

FILTRADO ADAPTATIVO NO LINEAL PARA LA REDUCCIÓN DE RUIDO ESTRUCTURAL EN INSPECCIONES POR ULTRASONIDOS

REFERENCIA PACS: 43.35.Zc

M.A.G. Izquierdo ¹; M.G. Hernández ^{1,2}; O. Martínez ¹; T. Sánchez ¹.

1 Instituto de Automática Industrial (CSIC)

La Poveda. 28500 Arganda del Rey. Madrid. España

Tel: 34 918 711 900

E-Mail: izquierdo@iai.csic.es

2 Instituto de Cibernética Matemática y Física. CITMA.

Calle 15, nº 551. e/ C y D. Pza. de la Revolución.

10400 Ciudad de la Habana. Cuba.

ABSTRACT

A new method to reduce the structural noise of dispersive materials is presented. In order to increase SNR, this technique used residual noise obtained with an adaptive non-linear predictor, which is based on a neuronal network. Experiments with stainless steel and CFRP laminates show that this new method has better results in the structural noise reduction compared with linear adaptive conventional techniques.

RESUMEN

Este trabajo presenta un nuevo método para la reducción de ruido estructural. Para incrementar la visibilidad del defecto esta técnica usa el ruido residual obtenido con un predictor no lineal adaptativo basado en una red neuronal. Los resultados obtenidos con acero inoxidable y laminados de CFRP muestran que este nuevo método posee mejores prestaciones para la reducción de ruido estructural que las técnicas adaptativas lineales.

INTRODUCCIÓN

En los ensayos no destructivos por ultrasonidos de materiales altamente dispersivos (aceros austeníticos, titanio, materiales compuestos), las señales que provienen de defectos pequeños son usualmente enmascaradas por el ruido estructural. Este ruido coherente no puede ser eliminado utilizando técnicas convencionales como son el filtrado o el promediado temporal.

En la literatura se encuentran varias técnicas que logran incrementar la visibilidad de los defectos contaminados por este tipo de ruido. Los métodos de diversidad espacial y frecuencial [1] utilizan varias trazas a las que componen para obtener una traza con una Relación Señal Ruido (RSR) mejorada. Por otra parte, existen también técnicas como el procesamiento por partición del espectro (Split Spectrum Processing SSP) [2], estimación de máxima verosimilitud [3] o la entropía móvil del retardo de grupo [4] que utilizan una sola traza ultrasónica para incrementar la visibilidad del defecto.

Dentro de estas últimas se incluyen los métodos de ruido residual. Estos métodos se basan en la predicción del ruido estructural. La predicción, en el contexto de un proceso estocástico, consiste en la realización de una estimación del valor de una muestra en función de los N valores anteriores, es decir:

$$\hat{y}[n+\Delta] = \mathbf{j}(y[n-i]) \quad 1 \leq i \leq P \quad (\text{Ec. 1})$$

donde $y[n-i]$ son las P muestras anteriores utilizadas para la realización de la predicción, \mathbf{j} es una función genérica, que puede ser lineal o no lineal, e $[n+\Delta]$ es el valor estimado. La estimación se puede realizar de la muestra inmediatamente siguiente ($\Delta=0$), o con un horizonte de varias muestras ($\Delta>0$).

La diferencia entre el valor predicho y el valor real se conoce como error de predicción o error residual, Fig. 3.2.

or de predicción = $y(n) - \hat{y}(n) = \text{Error Residual}$ (Ec. 2)

Por tanto, cuando la señal ultrasónica contiene un eco procedente de un defecto, el error de predicción crece debido a que el defecto es una alteración impredecible de la estructura del material. Consecuentemente, el error de predicción es un parámetro que puede ser utilizado para aumentar la visibilidad del defecto.

Se han encontrado ejemplos de la utilización con éxito de estos métodos [5] [6]. En ellos, los predictores utilizados son lineales. El predictor lineal es el predictor óptimo cuando la distribución estadística del ruido estructural es gaussiana. Sin embargo, no todas las estructuras de los materiales inspeccionados pueden asumir la hipótesis de gaussianidad por lo que es de esperar que en muchos de estos materiales la predicción lineal no sea la óptima.

