

IDENTIFICACIÓN DE UN SISTEMA ESTRUCTURAL CON CONTROL ACTIVO MEDIANTE REDES NEURONALES

DANIEL GÓMEZ PIZANO, M.Sc

Ingeniero Civil, Magister en Ingeniería Civil, Universidad del Valle, Colombia. Grupo de Investigación en Ingeniería Sísmica, Ingeniería Eólica y Estructuras Inteligentes, G-7. Profesor Asistente, Escuela de Ingeniería Civil y Geomática, Universidad del Valle, Cali, Colombia.

SANDRA VILLAMIZAR, Ing

Ingeniero Civil, Estudiante de Maestría en Ingeniería Civil, Universidad del Valle, Colombia. Grupo de Investigación en Ingeniería Sísmica, Ingeniería Eólica y Estructuras Inteligentes, G-7. Escuela de Ingeniería Civil y Geomática, Universidad del Valle, Cali, Colombia.

PETER THOMSON, Ph.D

Ingeniero Aeroespacial, Universidad de Minnesota, USA. Director Grupo de Investigación en Ingeniería Sísmica, Ingeniería Eólica y Estructuras Inteligentes, G-7. Profesor Titular, Escuela de Ingeniería Civil y Geomática, Universidad del Valle, Cali, Colombia

Resumen

La identificación de sistemas es un método que puede ser utilizado para obtener las propiedades dinámicas de un sistema estructural integrado por sensores, actuadores y un algoritmo de control, sometido a diferentes tipos de excitación. Estas propiedades dinámicas son utilizadas en varios propósitos, tales como: Actualización de modelos, Monitoreo de salud estructural y Sistemas de control. En este artículo se presenta la identificación de una estructura con un sistema de control activo tipo AMD colocado en la parte superior por medio de la relación entre las señales de entrada (movimiento en la base y fuerza de control) y la señal de salida (respuesta de la estructura). Para esto se utiliza la respuesta en frecuencia con funciones de transferencia y se compara con las relaciones no lineales obtenidas mediante Redes Neuronales Artificiales (RNA) de una entrada-una salida (SISO) y de múltiples entradas-una salida (MISO). Finalmente, se demuestra que la identificación del sistema estructural MISO con RNA presenta una mejor aproximación al sistema real que las obtenidas con la matriz de transferencia conformada a partir de funciones de transferencia.

Palabras clave: Dinámica y control estructural, Identificación de sistemas dinámicos, Respuesta en frecuencia, Redes neuronales artificiales, Sistema MISO.

Abstract

System identification is a method that can be used to obtain the dynamic properties of a structural system through use of sensors, actuators and control algorithms, under different types of excitation. The dynamic properties are used for various purposes, such as Model Updating, Structural Health Monitoring, and Control Systems. This paper presents the identification of a structure with an Active Mass Damper control system through relationships between input (movement in the base and control force) and output signals (response of the structure). For this work, the frequency response transfer functions are compared with non-linear relationships obtained from Artificial Neural Networks (ANN) of single input- single output (SISO) and multiple input-single output (MISO) systems. The results show that the identification of the ANN from the MISO structural system presents a better approximation to the real system than those obtained with the transfer matrix built from transfer functions.

Keywords: Structural Dynamic and Control, Dynamic Identification Systems, Frequency Response, Artificial Neural Networks, MISO System.

1. INTRODUCCIÓN

En estructuras civiles las vibraciones excesivas producidas por cargas dinámicas (sísmicas, eólicas, mecánicas y humanas) producen inconformidad en sus ocupantes y daños en elementos estructurales y no estructurales. Disminuir la respuesta estructural es y ha sido una necesidad para la seguridad de la integridad personal y de la edificación, y minimizarla es el objetivo en el diseño Sismo Resistente al garantizar una adecuada resistencia, rigidez y ductilidad. Debido a que más del 70% de la población en Colombia se encuentra ubicada en ciudades clasificadas por las Normas Colombianas de Diseño y Construcción Sismo Resistente NSR-10 como de intermedia y alta amenaza sísmica (caso de Bogotá, Medellín, Armenia, Manizales, Pereira, Cali, Buenaventura, etc.), es necesario garantizar que las edificaciones no sufran daño severo y aún peor, el colapso debido a excitaciones dinámicas ^[1].

En los últimos años se han propuesto alternativas para disminuir la vulnerabilidad estructural, entre ellas los sistemas de control activo, pasivo, híbrido y semiactivo los cuales han sido implementados en estructuras flexibles (rascacielos y puentes colgantes) en países como Japón y Estados Unidos. Infortunadamente, estos sistemas son poco utilizados en nuestro país debido al desconocimiento que se tiene sobre la técnica o por los altos costos que genera su implementación ^[2] y ^[3]. El éxito de un sistema de control eficiente depende en gran parte de un buen proceso de identificación de la planta que se quiere controlar. Un modelo de un sistema puede ser definido mediante ecuaciones diferenciales, espacio de los estados, ecuaciones algebraicas en el dominio de Laplace y con relaciones entrada-salida que simulan las leyes físicas ^[4]. La identificación de sistemas es el proceso mediante el cual se construyen modelos matemáticos de sistemas dinámicos basados en las entradas y las salidas observadas ^[5]. No sólo en sistemas de control se utiliza la identificación de sistemas, además se emplea en simulación, predicción y detección de fallos en procesos químicos, físicos, mecánicos, biológicos, económicos, etc., debido a que su objetivo es emular sistemas para predecir comportamientos futuros ^[6] y ^[7].

2. DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA DINÁMICO

Las estructuras convencionales están sometidas a excitación en su base debido a la incidencia de sismos dependiendo de la zona y el nivel de amenaza sísmica. Este tipo de carga es aleatoria y tiene, generalmente, un contenido frecuencial amplio, por lo que puede excitar diferentes tipos de estructuras. Para representar este comportamiento estructural se utiliza en laboratorio un pórtico de acero de 1 m de altura, 0.6 m de largo y 0.3 m de ancho. Adicionalmente, se incorpora un motor electromagnético en la parte superior de la estructura para controlar la respuesta relativa del sistema sometido a un desplazamiento de la base aleatorio (Figura 1).



Figura 1. Estructura con sistema de control activo (AMD) ^[7] .

Para controlar la respuesta de la estructura a una excitación en la base se debe identificar el sistema en el rango de frecuencias que dominan su respuesta. Debido a que la estructura con sistema de control está sometida a una excitación en la base $\ddot{y}_s$ y a la fuerza de control f_c generada por la masa activa del motor simultáneamente, se debe determinar su respuesta a ambas excitaciones. El bloque que representa la estructura en la Figura 2 está afectado por f_c y $\ddot{y}_s$ por lo que se denomina como sistema de múltiples entradas - una salida (MISO). Este sistema se puede descomponer en dos sistemas de una entrada - una salida (SISO). El sistema que relaciona la respuesta relativa de la estructura $\ddot{y}_e$ y la excitación en la base $\ddot{y}_s$ se denota con $G_{y\ddot{y}_s}$. El sistema que relaciona la respuesta relativa de la estructura $\ddot{y}_e$ y la señal de mando al motor u se denota mediante G_{yu} .

