

Detección de Daño en Materiales Compuestos Mediante Fibra Óptica

J. Sierra,

Facultad de Ingeniería Aeronáutica, Grupo de Investigación en Ingeniería Aeroespacial,
Universidad Pontificia Bolivariana, Colombia.

A. Güemes,

Escuela Técnica Superior de Ingenieros Aeronáuticos, Departamento de Materiales y
Producción Aeroespacial, Universidad Politécnica de Madrid, España.

RESUMEN

En este artículo se explora la aplicación del PCA (*Principal Component Analysis*), y mediciones estadísticas T^2 y Q para detectar daños en estructuras fabricadas en materiales compuestos mediante la utilización de FBGs (*Fiber Bragg Grating*).

Un modelo PCA es construido usando datos de la estructura sin daños como un estado de referencia. Los defectos en la estructura son simulados causando pequeñas delaminaciones entre el panel y el rigidizador. Los datos de diferentes escenarios experimentales para la estructura sin daño y con daño son proyectados en el modelo PCA. Las proyecciones y los índices T^2 y Q son analizadas. Resultados de cada caso son presentados y discutidos demostrando la viabilidad y el potencial de usar esta formulación en SHM (*Structural Health Monitoring*).

1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, uno de los mayores problemas cuando se trabaja con estructuras fabricadas en materiales compuestos, es la dificultad para predecir y detectar daños de manera confiable en una etapa temprana. Se están realizando grandes esfuerzos para desarrollar nuevas técnicas que permitan monitorizar las estructuras con el fin de detectar daños con suficiente antelación para evitar el fallo de los componentes.

Los esfuerzos se han focalizado en el diseño de estructuras inteligentes que integren materiales, sensores, actuadores y algoritmos que permitan la monitorización del estado de las estructuras en tiempo real. El principal desafío consiste en detectar daños identificando cambios en la rigidez estructural de un componente averiado en comparación con patrones para la estructura sin daño o en un estado previo a la propagación de un daño.

Una de las técnicas disponibles en la actualidad para determinar en tiempo real la rigidez estructural es el uso de FBGs. El principio de la técnica empleando FBGs consiste en detectar la diferencia de las deformaciones entre dos sensores muy cercanos cuando la estructura está cargada. Los daños hacen que varíe la rigidez global y para

diferentes cargas aplicadas, cambian el campo de deformaciones de la estructura. (Majunder, et al. 2008)

El procedimiento en las técnicas de detección de daño mediante la determinación de la rigidez estructural es muy similar: primero se realizan medidas de la deformación de la estructura cuando se somete a cargas externas sin que la estructura este dañada o con un daño conocido. Posteriormente, se daña la estructura o se incrementa el tamaño del daño, se aplican cargas externas y se miden nuevamente las deformaciones en los mismos los que se midieron previamente. Se intenta determinar mediante el estudio de los cambios en la rigidez provocados por la aparición o incremento del tamaño del daño, la aparición y posible localización del daño.

En estructuras o componentes en condiciones de operación reales, sería posible identificar la aparición de un daño determinando si la rigidez estructural ha cambiado como resultado de este. El problema consiste en correlacionar los datos obtenidos de diferentes sensores y localizar y cuantificar los cambios en la rigidez estructural con el fin de determinar la ubicación y tamaño del daño. Con el fin de simplificar el proceso y reducir las dimensiones de las muestras experimentales, muchas técnicas de filtrado estadístico están disponibles en la actualidad, por ejemplo, modelos de Markov, regresiones lineales, POD (*Proper Orthogonal Decomposition*), ROM (*Reduced Order Modeling*), SVD (*Singular Value Decomposition*), PCA (*Principal Component Analysis*), etc. (Lopez and Sarigul-Klijn 2010)

Sin importar que técnica se utilice, los pasos son aproximadamente los mismos: (1) evaluación operacional, (2) adquisición de datos, normalización y limpieza, (3) selección y condensación de la información e (4) implementación de un modelo estadístico para discriminación de la información. (Mujica, et al. 2010)

Este artículo presenta algunos conceptos básicos sobre PCA, luego presenta los resultados experimentales y numéricos obtenidos así como la discusión de los mismos y algunas conclusiones.

2. PCA E ÍNDICES DE DETECCIÓN DE DAÑO.

PCA es una técnica estadística cuyo objeto principal consiste en identificar la dinámica más importante de un sistema, determinando cuales datos son redundantes y cuales son simplemente ruido. Mediante la aplicación de PCA a muestras experimentales es posible reducir la complejidad y dimensiones de las muestras, revelando patrones y tendencias que pueden estar ocultos bajo los datos. Esto se consigue determinando un nuevo espacio de coordenadas. Este espacio está basado en la covarianza del conjunto de los datos originales. (Esbensen and Geladi 2009).

