-reológico.

5. CONTROL INVERSO DIRECTO

Para el desarrollo de un esquema de control inverso directo es necesario construir un sistema que emule el comportamiento inverso del amortiguador. Este modelo matemático debe ser capaz de predecir el voltaje que se debe aplicar sobre el amortiguador para generar la fuerza deseada. El principio básico de esta técnica de control puede ser detallado de la siguiente manera:

Si se considera que el amortiguador puede ser descrito como:

$$f(t+1) = g(f(t), \dots, f(t-n+1), x(t), \dots, x(t-m_x), v(t), \dots, v(t-m_v)) \quad (9)$$

Entonces se puede crear un sistema que pueda generar el proceso inverso:

$$\hat{v}(t) = \hat{g}^{-1}(f(t+1), f(t), \dots, f(t-n_f+1), x(t-1), \dots, x(t-m_x), v(t), \dots, v(t-m_v)) \quad (10)$$

Si se asume que tal modelo se ha obtenido de alguna manera, éste puede ser utilizado para controlar al amortiguador substituyendo la salida $f(t+1)$ por la salida deseada $f_d(t+1)$. Si el modelo inverso es exacto, la entrada del control $\hat{v}(t)$ conducirá la salida de sistema en el tiempo $t+1$ a $f_d(t+1)$. El principio se ilustra en la figura 5.

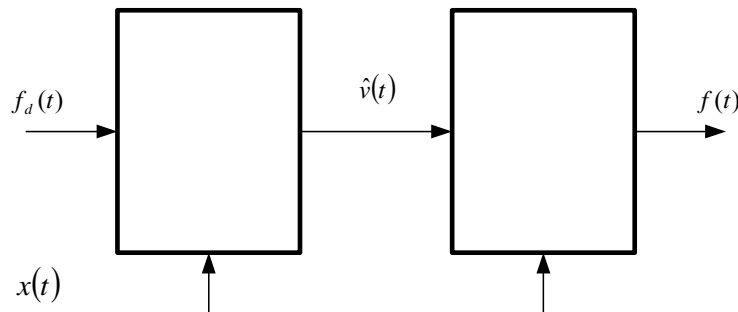


Figura 5. Control inverso directo.

En este esquema de control, se ubica un modelo inverso del amortiguador en cascada con este, así, las no linealidades existentes en el mismo se ven compensadas por las del modelo inverso. El resultado será un sistema equivalente a un bloque de ganancia unitaria. La fuerza ejercida por el amortiguador será equivalente a la que tenga como entrada el modelo inverso.

6. MODELO INVERSO NEURONAL

Como se mencionó anteriormente, Dyke y Spencer [4] desarrollaron un modelo del amortiguador MR que reproduce con bastante exactitud el comportamiento dinámico para un amplio rango de entradas. Este modelo, representado por el conjunto de ecuaciones mostradas anteriormente (4-8), indican que la fuerza generada por un amortiguador depende fundamentalmente de dos variables: el desplazamiento del pistón (x) y el voltaje aplicado (v). Así mismo, modelos desarrollados para emular el comportamiento de este tipo de amortiguadores a través de redes neuronales utilizan dos pasos de retardo de desplazamiento, voltaje y la fuerza actual del amortiguador, para estimar la fuerza producida [3]. Atendiendo a estas investigaciones, pareciese posible utilizar las redes neuronales para construir un modelo que represente la dinámica inversa de este amortiguador. Dicho modelo tendrá como salida el voltaje estimado requerido en función del desplazamiento del pistón, la fuerza generada y valores anteriores de voltaje.

La construcción del modelo que emule la dinámica inversa del amortiguador MR puede ser tratado como un problema de identificación de sistemas no lineales. El proceso básico de identificación

normalmente incluye cuatro pasos: (1) coleccionar un conjunto de datos que describan como el sistema se comporta dentro de su rango de operación; (2) seleccionar la estructura de la red, lo cual incluye determinar el número de entradas, salidas, capas intermedias, función de excitación, etc; (3) entrenar la red; y (4) validar la red entrenada.

A partir del modelo fenomenológico del amortiguador se obtuvo el conjunto de datos que se utilizará para el entrenamiento de la red neuronal. Para ello se generan dos señales de ruido blanco gaussiano de banda limitada, entre 0 y 15 Hz que fungirá como la entrada desplazamiento y voltaje respectivamente (figura 6). Estas señales son muestreadas a una tasa de 1000 Hz durante 3 segundos al igual que la salida que estas ocasionan, para formar de esta manera un conjunto de 3000 muestras por variable medida.

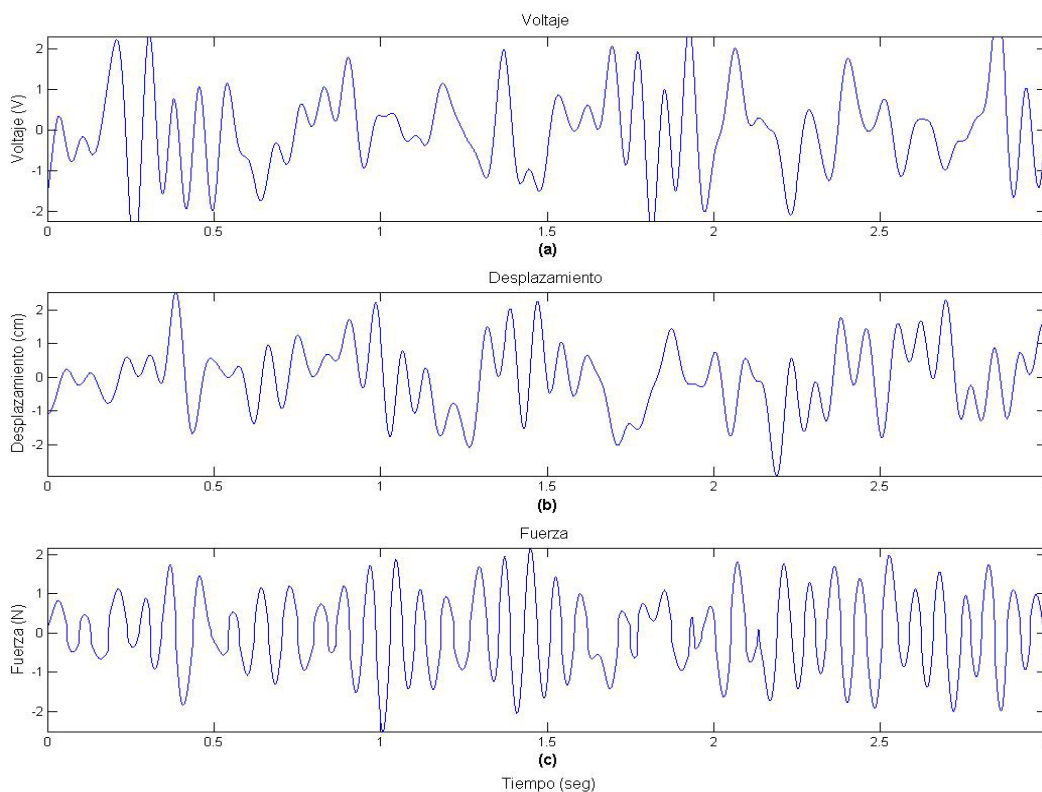


Figura 6. Data de entrenamiento obtenida del modelo matemático del amortiguador
a) Voltaje de entrada (V), b) Desplazamiento de entrada (cm) y c) Fuerza de salida (N).