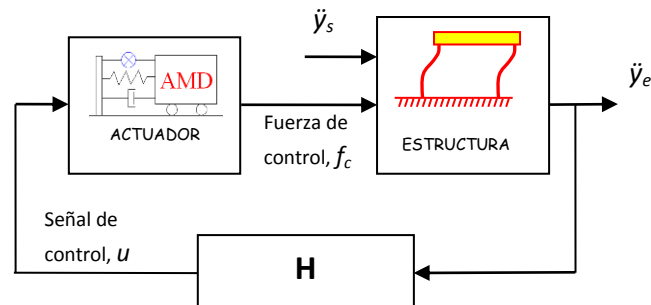


Figura 2. Diagrama de bloques del sistema en lazo cerrado.

2.1. Estructura Sometida a Excitación en la Base sin Sistema de Control

El efecto de la excitación en la base de una estructura convencional se puede ver en la Figura 3, en la cual se observa la excitación como señal de entrada, la estructura como sistema dinámico inicialmente estable y la respuesta en desplazamiento, velocidad o aceleración según el tipo de sensor utilizado en la estructura.

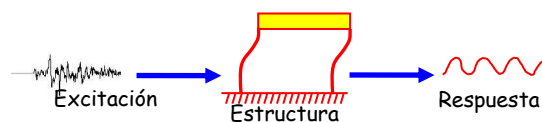


Figura 3. Excitación sísmica y respuesta de una estructura convencional ^[6] .

Simplificando la estructura a un sistema de un grado de libertad y aplicando equilibrio dinámico, se establece la ecuación diferencial de segundo orden que determina el movimiento del sistema Ec. (1).

$$m_e \ddot{y}_e + c_e \dot{y}_e + k_e y_e = -m_e \ddot{y}_s \quad (1)$$

Donde m_e , c_e , y k_e son las propiedades de masa, amortiguamiento y rigidez de la estructura. La aceleración, velocidad y desplazamiento relativo de la estructura producidas por la aceleración del suelo $\ddot{y}_s$ son $\ddot{y}_e$, $\dot{y}_e$ y y_e , respectivamente.

2.2. Estructura Sometida a Excitación en la Base con Sistema de Control

Al implementar un sistema de control *Active Mass Damper* (AMD) en una estructura, se pretende modificar la respuesta de manera favorable para minimizar las vibraciones. El funcionamiento de un AMD consiste en desplazar una masa en la parte superior de la edificación de tal manera que contrarreste el movimiento producido por una excitación en la base (Figura 4). En esta investigación se utiliza un servomotor lineal electromagnético colocado sobre la parte superior de un pórtico de acero para utilizarlo como una masa activa (AMD) con el propósito de ejercer acciones de control sobre la estructura.

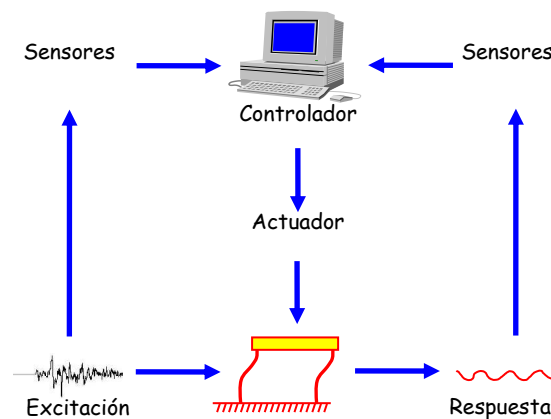


Figura 4. Excitación sísmica y respuesta de una estructura con sistema de control activo ^[6].

Para el sistema de control activo tipo AMD en conjunto con la estructura se determinan las ecuaciones de equilibrio dinámico para ambas masas, tal como se muestra en las ecuaciones 2 y 3. Estas ecuaciones describen la dinámica del sistema en lazo cerrado, incluyendo la fuerza de control f_c generada por la masa activa (AMD).

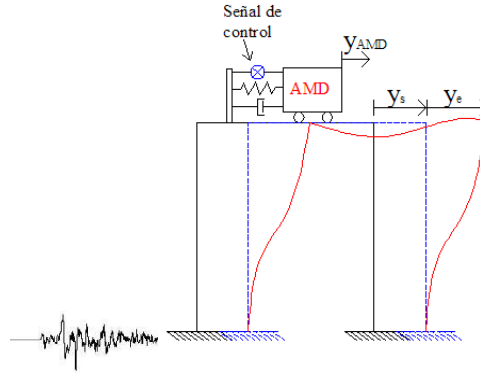


Figura 5. Sistema de dos GDL sometido a una excitación en la base con sistema activo de control AMD.

Para determinar la ecuación de movimiento de la estructura junto con el AMD, se modela como un sistema de dos grados de libertad como se muestra en la Figura 5. Con el sistema activo de control en la parte superior se aplica equilibrio dinámico en el modelo con masas amontonadas para simplificar el análisis. Las ecuaciones del sistema quedan:

$$m_{AMD}\ddot{y}_{AMD} + c_{AMD}\dot{y}_{AMD} + k_{AMD}y_{AMD} - c_{AMD}\dot{y}_e - k_{AMD}y_e = f_c - m_{AMD}\ddot{y}_s \quad (2)$$

$$m_T\ddot{y}_e + (c_e + c_{AMD})\dot{y}_e + (k_e + k_{AMD})y_e - c_{AMD}\dot{y}_{AMD} - k_{AMD}y_{AMD} = -f_c - m_T\ddot{y}_s \quad (3)$$

Donde m_{AMD} es la masa de la barra, c_{AMD} y k_{AMD} son el amortiguamiento y la rigidez equivalente del motor lineal electromagnético. La aceleración, velocidad y desplazamiento relativo del motor con respecto a la estructura están dadas por $\ddot{y}_{AMD}$, $\dot{y}_{AMD}$ y y_{AMD} , respectivamente. La masa efectiva de la estructura más la masa del actuador está definida por m_T y la aceleración, velocidad y desplazamiento relativo de la estructura producida por la aceleración del suelo $\ddot{y}_s$ es $\ddot{y}_e$, $\dot{y}_e$ y y_e , respectivamente. La fuerza de control generada por el actuador lineal sobre la estructura se define mediante f_c . El proceso en el cual la señal de la respuesta se utiliza para determinar la señal de control que va al actuador se conoce como realimentación y es necesaria para que el controlador evalúe la respuesta actual y pueda, mediante órdenes en el dispositivo (actuador), mejorar la respuesta futura de la edificación. Para la implementación de estrategias de control en estructuras se define el sistema realimentado detallado en el diagrama de bloques de la Figura 2 que incluye el actuador, la estructura y el controlador H ubicados en un esquema de rechazo al disturbio.

