

REPRESENTACIÓN CEPSTRAL DE ULTRASONIDOS PARA EVALUACIÓN NO-DESTRUCTIVA EN PLACAS DE FIBRA DE CARBONO

Referencia PACS: 43.35.Zc

Antonio M. Peinado¹; José L. Carmona¹; Nicolas Bochud²; Ángel M. Gómez¹; Guillermo Rus²
Universidad de Granada

¹Depto. de Teoría de la Señal, Telemática y Comunicaciones, Facultad de Ciencias, 18071-Granada, {amp,amgg@ugr.es}

²Depto. de Mecánica de Estructuras e Ingeniería Hidráulica, Edificio Politécnico, 18071-Granada, {grus@ugr.es}

ABSTRACT

The goal of Non-Destructive Testing (NDT) by means of ultrasounds is to determine and characterize a damage or fault in a material from the alterations of the ultrasound signal transmitted through it. A major issue to be considered in this type of NDT is the very low magnitude of these alterations. Thus, a parametrization capable of discriminating these alterations is needed. In this work we propose a signal analysis scheme based on the signal cepstrum which allows the discrimination among several levels of damage in a multilayer carbon fiber when is beaten by a projectile with different kinetic energies.

RESUMEN

Mediante la evaluación no destructiva (END) basada en ultrasonidos se pretende determinar o caracterizar un daño o defecto en un material a partir de las alteraciones de la señal transmitida por dicho material. Un problema de este tipo de END es la baja magnitud de dichas alteraciones. Por ello es necesario obtener una parametrización que sea capaz de discriminar las alteraciones de las señales capturadas según el tipo de daño. En este trabajo proponemos un esquema de análisis de señal para obtener una representación cepstral que permite discriminar el nivel de daño sufrido por una placa multicapa de fibra de carbono al ser dañada mediante impacto por un proyectil con diferentes energías cinéticas.

1. INTRODUCCIÓN

Un elemento esencial de todo sistema END es el de análisis de la señal capturada. El objetivo es extraer de la señal una serie de parámetros que proporcionen la información relevante sobre el espécimen testeado. Las herramientas de análisis empleadas son normalmente de tipo espectral. Así, en [Cabrera03] se aplica directamente un simple análisis de Fourier mediante FFT (Fast Fourier Transform) basada en algoritmo Chirp para la extracción de un vector de frecuencias de resonancia. Como alternativa, también se ha empleado la transformada de Wigner-Ville [Miralles99] por su buena adaptación a aplicaciones en tiempo real. Dada la naturaleza tipo pulso de las señales manejadas en END con ultrasonidos, la transformada

wavelet aparece como una herramienta de análisis espectral multirresolución bastante adecuada [Addisson04]. Así, en [Nandi97] y [Meyer95] encontramos una aplicación directa de la transformada wavelet discreta (DWT) usando la base de Daubechies. En [Shiwei06] es aplicada la transformada wavelet continua (CWT) con base de Gabor. Kim [kimik05] correlaciona con éxito un análisis por wavelets de la onda incidente y reflejada entre experimento y modelo de barra a flexión. Este uso es combinado con métodos numéricos por Li et al. [Lee05], quien empleó el método de los elementos finitos wavelet (WFEM) en análisis modal para caracterizar singularidades de punta de grieta.

El cepstrum también ha sido aplicado como herramienta de análisis y parametrización de señales ultrasónicas ya que los coeficientes cepstrales implican el manejo de información en la que se pueden eliminar distorsiones convolutivas [Harrouche00]. En el presente trabajo nos centramos en la aplicación de dos tipos de cepstrum (FFT y LPC) al problema de discriminar el nivel de daño en una placa multicapa de fibra de carbono sometida a un impacto por proyectil. El nivel de daño corresponde a la energía cinética del impacto. Se consideran 6 niveles específicos de daño, de forma que el poder discriminativo de los cepstra propuestos se evalúa mediante un sistema de reconocimiento que clasifica el nivel de daño concreto correspondiente a una señal de test dada (entre los 6 niveles considerados).

