E. T. S. I. Industriales
Dpt. de Ingeniería Eléctrica

Análisis de la teoría de ondículas orientada a las aplicaciones en ingeniería eléctrica: Fundamentos

$$WT(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \psi^{*}\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt$$

Profesor :
Dr. Julio Martínez Malo
Alumno :
Rosa María de Castro Fernández

Madrid - Julio 2002

Índice

Capítulo 1

FUNDAMENTOS DEL ANÁLISIS DE SEÑALES

1.1. Introducción

Este capítulo presenta una visión general de los conceptos básicos que son de vital importancia para la comprensión de la “teoría wavelet”.

En una primera parte se presentan los conceptos básicos relacionados con el procesamiento de señales, resumiendo el concepto de “transformada”, explicando además cuando y el por qué del empleo de la Transformada de Fourier, que aun siendo la transformada que más se emplea en el procesamiento de señales para determinados casos no es la técnica más adecuada.

Para intentar corregir las deficiencias de la transformada de Fourier se desarrolla la Tranformada rápida (STFT), que también se presenta en el capítulo, para mostrar su empleo en las representaciones tiempo-frecuencia de señales no estacionarias. La comprensión total de la STFT es de vital importancia, ya que, la Transformada Wavelet fue desarrollada como una alternativa a la primera para resolver algunos problemas presentes en la misma.

Para la comprensión de todos los conceptos que se muestran a lo largo del capítulo se han empleado varios ejemplos que pueden ser reproducidos fácilmente haciendo uso de los programas en Matlab que se indican en cada caso y que se proporcionan en el Anexo I.

1.2. Fundamentos básicos

Muchos de los fenómenos físicos pueden describirse mediante una señal en el dominio del tiempo; es decir, una de las variables es el tiempo (variable independiente) y la otra la amplitud (variable dependiente). Cuando se dibuja esta señal se obtiene una función tiempo-amplitud; sin embargo, la información que se puede obtener directamente de esta representación no siempre es la más apropiada, puesto que la información que caracteriza a la señal, en muchos casos, puede observarse más claramente en el dominio de la frecuencia, es decir, mediante un espectro de frecuencias que muestre las frecuencias existentes en la señal. Por lo tanto, para una mejor representación de la señal se hace necesario disponer de su representación en el domino del tiempo y de la frecuencia.

En la Fig. 1.1. se muestran tres señales en el dominio del tiempo, para encontrar el contenido de frecuencia de cada una de estas señales se puede hacer uso de la transformada de Fourier (TF), esta transformada parte de una representación en el dominio del tiempo de la señal y obtiene la representación en frecuencias de la misma, es decir, si se representará esto gráficamente, en un eje se mostraría la frecuencia y en el otro la amplitud. . Las señales representadas en la Fig. 1.1 tienen una sola componente de frecuencia, 3 Hz. y 10 Hz. respectivamente. En la Fig. 1.2 se muestra una sinusoide con una frecuencia desconocida a la que se le aplica la transformada de Fourier, donde se aprecia que en todo el espectro de frecuencias solamente existe una componente de 50 Hz.

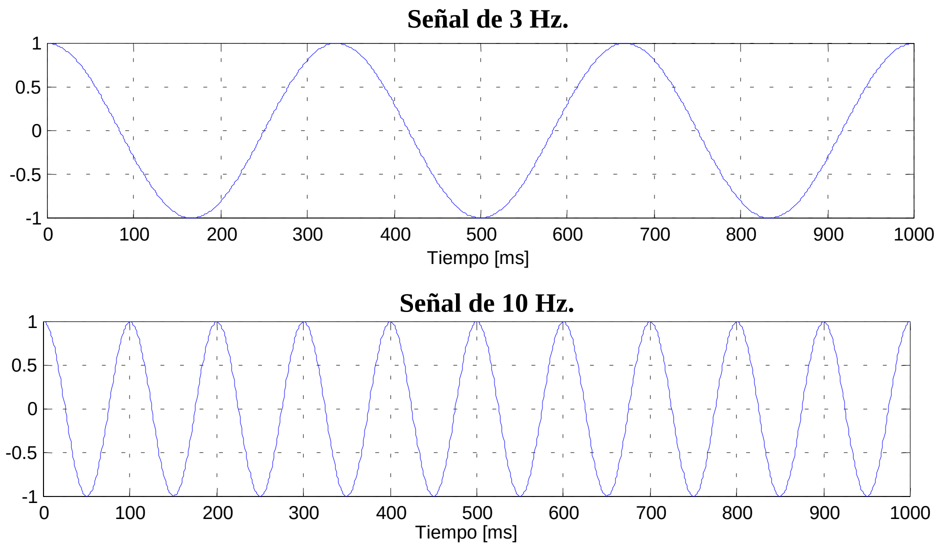


Fig. 1.1.- Dos señales de 3 y 10 Hz., respectivamente. [senales.m]

