

ELIMINACION DE RUIDO EN SEÑALES ACÚSTICAS PARA DETECCIÓN DE FALLAS EN MATERIALES COMPUESTOS

Carlos E. Tais¹, Juan M. Fontana², Leonardo Molisani², Ronald O'Brien², Yolanda Ballesteros³,
Juan C. del Real³

¹GECaM, Facultad Regional Villa María, Universidad Tecnológica Nacional, Avda. Universidad 450, (5900) Villa María, Córdoba, Argentina

²GAV, Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Río Cuarto, Ruta Nac. N° 36 (5800) Río Cuarto, Córdoba, Argentina

³Universidad Pontificia Comillas de Madrid, Alberto Aguilera, 23, 28015 Madrid, España
carlos.e.tais@gmail.com

Resumen

Las mediciones experimentales en el campo del análisis de vibraciones se encuentran inevitablemente contaminadas con ruido. Este es proveniente de varias fuentes incluyendo condiciones medioambientales y aspectos propios del instrumental de medición o de adquisición de datos. Esto afecta negativamente la calidad de las funciones de respuesta en frecuencia (FRF) y las funciones de respuesta al impulso (IRF), herramientas ampliamente utilizadas en análisis modal. En este trabajo se aplica un método para la eliminación de ruido basado en la descomposición en valores singulares (SVD) de la matriz de Hankel proveniente de la señal de IRF originada en ensayos acústicos sobre probetas con el fin de caracterizar las modificaciones de las propiedades dinámicas en presencia de daño o alteración estructural en materiales compuestos.

El método ha sido aplicado anteriormente en forma exitosa en FRF de señales analíticas y experimentales

Se demuestra que el método aporta una mejora significativa a los resultados de FRF y IFR experimentales sobre los que se basa el mantenimiento predictivo o el análisis de daño.

Palabras Clave: Función de respuesta en frecuencia, Función de respuesta al impulso, Eliminación de ruido. Nivel de presión sonora

Introducción

Las señales correspondientes a funciones de respuesta de frecuencia (FRF) o funciones de respuesta al impulso (IFR) obtenidas experimentalmente se utilizan para muchos propósitos con el fin de dar solución a problemas generales de vibraciones y acústica. Generalmente es deseable adquirir datos de alta calidad, sin embargo hay aspectos experimentales inevitables que generan "ruido" (Marudachalam, 1991; Fahey, 2000). Los factores que contribuyen al mismo son diversos y en algunos casos complicados de controlar.

Su origen puede estar en el entorno medioambiental, así como ruido en dispositivos electrónicos utilizados en las mediciones. Algunos ejemplos que pueden contribuir a la contaminación de los datos medidos son: equipos cercanos como acondicionadores de aire, elevadores y bombas, estaciones de radio, computadoras y otros equipos electrónicos que crean ruido con componentes de frecuencia en valores en los que se está interesado investigar. En consecuencia, crear un entorno de medición libre de ruido rara vez es posible.

En muchas aplicaciones el nivel de ruido determina la viabilidad del análisis por realizar. Por lo tanto, es deseable eliminar o minimizar estas contaminaciones (Fahey, 2000; McConell, 1995) antes de que se utilicen para otras aplicaciones.

El efecto de los datos con ruido en el éxito de muchas aplicaciones ha sido un importante tema de investigación en ingeniería de vibraciones. Pickrel, (1996) utilizó la técnica de descomposición en valores singulares (SVD) para estimar los efectos del ruido en el espectro de frecuencia, en el número de ubicaciones medidas y la relación señal-ruido en datos experimentales. Se han empleado varias técnicas, generalmente basadas en SVD, para mejorar resultados de ensayos en presencia de ruido con el fin de aplicaciones como: estimaciones de parámetros modales (Juang,

1986; Allemang, 1998; To, 1995; Gialamas, 2000), actualización del modelo donde los parámetros del modelo se ajustan usando datos modales o FRF (Frishwell, 1990), entre otros.

En este documento se utiliza SVD para eliminar el ruido de señales de Nivel de Presión Sonora (NPS) obtenidas de ensayos acústicos sobre probetas sanas y con daño infligido artificialmente y se presenta las ventajas de obtener una señal filtrada para identificar el daño en las mismas. Una característica distintiva del método es que no requiere la identificación del sistema o determinación del modelo. Cabe señalar, sin embargo, que hay otros métodos (Tufts, 1982; Braun, 1987) propuestos principalmente con fines de identificación de sistemas que pueden tener en cuenta la presencia de ruido.