Dada la sencillez, fácil implementación y sobre todo la buena capacidad para modelar sistemas dinámicos, el modelo se desarrolla basándose en el perceptrón multicapa de una sola capa escondida. El modelo de la red neuronal tiene una capa intermedia que contiene 20 neuronas, todas con una función de excitación tipo tangente hiperbólica, y una única neurona de salida con función de excitación lineal (figura 7). El número de neuronas ha sido elegido de forma experimental tras evaluar diferentes configuraciones y realizar un proceso de poda de las conexiones sinápticas de una red de un tamaño considerablemente mayor (inicialmente 50 neuronas). La red neuronal estima el voltaje que fue aplicado al amortiguador en el tiempo t en función a la fuerza generada y el desplazamiento del pistón no solo en el instante t sino en instantes anteriores. La salida de la red queda representada por la siguiente ecuación:

$$\hat{v}(t) = g(\varphi, \theta) \quad (11)$$

Donde $\hat{v}(t)$ es el voltaje estimado en el tiempo t ; θ es el vector de pesos que serán determinados en el proceso de entrenamiento; y φ es el vector regresor de entrada el cual puede ser escrito de la siguiente forma:

$$\varphi(t) = [\hat{v}(t-1), \dots, \hat{v}(t-n_v), x(t), \dots, x(t-n_x+1), f(t), \dots, f(t-n_f+1)] \quad (12)$$

Donde $n_v = 1$, $n_x = 5$ y $n_f = 4$, fueron determinados experimentalmente, y representan el número de muestras en instantes anteriores tomados de la señal de voltaje estimado, desplazamiento y fuerza respectivamente. Algunos de los elementos del vector regresor son las predicciones de últimas salidas y por lo tanto establece un lazo de realimentación. Un modelo neuronal con realimentación se refiere generalmente como red recurrente. Puede ser que este tipo de modelo sea estable cuando está funcionando en algunos regímenes mientras que es inestable en otros.

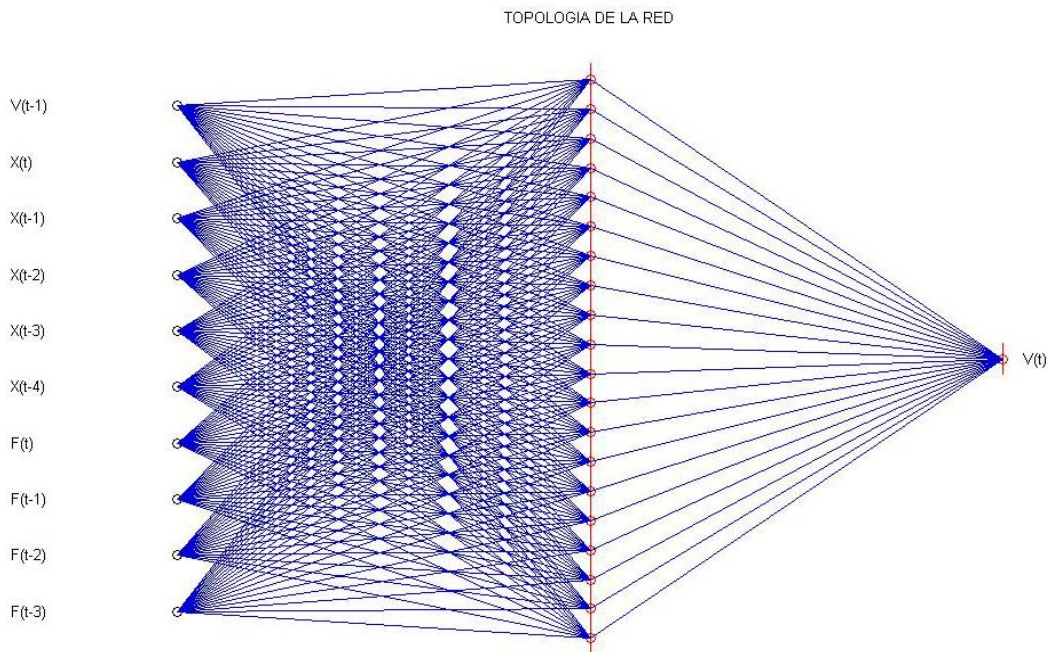


Figura 7. Topología de la red tipo perceptrón multicapa.

El paso siguiente es la estimación de parámetros, este paso se reduce básicamente a la determinación de los pesos en las conexiones sinápticas de la red a fin de minimizar el error cuadrático promedio:

$$J(\theta, Z^N) = \frac{1}{2N} \sum_{t=1}^N [v(t) - v(t/\theta)]^2 \quad (13)$$

Para ello se aplica el algoritmo de Levenberg-Marquardt por ser este un método de entrenamiento robusto y de rápida convergencia [15]. Se considera un máximo de 300 iteraciones, con un incremento mínimo de gradiente de 1×10^{-10} y un lambda inicial $\lambda=1$. De donde se obtiene un modelo, que provee predicciones que son de algún modo cercanas a las salidas del sistema, con un error cuadrático medio de $J = 4,22 \times 10^{-4}$.

Una vez que ha terminado el proceso de entrenamiento y los pesos de la red neuronal han sido calculados, es importante comprobar la calidad del modelo resultante. En la figura 8a se ilustra el voltaje tomado como entrada del amortiguador (línea azul) y el voltaje predicho por la red (línea roja). Las primeras 3000 muestras de esta gráfica corresponden al conjunto de datos que se utilizan para el entrenamiento, en tanto las restantes 3000 muestras son nuevos datos obtenidos que permiten validar la calidad del entrenamiento. Una medida de la calidad puede darse en términos de los errores entre los valores de salida deseados y los obtenidos por la red neuronal, en la figura 8b se puede apreciar esto, y la suma del error cuadrático medio para la data de validación es $4,3 \times 10^{-4}$. Efectivamente, se puede ver que en general el voltaje predicho sigue razonablemente bien el voltaje de entrada.