Este trabajo se organiza como sigue. La siguiente sección se dedica a una revisión de los conceptos teóricos necesarios en el desarrollo del trabajo. La sección 3 se dedica a la exposición del montaje experimental y del sistema de evaluación. En la sección 4 se exponen los resultados obtenidos. El artículo concluye con nuestras conclusiones.

2. EL CEPSTRUM

El *cepstrum* de una señal discreta $x(n)$ con un espectro $X(\omega)$ se define como la transformada inversa de Fourier del espectro logarítmico,

$$\hat{x}(n) = \mathcal{F}^{-1} [\log X(\omega)] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log X(\omega) d\omega \quad (1)$$

El índice n sigue siendo un índice temporal, aunque se suele denominar de forma específica como *índice de cuelfrencia*. Alternativamente, el cepstrum se puede definir a través del siguiente desarrollo en serie,

$$\log X(\omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} \hat{x}(n) e^{-j\omega n} \quad (2)$$

En general, el espectro $X(\omega)$ será una función compleja y par al obtenerse mediante transformada de Fourier. Por ello, se suele denominar a $\hat{x}(n)$ como *cepstrum complejo* aunque se trate de una secuencia real (dado que $\log X(\omega)$ es también función par). Siguiendo esta misma idea, el *cepstrum real* $c_x(n)$ se obtiene cuando se emplea la magnitud del espectro $|X(\omega)|$, es decir,

$$c_x(n) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log |X(\omega)| d\omega \quad (3)$$

Si descomponemos el espectro en módulo y fase ($X(\omega) = |X(\omega)| e^{j\phi(\omega)}$) podemos escribir la siguiente relación entre cepstrum real y complejo:

$$\hat{x}(n) = c_x(n) + j\mathcal{F}^{-1} [\phi(\omega)] \quad (4)$$

Otra relación entre ambos cepstra es:

$$c_x(n) = \frac{\hat{x}(n) + \hat{x}^*(-n)}{2} \quad (5)$$

Empleando diferentes tipos de representación espectral (espectro de amplitud, el espectro de potencia o espectros derivados del empleo de un modelo de señal) pueden derivarse diferentes tipos de cepstra. El caso más sencillo es el derivado de la transformada de Fourier ($X(\omega) = \mathcal{F}[x(n)]$, espectro de amplitud). El cepstrum real correspondiente puede derivarse de una forma computacionalmente sencilla mediante la transformada discreta de Fourier rápida (FFT) como,

$$c_x(n) = IFFT [\log |FFT [x(n)]|] \quad (6)$$

donde *IFFT* representa la transformada inversa rápida. En este caso suele hablarse de *cepstrum FFT*. El cepstrum complejo asociado podría obtenerse de forma similar. Sin embargo, su obtención computacional no es, en general, tan sencilla como puede derivarse de la expresión (6), debido a la dificultad en computar las fases (*wrapping*). Por ello, nos centraremos especialmente en el uso de distintos tipos de cepstra real en lo sucesivo.

Además de los cepstra basados en FFT, otro cepstrum frecuentemente utilizado (especialmente es procesado de señales de voz) es el derivado de emplear el espectro $X(e^{j\omega})$ obtenido de un modelo todo-polos (o LPC, linear prediction coding) de la señal $x(n)$. Si el modelo todo-polos es,

$$X(z) = \frac{\sigma}{\sum_{k=0}^p a_k z^{-k}} \quad (a_0 = 1) \quad (7)$$

entonces el cepstrum complejo correspondiente se puede expresar,

$$\hat{x}(n) = \log \sigma \cdot \delta(n) + \hat{a}(n) \quad (8)$$

Donde $\delta(n)$ representa un impulso unitario, y $\hat{a}(n)$ es el cepstrum complejo de la secuencia a_k . La expresión anterior admite la siguiente forma de cómputo recursivo,

$$\hat{x}(n) = \begin{cases} 0 & (n < 0) \\ \log \sigma & (n = 0) \\ -a_1 & (n = 1) \\ -a_n - \sum_{k=1}^{n-1} \frac{k}{n} \hat{x}(k) a_{n-k} & (n > 1) \end{cases} \quad (9)$$

que comúnmente se conoce como *cepstrum LPC*. Este es un cepstrum complejo, aunque el correspondiente cepstrum real se obtiene fácilmente a partir de (5) como,

$$c_x(n) = \begin{cases} \hat{x}(-n)/2 & (n < 0) \\ \log \sigma & (n = 0) \\ \hat{x}(n)/2 & (n > 0) \end{cases} \quad (10)$$