Método de filtrado por descomposición en valores singulares (SVD)

La técnica de eliminación de ruido mediante el uso de valores singulares está basada en el teorema de Ernest-Young y a partir del mismo se presenta un método para filtrado de señales de Función de Respuesta en Frecuencia (Sanliturk y Cakar, 2005).

Considerando una señal temporal muestreada en L puntos representada por un vector $\{x\} = \{x_1, x_2, \dots, x_L\}$ puede considerarse que la misma puede descomponerse de la siguiente manera:

$$\{x\} = \{\bar{x}\} + \{x_{NS}\} \quad (1)$$

Donde $\{\bar{x}\}$ es la componente de la señal pura y $\{x_{NS}\}$ la componente asociada al ruido adicionado por las diferentes fuentes durante el ensayo por lo que este último vector representa el contenido no correlacionado de la señal. A partir de la señal original es posible construir la matriz de Hankel $[H]$ de dimensiones $M \times N$ asociada a $\{x\}$ donde se cumple que $M + L = N + 1$, $M \leq L$ y $A_{ij} = x_{i+j-1}$. O sea:

$$[H]_{M \times N} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_N \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{M+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_M & x_{L+1} & \dots & x_L \end{bmatrix} \quad (2)$$

La descomposición en valores singulares (SVD) de una matriz es una conocida herramienta del algebra de matrices que se utiliza para estimar el rango de matrices rectangulares, entre otras aplicaciones. En este trabajo se empleará para determinar el rango de la matriz $[H]$ en el proceso de eliminación de ruido. La SVD se representa mediante:

$$[H] = [U][S][V]^T \quad (3)$$

Donde $[U]$ y $[V]$ son matrices ortogonales de dimensiones $M \times N$ y $N \times N$ y $[S]$ es la matriz de dimensiones $M \times N$ cuya diagonal está dada por los valores singulares de $[H]$, S_i . Estos son ordenados en forma descendente, es decir: $S_1 > S_2 > \dots > S_R$ con $R = \min(M, N)$. La matriz $[H]$ es singular o próximamente singular si uno o más de los valores singulares son cero o menores de un cierto valor ϵ . El número de valores singulares mayores a ϵ determina el rango de la matriz $[H]$ con características independientes en los datos. Es decir:

$$\begin{aligned} S_i &< \epsilon, & i &= 1, \dots, r \\ S_i &\leq \epsilon, & i &= r + 1, \dots, R \end{aligned} \quad (4)$$

Esto permite expresar entonces a $[H]$ mediante:

$$[H] = [\bar{H}] + [R] = [U_r \quad U_0] \begin{bmatrix} S_r & 0 \\ 0 & S_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_r \\ V_0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

Donde $[\bar{H}]$ y $[NS]$ representan los datos no contaminados y el ruido de la matriz $[H]$ respectivamente. $[S_r]$ contiene solamente los valores significativos de S_i con $1 < i < r$, previamente normalizados respecto del mayor. $[S_0]$ contiene los valores significativos S_i con $r \leq i < R$. Así, se han utilizado los valores singulares de $[H]$ para separar los datos significativos del ruido de la señal $\{x\}$ eligiendo adecuadamente los primeros r valores S_i . Una vez determinada $[S_r]$ puede reconstruirse nuevamente la matriz $[\bar{H}]$ utilizando solamente las primeras r columnas de $[U]$ y $[V]$.

$$[\bar{H}] = [U_r][S_r][V_r]^T \quad (6)$$

El rango de una matriz es un indicador del número de características independientes que contienen los datos. El problema principal que se presenta es la estimación apropiada del valor ϵ .