3. IDENTIFICACIÓN DEL SISTEMA DINÁMICO

En ingeniería civil, estructuras tales como puentes, presas y edificios son tratados como sistemas dinámicos ^[4] y ^[8]. Para simular la respuesta de estos sistemas se deben medir los diferentes tipos de excitación y su correspondiente respuesta, para articularlas en relaciones entrada-salida, que al simularlas, describan su respuesta real.

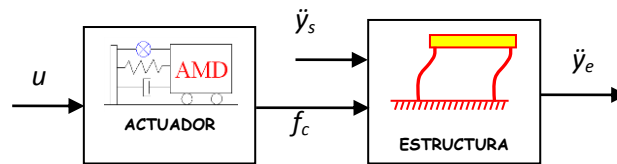


Figura 6. Diagrama de bloques del sistema en lazo abierto.

Específicamente, para la identificación de un sistema estructural que se desea controlar, el diagrama de bloques utilizado es el que se muestra en la Figura 6 y contiene los bloques que representan la dinámica del actuador y la dinámica de la estructura en lazo abierto. La señal u define la señal de control del AMD y es la que se envía desde el computador hasta el actuador. La excitación en la base se denota con $\ddot{y}_s$ y se conoce como el disturbio que afecta la estructura. La salida del sistema es la respuesta relativa de la estructura y se denota con $\ddot{y}_e$. En 1996, Dyke ^[9] demostró el efecto que tiene la interacción entre el dispositivo de control y la estructura sobre la respuesta del sistema al comparar el comportamiento del dispositivo AMD independiente de la estructura. En 1999, Dyke y Jansen ^[10] demostraron que estas funciones de transferencia tienen una interacción que modifica la respuesta, concluyendo que el sistema en lazo abierto se debe identificar con el dispositivo montado en la estructura para incluir la interacción de las funciones de transferencia. Este resultado fue verificado por Gómez *et al.* en ^[11] al identificar los diferentes componentes del sistema de control -actuador, sensor y estructura- por separado y posteriormente simular las funciones de transferencia conectadas en serie. Por lo tanto, para tener en cuenta el efecto de la interacción actuador/estructura se identifica desde la señal de control u hasta la salida en aceleración de la estructura. En esta relación se incluye el efecto de la fuerza que ejerce el actuador sobre la estructura.

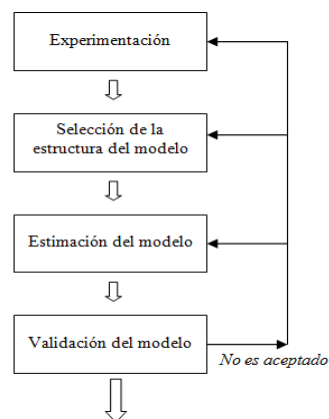


Figura 7. Pasos para la identificación de sistemas ^[12].

Para realizar la identificación del sistema se siguen los pasos mostrados en la Figura 7 determinándose las relaciones *entrada-salida* de dos maneras: mediante la Respuesta en frecuencia y mediante Métodos paramétricos no lineales. La función de transferencia mediante la Respuesta en frecuencia se obtiene mediante el ajuste por mínimos cuadrados de una ecuación en el dominio de Laplace. La implementación de los Métodos paramétricos no lineales se lleva a cabo con los modelos ARX y OE representados con Redes Neuronales Artificiales (RNA). La comparación y validación de los modelos ajustados se realiza de dos maneras: mediante su respuesta en frecuencia con diagramas de Bode y en el dominio del

tiempo mediante la variación de las salidas según la ecuación 4 implementada por Ljung ^[13] en el System Identification Toolbox de Matlab donde $\hat{y}$ es la salida simulada, y es la salida experimental y $\bar{y}$ es la media de los datos.

$$100 \left[1 - \frac{|y - \hat{y}|}{|y - \bar{y}|} \right] \text{ en } \% \quad (4)$$

Para determinar la dinámica de la estructura se obtiene la relación entre la respuesta de la estructura (salida) y la excitación en la base (entrada) generada por el simulador sísmico. Para este caso, el AMD está montado en la estructura y actúa sólo como masa adicional. El sistema que relaciona la respuesta relativa de la estructura $\ddot{y}$ y la excitación en la base $\ddot{y}_s$ se denota con $G_{y\ddot{y}_s}$ (Figura 8).

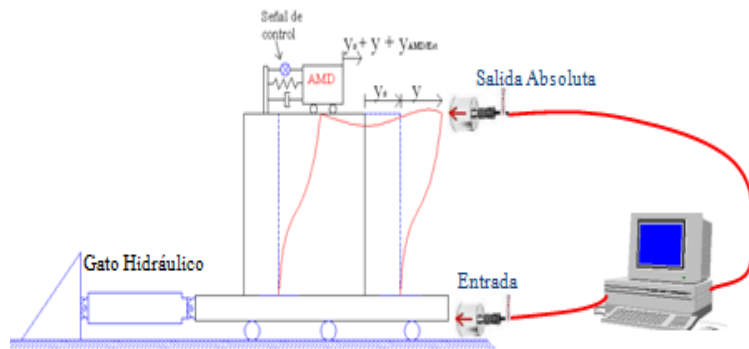


Figura 8. Diagrama con la ubicación de los acelerómetros, relación *simulador/estructura*.

Para medir la aceleración producida en la base de la estructura se coloca un acelerómetro en la placa del simulador sísmico, esta señal se toma como la excitación o *entrada*. Las aceleraciones producidas en el sistema de 1 GDL son registradas con otro acelerómetro ubicado en la parte superior de la estructura midiendo la aceleración absoluta. Por conveniencia se le resta a la aceleración absoluta la aceleración medida en la base para obtener la respuesta relativa, esta señal se denominará en adelante como la *salida*.

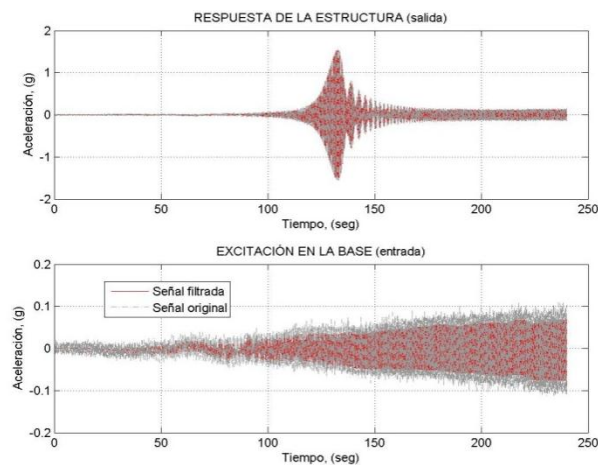


Figura 9. Señal de entrada y salida filtradas.

Para la identificación de esta relación se utiliza una señal tipo barrido frecuencial adquirido a 256 Hz con contenido frecuencial entre 0.63 y 31.42 rad/s con una

duración de 240 s para que la variación de las frecuencias sea lo más lenta posible y no se produzca *beating* debido a la inclusión de efectos transitorios en la respuesta de la estructura (Ver Figura 9). En ambas señales se utilizan filtros digitales pasabajos con frecuencia de corte en 62.83 rad/s, debido a que la información significativa en frecuencia del sistema está por debajo de los 31 rad/s. Además se utiliza un filtro antialias pasabajo con frecuencia de corte a 100 Hz para la adquisición de la señal.