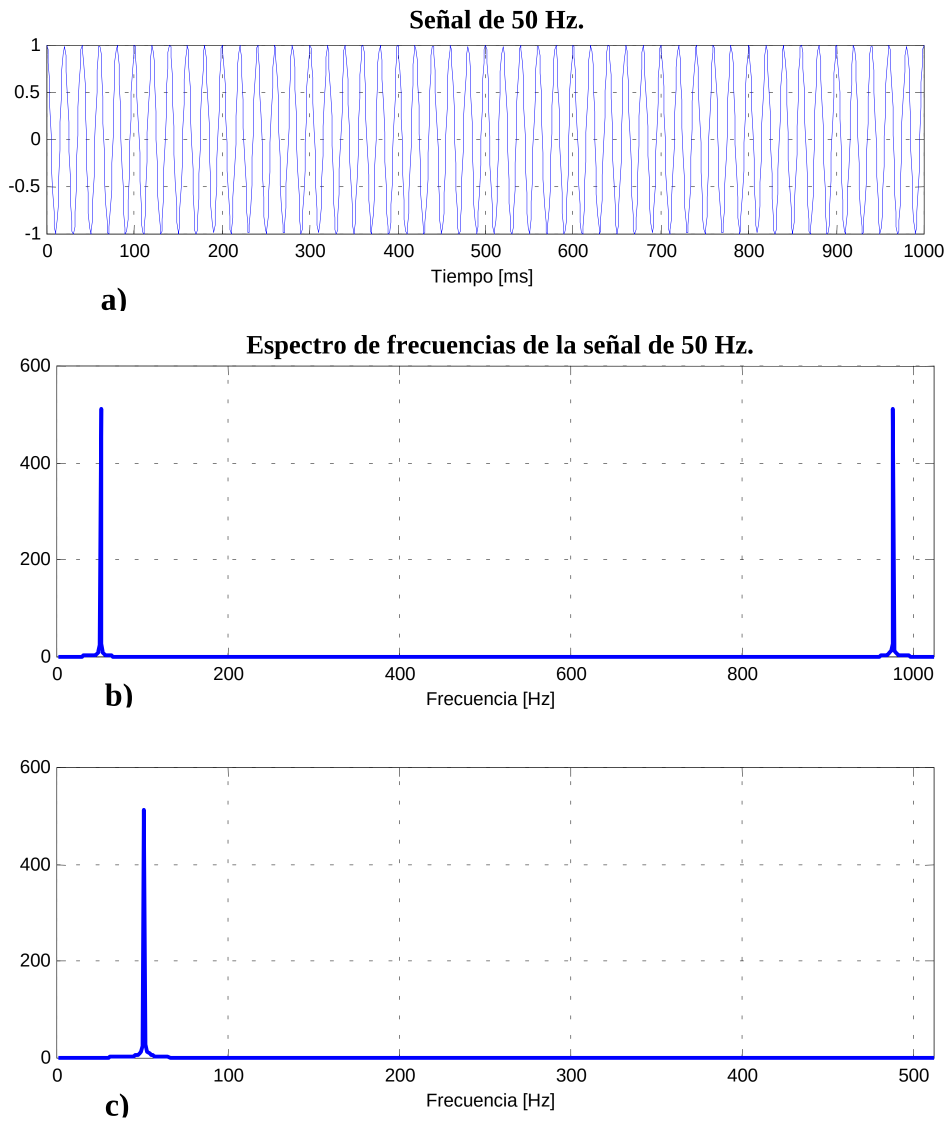


Fig. 1.2.- Señal de 50 Hz. y su transformada de Fourier. [senales.m]

Nótese que en la Fig.1.2 c) se muestra la primera mitad de la Fig. 1.2 b), puesto que el espectro en frecuencias de una señal es simétrico y por lo tanto la segunda mitad es redundante. Por otra parte, la TF entrega la información en frecuencia de la señal, pero no indica el instante de tiempo en el que aparece; esta información no es necesaria cuando la señal es estacionaria; sin embargo es de crucial importancia para señales no estacionarias.