Una forma de abordar este problema es graficar los valores singulares normalizados respecto del máximo y elegir el rango apropiado cuando estos se aproximan a una asíntota, método que se adoptó en este trabajo. La relación señal-ruido puede determinarse como: (Pickrel, 1996; De Moor, 1996; Maia Nuno, 1991)

$$SNR = \frac{\sum_{i=1}^r S_i}{\sum_{i=r+1}^R S_i} \quad (7)$$

Una vez obtenida $[\bar{H}]$ puede reconstruirse la señal $\{\bar{x}\}$, ahora sin el contenido del ruido:

$$\bar{x}_i = \frac{1}{k-l+1} \sum_{j=1}^k \bar{H}_{i-j+1,j} \quad (8)$$

Donde $l = \max(1, i - M + 1)$ y $k = \min(N, i)$. Se demuestra que ésta es una forma eficiente de reconstruir una señal a partir de su matriz de rango reducido (Tufts, 1982).

Una descripción más detallada del método puede encontrarse en Sanliturk y Cakar, 2005.

Aplicación del método. Filtrado de una señal de NPS de un ensayo en materiales compuestos

Se emplean señales acústicas para detectar y localizar defectos en materiales metálicos y no metálicos. Estas señales deben ser de una longitud de onda menor o igual que el defecto a ser detectado. Los métodos convencionales de diagnóstico de fallas en general requieren numerosas mediciones en distintas ubicaciones incrementando el costo del diagnóstico. Por otra parte, las fallas estructurales causan pequeños cambios en las frecuencias naturales de vibrar al modificarse las propiedades dinámicas de la estructura. Estas alteraciones son de utilidad para detectar la presencia de rajaduras, grietas, poros, etc. Se han utilizado funciones de respuesta en frecuencia (FRF) para diagnosticar fallas en vigas de acero, en vigas de aluminio y en vigas de material compuesto en ensayos globales (Zapico, 2009a; Zapico, 2009b; Zapico, 2010; Zapico, 2011a). Una alternativa es el empleo de funciones de Nivel de Presión Sonora (NPS) medidas con micrófono, disminuyendo drásticamente el costo de equipamiento necesario y evitando el agregado de masa al modelo, aspecto especialmente importante en ensayos de materiales ligeros. Como desventaja, se presenta el ruido ambiente como una de las fuentes de error inevitables y que puede reducir la calidad los NPS. Por lo tanto, es necesario eliminar o minimizar contaminantes (Ewins, 2000; McConnell, 1995; Pickrel, 1996; Fahey, 2000) antes de que se utilicen para otras aplicaciones. Se presenta a continuación la aplicación de SVD para la eliminación de ruido de los NPS medidos en probetas de material compuesto de fibra de vidrio (GFRP) y mejorar la relación señal-ruido (SNR) de la señal original.

Materiales y métodos

El equipamiento utilizado en los ensayos consiste en un banco universal en donde es colocada la probeta de GFRP típica, fabricada por Carbon Composite Technology (Waldstetten, Alemania) sustentada mediante cuerdas de manera de que la misma se encuentre en condición de vibración libre - libre, es decir sin restricciones en sus grados de libertad. Se utiliza un micrófono FOG-800 del fabricante GTC. Este es un micrófono omnidireccional de alta sensibilidad de pie metálico flexible orientable hacia el extremo de la probeta a medir. Las especificaciones técnicas son las siguientes: sensibilidad 58 dB [mV/Pa] \pm 3 dB, impedancia de salida 2.2 Ω , voltaje de alimentación 4.5 mV, frecuencia de respuesta: 100 Hz-16000 Hz. Para la calibración de las frecuencias registradas por el micrófono se utilizó el método de intercomparación; en la que se compararon los resultados obtenidos de la misma probeta utilizando otros dos micrófonos realizando 20 medidas con cada uno de ellos, obteniendo un error inferior al 1/1000. Este se encuentra conectado a PC con tarjeta de sonido para registrar la señal de NPS proveniente de la vibración de la probeta al ser excitada en un extremo mediante un golpe suave con un elemento rígido (Fig. 1). En la misma se muestran también las dimensiones de la probeta de 4 mm de espesor.