2.1. Deconvolución y Distancia Cepstral

Una propiedad que hace especialmente atractivo al cepstrum es la propiedad de deconvolución: al emplearse un dominio logarítmico, el resultado $y(n)$ de la operación de filtrado de la señal $x(n)$ por un filtro $h(n)$ se traduce en el dominio cepstral como una suma de los correspondientes cepstra $c_x(n)$ y $c_h(n)$. En el caso de que $c_x(n)$ y $c_h(n)$ dominen en rangos diferentes del índice de *cuefrenca* n , entonces es posible distinguir ambos cepstra en el cepstrum de salida $c_y(n)$, y, por tanto, deconvolucionar (separar) ambas señales.

Otra característica interesante del cepstrum es que permite una forma eficiente y flexible de medir la similitud entre espectros. Así, si medimos dicha similitud mediante la distancia entre los espectros logarítmicos de dos señales $x(n)$ e $y(n)$,

$$d(x, y) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} |\log |X(\omega)| - \log |Y(\omega)||^2 d\omega = \sum_{n=-\infty}^{\infty} (c_x(n) - c_y(n))^2 \quad (11)$$

vemos que ésta se puede expresar mediante los cepstra correspondientes como una distancia Euclídea. La sumatoria anterior se extenderá normalmente a un número finito de coeficientes cepstrales (por ejemplo, cuando computamos el cepstrum FFT sólo obtendremos un número finito L de coeficientes), por lo que podemos expresar,

$$d(x, y) = \|c_x - c_y\|^2 = \sum_{n=-L}^L (c_x(n) - c_y(n))^2 = (c_x(0) - c_y(0))^2 + 2 \sum_{n=1}^L (c_x(n) - c_y(n))^2 \quad (12)$$

donde c_x y c_y son los vectores de coeficientes cepstrales correspondientes a las dos señales. El primer término (término de cuefrecencia 0) es frecuentemente ignorado cuando se pretende que la distancia no dependa de la potencia de las señales. Obsérvese que en el caso del cepstrum LPC la única diferencia entre las distancias derivadas de los cepstra complejo y real se encuentra en el peso del término de cuefrecencia cero, por lo que si éste es ignorado ambas distancias serían equivalentes.

Es frecuente limitar aún más la longitud del cepstrum en la ecuación (12) aplicándole una ventana ($\tilde{c}_x(n) = w_{lifter}(n)c_x(n)$) que descarta las cuefrecencias superiores y proporciona distintos pesos a las inferiores. Este proceso se denomina *liftering*. La aplicación de ventanas de *liftering* equivale a un suavizado del espectro, preservando la envolvente espectral y eliminando las oscilaciones rápidas del mismo. Por otro lado, mediante ventanas distintas de la rectangular es posible proporcionar distintos pesos a los coeficientes cepstrales que se han preservado, según su importancia en el proceso de discriminación entre las distintas señales.

Por último, hay que señalar que la distancia cepstral es insensible a modificaciones de tipo convolutivo de las señales que se comparan. Así, si las dos señales a comparar $x(n)$ e $y(n)$ han sido sometidas a un mismo filtro, éste se reflejará en el cepstrum como una componente aditiva que se cancela al computar la distancia cepstral.

3. MARCO EXPERIMENTAL Y SISTEMA DE RECONOCIMIENTO

Nuestro sistema para evaluación END se muestra en la figura 1. El generador de señal proporciona una excitación consistente en un pulso senoidal a 5MHz con una duración de 1 ciclo (0.2 μ s) y una amplitud de 5 Vpp. Se emplean dos transductores de banda ancha, con respuesta centrada en 5 MHz, adheridos mediante imán a una placa CFRP (carbon fiber reinforced polymers) de 4 capas como espécimen. Esta placa ha sido dañada mediante impacto de un proyectil con 6 energías cinéticas (0, 0.388, 0.674, 1.313, 2.280 y 3.102 Julios). Para cada nivel de daño se obtuvieron 40 mediciones de 15 μ s de duración. Cada medición es el resultado de promediar 300 señales adquiridas de forma consecutiva. Este promediado reduce de una forma muy efectiva el ruido aditivo recogido por el transductor receptor (eleva la relación señal-ruido en $10\log_{10}(300)=24.77$ dB). Las señales fueron muestreadas a 100-MHz/12-bits, aunque decimadas a 50 MHz (longitud de las señales: N=750 muestras).

