

SELECCIÓN DE LA MEJOR BASE DE WAVELET PACKET MEDIANTE REDES NEURONALES

Tomás Martínez Marín

Juan José Galiana Merino

Dpto. de Física, Ingeniería de Sistemas y teoría de la Señal
Universidad de Alicante

tomas@di.sc.ua.es

juanjo@disc.ua.es

ABSTRACT

In this paper we propose an artificial neural network based methodology in order to select a suboptimal basis from a library of wavelet packet bases. The method is applied to seismograms from the SW of Alicante (Spain). The results obtained with new signals show a good best basis estimation. Moreover, the new algorithm reduces drastically the computation time in relation to the best basis search algorithm.

1. INTRODUCCIÓN

La transformada discreta de wavelet packet (DWPT) (Wickerhauser, 1994) es una herramienta eficiente para el análisis de señales no estacionarias, la cual proporciona una descomposición tiempo-frecuencia capaz de adaptarse en cada momento al tipo de señales bajo estudio, incrementando la resolución espectral en aquellas bandas de frecuencia con mayor información de la señal. Esta descomposición puede ser vista como una representación en árbol binario en la cual la señal inicial es descompuesta en L niveles de 2^L nodos cada uno. Para conseguir la adaptación se debe seleccionar una base (un conjunto de nodos) que se ajuste lo mejor posible a las características de la señal. Coifman y Wickerhauser (1992) presentan un algoritmo de descomposición óptima para la selección de la mejor base ("Best basis", BB). Dicho algoritmo decompone la señal en L niveles y asocia a cada nodo una función de coste aditiva. Después se recorre el árbol en sentido inverso y se selecciona el conjunto de nodos de menor coste. El algoritmo analiza exhaustivamente el árbol completo generando el mejor conjunto de nodos. El mayor inconveniente del algoritmo BB es el elevado coste computacional, el cual es proporcional al número de niveles y a la longitud de la señal.

Como alternativa a este método, Taswell (1994) propone un método de selección subóptimo ("Near-Best Basis", NBB). En este caso, el conjunto de nodos sobre el que se busca la base no está formado por el conjunto de nodos del árbol completo, sino por un subconjunto que previamente ha sido obtenido mediante la aplicación del algoritmo BB sobre un conjunto de señales de características similares, las cuales, según el algoritmo NBB, presentan una descomposición óptima cercana. Como el NBB no analiza todo árbol, no puede asegurar que la base obtenida sea la óptima. Sin embargo, siempre que la señal de entrada sea del mismo tipo que las señales con las que se ha realizado la

selección del subconjunto, la base obtenida será muy parecida a la óptima.

En este artículo se propone un algoritmo basado en una red neuronal artificial (RNA) cuya finalidad es la estimación de la base óptima a partir de la información parametrizada de la señal de entrada. El tipo de señales utilizadas son sismogramas reales del suroeste de la provincia de Alicante (figura 1).

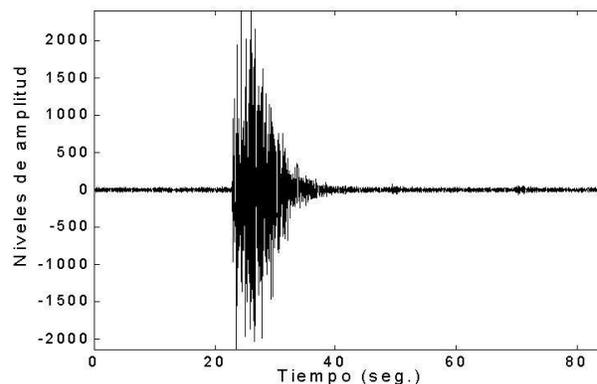


Figura 1. Señal característica de los sismogramas utilizados.

2. SELECCIÓN DE LA BASE MEDIANTE REDES NEURONALES

Para realizar la estimación de la base óptima se utiliza una red neuronal supervisada cuyos patrones de entrenamiento se componen de un vector de parámetros de la señal de entrada y un vector de salida que representa la resolución espectral en un nivel dado.

El vector de entrada debe de estar formado por parámetros característicos de la señal que influyan significativamente en la descomposición óptima. Esta selección se puede realizar a través de la propia red neuronal, introduciendo un conjunto de parámetros candidatos. A través de un entrenamiento previo se pueden descartar aquellos parámetros que no afecten significativamente a la salida.

La mejor base está formada por un número variable de elementos (nodos) que representan la resolución en diferentes bandas de frecuencias. En cambio el número de neuronas de salida de la red es fijo, por lo que no se las puede asociar directamente con los elementos de la base. Con el fin de obtener un conjunto de

vectores de entrenamiento de dimensión fija, se debe transformar la base en una representación equivalente, donde cada salida de la RNA representa el nivel de resolución asociado a una banda de frecuencia constante (figura 2). La RNA utilizada es un Perceptrón Multicapa (MLP) entrenado mediante el algoritmo "back-propagation" (Zurada, 1990).

3. RESULTADOS EXPERIMENTALES

Como ejemplo de aplicación del método propuesto en el presente artículo se ha llevado a cabo la estimación de la base óptima de señales sísmicas reales, comparando los resultados obtenidos con los proporcionados por el algoritmo BB.