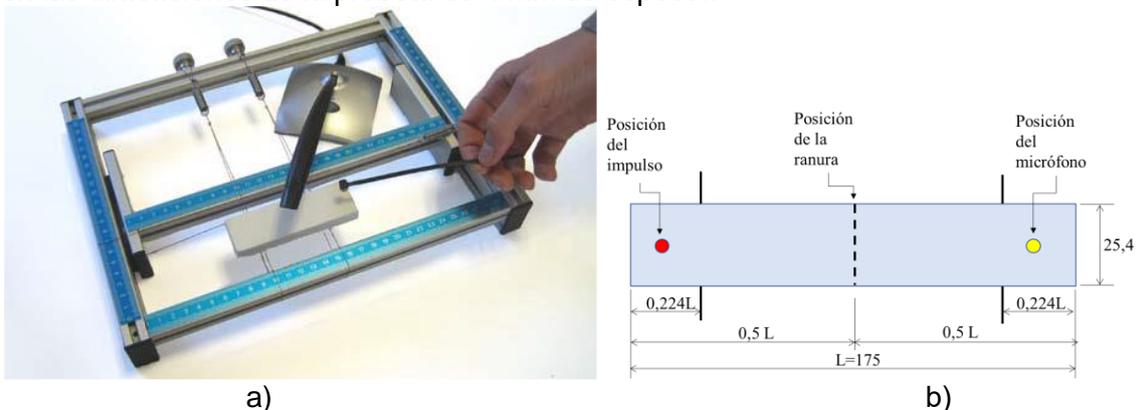


Fig. 1. a) Banco universal para el ensayo de la probeta b) Disposición de la probeta sobre los apoyos

La señal acústica proveniente de la interacción de la estructura al ser excitada es captada por el micrófono durante 0.5 segundos, tiempo suficiente para que se manifieste la atenuación de la amplitud debido al amortiguamiento interno del material (Fig. 2).

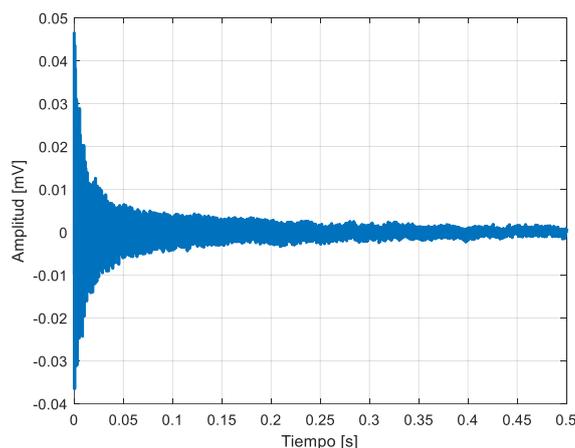


Fig. 2. Señal de audio obtenida por el micrófono (probeta sana)

A partir esta señal se determina el Nivel de Presión Sonoro (NPS) mediante:

$$L_p(\omega) = 10 \log_{10} \left(\frac{P_{rms}^2}{P_{ref}^2} \right) \quad (9)$$

Donde P_{rms} es la raíz cuadrática media de la presión acústica y P_{ref} la presión de referencia (20 μ Pa). Los valores obtenidos a partir de la ecuación (9) se muestran la Fig. 3. Puede observarse claramente que dicha señal contiene una cantidad indeseable de información no correlacionada (ruido), la cual es deseable que sea eliminada.