Existen herramientas estadísticas que permiten, junto con un análisis PCA, detectar comportamientos anómalos en sistemas. Las dos herramientas más usuales son el índice Q y el índice T^2 . El índice Q indica que tan bien se ajustan cada muestra al modelo PCA. Es una medición de la diferencia entre una muestra y su proyección en los componentes principales retenidos por el modelo PCA. El índice T^2 es una medición de la variación de cada muestra en el modelo PCA. (Mujica, et al. 2010)

3. EXPERIMENTACIÓN Y SIMULACIÓN

Para realizar la experimentación se empleó una probeta conformada por un panel curvo de material compuesto de 1340 mm de longitud por 400 mm de ancho. El panel es fabricado en cinta de carbono/epoxi (AS4/8552) con un apilamiento cuasi isotrópico de 16 capas, curado en autoclave y cuenta con un rigidizador tipo omega. (Figura 1).

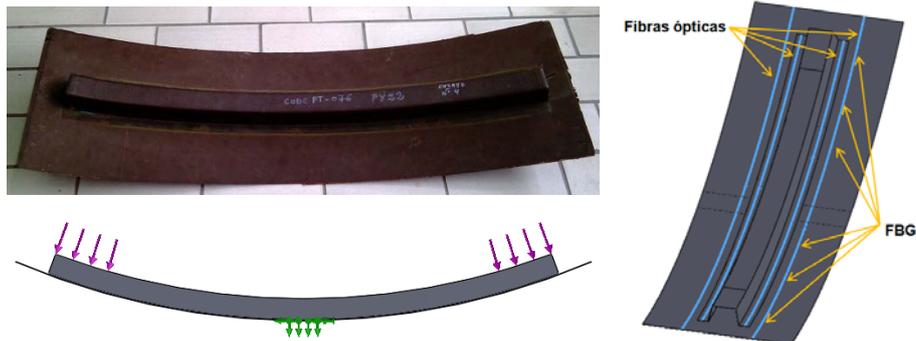


Figura 1. Sup. Izq. Probeta empleada. Inf. Izq. Representación de las cargas y zona de apoyo. Der. Distribución de las fibras ópticas y los FBGs.

Cuatro fibras ópticas se adherieron a la superficie del componente luego del curado, cada una con seis FBGs. La fibra óptica se ha adherido sobre la piel del panel y sobre los lados del rigidizador, un par para cada lado del rigidizador (por pares). La disposición de los FBGs a través de las fibras es la misma para todas.

Se propagó un daño previamente inducido en uno de los extremos del rigidizador (despegue de 270 mm entre el rigidizador y la piel, ver Figura 4) y se cargó el componente como se muestra en la imagen inferior izquierda de la Figura 1, aplicando 100 kilos. Durante la aplicación y remoción de la carga (graduales) se midieron las deformaciones en todos los sensores a una tasa de muestreo de 100 Hz. Posteriormente se incrementó el tamaño del daño y se realizaron mediciones con la misma carga señalada previamente. Para apreciar cambios en la rigidez global de la estructura se estudiaron diferencias en el campo de deformaciones para diferentes tamaños de daño bajo la misma carga aplicada al componente.

Además de los experimentos, se realizó una simulación en elementos finitos del caso de estudio, es decir, de la probeta con los diferentes tamaños de daño. Esto con el fin de corroborar si los resultados obtenidos eran razonables.

Para cada sensor, en cada ensayo se obtuvo la longitud de onda en función tiempo. La longitud de onda está directamente relacionada con la deformación de la red de Bragg que está, a su vez, adherida a la estructura, por lo que se puede inferir la deformación en la estructura de manera directa. Se obtiene entonces la deformación en función del tiempo para cada sensor. Es posible comparar directamente la deformación o la longitud de onda de cada pareja de sensores para cada caso de estudio y luego comparar entre casos de estudio para inferir como cambia la rigidez estructural en función del incremento del tamaño del daño.

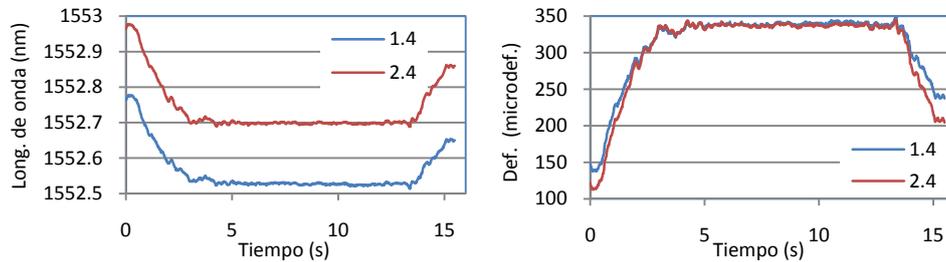


Figura 2. Resultados obtenidos. Izq. longitud de onda para sensor 4 en las fibras ópticas 1 y 2. Der. Micro deformaciones para el sensor 4 en las fibras ópticas 1 y 2.