Nuestro objetivo es diseñar un sistema de procesamiento de señal que proporcione una parametrización de las señales con una alta capacidad de discriminación entre los distintos niveles de daño. Para ello se ha desarrollado un sistema de reconocimiento del nivel de daño basado en distancias cepstrales. Para una utilización óptima de los datos disponibles, el entrenamiento/test del sistema se realiza mediante la técnica de *leaving-one-out*, con la que se

usan 39 mediciones para entrenar (mediante simple promediado) un vector cepstral (vector de referencia) representante de un cierto nivel de daño, mientras que la medición restante es usada para test. Mediante rotación de las mediciones de test se consiguen un sistema entrenado siempre con 39 mediciones por daño, pero testeado con las $6 \times 40 = 240$ disponibles. En cada caso, el nivel de daño reconocido corresponde al vector de referencia para el que la distancia cepstral (ecuación (12)) al vector de test es mínima.

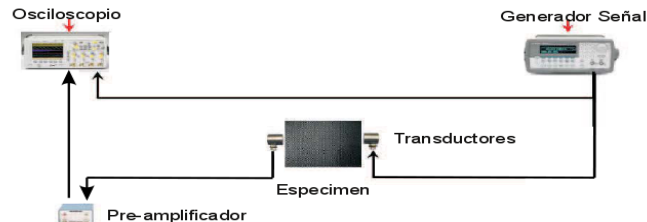


Figura 1: Diagrama del marco experimental utilizado.

Usualmente, el rendimiento de los sistemas de reconocimiento se evalúa mediante la tasa de error obtenida como el cociente entre el número de errores y número de casos evaluado (240 en nuestro caso). Sin embargo, en nuestra aplicación parece más adecuado que los errores debidos a una confusión con un nivel de daño próximo al correcto pesen menos que aquellos entre niveles de daño más distanciados. Por ello, usaremos una *tasa de error ponderada*. Para definirla, supongamos que el resultado de la prueba de test es una tabla de confusión $R(i,j)$ ($i,j=1,\dots,6$) en la que $R(i,j)$ representa el número de mediciones del nivel i que han sido reconocidas como nivel j . La tasa ponderada se obtendría como,

$$wErr(\%) = 100 \times \frac{\sum_{i=1}^6 \sum_{j=1}^6 R(i,j) |i-j|/3}{240} \quad (13)$$

Es decir, cuando una confusión se produce entre dos niveles contiguos, este se sólo contabilizará como 1/3 de error, mientras que una confusión entre dos niveles separados por otros 3 se contabilizará como 1 error. Obsérvese que una confusión entre el nivel 1 (no daño) y el 6 (3.102 Julios) se contabiliza como 5/3 errores.

4. ANÁLISIS DE SEÑAL

4.1. Utilidad del Cepstrum y Preprocesado

En primer lugar vamos a analizar la utilidad del cepstrum real como parametrización del tipo de señales considerado en este trabajo. Para ello, en la tabla I se muestran los resultados $wErr$ obtenidos de comparar directamente las señales en el dominio del tiempo mediante una distancia Euclídea (experimento SIGNAL), y los proporcionados por el cepstrum real FFT y la distancia cepstral de la ecuación (12) (experimento CR-FFT) con $L=N=750$. Un punto importante a considerar es que el sistema debe ser insensible a cambios de amplitud/potencia de las señales implicadas. Por ello, se han desarrollado 2 tipos de normalización en amplitud/potencia: normalización de la señal en potencia (la señal resultante tiene potencia unidad) y normalización de la señal por su pico de amplitud.