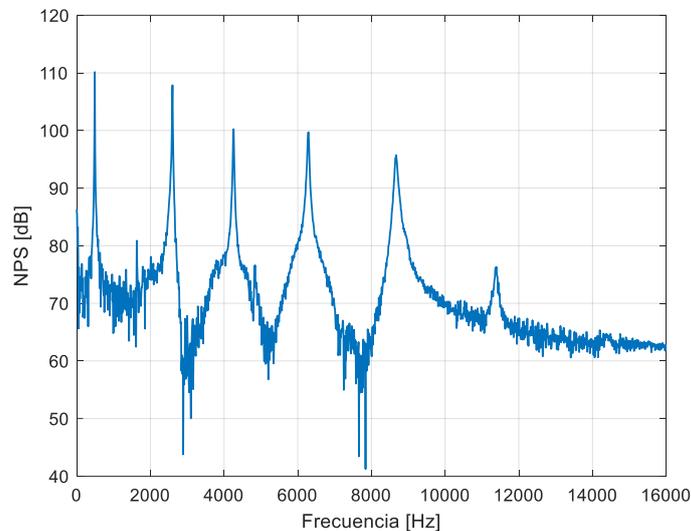


Fig. 3. Nivel de presión Sonora a partir de la señal captada por el micrófono

Resultados

Previamente a comentar los resultados del proceso de eliminación de ruido de la señal de NPS, es necesario comentar un aspecto importante del método que está relacionado con el tamaño de la matriz de Hankel. Si bien los mejores resultados utilizando este método se obtienen cuando esta matriz es cuadrada, esta configuración disminuye la eficiencia computacional del mismo. Además, en la mayoría de los casos no es necesario que lo sea. Como alternativa, se puede utilizar una matriz rectangular con la selección adecuada de la dimensión más pequeña (número de columnas). Eligiendo correctamente las dimensiones de la matriz de Hankel los valores singulares pequeños se acercarán a una asíntota. En la Fig. 4 se muestra la distribución de los valores singulares de la matriz de Hankel de una señal de NPS para distintos valores de la dimensión más pequeña. Si el número de columnas es menor que el rango de la matriz (50 columnas) no permite determinar el valor umbral ϵ ya que no alcanza una asíntota. Por el contrario, para un número mayor de columnas, los valores singulares se distribuyen asíntoticamente.

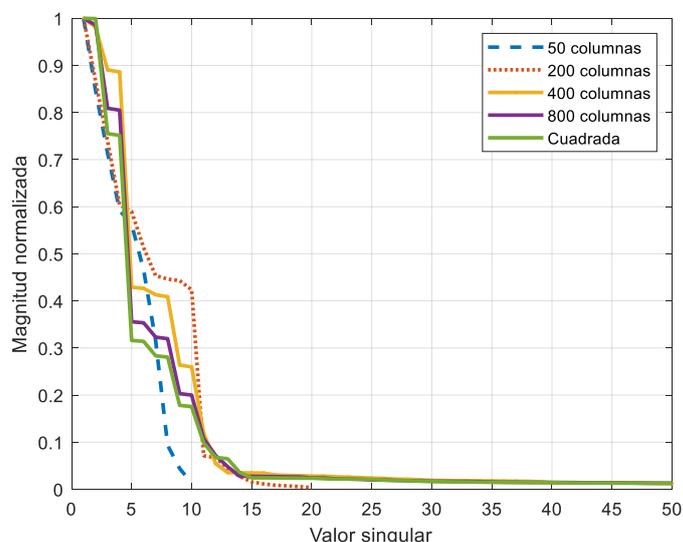


Fig. 4. Valores singulares normalizados para diferente número de columnas de la matriz de Hankel

El método de filtrado de ruido SVD se aplica a la señal de NPS medida presentada en la Fig. 2 en donde se muestra los picos correspondientes a los 7 primeros modos de vibrar de la probeta ensayada, dentro del rango de frecuencia 0-16000 Hz. Dado que el tiempo de cálculo no fue un factor condicionante, se formó una matriz de Hankel cuadrada y se obtuvieron los valores singulares presentados en la Fig. 5.

Como puede observarse, las amplitudes de los valores singulares se nivelan alrededor del valor singular 30, lo que es una indicación clara del ruido umbral, así como el rango efectivo de estos datos.