Posteriormente se comparó la longitud de onda entre cada par de sensores para diferentes casos de estudio (estado previo y posterior del daño). En la comparación se pudo apreciar que la pendiente varía a medida que el daño incrementa.

Los resultados obtenidos se compararon con los resultados numéricos obtenidos a partir de la simulación en elementos finitos. Los resultados numéricos se aproximaron bastante a los resultados experimentales.

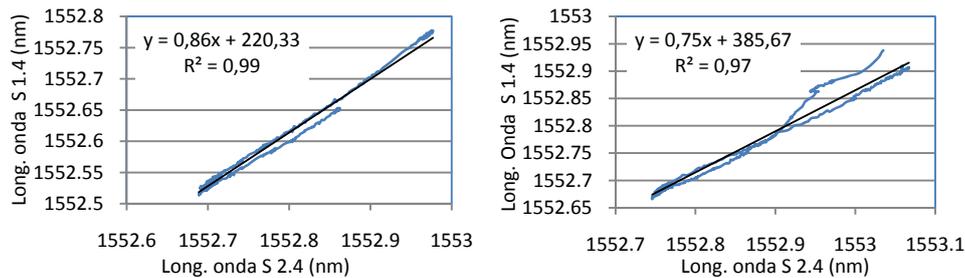


Figura 3. Longitudes de onda para sensor 4 de las fibras ópticas 1 y 2. Izq. caso de estudio con daño inicial. Der. Caso de estudio con daño incrementado 30 mm.

Como se puede apreciar, intentar hallar correlaciones o tendencias globales entre la totalidad de las medidas realizadas por todos los sensores, para el dominio de tiempo de cada uno de los experimentos es poco viable si el problema no se aborda con técnicas estadísticas como el PCA. Por tal motivo, se empleó dicha técnica con el fin de reducir la complejidad y dimensiones de los datos.

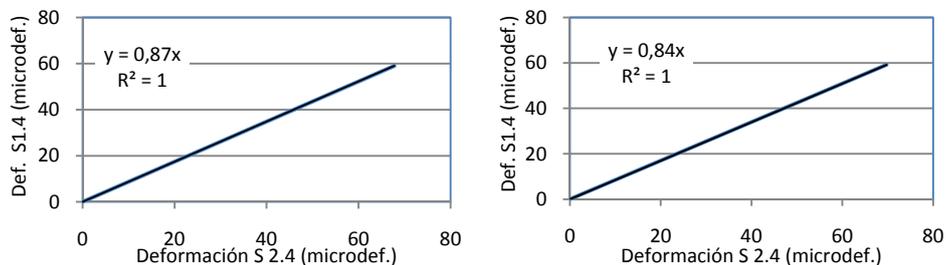


Figura 4. Deformaciones para posición de sensor 4 en las fibras ópticas 1 y 2 en el modelo numérico. Izq. Daño inicial. Der. Daño incrementado 30 mm.

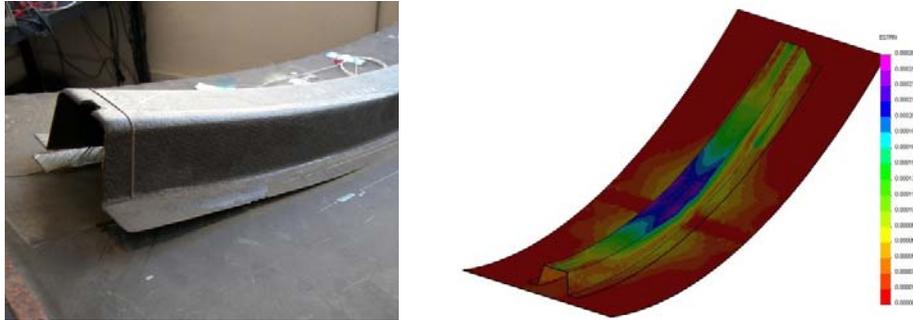


Figura 5. Izq. Daño inducido. Der. Deformación (numérica) para el caso de estudio del daño inicial y 100 kilogramos de carga.

La finalidad del PCA consiste en construir un modelo del sistema en un estado inicial y luego proyectar los datos experimentales en dicho modelo con el fin de determinar si existen diferencias en el comportamiento del sistema. Dichas diferencias pueden ser producidas por cambios en la rigidez estructural (aparición o incremento del tamaño de daños).

El primer paso consiste en organizar todos los datos en una matriz desplegada donde las filas están conformadas por las todas las mediadas de cada sensor para un experimento en particular. Es decir, cada fila contiene $K \times J$ datos, donde K es el número de medidas realizadas con cada sensor y J es el número de sensores. El número de filas es igual al número de experimentos realizados.