El concepto de señal estacionaria es muy importante en el análisis de señales, las señales cuyo contenido de frecuencia no cambia en el tiempo se denominan señales estacionarias, por lo cual no se necesita saber en que instante de tiempo existen esas componentes de frecuencias, ya que todas las componentes de frecuencia están presentes en todo instante de tiempo.

Por ejemplo, la señal siguiente:

$$x(t) = \cos(2\pi \cdot 10t) + \cos(2\pi \cdot 25t) + \cos(2\pi \cdot 50t) + \cos(2\pi \cdot 100t)$$

es una señal estacionaria cuyas frecuencias de 10, 25, 50 y 100 Hz. están presentes en cualquier instante. En la Fig. 1.3 se muestra esta señal y su respectiva transformada de Fourier.

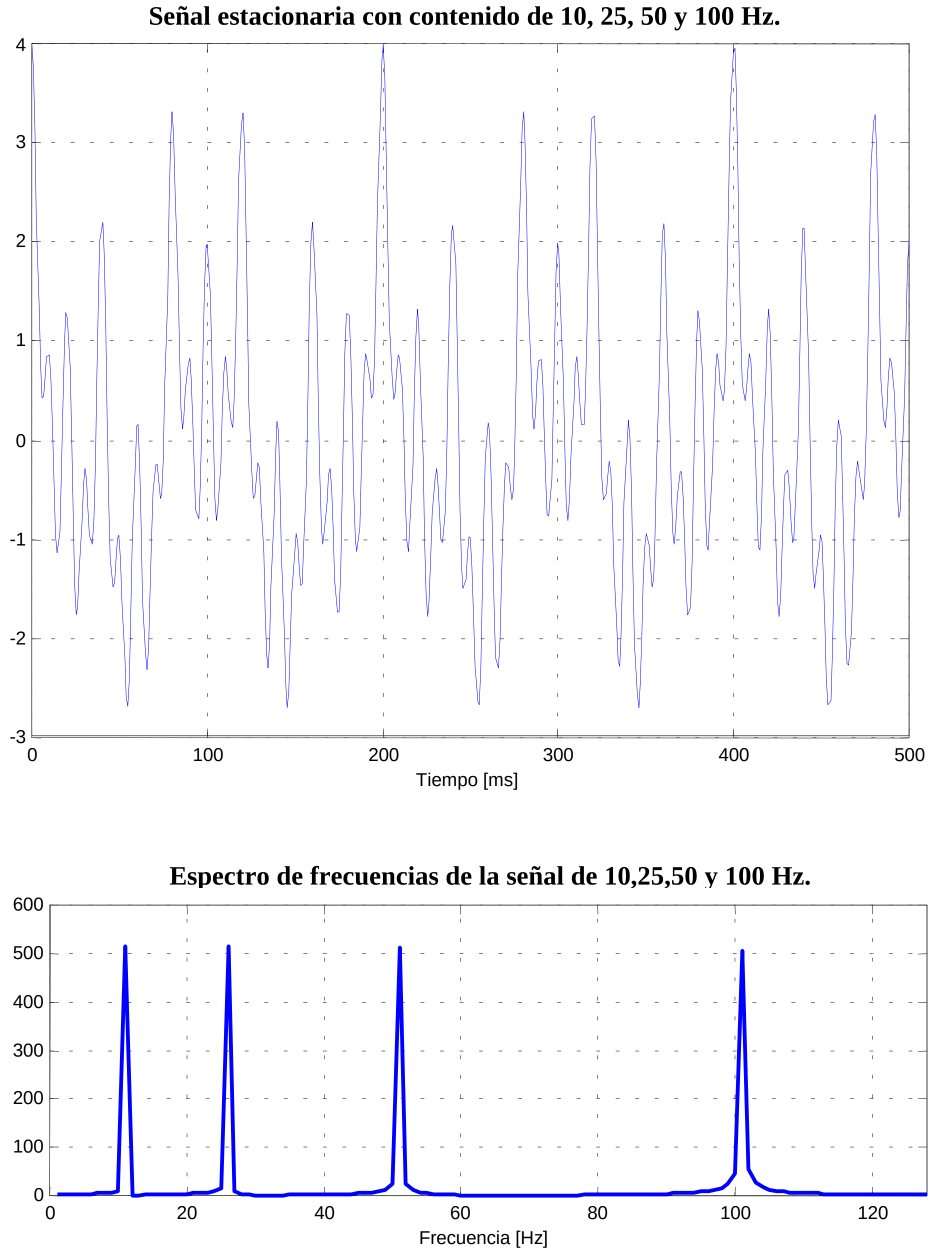
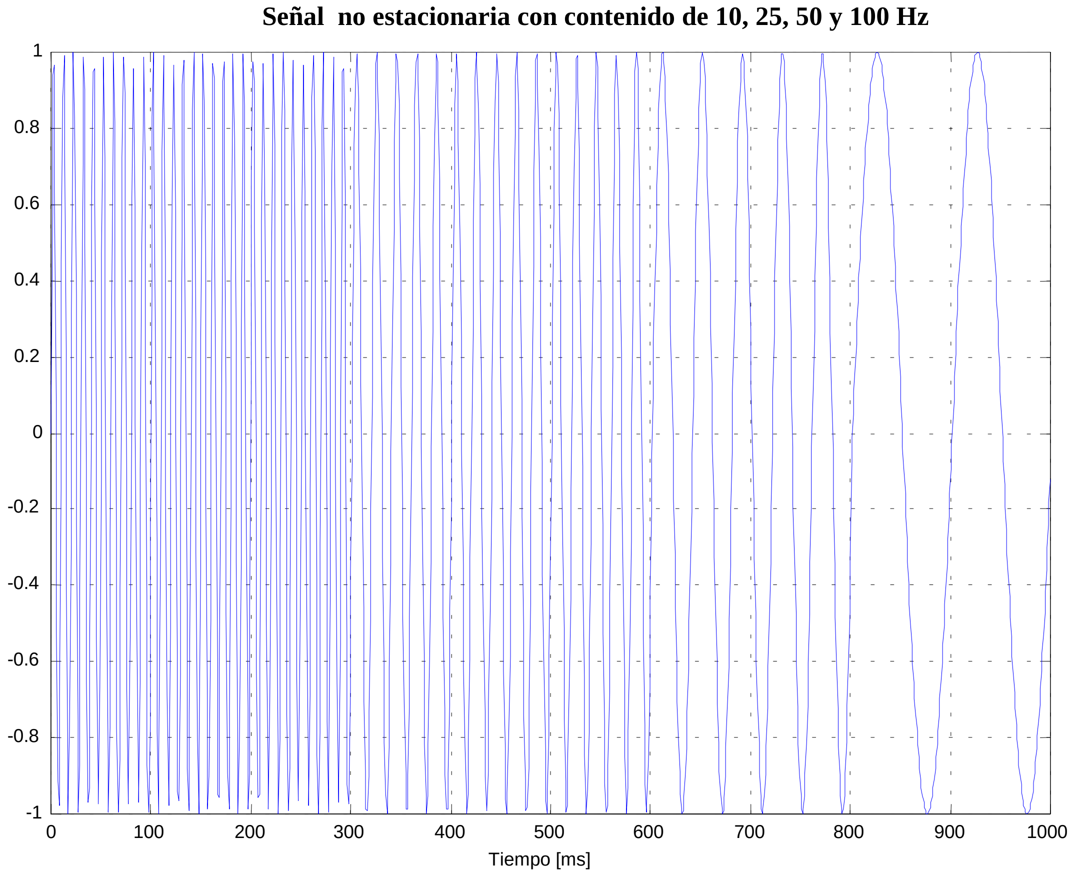