En este trabajo se presenta un nuevo método de ruido residual para la reducción del ruido estructural basado en un predictor no lineal adaptativo (Red Neuronal Multicapa). Este método va a ser además comparado con otro método de ruido residual basado en el predictor lineal en dos materiales diferentes: el acero inoxidable y el laminado de composite (CFRP).

TÉCNICA DE RUIDO RESIDUAL BASADA EN EL PREDICTOR ADAPTATIVO NO LINEAL.

El esquema funcional de un predictor adaptativo se muestra en la figura 1. Los coeficientes del filtro W , son ajustados siguiendo una regla adaptativa que minimiza la diferencia entre la salida del filtro, la predicción y el valor medido y . La diferencia entre la predicción y el valor real se denomina error de predicción. z^{-1} es la función de retardo de una muestra.

Como ya se ha mencionado, la linealidad de los predictores utilizados en las técnicas de ruido residual descritas por otros autores es una restricción que resulta óptima cuando el ruido estructural tiene una distribución multivariada gaussiana [7]. Sin embargo, esta hipótesis sólo es válida cuando el número de dispersores es alto y no poseen ningún tipo de regularidad. La alternativa cuando no se cumple la hipótesis de *gaussianidad* es por tanto la utilización de un predictor no lineal.

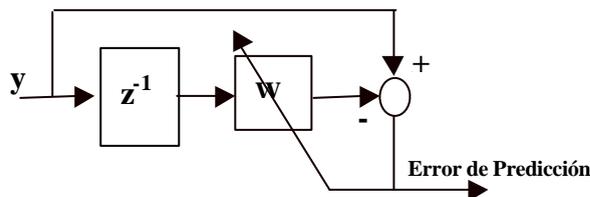


Figura 1. Esquema funcional de un filtro adaptativo.

Como ya se ha mencionado, la linealidad de los predictores utilizados en las técnicas de ruido residual descritas por otros autores es una restricción que resulta óptima cuando el ruido estructural tiene una distribución multivariada gaussiana [7]. Sin embargo, esta hipótesis sólo es válida cuando el número de dispersores es alto y no poseen ningún tipo de regularidad. La alternativa cuando no se cumple la hipótesis de gaussianidad es por tanto la utilización de un predictor no lineal.

La estructura para el predictor no lineal propuesto en este trabajo es la red neuronal denominada perceptrón multicapa "feed forward neural network-multilayer perceptron". En concreto, la arquitectura que se ha utilizado para el diseño de un filtro adaptativo no lineal es una red neuronal que posee un máximo de 64 entradas, hasta 10 neuronas en una capa oculta cuyas funciones de activación son sigmoides y una sola neurona de salida con función de activación lineal. La red diseñada se muestra en la figura 4.