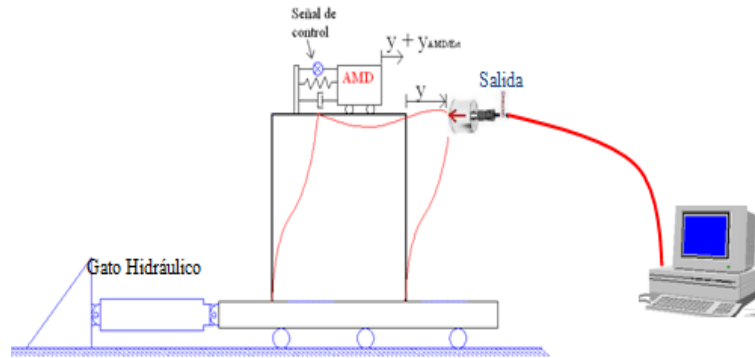


Figura 10. Diagrama con la ubicación del acelerómetro, relación *AMD/estructura*.

Por otro lado, para determinar la dinámica de la estructura incluyendo el motor lineal, se obtiene la relación entre la respuesta de la estructura (salida) y la señal enviada al AMD desde el computador (entrada). Para este caso, la base de la estructura permanece inmóvil, como se observa en la Figura 10.

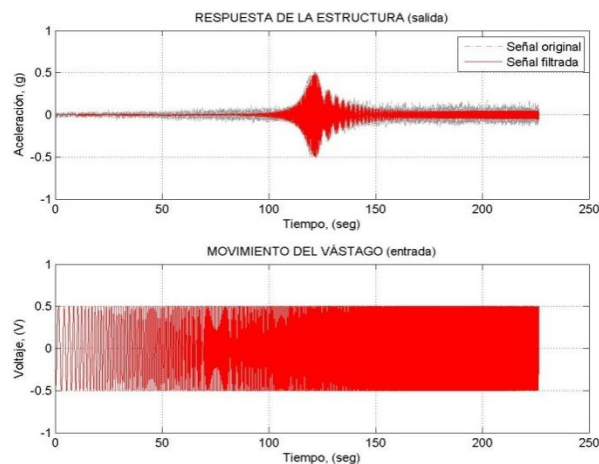


Figura 11. Señal de entrada y salida filtradas.

Para la identificación de esta relación se utiliza un barrido sinusoidal en el AMD adquirida a 256 Hz con contenido frecuencial entre 0.63 y 31.42 rad/s con amplitud de 0.5 V y una duración de 240 s para que la variación de las frecuencias sea lo más lenta posible. Se implementa un filtro digital pasabajo con frecuencia de corte en 62.83 rad/s para remover frecuencias indeseables en la señal de aceleración relativa de la estructura (ver Figura 11).

3.1. Identificación Mediante Redes Neuronales

Las redes neuronales tienen la capacidad de aproximar funciones con relaciones no lineales entre sus variables. La identificación y validación mediante métodos paramétricos se lleva a cabo con redes de tipo Perceptrón Multicapa (MLP) y se implementan en los modelos NNARX y NNOE como se muestra en la Figura 12. La diferencia en estas topologías está en los datos utilizados como entradas de la red neuronal. En el modelo NNARX la predicción de la salida $\hat{y}$, se obtiene de los datos experimentales constituidos por la entrada u y la salida y . Estos datos conforman la entrada de la red neuronal con sus correspondientes retardos. En el modelo NNOE la salida de la red neuronal se realimenta y se utiliza como entrada de la red junto con la señal de excitación u . Esta realimentación hace que el ajuste dependa solamente de los datos de entrada u y de la predicción de la salida de la red.

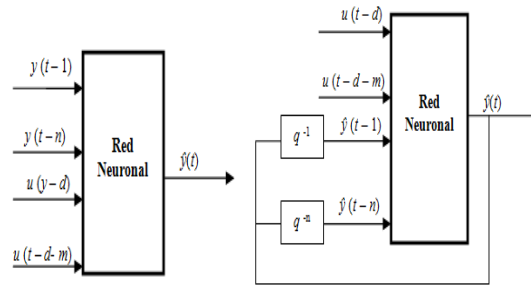


Figura 12. Red Neuronal Artificial: a) NNARX, b) NNOE. Figuras tomadas de Norgaard *et al.*^[12]

3.1.1. Identificación entre Simulador y Estructura

Para la identificación de la planta de la estructura se utiliza una red con dos capas ocultas con doce neuronas cada una, con funciones de activación tangente sigmoideal y una capa de salida con función de activación lineal. El algoritmo de entrenamiento utilizado es el Resilient Backpropagation, ideal para redes grandes. En los modelos NNOE y NNARX se utilizan diez retardos en la salida y diez retardos en la entrada para realizar la predicción de un paso, por eso los modelos se definen como NNOE(10,10,1) y NNARX(10,10,1).

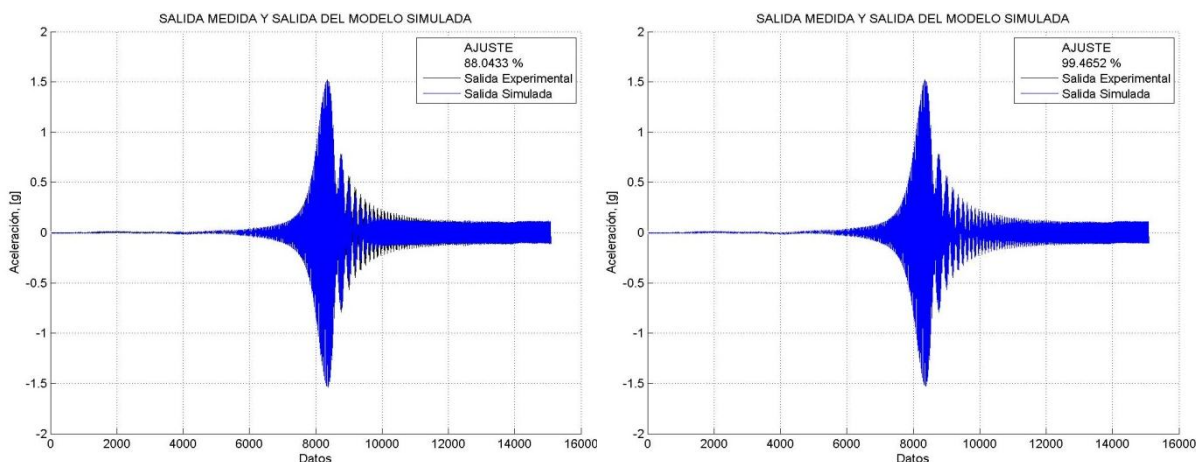


Figura 13. Ajuste de la red con los datos de entrenamiento. a) NNOE(10,10,1), b) NNARX(10,10,1)

Para el entrenamiento se utiliza el barrido mostrado en la Figura 9. El ajuste de la respuesta experimental y la del modelo NNOE es de 88.04% y para el NNARX es de 99.46% como se muestra en las Figuras 13a y 13b. Para la validación de las redes neuronales se utiliza el sismo de Armenia 1999 obteniéndose un ajuste para la red tipo NNOE de 79.27% y para la red tipo NNARX de 97.54% (Ver Figura 14a y 14b).