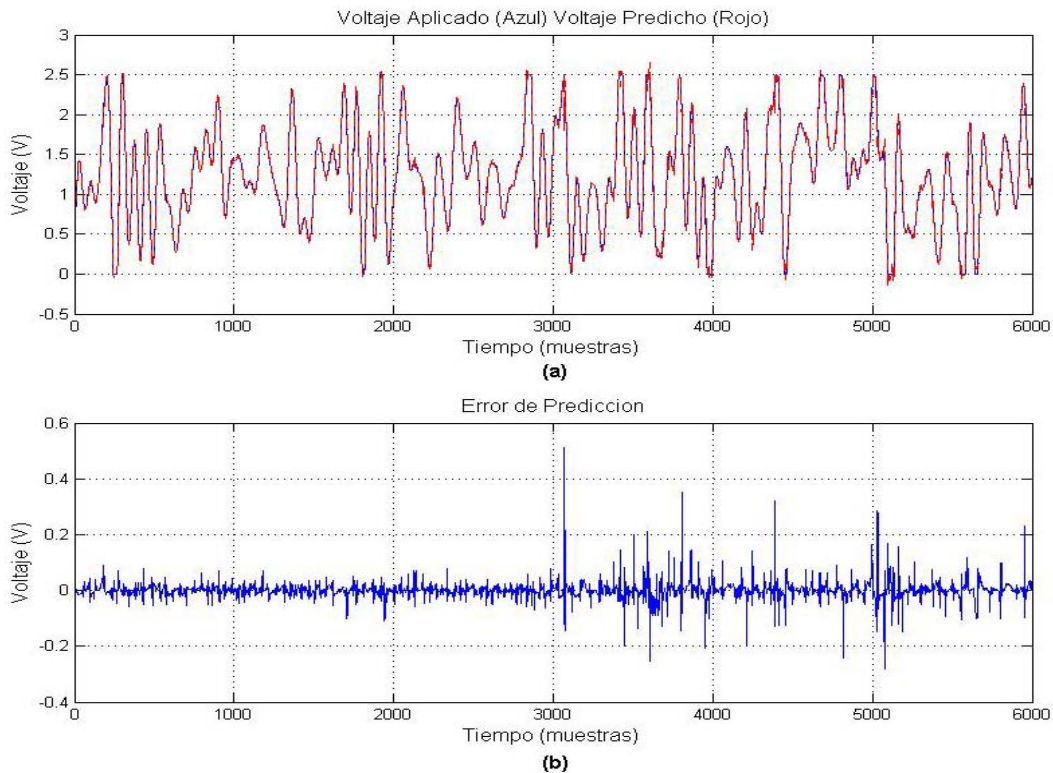


Figura 8. Entrenamiento y Validación de la red:
(a) Voltaje aplicado y Voltaje Predicho (b) Error de predicción.

La implementación de esta red, se logró gracias a la versión 2.2 del conjunto de instrucciones del “Neural Network Based System Identification Toolbox” promocionado por el Departamento de Automatización de la Universidad Técnica de Dinamarca [15], en él se encuentran los algoritmos de entrenamiento, y mediante funciones especiales se pueden configurar las extensiones no lineales de las estructuras para la identificación del sistema.

7. MODELO INVERSO DIFUSO

Partiendo de la necesidad de realizar la identificación de un sistema no lineal se plantea la creación de un modelo inverso difuso del amortiguador MR, en este caso el procedimiento para la creación de dicho modelo consta de los siguientes pasos: (1) Obtención de un conjunto de datos que describa apropiadamente el sistema; (2) Determinación de las características del modelo difuso, entre

ellas, tipo de modelo, número de reglas, forma de las funciones de membresía, etc; (3) Entrenamiento del sistema difuso para la obtención de los parámetros del modelo; (4) Validación del modelo creado.

Las entradas para el modelo inverso difuso serán la velocidad (\dot{x}) y la fuerza deseada (f_d), el conjunto de datos utilizados para el entrenamiento son tomados a partir de la data generada para el entrenamiento del modelo neuronal y mostrada en la figura 6. Así, para generar la señal de voltaje estimada se requerirán los valores actuales de velocidad y fuerza deseada. La salida del modelo se podrá escribir como:

$$\hat{v}(t) = g(\dot{x}(t), f_d(t), \theta) \quad (14)$$

Donde $\hat{v}(t)$ es el voltaje estimado en el tiempo t , y θ es el conjunto de parámetros del sistema difuso a ser determinado.

Debido a la reducción de complejidad, número de reglas, que los modelos del tipo TakagiSugeno [18] (TS) generan [10], se decidió trabajar con un modelo de este tipo, de orden 1, determinándose que 10 reglas son suficientes para crear un modelo que represente al sistema. Asimismo, se utilizó el algoritmo de agrupamiento difuso (Fuzzy C-Means) [1] para la creación de los antecedentes del conjunto de reglas difusas. La obtención de los parámetros de las consecuencias se realizó a través de mínimos cuadrados.

El método Fuzzy C-Means permite determinar conjuntos difusos, los que a su vez están relacionados con términos lingüísticos, a partir de similitudes en la data de entrada, definiendo los centros de estos conjuntos. A partir de estos centros, se define el grado de membresía de un punto dentro de un conjunto, como una relación de la distancia a su centro. En general, la función de membresía de un conjunto queda dada como:

$$\mu_i(a) = \frac{\sum_{j=1}^N \|a - c_j\|^m}{\|a - c_i\|^m} \quad (15)$$

Donde $\mu_i(a)$ es el grado de membresía del punto a en el conjunto i , c_i es el centro del i -ésimo conjunto, N es el número de conjuntos y m es un factor mayor a uno.

Un sistema difuso TS de orden uno, cuyos antecedentes se obtienen con el uso del método Fuzzy C-Means, tendría el siguiente conjunto de reglas:

$$\text{Si el punto } \{\dot{x}, f_d\} \text{ pertenece al conjunto "i", entonces } \hat{v} = g_i(\dot{x}, f_d) \quad (16)$$

Donde g_i es la función correspondiente a la i -ésima regla y tiene la forma:

$$g_i(\dot{x}, f_d) = A_{i,2}\dot{x} + A_{i,1}f_d + A_{i,0} \quad (17)$$

Donde $A_{i,j}$ son constantes a ser determinadas.

En la creación de los antecedentes de las reglas sólo se utilizó la fuerza deseada como entrada, ya que se determinó que la inclusión de la velocidad en los mismos no mostraba mayor influencia en el resultado final. En la figura 9 se muestran las funciones de membresía obtenidas para las 10 reglas del sistema, una por cada conjunto difuso.

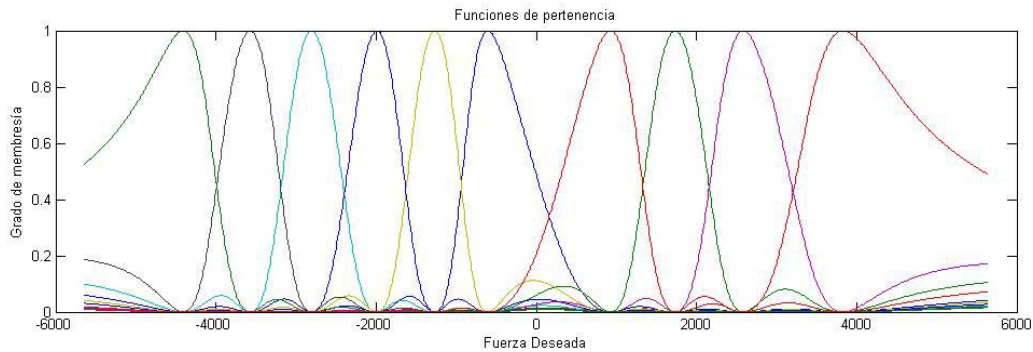


Figura 9. Funciones de membresía de la fuerza.

Una vez obtenidos los antecedentes de las reglas se procede a la creación de las consecuencias. En este caso, las consecuencias de las reglas toman la forma:

$$g_i(\dot{x}, f_d) = A_{i,2}\dot{x} + A_{i,1}f_d \quad (18)$$

Donde se ha hecho que $A_{i,0}$ sea igual a cero a fin de minimizar el consumo de energía del amortiguador para velocidades y fuerzas nulas. Para el resto de los parámetros $A_{i,j}$ se utilizó el método de mínimos cuadrados para minimizar la relación:

$$J = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M [v(i) - \hat{v}(i)]^2 \quad (19)$$

Donde M es el número de muestras tomadas para el entrenamiento (3000), y $v(i)$ y $\hat{v}(i)$ son los voltajes de validación y predicho respectivamente.