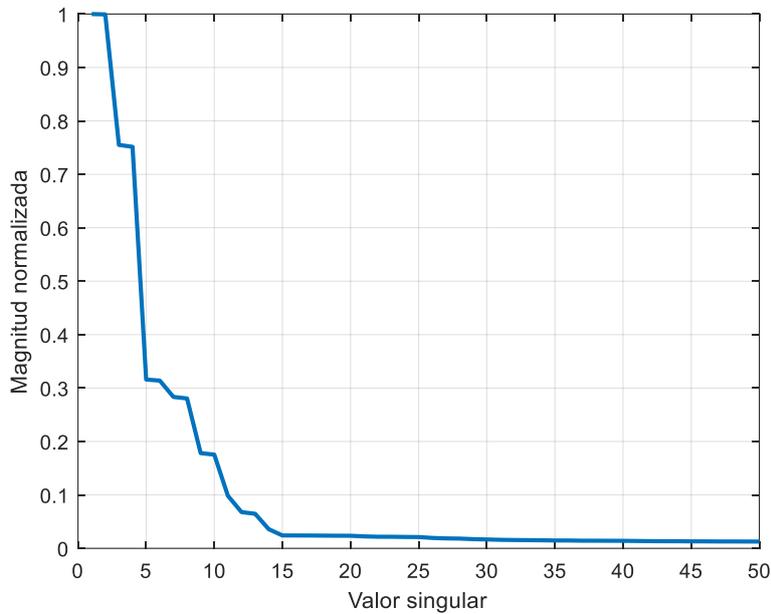


Fig. 5. Valores singulares normalizados

En la Fig. 6 se compara la señal de NPS filtrada reconstruida a partir de la matriz de Hankel con la original sin procesar. El nivel de ruido presente en la señal obtenida es prácticamente despreciable mientras que los aspectos relevantes, como son los picos correspondientes a las frecuencias naturales de la probeta, son replicados sin alteraciones. Esto demuestra el éxito del método.

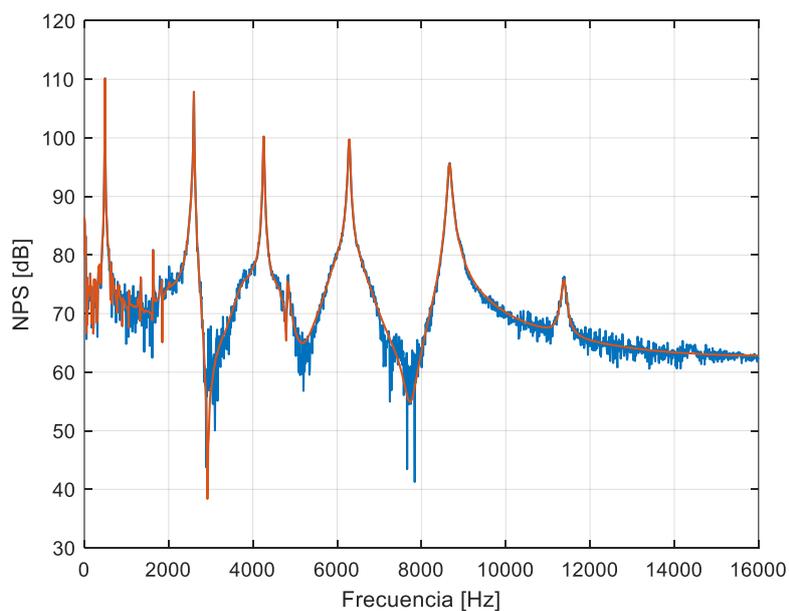


Fig. 6. Nivel de presión sonora medido y reconstruido con 30 valores singulares

Aplicación a la detección de daño en materiales compuestos

Con el objetivo de demostrar la ventaja de contar con una señal filtrada frente a una que contiene información proveniente de ruido, se muestra en la Fig. 7 los resultados de NPS proveniente del ensayo acústico sobre una probeta de GFRP a la que se le efectuó, mediante un corte con una sierra, una ranura a profundidades de 1 mm y 2 mm sucesivamente. Esta alteración generada artificialmente permite identificarlo a cada uno de ellos con un nivel de daño de 25% y 50% respectivamente. Estos cortes se ubican de forma transversal y a la mitad de la longitud total de la probeta, como se indica en la Fig. 1.

En presencia de daño, las propiedades dinámicas de la probeta son modificadas y los NPS emitidos al aplicar una carga impulsiva son ligeramente alterados. En la Fig. 9 se observa como las frecuencias correspondientes a los modos naturales de vibrar se encuentran modificadas en presencia de daño de acuerdo con la magnitud del mismo. La presencia de ruido dificulta la evaluación de dichos corrimientos.