Parámetros\Normal.	Sin normalizar	Norm. Potencia	Norm. Pico
SIGNAL	16.94	33.88	32.50
CR-FFT	12.63	12.08	13.47

Tabla I: Tasas de error ($wErr$) obtenidos mediante análisis cepstral y uso directo de la señal.

Queda claro que el análisis cepstral es una herramienta de parametrización más potente que la propia señal, robusta respecto a cambios de amplitud/potencia cuando se realiza una normalización en potencia (incluso se mejora respecto al caso de no normalizar). Debe observarse que el experimento CR-FFT equivale a una comparación de espectros FFT logarítmicos (con distancia Euclídea). En lo sucesivo, se aplicará siempre la normalización en potencia de CR-FFT.

Un segundo aspecto a considerar es la selección de una ventana de análisis apropiada. La ventana de análisis es usualmente empleada para reducir el error en la estimación de espectros. En nuestro caso, la ventana de análisis también aplica una ponderación distinta de las muestras de señal a lo largo del tiempo. Esto puede verse en la figura 2. En este caso se aplica una ventana de Hamming (en rojo) a la señal ultrasónica original (izquierda), obteniendo la señal de la derecha. Mientras que en la señal original predomina el pico principal, en la enventanada se ha realizado los sucesivos ecos resultantes de las sucesivas reflexiones del pulso transmitido en las interfases placa/transductor.

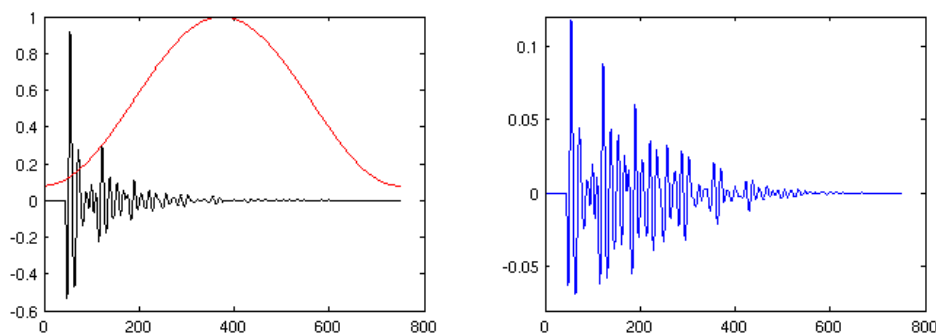


Figura 2.- Resultado de aplicar una ventana de haming a la señal ultrasónica.

Para comprobar el efecto de la ventana sobre la capacidad discriminativa de la representación cepstral se han efectuado nuevos experimentos SIGNAL (con normalización de pico) y CR-FFT (con normalización de potencia) en los que se han probado distintos tipos de ventanas: rectangular de longitud 750 (REC-750), Hamming de longitud 750 (HAM-750), Hamming de longitud 500 (HAM-500), Hamming de longitud 375 (HAM-375) y Hamming de longitud 250 (HAM-250). Todas las ventanas se aplican al comienzo de la señal. Los resultados se muestran en la tabla II. En general se aprecia que la ventana de Hamming proporciona mejores resultados que la rectangular salvo para HAM-250. Puede concluirse que la zona de ecos secundarios es más importante que la del eco principal para discriminar entre los distintos niveles de daño y, por tanto, debe ser realizada.

Param/Norm	REC-750	HAM-750	HAM-500	HAM-375	HAM-250
SIGNAL	32.50	26.25	26.11	26.94	30.55
CR-FFT	12.08	10.41	9.72	8.88	16.25

Tabla II: $wErr$ para distintas ventanas de señal.

4.2. Aplicación del Cepstrum LPC

La introducción de un modelo espectral LPC hará que el espectro estimado sea más suave (siguiendo la forma del modelo todo-polos). El efecto esperable de este modelado es que la distancia cepstral correspondiente es menos sensible a variaciones espúreas del espectro. Sin embargo, el éxito de la aplicación del modelo dependerá de la adecuación del mismo a nuestras señales ultrasónicas. En primer lugar, cabe preguntarse si el tipo de modelo (todo-polos) es adecuado. Una vez fijado el modelo de señal (computado mediante el método de autocorrelación), el parámetro por determinar es el orden del modelo todo-polos (valor p en ecuación (7)). Abordamos estos aspectos comparando el rendimiento del cepstrum LPC (CR-LPC), para distintos órdenes de predicción y ventanas REC-750, HAM-750 y HAM-500, frente al cepstrum FFT (con HAM-750) testeado en el subapartado anterior. Los resultados de $wErr$