Finalmente, para este sistema se desarrolla un conjunto de reglas difusas que tienen la forma:

$$\text{Si } \{f_d\} \text{ pertenece al conjunto "i" entonces } \hat{v} = g_i(\dot{x}, f_d) \quad (20)$$

La salida del sistema está dada por:

$$\hat{v}(t) = \sum_{i=1}^{10} \mu_i(f_d(t)) g_i(\dot{x}(t), f_d(t)) \quad (21)$$

Donde $\mu_i(f_d(t))$ es la función de membresía de la entrada $f_d(t)$ en el i -ésimo conjunto difuso, calculada a través de (15).

Una vez realizado esto, se procedió a la validación del modelo difuso inverso con la misma data de validación utilizada en el modelo neuronal. En la figura 10 se muestran los resultados obtenidos, observándose la semejanza entre el voltaje de validación (Azul) y la salida del modelo difuso (rojo), adicionalmente se presenta la señal de error de predicción.

La implementación de este sistema fue llevada a cabo a través del toolbox de lógica difusa Versión 2.1.3 (R14) que se encuentra en el programa MATLAB 7.

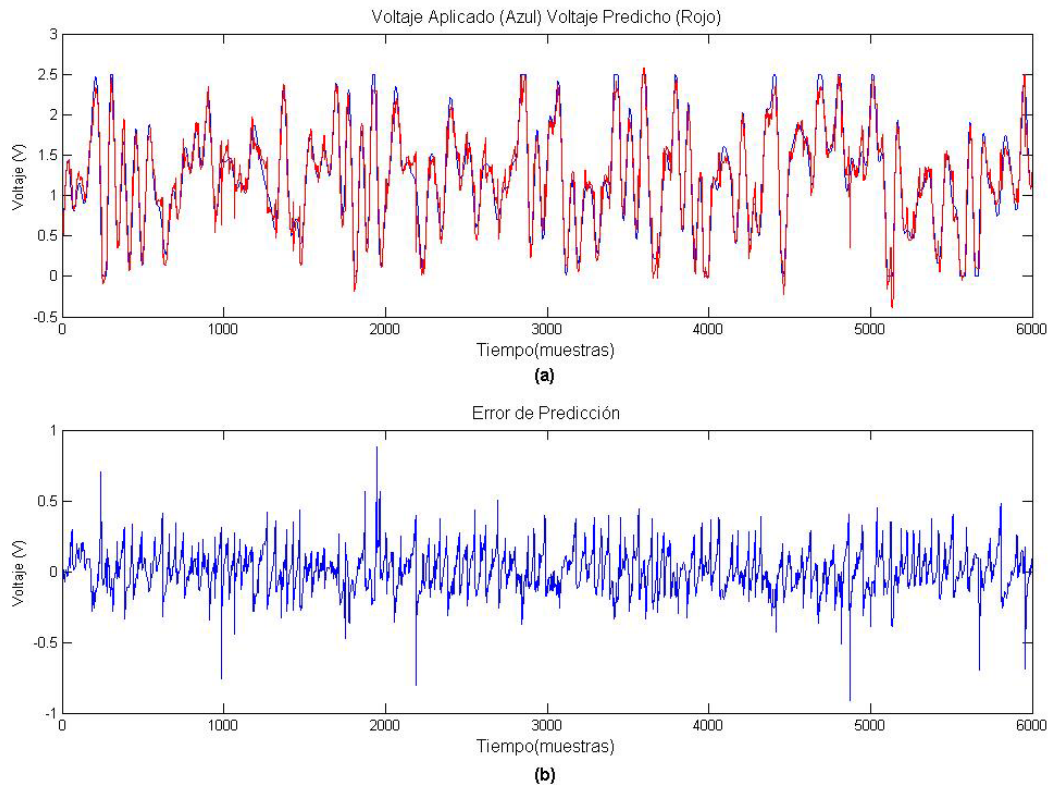


Figura 10. Entrenamiento y Validación del modelo difuso:
(a) Voltaje aplicado y Voltaje Predicho (b) Error de predicción.

8. CONTROL LQR PARA UN SISTEMA DE MDOF

El regulador cuadrático lineal (LQR) calcula la fuerza activa óptima que permita minimizar el siguiente índice de desempeño cuadrático en un horizonte infinito:

$$J = \int_0^{\infty} x^T Q x + r f_a^2 dt \quad (22)$$

Donde Q es una matriz hermítica o real simétrica, definida positiva (o semidefinida positiva), y r es un escalar, mayor que cero. Las matrices Q y r determinan la importancia relativa del error cuadrático integral y el deseo de que las magnitudes de las variables de control permanezcan dentro de límites físicos durante el intervalo de control. La minimización de la ecuación (22) para el sistema resulta en una fuerza de control f_d que es función únicamente del estado.

$$f_d = -\frac{1}{2} r^{-1} B^T P z = -K z \quad (23)$$

Donde K representa a una matriz de ganancia, y P es la solución en estado estacionario de la ecuación de Riccati:

$$-PA - A^T P + PBR^{-1}B^T P - Q = 0 \quad (24)$$

Dado que Housner [6] propone utilizar el concepto de energía como herramienta para determinar el comportamiento y la respuesta de una estructura ante cargas dinámicas. La matriz Q se ha considerado

en la ecuación (25) como un criterio práctico que permita reducir la energía de deformación elástica (por la presencia del factor K) y la energía cinética (por la presencia del factor M).

$$Q = \begin{bmatrix} K & 0 \\ 0 & M \end{bmatrix} \quad (25)$$

El valor r dependerá de las características propias de la estructura y del amortiguador utilizado, es por esto que la estimación de este parámetro se muestra en la siguiente sección.

9. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Para evaluar el comportamiento de la técnica de control semi-activa aquí planteada, se implemento un modelo desarrollado en Matlab que emula el comportamiento dinámico tanto de la estructura como del amortiguador MR. Este modelo, permite cuantificar los efectos producidos con la incorporación del amortiguador en la dinámica de la estructura cuando esta es expuesta a diferentes perturbaciones sísmicas.

Los parámetros de esta estructura de tres grados de libertad (figura 11) corresponden a un modelo a escala construido en la universidad de Notre Dame para estudios similares en el área de control estructural [4]. Las tres primeras frecuencias naturales de esta estructura son: 5,4, 15,8 y 23,6 Hz. Y fue excitada por una representación, también a escala, de la componente norte-sur de los terremoto de: *California*, acaecido el 18 de mayo de 1940, de magnitud 7.1 y cuya aceleración de tierra máxima fue 0.3495g; *Takochi-oki*, acaecido el 16 de mayo de 1968, de magnitud 7.9 y con aceleración de tierra máxima de 0.2294g; y con especial atención *Kobe*, acaecido 17 enero de 1995, de magnitud 7.2 y cuya aceleración de tierra máxima fue 0.8337g. Fueron considerados estas excitaciones sísmicas por lo destructivas que fueron para las estructuras construidas en estos lugares.

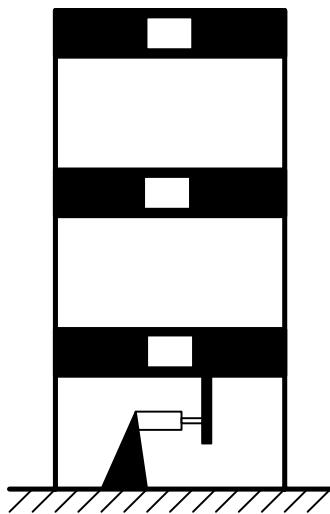


Figura 11. Modelo de la estructura con amortiguador.