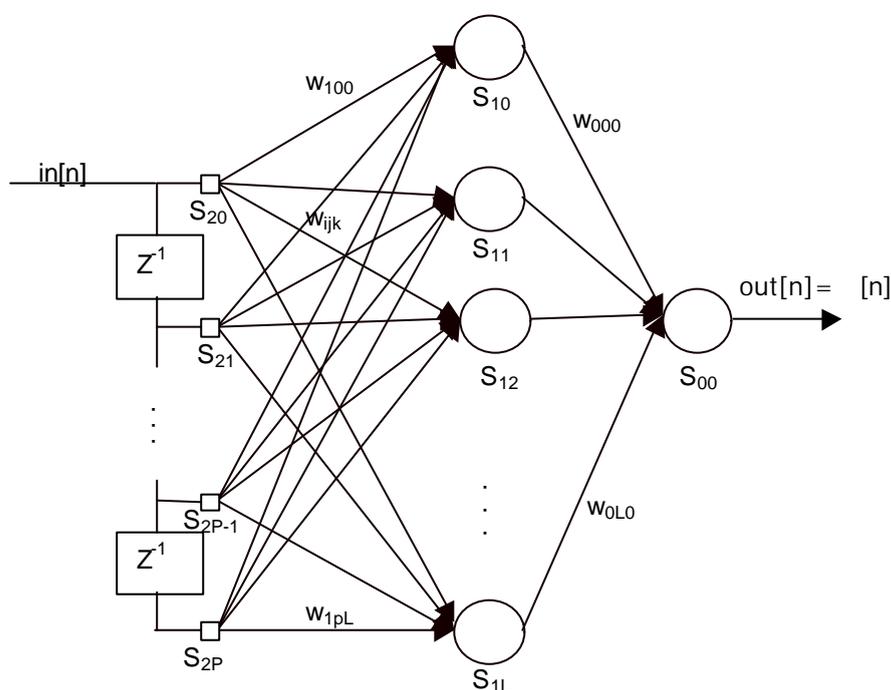


Figura 2. Esquema del predictor no lineal.

Aquí, i es el índice de la capa, j el índice del nodo o neurona y k es el índice del coeficiente. $S_{i,j}$ es la salida del nodo j en la capa i , P es el número de entradas a la red y L es el número de neuronas ocultas.

Esta arquitectura es interpretable como la suma ponderada de las salidas de tantos filtros no lineales como neuronas ocultas existen en la red. Por tanto, la salida se puede formular como:

$$out[n] = \hat{y}[n] = b_{00} + \sum_{j=0}^L w_{0j0} \cdot S_{1j}[n] \quad \text{(Ec. 3)}$$

donde la salida de la neurona k -ésima tiene la expresión:

$$S_{1k} = \Psi(b_{1k} + \sum_{j=0}^P w_{1jk} \cdot x(n-j))$$

El propósito del entrenamiento de la red es el ajuste de los pesos, w_{ijk} , mediante algoritmos que son de naturaleza iterativa basados en la minimización del error cuadrático medio del error de predicción. Uno de ellos es el conocido como algoritmo de entrenamiento 'backpropagation' y se puede expresar como [Haykin, 96]:

$$w_{ijk}(n+1) = w_{ijk}(n) - \mu \mathbf{d}_j S_{i-1,k}(n) \quad (\text{Ec. 5})$$

donde μ es el coeficiente de aprendizaje. Los errores de gradiente \mathbf{d}_j son calculados comenzando por la capa de salida y propagándose hacia atrás a través de cada una de las capas, de ahí el nombre del algoritmo de entrenamiento.

RESULTADOS EXPERIMENTALES

Con el fin de evaluar la técnica propuesta, se ha utilizado como criterio la Relación Señal Ruido Normalizada (RSRN) [4]:

$$RSRN = \frac{\sum_{k=T-P/2}^{T+P/2} y^2(n)}{\sum_{n=0}^{N-1} y^2(n)} \quad (\text{Ec. 6})$$

donde T corresponde a la localización del defecto, y P es el ancho del pulso que proviene del defecto. Según este criterio, una traza ultrasónica que esté libre de ruido y sólo contenga el eco que procede del defecto tendrá un RSRN=1, mientras que si únicamente tiene ruido la RSRN tiende a 0.

En la experimentación se han utilizado dos probetas de materiales estructuralmente muy diferentes.

La primera de ellas es un bloque de acero con forma rectangular de dimensiones 80x120x110 mm³. A esta probeta se le han practicado una serie de taladros con diferentes diámetros y profundidades. Se ha inspeccionado con un transductor de 10 MHz y 83.3% de ancho de banda. En la figura 3(a) se muestra la señal experimental capturada proveniente de un taladro de fondo plano de $\phi 2\text{mm} \times 10\text{mm}$. (la superficie reflectora está a 100 mm. del transductor) tras haber sido digitalizada a 50 MHz y aplicarla 256 promediados.