en función de p (figura 3) son bastante variables para valores pequeños de p , pues aparecen mínimos aislados. Sin embargo, para $p \geq 40$ se observa que el cepstrum LPC con HAM-750 tiene un comportamiento estable y rendimiento superior a CR-FFT(HAM-750). Dado que el orden p indica el número máximo de coeficientes de autocorrelación empleados para computar el modelo todo-polos, los resultados obtenidos parecen indicar que es conveniente emplear autocorrelaciones de orden alto. Estas autocorrelaciones contienen información de las alteraciones que va sufriendo el pulso ultrasónico a largo plazo, es decir, sobre cómo se van modificando los sucesivos ecos (el tiempo de ida y vuelta del pulso en el material es de 67 muestras).

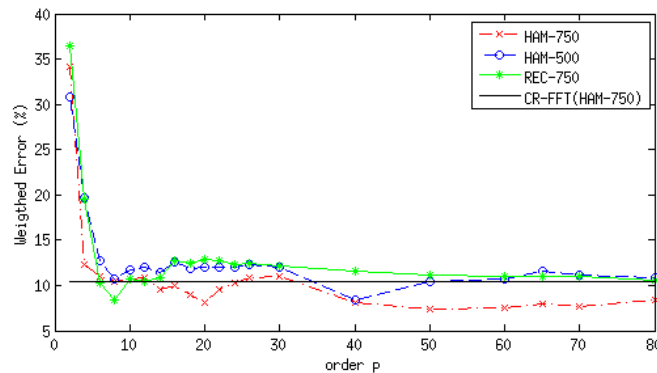


Figura 3.- $wErr$ frente a orden del modelo LPC para distintas ventanas.

4.3. Uso de Ventanas de Liftering

Tal y como se comentó en el apartado 2.2 las ventanas de liftering proporcionan un suavizado del espectro ya que el recorte de los coeficientes cepstrales de orden superior elimina las oscilaciones del espectro mientras que tiende a preservar la envolvente espectral. En el caso del cepstrum CR-FFT el liftering introduce un mecanismo de suavizado del que carece este cepstrum, mientras que para el CR-LPC se trataría de un suavizado adicional. En ambos casos, el liftering implica una reducción de parámetros característicos que contribuye a una mayor eficiencia computacional de los sistemas que emplean la representación cepstral.

Hemos comprobado el efecto del liftering para los dos tipos de cepstrum considerados, CR-FFT y CR-LPC. Para el CR-LPC se ha empleado un orden de modelo $p=70$. En los experimentos sucesivos se empleará exclusivamente la ventana HAM-750. Se han aplicado dos tipos de liftering de longitud L : rectangular y seno remontado ($w_{liff}(n)=1+L*\sin(\pi n/L)/2$). Esta última ventana es usual en procesamiento de voz y se emplea para realzar los coeficientes cepstrales centrales(en torno a $L/2$). Los resultados se muestran en la figura 4.

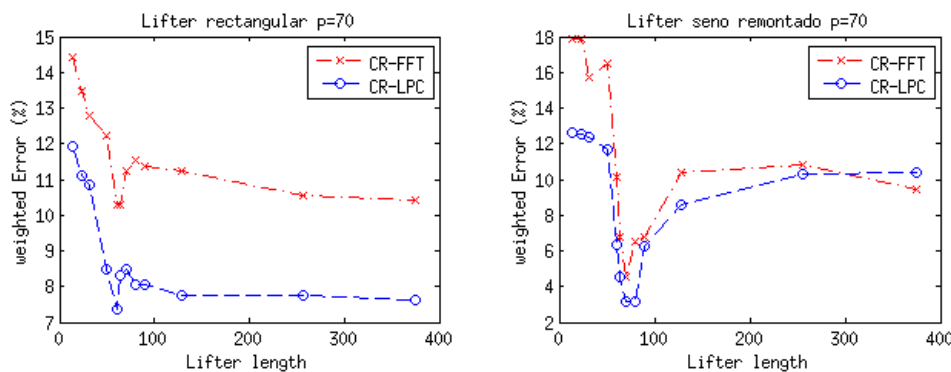


Figura 4.- Efecto de la aplicación de ventanas de liftering a los cepstra reales FFT y LPC.