Con el fin de estimar de forma experimental el valor de r que mejor se adapta a esta estructura, en la figura 12a y 12b se ilustran los picos máximos de desplazamiento y aceleración respectivamente en cada piso en función al valor de r para el terremoto de Kobe. Los resultados numéricos indican que la fuerza de control deseada f_d es mucho menor a la fuerza mínima que el amortiguador puede generar para el rango de r comprendido entre $10^{-3,9}$ y 10^2 . Por lo tanto, la aplicación de algún nivel de tensión sobre el amortiguador no conducirá a una mejora en relación al uso del amortiguador pasivo. Para r comprendida en el rango de $10^{-5,5}$ a $10^{-3,9}$ la fuerza generada por el amortiguador f_a se acerca mucho a la fuerza

deseada f_d . Finalmente, en el rango de valores comprendido entre 10^{-12} y $10^{-5.5}$ la f_d es mucho mayor a la fuerza máxima que el amortiguador puede generar si se aplica la máxima tensión.

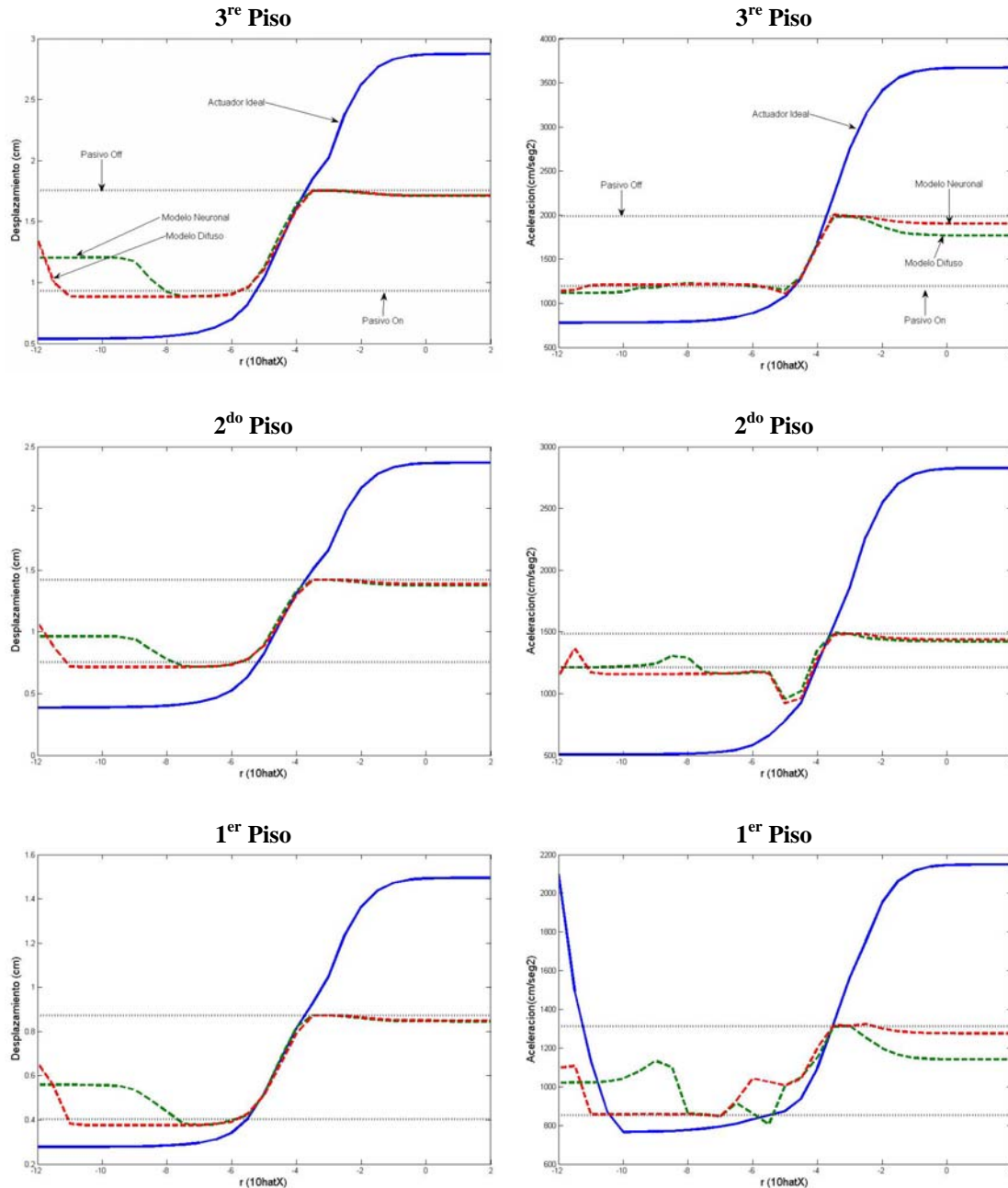


Figura 12a. Picos máximo de desplazamiento en función de r.

Figura 12b. Picos máximo de aceleración en función de r.

En base a un valor de $r = 1 \times 10^{-4.5}$, en las figuras 13 y 14 se ilustra el desplazamiento relativo y la aceleración absoluta de cada uno de los pisos de la estructura, como respuesta al terremoto de Kobe, con y sin el uso del amortiguador MR. En estas se puede apreciar que tanto el desplazamiento como la

aceleración absoluta son reducidas significativamente, en todos los pisos, con el uso del amortiguador MR. Incluso llegando a una reducción del máximo pico de desplazamiento en el orden del 56 % para el piso uno y una reducción máxima de aceleración en el orden del 55% para el mismo piso. Es importante considerar que resultados similares fueron obtenidos cuando fueron aplicadas las otras excitaciones sísmicas, lo cual queda reflejado en la Tabla 1.