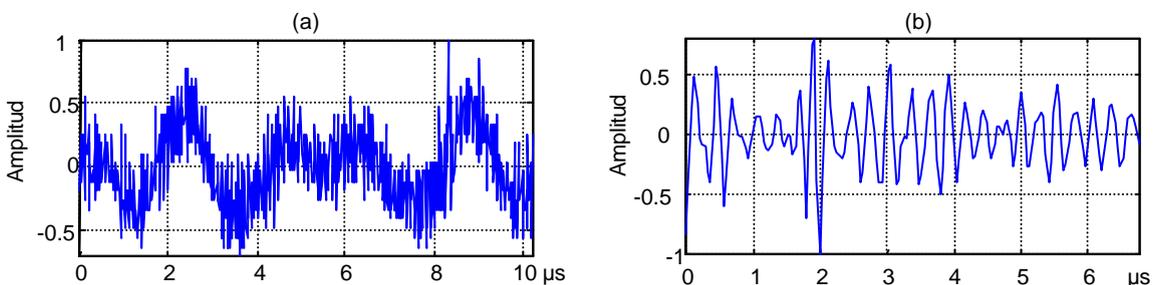


Figura 3. Señales experimentales. (a) Señal AC#1 procedente de un taladro de fondo plano de $\phi 2\text{mm}$. en la probeta de acero. RSRN=0.08. (b) Señal CFRP#1 procedente de un defecto artificial en la probeta de CFRP. RSRN=0.30.

La segunda probeta está construida con CFRP (Carbon Fiber Reinforced Plastic). Se trata de una pieza rectangular escalonada de 27 mm de espesor máximo y cuya estructura está

formada por telas de un grosor aproximado de 0.3 mm. Esta probeta ha sido inspeccionada con un transductor de 5 MHz y 47% de ancho de banda. En la figura 3(b) se muestra la señal experimental obtenida de un defecto artificial situado en la mitad del escalón de 27 mm. tras haber sido digitalizada a 50 MHz y aplicarla 256 promediados.

La estructura interna del acero inoxidable está formada por pequeños dispersores de diferente tamaño y situados en posiciones aleatorias. Por el teorema del límite central se puede asumir la hipótesis de que el ruido generado por esta estructura es un proceso estocástico gaussiano, en cuyo caso el predictor lineal es el predictor óptimo. En la figura 4 se muestran los resultados de procesar la señal AC#1 utilizando el método de ruido residual con un predictor lineal (a) y con un predictor no lineal (b). En ella se puede observar que el incremento de visibilidad del eco que procede del defecto utilizando ambos métodos es notable. Utilizando el predictor lineal la RSRN= 0.43 y con el no lineal es ligeramente superior la RSRN= 0.45. El hecho de que el predictor no lineal consiga un mayor incremento de la RSRN es debido a que la atenuación producida en la onda ultrasónica que se propaga por el interior del material, aparte de severa, es dependiente de la frecuencia. Este hecho provoca que el ruido estructural sea un proceso no estacionario y por tanto la hipótesis inicial de gaussianidad, aunque válida como una primera aproximación no es del todo cierta.

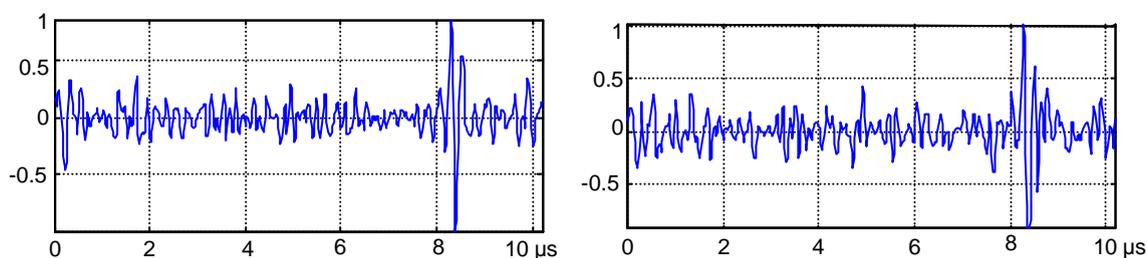


Figura 4. Resultados del procesamiento de la señal AC#1 con los métodos de ruido residual. (a) Utilizando el predictor lineal. RSRN=0.43 (b) Utilizando el predictor no lineal propuesto. RSRN=0.45

En cambio la estructura del CFRP está formada por láminas de un espesor aproximado de 0.3 mm. Debido a que la longitud de onda de la señal ultrasónica es aproximadamente de 0.6 mm., en este caso no es aplicable el teorema del límite central y por tanto la distribución del ruido estructural está lejos de la gaussianidad. En la figura 5 se muestran los resultados del procesamiento de la señal CFRP#1 con los dos métodos de ruido residual. La RSRN del método basado en el predictor lineal es 0.47 Mientras que con el no lineal la mejora es notablemente superior (RSRN= 0.61).