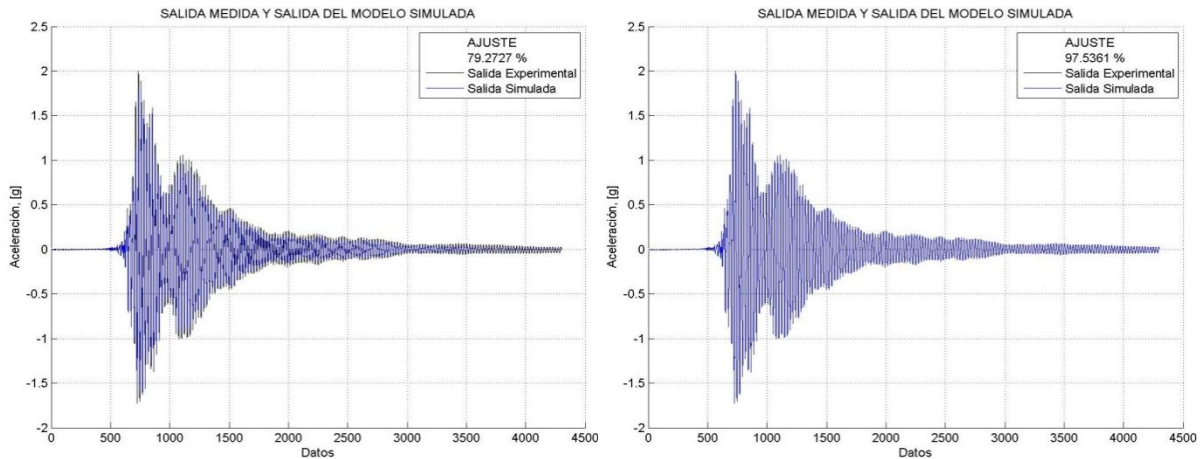


Figura 14. Respuesta al sismo de Armenia y respuesta simulada mediante la red: a) NNOE(10,10,1), b) NNARX(10,10,1)

3.1.2. Identificación entre Señal de Control y Estructura

Para la identificación de esta planta se utiliza una red con dos capas ocultas con doce neuronas cada una con funciones de activación tangente sigmoideal y una capa de salida con función de activación lineal. El algoritmo de entrenamiento utilizado es el Resilient Backpropagation. En esta función de transferencia los modelos NNARX y NNOE tienen doce retardos en la salida y doce retardos en la entrada para realizar la predicción de un paso, los modelos se definen como NNOE(12,12,1) y NNARX(12,12,1). Para el entrenamiento se utiliza el barrido mostrado en la Figura 11. El ajuste de la respuesta experimental y la del modelo NNOE es de 89.22% y para el NNARX es de 98.45% como se muestra en las Figuras 15a y 15b.

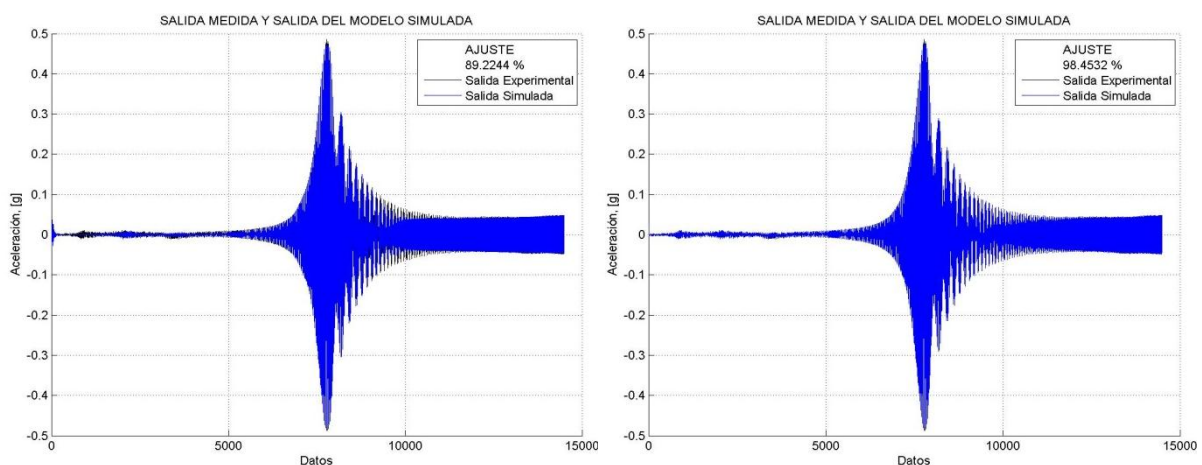


Figura 15. Ajuste de la red con los datos de entrenamiento. a) NNOE(12,12,1), b) NNARX(12,12,1)

Para la validación de las redes neuronales se utiliza un barrido inverso con frecuencia inicial de 31.4 rad/s y frecuencia final de 0.63 rad/s con una duración de 240 segundos. El resultado de la validación para el modelo NNOE es de 76.67% y para el NNARX es de 97.09% como se muestra en las Figuras 16a y 16b.

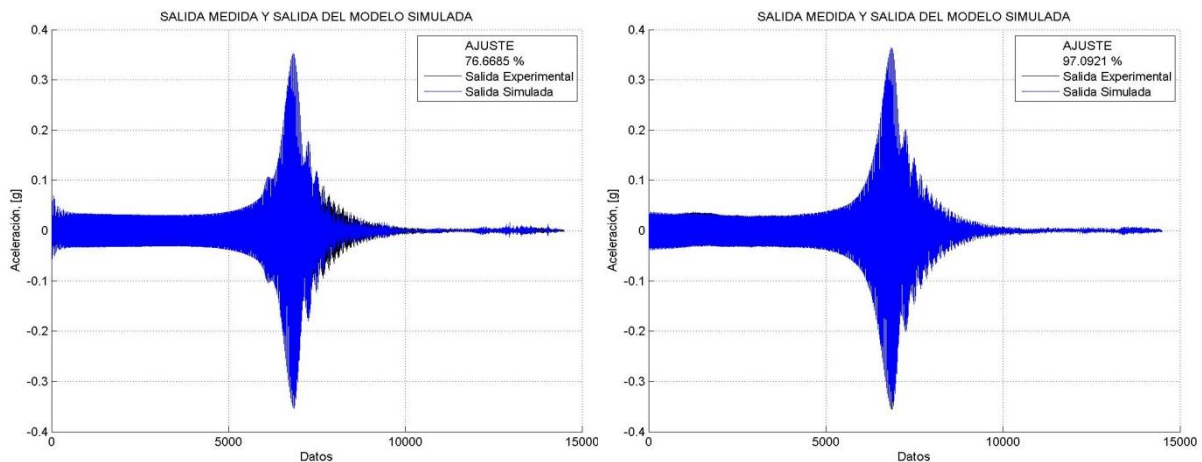


Figura 16. Validación de la red: a) NNOE(12,12,1), b) NNARX(12,12,1)