Fig. 1.3.- Señal estacionaria y su respectivo espectro de frecuencia. [estacionaria.m]

Por otra parte la Fig. 1.4 muestra una señal no estacionaria con cuatro componentes de frecuencia distintas para cuatro intervalos de tiempo diferentes. El intervalo de 0 a 300 ms contiene una señal sinusoidal de 100 Hz., el intervalo de 300 a 600 ms. una sinusoide de 50 Hz., el intervalo de 600 a 800 ms., una sinusoide de 25 Hz., y finalmente el intervalo de 800 a 1000 ms una sinusoide con una frecuencia de 10 Hz. Si se realiza la transformada de Fourier se observa que se obtienen cuatro picos correspondientes a las frecuencias presentes en la señal, 10, 25, 50 y 100 Hz., tal y como se había obtenido en el análisis de la señal estacionaria de la Fig. 1.3.



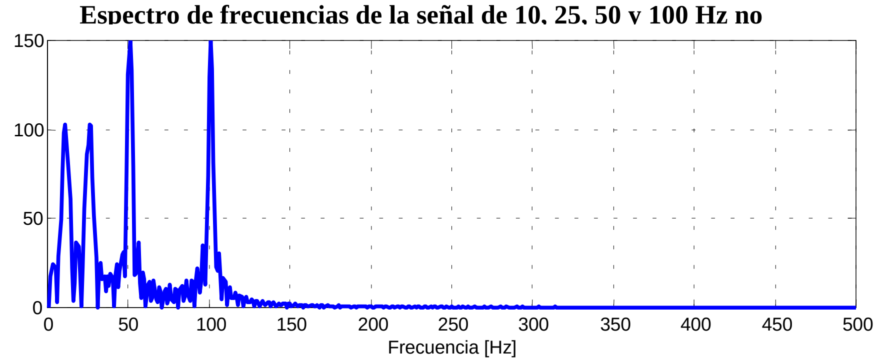


Fig. 1.4.- Señal no estacionaria y su respectivo espectro de frecuencias. [noestacionaria.m]

Si se comparan los espectros de las señales en el dominio del tiempo de la Fig.1.3 y Fig. 1.4 puede observarse que ambos muestran cuatro componentes espectrales para las mismas frecuencias: 10, 25, 50 y 100 Hz. Aparte del rizado y de la diferencia de amplitud (que siempre puede normalizarse) los dos espectros son prácticamente idénticos, aunque las señales en el dominio del tiempo son completamente diferentes. Ambas señales contienen las mismas componentes de frecuencia, pero la de la Fig. 1.3 contiene estas frecuencias para todo el tiempo y la de la Fig. 1.4 presenta estas frecuencias en diferentes intervalos de tiempo. Esto se debe a que la TF sólo proporciona el contenido espectral de la señal y no la localización temporal de las componentes espectrales. Esta es la razón por la cual la TF no es una técnica adecuada para señales no estacionarias cuando se desea obtener una correspondencia tiempo-frecuencia.

1.3. Transformada de Fourier

Aunque la TF es una de las más empleadas, especialmente en ingeniería eléctrica, no es la única, hay muchas otras transformadas que se emplean, como la transformada Hilbert, la transformada rápida de Fourier (STFT), la distribución Wigner y la transformada Wavelet. Cada una de estas transformaciones tiene su propia área de aplicación, con ventajas y desventajas.

En este trabajo, se analiza la transformada Wavelet aplicada al caso de los sistemas eléctricos de potencia, pero antes de seguir adelante es necesario profundizar en el estudio de la transformada de Fourier para comprender de mejor forma la transformada Wavelet y por ser la TF una de las herramientas fundamentales en el procesamiento de señales.

La transformada de Fourier expresa una función periódica como una suma de exponenciales complejas periódicas tal como se muestra en la siguientes ecuaciones (1) y (2).

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{-2\pi \cdot ft} dt \quad (1)$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \cdot e^{2\pi \cdot ft} df \quad (2)$$

donde:

X(f) : Transformada de Fourier de la señal en el dominio del tiempo x(t).

De la ecuación (1) se observa que la señal es multiplicada por un término sinusoidal de frecuencia f. Si la señal tiene una alta componente de frecuencia “f” entonces el producto de la señal y del término sinusoidal es relativamente grande; esto indica que la señal x(t) tiene una fuerte componente de frecuencia “f”. Sin embargo, si la señal no tiene una componente de frecuencia “f” el producto tiende a cero.

Es importante destacar que la información proporcionada por la integral corresponde a todos los instantes del tiempo ya que el intervalo de integración va desde -∞ a +∞, esto significa que no importa el instante del tiempo en el que aparece la componente de frecuencia “f” porque no afectará el resultado de la integración. Por lo tanto la TF solamente es capaz de entregar información de la existencia o no de ciertas componentes de frecuencia.

Esto explica los resultados obtenidos en la Fig. 1.3 y Fig. 1.4. Por lo tanto, para señales no estacionarias la TF no es adecuada, siendo necesario el empleo de otra técnica.

1.4. Transformada rápida de Fourier

Esta transformada resuelve el problema del análisis de señales no estacionarias mediante la transformada de Fourier, básicamente consiste en dividir la señal en diferentes partes donde se puede asumir que la señal es estacionaria. Para este propósito la señal es multiplicada por una función ventana, cuya anchura debe ser igual a parte de la señal que se puede considerar como estacionaria. Esta función ventana inicialmente esta localizado al inicio de la señal, es decir t = 0. Si se asume que la anchura de la ventana es “T” seg. entonces esta función se solapará con la señal para los primeros “T/2” seg. La función ventana y la señal son entonces multiplicadas, de esta forma, solamente los primeros “T/2” seg. de la señal están siendo escogidos. Una vez hecho esto la nueva señal es el producto de la función ventana y la señal original a la que se le aplica la TF.