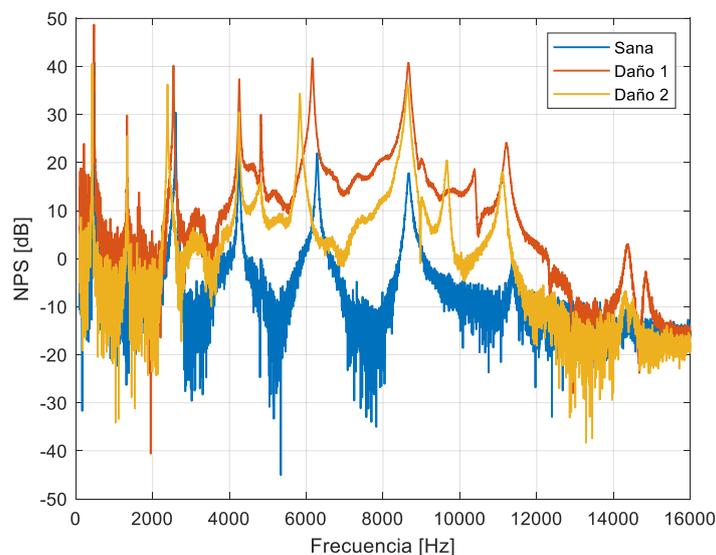


Fig. 7. Nivel de presión sonora para la probeta sana y con dos niveles de daño

Luego de la medición, las señales de NPS son sometidas a la eliminación del ruido no correlacionado presente, por medio de la técnica de SVD descripta. Puede verse claramente la ventaja de contar con una señal libre de ruido si el objetivo es detectar las variaciones en las frecuencias naturales (Fig. 7).

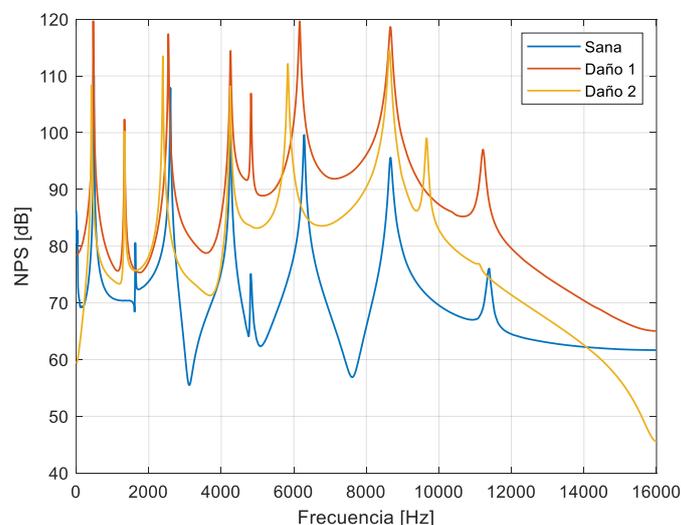


Fig. 7. Reconstrucción de la señal de NPS de la probeta sana y con daño

Actualmente, esta tarea de evaluación y diagnóstico es posible realizarla a través de un proceso de clasificación automático empleando algoritmos de inteligencia artificial que reconocen patrones, como son las redes neuronales (Ponso, 2014; Mohamad, 2001; O'brien, 2017). Estas redes son entrenadas con datos de NPS provenientes de ensayos sobre probetas sanas y dañadas con distinto nivel de daño para reconocer el estado de integridad de la estructura. Para un eficiente proceso de entrenamiento de una red neuronal con este fin es necesario que la información de NPS contenga la menor cantidad de información no correlacionada posible, por lo que resulta imprescindible procesarla previamente utilizando, por ejemplo, la técnica de SVD. Asimismo, para un procesamiento computacionalmente eficiente, es necesario efectuar una compresión de los datos a ingresarle a la red neuronal. Esto se logra mediante el análisis de componentes principales (PCA) a la señal filtrada.

Conclusiones

En el presente trabajo se ha aplicado un método, empleado originalmente en el filtrado de FRF, en la eliminación de la componente de ruido de una señal de NPS proveniente de una IRF de ensayos acústicos sobre una probeta sana y dañada artificialmente, demostrando que el nivel de ruido se reduce significativamente luego de la aplicación de la técnica de SVD. Especial interés reviste la elección correcta del rango efectivo del sistema. Para esto es recomendable repetir el análisis con diferentes valores de umbral y evaluando los resultados hasta que los mismos sean aceptables. Se ha demostrado también la importancia de contar con señales libres de ruido para su tratamiento en la detección y clasificación de fallas, especialmente si este proceso se realiza mediante un algoritmo computacional que requiere el procesamiento de la información de la señal como una Red Neuronal Artificial.

Agradecimientos

Los autores desean expresar su agradecimiento al Departamento de Ingeniería Mecánica de la Escuela Técnica Superior de Ingeniería (ICAI) Universidad Pontificia Comillas, Madrid, España por la disponibilidad del equipamiento, la ejecución de los ensayos y la provisión de los datos experimentales utilizados en este trabajo.