4. IDENTIFICACIÓN COMO SISTEMA DE MÚLTIPLES ENTRADAS Y UNA SALIDA (MISO)

Para controlar un sistema de un grado de libertad la excitación en la base y la señal de control conforman las entradas a la planta y la aceleración relativa define la salida del sistema, siendo esta la señal a controlar. Por facilidad se acostumbra identificar la planta por medio de relaciones independientes de una entrada y una salida para luego superponerlas de manera lineal. Para comparar la efectividad de la identificación del sistema con dos entradas y una salida, se realizan pruebas adicionales donde se excita a la estructura con movimientos en la base y en el AMD simultáneamente. De esta manera se identifica el sistema en lazo abierto con las dos entradas y una salida (Figura 6). Para demostrar la inanidad de aplicar la superposición lineal de las relaciones SISO, se comparan las respuestas obtenidas experimentalmente con las respuestas identificadas y simuladas mediante sistemas MISO conformados por funciones de transferencia y redes neuronales.

Tabla 1. Tipos de señales experimentales.

PRUEBA	TIPO DE SEÑAL
MISO_01	Base: Barrido 0.1 a 5.0 Hz, duración 240 seg
	AMD: Barrido 5.0 a 0.1 Hz, duración 240 seg
MISO_02	Base: Barrido 5.0 a 0.1 Hz, duración 240 seg
	AMD: Barrido 0.1 A 5.0 Hz, duración 240 seg
MISO_03	Base: Sismo Armenia, duración 55.57 seg
	AMD: Barrido 0.1 A 5.0 Hz, duración 55.57 seg
MISO_04	Base: Sismo El Centro, duración 58.07 seg
	AMD: Barrido 0.1 A 5.0 Hz, duración 58.07 seg

Las señales utilizadas para la simulación de la respuesta del sistema a las dos entradas actuando simultáneamente son mostradas en la Tabla 1. Se utilizan barridos tanto en la base como en el AMD de manera simultánea. Además se reproduce el sismo de Armenia y El Centro como excitación en la base junto con un

barrido en el AMD simultáneamente. Una de las señales definidas en la Tabla 1 se muestra en la Figura 17 junto con la respectiva respuesta relativa de la estructura a ambas excitaciones.

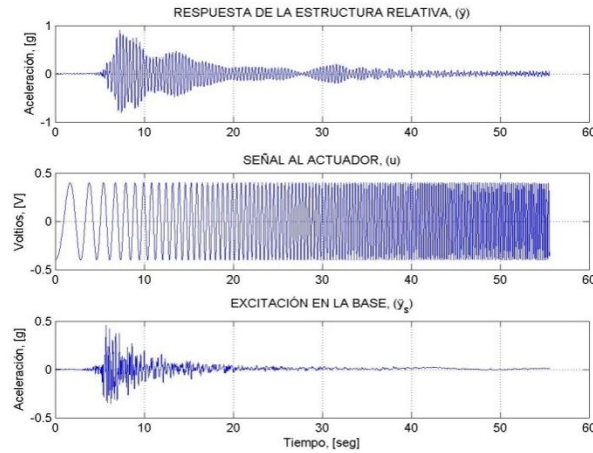


Figura 17. Señales de la prueba MISO_03.

4.1. Validación de la Matriz de Transferencia

La matriz de transferencia G definida en la Ec. 7 se compone de dos funciones de transferencia SISO, la función de transferencia entre simulador y respuesta relativa de la estructura (G_{yys}) y la función de transferencia entre la señal de control y la respuesta relativa de la estructura (G_{yu}). En la Figura 18 se muestra el diagrama de bloques para la simulación de las dos funciones de transferencia SISO colocadas en paralelo para superponer linealmente ambas salidas.

$$G = [G_{yys}G_{yu}] \quad (7)$$

Las funciones de transferencia utilizadas en la Figura 18a son las obtenidas por el método de la Respuesta en ^[7]. La validación de la respuesta para una de las pruebas de la Tabla 1 se muestra en la Figura 18b.

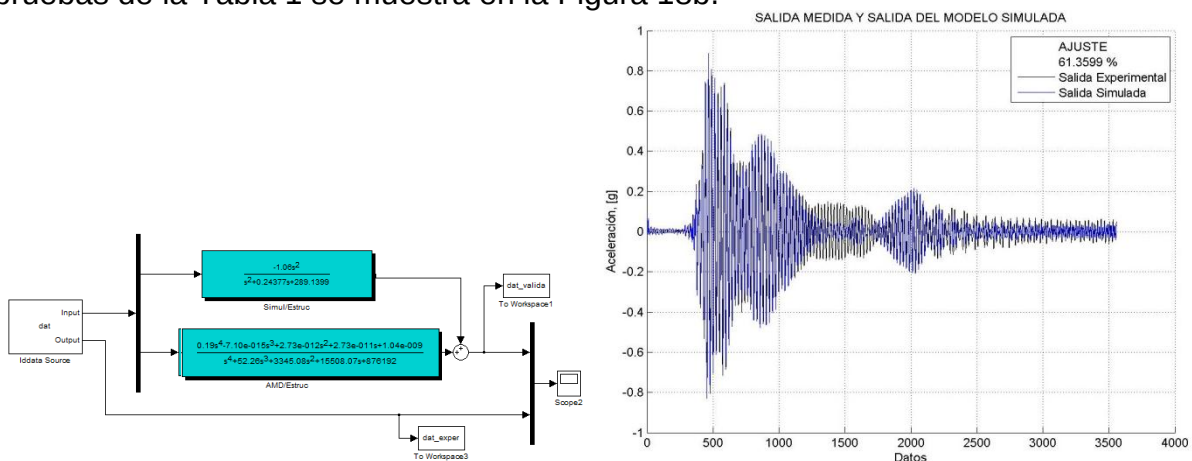


Figura 18. a) Diagrama de bloques del sistema MISO conformado por dos funciones de transferencia. b) Respuesta del sistema MISO para la prueba MISO_03.

4.2. Validación con dos Redes Neuronales SISO

Para la validación de los cuatro tipos de excitación mostrados en la Tabla 1 se utiliza el sistema MISO conformado por las redes neuronales entrenadas y validadas en 3.1.1 y 3.1.2. La red neuronal utilizada para simular la relación entre el simulador y la estructura es una NNOE(10,10,1) y la red neuronal implementada para representar la relación entre la señal de control y la estructura es una NNOE(12,12,1).