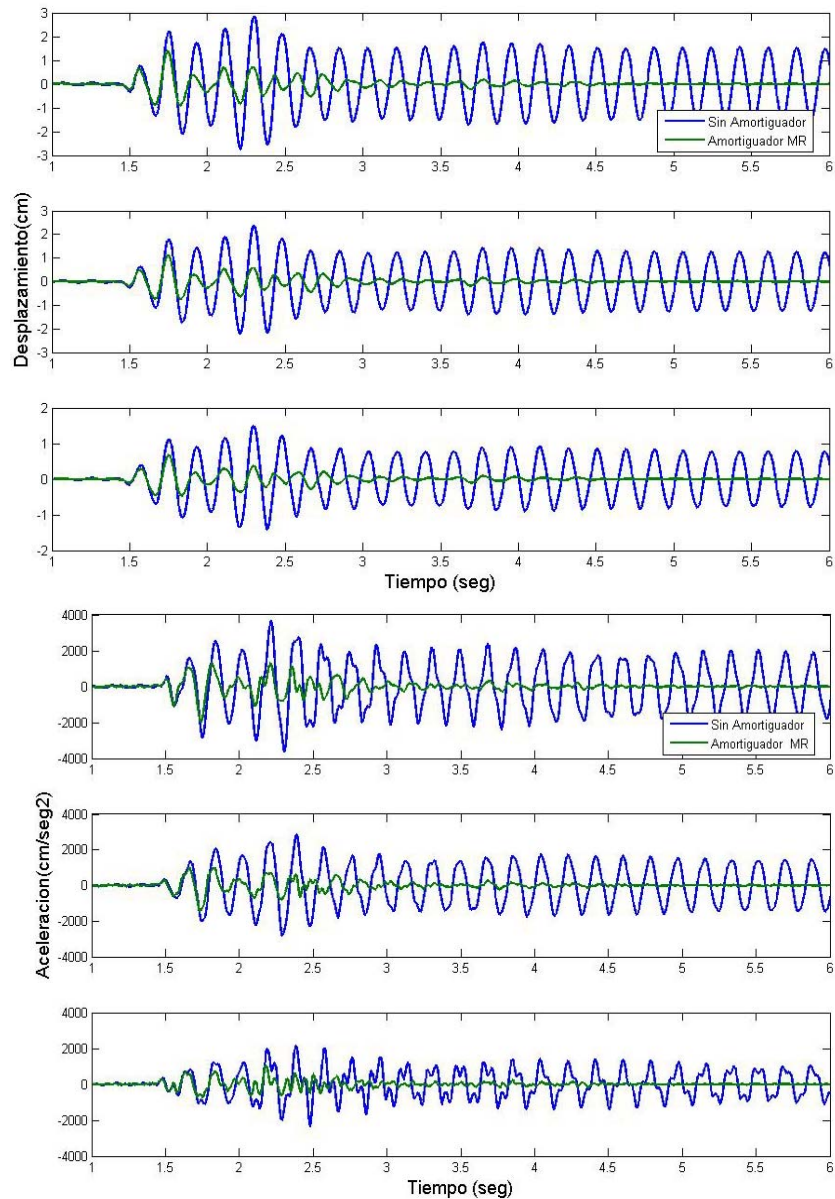


Figura 13. Desplazamiento y Aceleración en cada uno de los pisos considerando la presencia o no del amortiguador. Modelo Neuronal.

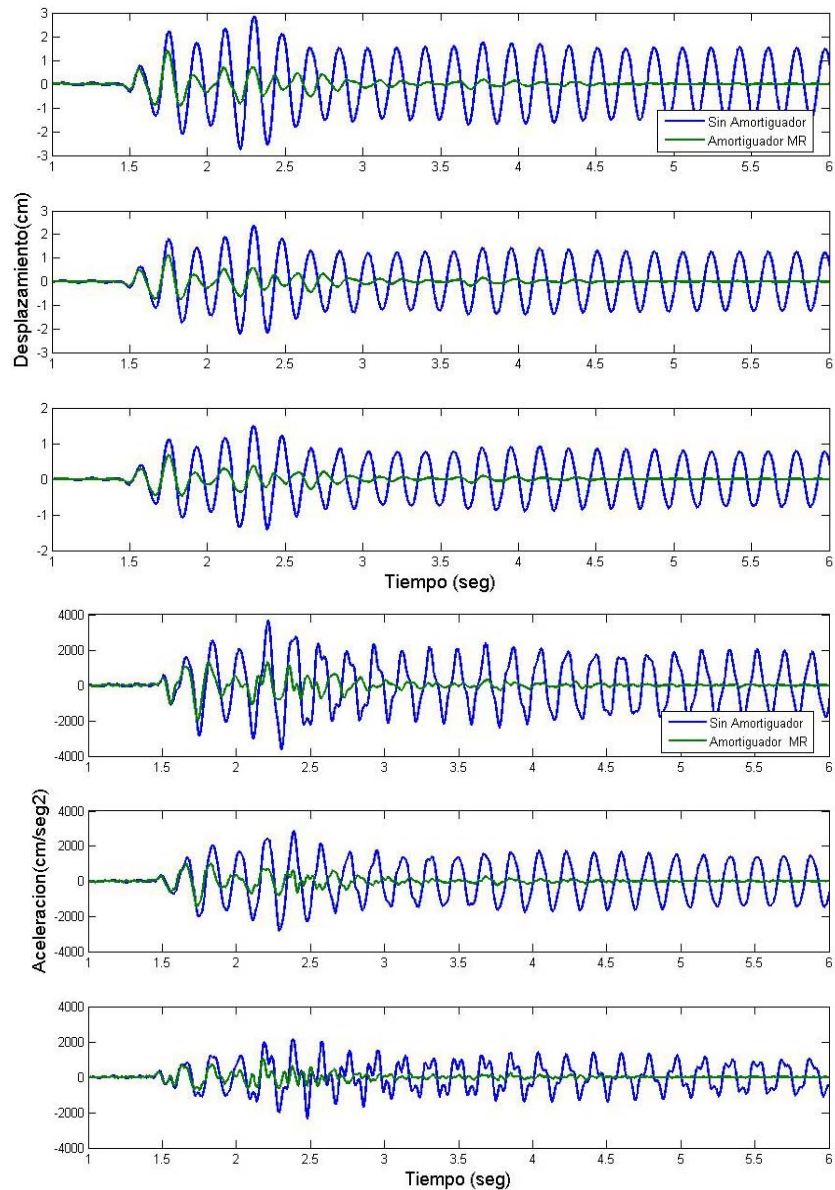


Figura 14. Desplazamiento y Aceleración en cada uno de los pisos considerando la presencia o no del amortiguador. Modelo Difuso.

Las figuras 15 y 16 muestran la señal de voltaje enviada al amortiguador y la fuerza producida por el amortiguador, como respuesta al terremoto de Kobe. La fuerza deseada, calculada gracias al algoritmo LQR, es también graficada a fin de poder apreciar el desempeño del modelo inverso del amortiguador. El error producto de la diferencia entre la fuerza deseada y la fuerza aplicada tiene un pico máximo de 388 N precisamente en el instante que se exige el mayor esfuerzo posible al amortiguador.