Un sismograma es la representación gráfica del movimiento del suelo. Esta representación depende principalmente de la distancia del foco a la estación de registro, de la estructura de la corteza (para eventos locales), y del ruido geológico y cultural. En nuestro caso, se han escogido como parámetros de entrada la distancia foco-estación, y la relación señal ruido.

Como sismogramas de entrenamiento se escogen un conjunto de señales procedentes de una misma región geográfica, con lo cual el parámetro de la distancia puede limitarse simplemente a un número identificativo de la estación. En cuanto a la relación señal ruido, ésta se puede obtener directamente de la señal, teniendo en cuenta que los primeros segundos de cada registro son sólo ruido. Una vez seleccionados los parámetros de entrada, la RNA se entrena y después se evalúa su funcionamiento frente a nuevas señales de la misma región que no formaban parte del conjunto de patrones de entrenamiento. En la figura 3 se muestra el error cuadrático medio debido a la descomposición de la RNA con respecto a la descomposición óptima (BB). Este error depende de la banda de frecuencias y en promedio es de 0.95 (línea de trazo grueso). La interpretación del error es la siguiente: sobre una descomposición de 8 niveles, la RNA comete un error medio inferior a 1 nivel de resolución. Por otro lado, para ilustrar la importancia de la similitud entre señales de entrada, se ha introducido a la RNA una señal de características diferentes al conjunto de patrones de entrenamiento, produciendo un error promedio de 1.38 (línea de trazo fino).

La estimación obtenida en el caso de señales sísmicas es aceptable, requiriendo un ínfimo coste computacional. En algunos casos, el tiempo de ejecución de la RNA ha sido 100 veces inferior al empleado por el algoritmo BB. En aplicaciones donde se requiera una mayor precisión, la estimación de la RNA puede servir como punto de partida de la búsqueda de la mejor base. De este modo, se puede alcanzar un compromiso entre precisión y reducción del coste computacional.

4. CONCLUSIONES

En este artículo se ha propuesto un algoritmo de selección de la base óptima de wavelet packet, que utilizando un reducido conjunto de parámetros de entrada es capaz de proporcionar directamente la mejor descomposición tiempo-frecuencia de la señal. A diferencia de los demás algoritmos de búsqueda (BB y NBB), este método no necesita analizar a priori ningún conjunto de nodos, lo cual supone una drástica mejora desde el punto de vista computacional, lo cual hace a este método atractivo en aplicaciones de procesamiento de la señal en tiempo real.

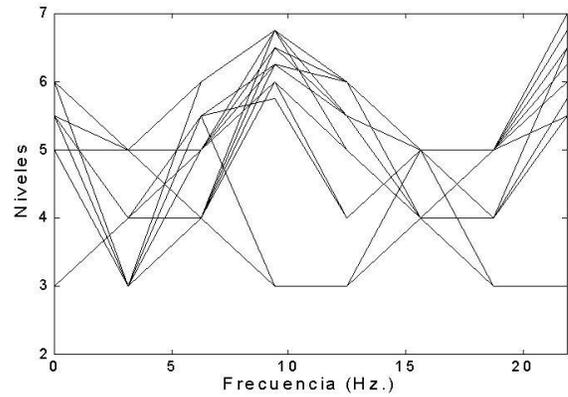


Figura 2. Niveles de descomposición de la DWPT de las señales de entrenamiento.

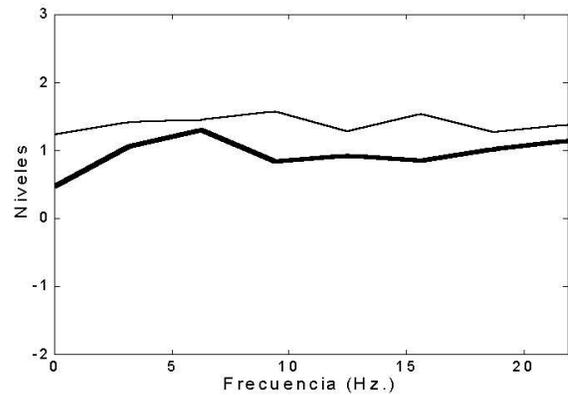


Figura 3. Diferencia en niveles entre el algoritmo propuesto y el BB, cuando se aplican señales similares a las del entrenamiento (línea gruesa) y cuando se aplican señales diferentes (línea delgada).

5. REFERENCIAS

- [1] Coifman, R. and Wickerhauser, M., "Entropy based algorithms for best bases selection", *IEEE Transactions on Information Theory*, 38(2), 713-718, 1992.
- [2] Taswell, C., "Near-best basis selection algorithms with non-additive information cost functions", *Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis*, (M.G. Amin, ed.), (Philadelphia, PA), 13-16, IEEE Press 94TH8007, 1994.
- [3] Zurada, J.M., *Artificial Neural Systems*, West Publishing Company, 1990.
- [4] Wickerhauser, M., *Adapted Wavelet Analysis from Theory to Software*, A.K. Peters, Ltd., Wellesley, 1994.