Referencias

- Allemang, R. J., Brown, D. L., (1998) A unified matrix polynomial approach to modal identification, *Journal of Sound and Vibration* 211 (3) 301 - 322.
- Braun, S. G., Ram, Y. M., (1987) Determination of structural modes via the prony method: system order and noise induced poles, *Journal of the Acoustical Society of America* 81 1447 - 1459.
- De Moor, B., (1993) The singular value decomposition and long and short spaces of noisy matrices, *IEEE Transactions on Signal Processing* 41 (9) 2826 - 2838.
- Ewins, D. J., (2000) *Modal Testing: Theory, Practice and Applications*, 2nd Edition, Research Studies Press, Letchwor.
- Fahey, S. O., Wicks, A. L., (2000) Noise sources in mechanical measurements, *Experimental Techniques* 24 (2) 40 - 43.
- Friswell, M. I., Penny, J. E. T., (1990) Updating model parameters from frequency domain data via reduced order models, *Mechanical Systems and Signal Processing* 4 (5) 377 - 391.
- Gialamas, R. P., Tsalhalis, D. T., Otte, D., Van der Auwaraer, H., Manolas, D. A., (2001) Substructuring technique: improvement by means of singular value decomposition (SVD), *Applied Acoustics* 62 1211 - 1219.

- Juang, J. N., Pappa, R. S., (1986) Effects of noise on modal parameters identified by the eigensystem realization algorithm, *Journal of Guidance, Control and Dynamics* 9 (3) 294 – 303.
- Maia Nuno, M. M., (1991) Fundamentals of singular value decomposition, *Proceedings of the Ninth International Modal Analysis Conference*. 1515 – 1521.
- Marudachalam, K., Wicks, A. L. (1991) An attempt to quantify the errors in the experimental modal analysis, *Proceedings of the Ninth International Modal Analysis Conference*, 1522 – 1527.
- McConnell, K. G., (1995) *Vibration Testing, Theory and Practice*, Wiley, New York.
- Mohamad, N. (2001) Artificial Neural Network for the Classification of Steel Hollow Pipe, *International Conference on Applications and Design in Mechanical Engineering*, Penang, Malasya. 24(5). 813 – 827.
- O'Brien R. J., Fontana, J. M., Ponso, N., Molisani, L. (2017) A pattern recognition system based on acoustic signals for fault detection on composite materials, *European Journal of Mechanics A/Solids*, 64, 1-10.
- Pickrel, C. R., (1996) Estimating the rank of measured response data using SVD and principal response functions, *Proceedings of the Second International Conference on Structural Dynamics Modeling, Test Analysis and Correlation DTA/NAFEMS*, 89 – 100.
- Ponso, N., Molisani, L. (2014) Sistema para detección de fallas en probetas. *Mecánica Computacional*, Vol XXXIII. 633-638.
- Sanliturk K. Y., Cakar, O., (2005) Noise elimination from measured frequency response functions, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 19, 615-631.
- To, W. M., Ewins, D. J., (1995) The role of the generalized inverse in structural dynamics, *Journal of Sound and Vibration* 186 (2) 185 – 195.
- Tufts, D. W., Kumerasan, R., Kirsteins, I., (1982) Data adaptive signal estimation by singular value decomposition of a data matrix, *Proceedings of the IEEE* 70 (6) 684 – 685.
- Tufts, D. W., Kumerasan, R., (1982) Singular value decomposition and improved frequency estimation using linear prediction, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing ASSP-30* (4) 671 – 675.
- Zapico, A., Molisani, L., (2009b) Uso de Redes Neuronales para la detección de fallas en vigas de Acero, *II Congreso de Matemática Aplicada, Computacional e Industrial*, Rosario.
- Zapico, A., Molisani, L., (2011b) Diagnostico Global De Fallas En Vigas De Aluminio Usando Niveles De Presión Sonora, *Mecánica Computacional Vol XXX*, 3271-3276
- Zapico, A., Molisani, L., (2010) Determinación No Destructiva de Fallas en Materiales Compuestos Utilizando Redes Neuronales, *XI Congreso de Adhesión y Adhesivos*, Madrid.
- Zapico, A., Molisani, L., (2009a) Fault Diagnosis on steel structures using artificial neural networks, *Mecánica Computacional XXVIII*. 181-188.