Posteriormente se deben normalizar los datos experimentales para que tengan media igual a cero y varianza igual a uno. Esto es debido a que el PCA es dependiente de la escala. Para normalizar los datos se empleó la técnica de escalado grupal ya que esta considera cambios entre sensores y no los procesa independientemente como otras técnicas. (Westerhuis, Kourti and MacGrtgot 1999).

Una vez se tienen los datos estandarizados y organizados en la matriz desplegada, se halla la matriz de covarianza del sistema y se calculan un número deseado de los mayores autovalores y autovectores asociados a dichos autovalores. Estos autovectores son llamados los componentes principales. Por último se transforma el sistema original por medio de la proyección en los componentes principales.

Una vez construido el modelo PCA con los datos experimentales obtenidos del componente en su estado inicial, se procede a proyectar en el modelo, los demás datos experimentales asociados a estados del elemento donde el daño inducido se ha propagado. Para cada modelo se calculan los índices de daño (indicadores estadísticos) T^2 y Q . A continuación se muestran algunos de los resultados obtenidos.

Como se aprecia en la Figura 6, mediante el empleo de PCA es posible apreciar tendencias en el sistema provocadas por la aparición de daños o anomalías en la estructura. Dichos cambios son evidenciados como un cambio en las proyecciones de los componentes principales (como se aprecia en la Figura 6 izquierda). Los índices T^2 y Q aportan información adicional que no está contenida en las proyecciones en los

componentes principales porque están relacionados con variaciones no consideradas en el modelo, sin embargo, son índices cualitativos y requieren un mayor número de datos muestrales para dar indicios claros de comportamientos anómalos.

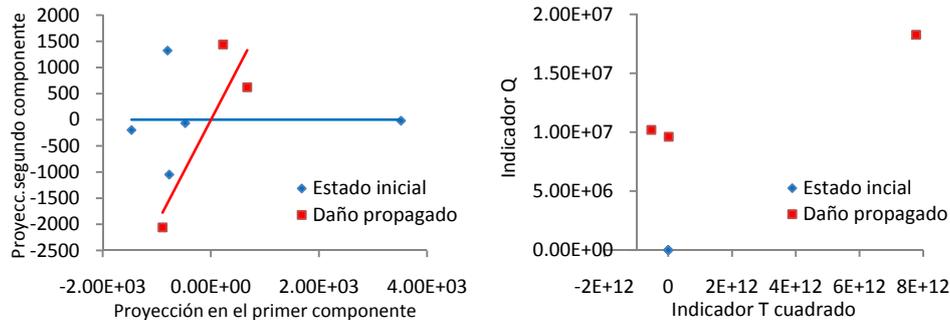


Figura 6. A la izquierda: Proyección en el primer vs. Proyección en el segundo componente. A la derecha: índice T^2 vs. Q.

4. CONCLUSIONES

Mediante el experimento realizado se ha demostrado que es viable detectar daños en estructuras mediante el uso de FBGs y técnicas de tratamiento de datos experimentales como el PCA. No obstante, al tratarse de técnicas estadísticas, se hace necesario realizar experimentos con mayor número de datos que los realizados en este trabajo. Se ha demostrado que el primer nivel de SHM se cumple mediante el uso de esta técnica.

En el presente caso, las proyecciones en los componentes principales son suficientes para detectar un cambio en el sistema y no se hacen necesarios el índice T^2 y Q. En otros casos esto no sería necesariamente cierto, por lo que su estudio es importante.

REFERENCIAS

- SBENSEN, K.H., Y P. GELADI. (2009). Principal Component Analysis: concept, geometrical interpretation, mathematical background, history, practice. *Comprehensive Chemometrics (Elsevier)*, 2, pp. 211-226.
- LOPEZ, I., Y N. SARIGUL-KLIJN. (2010). A review of uncertainty in flight vehicle structural damage monitoring, diagnosis and control: challenges and opportunities. *Progress in aerospace sciences (Elsevier)*, 46, pp. 247-273.
- MAJUNDER, M., T.K. GANGOPADHYAY, A.K. CHAKRABORTY, K. DASGUPTA, Y D.D. BHATTACHARYA. (2008). Fibre bragg gratings in structural health monitoring. Present status and applications. *Sensors and Actuators A: Physical (Elsevier)*, 147, pp. 150-164.
- MUJICA, L.E., J. RODELLAR, A. FERNANDEZ, Y A. GUEMES. (2010). Q-statistic and T2-statistic PCA-based measures for damage assessment in structures. *Structural Health Monitoring*, pp. 1-15.
- WESTERHUIS, J., T. KOURTI, Y J. MACGREGOR. (1999). Comparing alternative approaches for multivariate statistical analysis of batch process data. *Chemometrics*, 13, pp. 397-413.