Para el liftering rectangular se observa que el rendimiento óptimo puede alcanzarse usando un elevado número de coeficientes cepstrales (más de 256), pero también si se selecciona un

número adecuado de coeficientes ceptrales de orden bajo (hay un mínimo local del error está en longitud 60). Para el liftering seno remontado puede alcanzarse un rendimiento extraordinariamente alto (4.58% para CR-FFT y 3.19% para CR-LPC), aunque en este caso es crucial una adecuada selección de la longitud de la ventana de liftering (longitud 60-90).

5. CONCLUSIONES

En este trabajo se ha realizado un estudio acerca de la capacidad de dos tipos de cepstrum real para discriminar el nivel de daño de una placa CFRP sometida a un impacto por proyectil. El nivel de daño corresponde a la energía cinética del impacto. Se han considerado 6 niveles específicos de daño, de forma que el poder discriminativo de cada parametrización ha podido evaluarse mediante un sistema que reconoce el nivel de daño concreto correspondiente a una señal de test dada. Los cepstra considerados son el cepstrum FFTy el cepstrum LPC. Estos cepstra permiten un sistema de reconocimiento sencillo basado en distancias ceptrales. Las conclusiones más importantes de este trabajo son:

- El cepstrum es una herramienta de análisis espectral más potente y versátil que el uso directo de la señal en el dominio del tiempo o de la frecuencia. En particular, el cepstrum LPC permite tasas de error tan bajas como 3.19%.
- Se ha demostrado que es importante que el análisis de la señal incluya ecos secundarios (los producidos después de primero y principal), para lo cual éstos deben realizarse mediante una ventana temporal adecuada.
- El cepstrum es un dominio de representación de la señal adecuado para realizar una selección apropiada de parámetros. En el presente trabajo se ha testeado una selección simple mediante ventanas de liftering. Como trabajo futuro queda el estudio de otras técnicas de extracción/selección más potentes como el uso de transformaciones discriminativas del espacio de representación.

BIBLIOGRAFÍA

- [Addison04] P. Addison. The little wave with the big future. *Physics world*, March:35–39, 2004.
- [Cabrera03] Cabrera, M. Castell, X. Montoliu, R.: “Crack detection system based on spectral analysis of a ultrasonic resonance signals”. *Proc. of 2003 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 2, pp. II- 605-8, 2003.
- [Kimik05] Ik Kyu Kim and Yoon Young Kim. Damage size estimation by the continuous wavelet analysis of dispersive bendingwaves in a beam. *Journal of Sound and Vibration*, 2005.
- [Lee05] S. Y. Lee and S. C. Wooh. Waveform-based identification of structural damage using the combined fem and microgenetic algorithms. *J. Struct. Eng. ASCE*, 131(9):1464–1472, 2005.
- [Meyer95] E. Meyer, T. Tuthill: “Bayesian classification of ultrasound signals using wavelet coefficients”. *Proceedings of the IEEE 1995 National Aerospace and Electronics Conference (NAECON'95)*, vol. 1, pp. 240–243, 22-26 May 1995.
- [Miralles99] R. Miralles, J. Morales, L. Vergara: “An industrial application of signal processing: ceramic microcrack detection”. *Proc. of IEEE International Conference on Speech Acoustics and Signal Processing*, 1999.
- [Nandi97] A.K. Nandi, D. Mampel, B. Roscher: “Blind deconvolution of ultrasonic signals in nondestructive testing applications”. *IEEE Trans. On Image Processing*, vol. 45, no. 5, May 1997.
- [Shiwei06] Ma Shiwei Chen Guanghua Li Min Liu Zhongjie Liang Weibin: “Characterizing ultrasonic echo by cwt and its application to nondestructive evaluation of material damages”. *Proc. of the 8th International Conference on Signal Processing*, 2006.