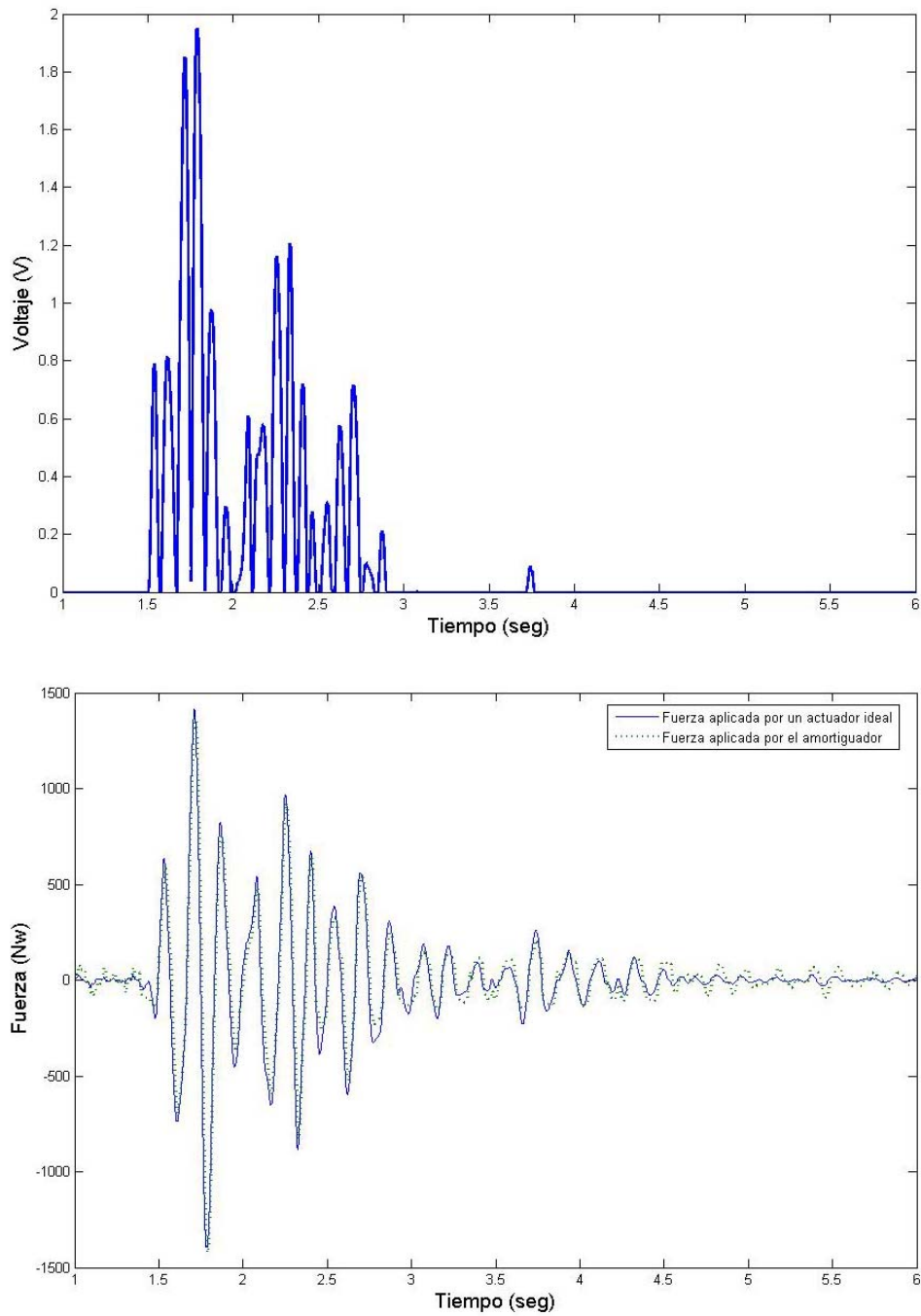


Figura 15. Comportamiento del sistema de control (Modelo Neuronal):
15a) Voltaje aplicado al amortiguado durante el sismo,
15b) Fuerza deseada por el control LQR y la fuerza aplicada por el amortiguador.

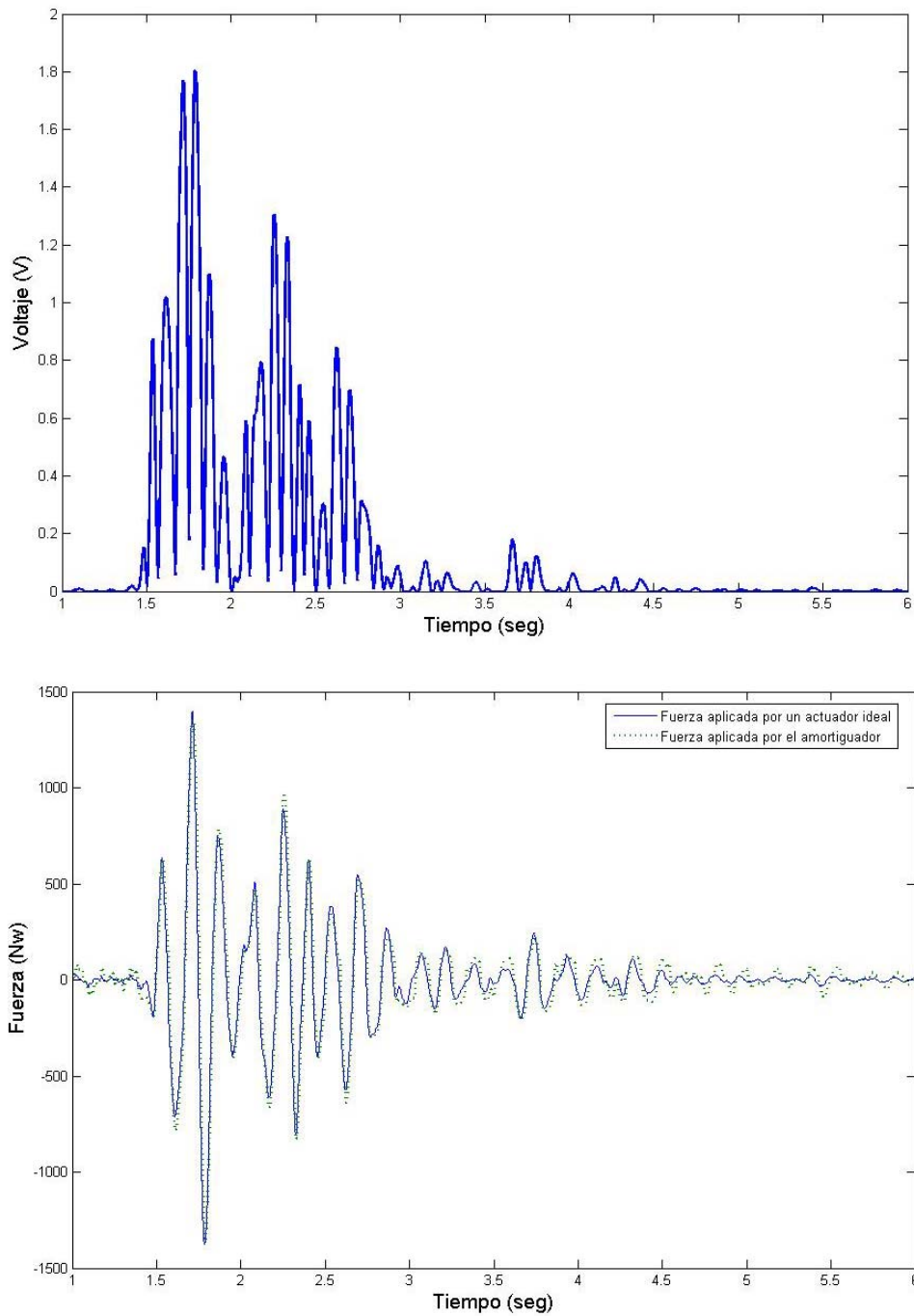


Figura 16. Comportamiento del sistema de control (Modelo Difuso):
16a) Voltaje aplicado al amortiguado durante el sismo,
16b) Fuerza deseada por el control LQR y la fuerza aplicada por el amortiguador.

La tabla 1 recoge el resultado de los máximos picos de desplazamiento (x); aceleración (\ddot{x}); fuerza (f_a); y la integral del cuadrado del voltaje aplicado (P), el cual es directamente proporcional a la potencia entregada por la alimentación del amortiguador; para todas y cada una de las excitaciones sísmicas en estudio.

Tabla 1. Resultados experimentales conseguidos gracias a la simulación.