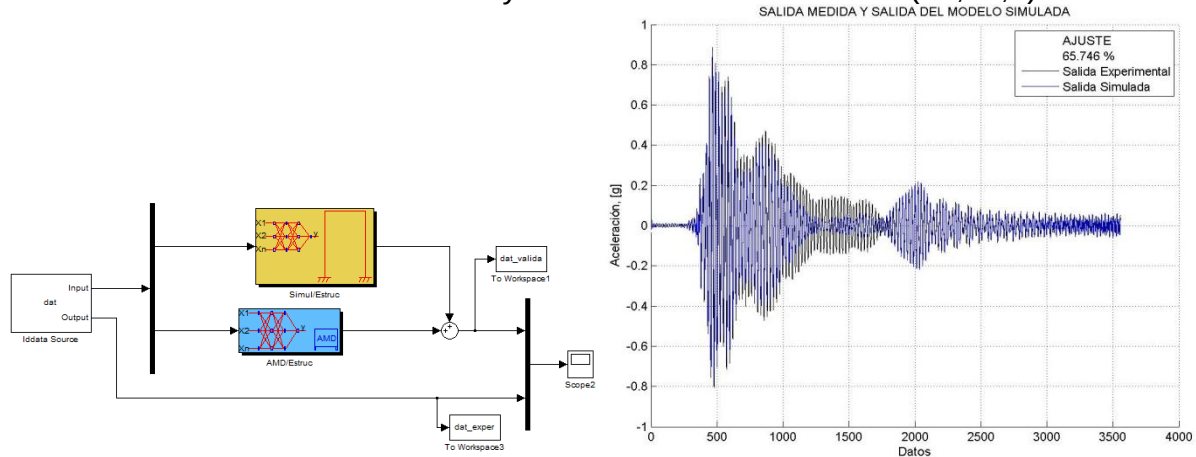


Figura 19. a) Diagrama de bloques sistema MISO conformado por dos redes neuronales. b) Respuesta del sistema MISO para la prueba *MISO_03*.

La validación de la respuesta para la prueba *MISO_03* se muestra en la Figura 19b. No se utiliza la superposición de las redes tipo NNARX debido a que esta topología utiliza en el vector de regresión la salida medida en vez de la salida del vector predictor, por lo que se obtiene un mejor resultado.

4.3. Identificación y Validación de Red Neuronal MISO tipo NNOE

Para la identificación del sistema con dos entradas y una salida se entrena una red con dos capas ocultas con doce neuronas cada una con funciones de activación tangente sigmoideal y una capa de salida con función de activación lineal. El algoritmo de entrenamiento utilizado es el Resilient Backpropagation. En esta red el modelo NNOE tiene diez retardos en la salida y veinte retardos en la entrada, los primeros diez retardos de la entrada están relacionados con la excitación en la base y los restantes diez corresponden a la señal de control, de esta manera el modelo se define como NNOE([10 10],10,1) para predicción de un paso.

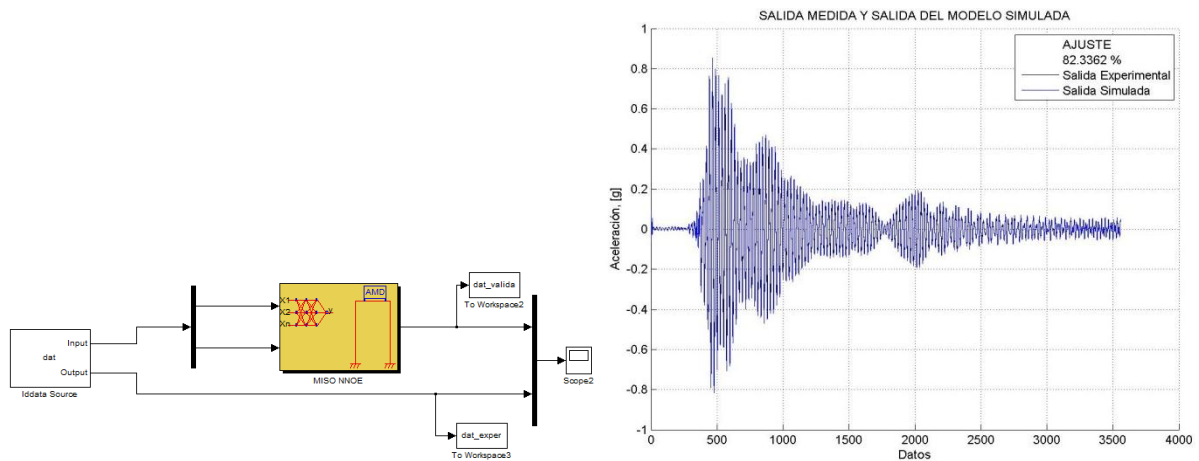


Figura 20. a) Diagrama de bloques sistema MISO conformado por una red neuronal NNOE. b) Respuesta del sistema MISO para la prueba *MISO_03*.

La identificación del modelo con dos entradas y una salida se realiza con los datos de la prueba *MISO_01* y la correspondiente validación de la respuesta del modelo NNOE se realiza con la prueba *MISO_03* en la cual se excita la estructura con el sismo de Armenia en la base y con un barrido inverso producido por el AMD en la parte superior. La comparación entre los datos simulados y los experimentales se muestra en la Figura 20b.

4.4 Identificación y Validación de Red Neuronal MISO tipo NNARX

Para la identificación del sistema con dos entradas y una salida se utiliza la misma red neuronal entrenada en 4.3 pero no se realimenta la red con la salida estimada sino que se utiliza directamente la salida experimental como entrada de la red (Ver Figura 34).

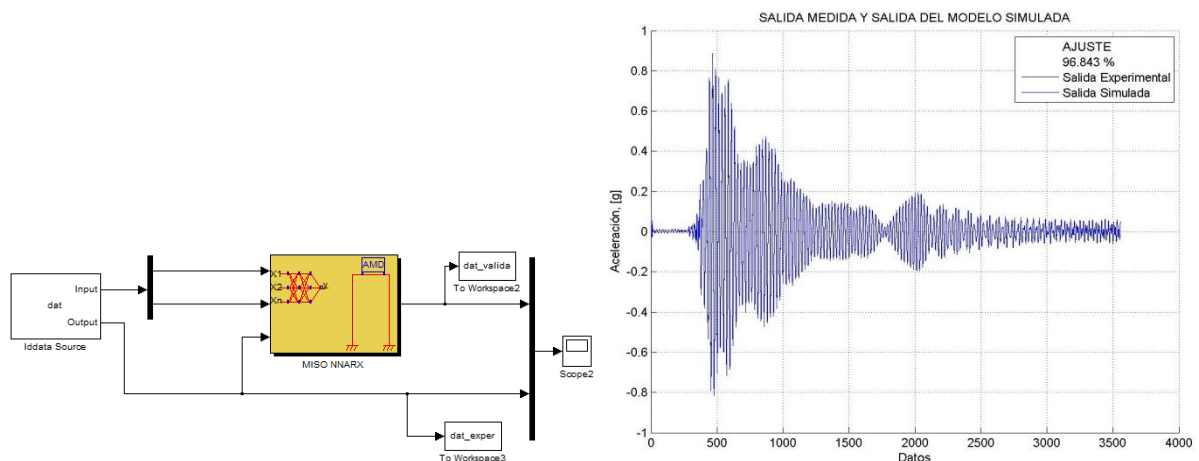


Figura 21. a) Diagrama de bloques sistema MISO conformado por una red neuronal NNARX. b) Respuesta del sistema MISO para la prueba *MISO_03*.