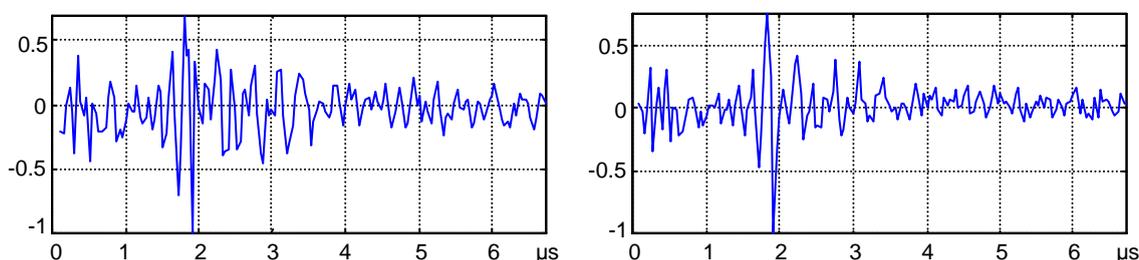


Figura 5. Resultados del procesamiento de la señal CFRP#1 con los métodos de ruido residual. (a) Utilizando el predictor lineal. RSRN=0.47 (b) Utilizando el predictor no lineal propuesto. RSRN=0.61.

CONCLUSIONES

En este trabajo se ha presentado un nuevo método para la reducción de ruido estructural, el método de ruido residual basado en el predictor no lineal.

El predictor no lineal es una red neuronal de tipo "feedforward" que consta de 2 capas. La capa oculta está formada por 10 neuronas mientras que la de salida únicamente tiene una. Esta estructura es entrenada utilizando el método de retropropagación del gradiente.

Se han comparado mediante experimentación las mejoras de la RSR de dos métodos adaptativos de ruido residual: el que utiliza un predictor lineal y el propuesto en este trabajo. De los resultados experimentales se ha demostrado que esta técnica es muy efectiva sobre todo cuando el material inspeccionado genera un ruido estructural de distribución no gaussiana y por tanto el predictor óptimo no es una función lineal.

AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido realizado gracias a la financiación de los proyectos ref. 07T/0041/1998 de la Comunidad de Madrid y R-PETRI-95-0377-OP del MEC.

REFERENCIAS

- [1] P. Mohana Shankar. "Speckle Reduction in ultrasound B-scan using weighted averaging in spatial compounding". IEEE Transactions on ultrasonics, ferroelectrics and frequency control. Vol. UFFC-33, nº 6, November 1986.
- [2] V. L. Newhouse et al. "Flaw to grain echo enhancement by split spectrum processing". Ultrasonics, 1982, pp. 59-68.
- [3] K. D. Donohue "Maximum likelihood estimation of A-Scan amplitudes for coherent targets in media of unresolvable scatters". IEEE Trans. on Ultrasonics, Ferroelectrics and Frequency Control, vol 39 nº3, 1992, pp 422-431.
- [4] X. Li, N. M. Bilgutay. "Wiener filter realisation for target detection using group delay statistics". IEEE Trans. on Signal Processing, Vol 41 nº 6, 1993 pp. 2067-2073.
- [5] Z. Liu. et al. "Structure noise reduction of ultrasonic signals using artificial neural network adaptive filtering". Ultrasonics 35, 1997, pp 325-328.
- [6] M. Borrás Castellano, J. Aldea Arévalo. "Mejoras de fiabilidad en la detección y clasificación de indicaciones ultrasónicas a través de procesado de señal". VII Congreso Español y Pirenaico de Ensayos no Destuctivos. Pp.B1 2(1) –B1 2(11). 1990.
- [7] C. W. Therrien "Discrete Random Signals and Statistical Signal Processing" Ed. Prentice Hall, 1992.