	Sin Protección	Amortiguador Pasivo	Control Ideal	Control e Inverso Neuronal	Control e Inverso Difuso
California					
x_i (cm)	0,972	0,450	0,340	0,383	0,364
	0,835	0,357	0,278	0,316	0,299
	0,548	0,210	0,180	0,193	0,180
\ddot{x}_i (cm/seg ²)	1401,9	720,2	508,9	579,7	577,9
	1069,4	487,7	410,9	497,6	465,3
	877,8	424,4	372,6	448,3	472,6
f_{max} (N)	--	259,2	430,9	366,9	461,5
P (A ² seg)	--	0	--	0,0176	0,0395
Takochi-oki					
x_i (cm)	0,765	0,324	0,311	0,324	0,295
	0,645	0,249	0,238	0,248	0,225
	0,415	0,157	0,142	0,156	0,138
\ddot{x}_i (cm/seg ²)	902,4	546,7	513,7	547,9	520,2
	813,6	446,7	392,5	450,2	455,9
	822,2	348,0	292,0	338,0	318,3
f_{max} (N)	--	194,9	200,3	235,9	278,5
P(A ² seg)	--	0	--	5,57 E-4	0.0055
Kobe					
x_i (cm)	2,873	1,753	1,329	1,397	1,345
	2,369	1,421	1,074	1,119	1,085
	1,494	0,872	0,669	0,675	0,649
\ddot{x}_i (cm/seg ²)	3,671	2,315	1,805	1,961	1,816
	2,827	1,758	1,358	1,440	1,455
	2,353	1,314	0,939	1,046	1,041
f_{max} (N)	--	696,6	1435,5	1450,7	1384,8
P(A ² seg)	--	0	--	0,5289	0,6179

10. CONCLUSIONES

De los resultados obtenidos se desprenden las siguientes conclusiones:

- 1- Es posible obtener un modelo neuronal que emula la dinámica inversa de un amortiguador magneto-reológico, para ello se necesita conocer el desplazamiento del pistón, la fuerza que se desea generar y el voltaje aplicado anteriormente. Además, también es posible obtener un modelo difuso a partir únicamente de la velocidad del pistón y la fuerza deseada.
- 2- Estos modelos permiten compensar la no linealidad que caracteriza la dinámica de los amortiguadores magneto-reológicos. De igual forma, dichos modelos mostraron un comportamiento estable y funcional al momento de formar parte de un lazo de control bajo una estrategia lineal.
- 3- El primer modelo inverso permitió demostrar la buena capacidad para modelar sistemas dinámicos que tiene el perceptrón multicapas, que junto con el algoritmo de entrenamiento de Levenberg-Marquardt, garantizó una rápida convergencia (5,03 min en un P.C Pentium IV de 3 Ghz) y un pequeño error de predicción ($J = 4,22 \times 10^{-4}$).
- 4- A través del segundo esquema se mostró que gracias a un modelo Takagi-Sugeno de orden uno, con un pequeño conjunto de reglas obtenido a través del método de agrupamiento Fuzzy C-Means, se puede lograr la identificación de un sistema con un error de predicción aceptable.
- 5- La evaluación del comportamiento de estos modelos para reducción de la respuesta sísmica de un edificio de tres grados de libertad con el uso de un regulador cuadrático lineal demostró ser muy similar a la respuesta dada por un actuador ideal, bajo las mismas condiciones de estudio. Se obtuvo una significativa reducción en los picos máximo de desplazamiento (55 % de reducción) y de aceleración (56 % de reducción), los cuales resultaron siempre ser mejores a las máximas atenuaciones logrados por el control pasivo.
- 6- La eficacia del amortiguador MR en la reducción de las respuestas estructurales para una amplia gama de condiciones de carga se ha demostrado en una serie de simulaciones realizadas. En estas simulaciones el amortiguador MR se utiliza en conjunción con un control por modelo inverso y un control por realimentación de estados para atenuar la respuesta de una estructura de tres pisos. Y en ambos modelos (neuronal o difuso) se logra generar con el amortiguador la fuerza de control deseada con bastante exactitud. Esto permitió la reducción de los valores de desplazamiento y aceleración en todos y cada uno de los pisos que conforman la estructura.

11. REFERENCIAS

1. Bezdek, J. (1981), "Pattern Recognition with fuzzy objective function algorithms" Ed. plenum.
2. Carlson, J.D. and Spencer Jr. B.F. (1996a). "Magneto-Rheological Fluid Dampers for Semi-Active Seismic Control," Proc. of the 3rd Int. Conf. on Motion and Vibr. Control, Chiba, Japan, Vol. 3, pp. 35-40.
3. Chang, C.C., and Roschke, P. (1998). "Neural network modeling of a magnetoreological damper." J. Intell. Mater. Syst. Struct., 9, 755-764.
4. Dyke, S.J., Spencer Jr., B.F., Sain, M.K. and Carlson, J.D. (1996d). "Modeling and Control of Magnetorheological Dampers for Seismic Response Reduction," Smart Materials and Structures, Vol. 5, pp. 565-575.
5. Dyke, S.J., Spencer Jr., B.F., Sain, M.K., and Carlson, J.D. (1998). "An Experimental Study of MR Dampers for Seismic Protection," Smart Materials and Structures: Special Issue on Large Civil Structures, Vol. 7, pp. 693-703.

6. Housner, G. (1956). "Limit design of structures to resist earthquakes." Proceedings of World Conference on Earthquake Engineering, Earthquake Engineering Research Center, Berkeley, California. Vol 5, pp 1-13.
7. Inaudi, J.A. (1997). "Modulated Homogeneous Friction: A Semi-active Damping Strategy," Earthquake Engineering and Structural Dynamics, Vol. 26, No. 3, pp. 361.
8. Jolly. M, Bender. J y Carlson. D. (2000). "Properties and Applications of Commercial Magnetorheological Fluids", SPIE 5th Int. Symposium on Smart Structures and Materials San Diego, CA.
9. Kamath, G.M and Wereley, N. (1997), "Nonlinear viscoelastic-plastic mechanism-based model of an electrorheological damper". AIAA J. Guidance, Control Dyn. 20 6 pp. 1125-1332.
10. Lee, C. (1990) "Fuzzy Logic in control systems: Fuzzy Logic controller – Part I and II" IEEE Trans. Syst., Man Cybern., vol.20, pp. 404-435.
11. Leitmann, G. (1994). "Semiactive Control for Vibration Attenuation," J. of Intelligent Material Systems and Structures," Vol. 5 September, pp. 841-846.
12. Matellanes L, Cuevas J (2003). "Materiales y estructuras inteligentes". Plásticos universales [0303-4011] any:2003 núm:85 pág.:102
13. MATLAB. The Math Works, Inc. Natick, Massachusetts (1994).
14. McClamroch, N.H. and Gavin, H.P. (1995). "Closed Loop Structural Control Using Electrorheological Dampers," Proc. of the Amer. Ctrl. Conf., Seattle, Washington, pp. 4173-77.
15. Norgaard, M (1995). "Neural Network Base System Identification Toolbox". Tech. Rep. 95-E-773, Dept. of Automation, Technical Univ. of Denmark.
16. René, J. and Alvarez, I. (2004). "Civil structures semi-active control with limited measurements" American Control Conference. Boston, Massachusetts. 2004, Vol 6, pp 5467-5471
17. Spencer Jr., B.F., Dyke, S.J., Sain, M.K., and Carlson, J.D., (1998). "Phenomenological Model for Magnetorheological Dampers," Journal of Engineering Mechanics, ASCE, Vol. 123, No. 3, pp 230-238.
18. Takagi, T., Sugeno, M., (1985). "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control". IEEE Trans. On systems, Man, and Cybern, SMC-15, N0 1, 116-132.