La identificación del modelo con dos entradas y una salida se realiza con los datos de la prueba *MISO_01* y la correspondiente validación de la respuesta del modelo

NNARX se realiza con la prueba MISO_03. La comparación entre los datos simulados y los experimentales se muestra en la Figura 21b.

Como es de esperarse, el ajuste de los datos producidos por el sistema MISO NNARX es mejor que el NNOE debido a que no se realimenta la salida predicha por la red sino que se utiliza directamente la respuesta medida en la estructura. En la Tabla 2 se resumen los porcentajes de ajuste con los modelos MISO para los cuatro ensayos realizados.

Tabla 2. Resumen de los porcentajes de ajuste obtenidos con los modelos MISO.

MODELO	MISO_01	MISO_02	MISO_03	MISO_04
Respuesta en frecuencia	59.94	52.53	61.36	60.9
NNSISO	66.72	62.64	65.75	67.27
MISO NNOE	92.24	75.54	82.34	88.84
MISO NNARX	98.87	98.54	96.84	97.08

5. CONCLUSIONES

El primer paso para implementar un sistema de control es identificar el proceso dinámico que se quiere controlar. En este trabajo se compararon los modelos del sistema –estructura, sensores, actuador y algoritmo de control– identificados mediante su Respuesta en frecuencia y Redes Neuronales Artificiales utilizando relaciones SISO y MISO. El funcionamiento real del sistema implica dos señales de entrada (excitación en la base y movimiento del AMD) actuando simultáneamente, y una señal de salida (respuesta relativa de la estructura). En la primera parte de la investigación se identificaron las dos relaciones SISO que conforman el sistema dinámico por separado, utilizando Respuesta en frecuencia y Redes neuronales, encontrándose que las RNA producen un mejor ajuste que las funciones de transferencia, esto se debe a que la función de transferencia es lineal e invariante en el tiempo y sólo tiene en cuenta la respuesta en estado uniforme. Este aspecto es más significativo entre más bajo sea el amortiguamiento del sistema debido a que el efecto de la respuesta transitoria genera *beating* en la señal. Por esta razón se tuvo especial cuidado al realizar los barridos frecuenciales durante la fase experimental, para que el cambio entre frecuencias fuera lo más lento posible y así evitar que efectos transitorios modificaran la respuesta. Las RNA por el contrario, tienen la capacidad de aprender relaciones no lineales, como es el caso de la interacción Actuador/Estructura.

En la segunda parte se realizaron cuatro ensayos (ver Tabla 1) con ambas excitaciones para identificar el sistema con las dos señales de *entrada* actuando simultáneamente para comparar la efectividad al determinar la dinámica del sistema con relaciones SISO y MISO. El primer modelo está constituido con las dos funciones de transferencia SISO identificadas por separado, el segundo modelo tiene las dos redes neuronales SISO identificadas por separado. Aunque el ajuste

fue mejor con las dos redes neuronales SISO que con la matriz de transferencia, no se obtuvo un desempeño aceptable con ninguno de los dos modelos (ver Tabla 2). Para solucionar esto se propuso un modelo neuronal basado en una sola red que fuera capaz de aprender las propiedades dinámicas del sistema MISO. Con esto se crearon dos topologías neuronales (NNOE y NNARX) y se compararon con los dos modelos descritos anteriormente. El ajuste obtenido con estos modelos fue superior a los obtenidos con las relaciones SISO, sin embargo en identificación *offline* se acostumbra simular la planta con entradas que podrían afectar el sistema y para las cuales no se tiene una respuesta medida por lo que la configuración NNARX no tendría validez, por lo que se utilizó la red neuronal NNOE como modelo MISO para el diseño, simulación e implementación de los sistemas de control en tiempo real, los cuales no se describen en este artículo.

Agradecimientos

Los autores agradecen a la financiación de la Universidad del Valle en Colombia y COLCIENCIAS mediante el proyecto: Investigación y desarrollo tecnológico de sistemas de monitoreo y control estructural para reducir las vibraciones producidas por la interacción humano/estructura (Contrato No. 003-2007).

Referencias Bibliográficas

- [1] Valencia, A., Ramírez, J.M., Gómez, D., Thomson, P. (2011). Aplicación interactiva para la educación en dinámica estructural, Revista Dyna, No. 165, pp. 72-83.
- [2] Gómez, D., Marulanda, J., Thomson, P. (2008). Sistemas de control para la protección de estructuras civiles sometidas a cargas dinámicas. Revista Dyna. No. 155. pp. 77-89.
- [3] Thomson, P. (2001) Sistemas de control estructural. *Memorias del Primer Encuentro del Acero en Colombia*, Cartagena.
- [4] Erdogan, H., Gulal, E. Identification of dynamic systems using Multiple Input-Single Output (MISO) models, Nonlinear Analysis: real world applications, No. 10, 1183-1196, 2009
- [5] Quiroga, J., Cartes, D., Edrington, C. (2009) Neural network based system identification of a PMSM under load fluctuation, Revista Dyna, No. 160, 273-282.
- [6] Gómez, D. (2010) *Redes neuronales para la identificación y control de la respuesta estructural empleando un amortiguador de masa activa (AMD)*. Tesis de Maestría en Ingeniería Civil, Universidad del Valle, Cali, Colombia.
- [7] Gómez, D. (2011). Comparison of frequency response and neural network techniques for system identification controlled structure. Revista Dyna. No. 170.
- [8] Vélez, W., Gómez, D., Thomson, P. (2009) Ajuste de modelos de elementos finitos. Revista Dyna, 76 (158), 177-189.
- [9] Dyke, S. (1996) *Acceleration feedback control strategies for active and semi-active control systems: modeling, algorithm development, and experimental verification*. Doctoral Thesis, Department of Civil Engineering and Geological Sciences, Notre Dame, Indiana.

- [10] Dyke, S., Jansen, L. (1999) Implications of control-structure interaction in scaled structural control system testing. *International Conference on Control Applications, Hawai'i*.
- [11] Gómez, D., Moncayo, H., Thomson, P. (2005). Aspectos del modelamiento de estructuras para la implementación de sistemas de control activo. *III Congreso Colombiano de Ingeniería Sísmica*. Santiago de Cali, Colombia.
- [12] Norgaard, M., Ravn, O., Poulsen, M., Hansen, L. (2000) *Neural Networks for modelling and control of dynamic systems*, Springer-Verlag, UK.
- [13] Ljung, L. (2005) *System Identification Toolbox: for use with Matlab*, The Mathworks, MATLAB.