El resultado de esta transformación es la transformada de Fourier de los primeros "T/2" seg. de la señal original, si esta parte de la señal es estacionaria quiere decir que los resultados obtenidos mostrarán la representación en frecuencia exacta de los primeros "T/2" seg.

El próximo paso será desplazar esta ventana a una nueva localización hasta que toda la señal sea recorrida.

Lo anterior se resume en la ecuación (3)

$$STFT_X^w(t',f) = \int_t \left[x(t)\cdot w^*(t-t')\right]\cdot e^{-j2\pi\cdot ft}dt \qquad (3)$$

donde:

x(t) : Señal original

w^* : Función ventana conjugada.

En cada instante t' y frecuencia f se calcula un nuevo coeficiente de la transformada de Fourier.

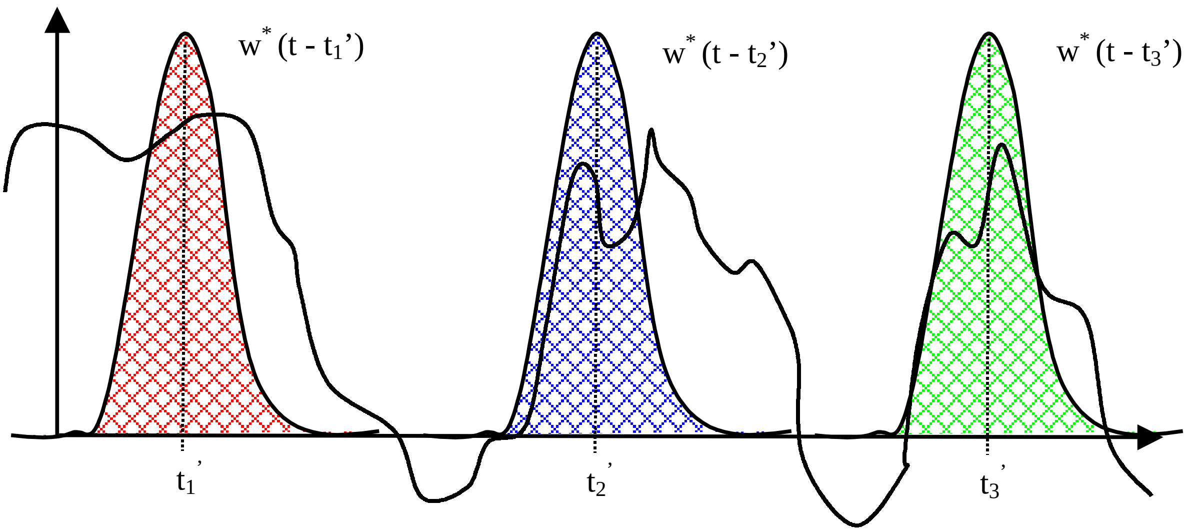


Fig. 1.5.- Explicación gráfica de la STFT.

En la Fig. 1.5 se muestra una función ventana de tipo gaussiana, la función "roja" muestra la ventana localizada en $t = t_1'$, la azul en $t = t_2'$ y la verde en $t = t_3'$. Estas ventanas corresponderán a tres TF en tres tiempos distintos. Por lo tanto, se obtendrá una buena representación tiempo-frecuencia (TFR) de la señal.

Una forma de comprender como trabaja la STFT es a partir de un ejemplo, para ello considérese la señal no sinusoidal de la Fig. 1.4.

Como se observa en la Fig. 1.6 la STFT de esta señal se puede representar en tres dimensiones (tiempo, frecuencia, amplitud) y se advierte que la gráfica es simétrica con respecto al punto medio del eje de la frecuencia, puesto que la STFT es la versión en ventanas de la TF clásica, la cual como se comentó en el apartado 1.2 siempre es simétrica.

Lo importante es que existen cuatro picos que corresponden a las cuatro componentes de frecuencia de la señal original y además están localizados en diferentes intervalos de tiempo . Por lo tanto se cuenta con una representación tiempo-frecuencia de la señal, puesto que no sólo se conocen las componentes de frecuencia de la señal, sino que también su localización en el tiempo.

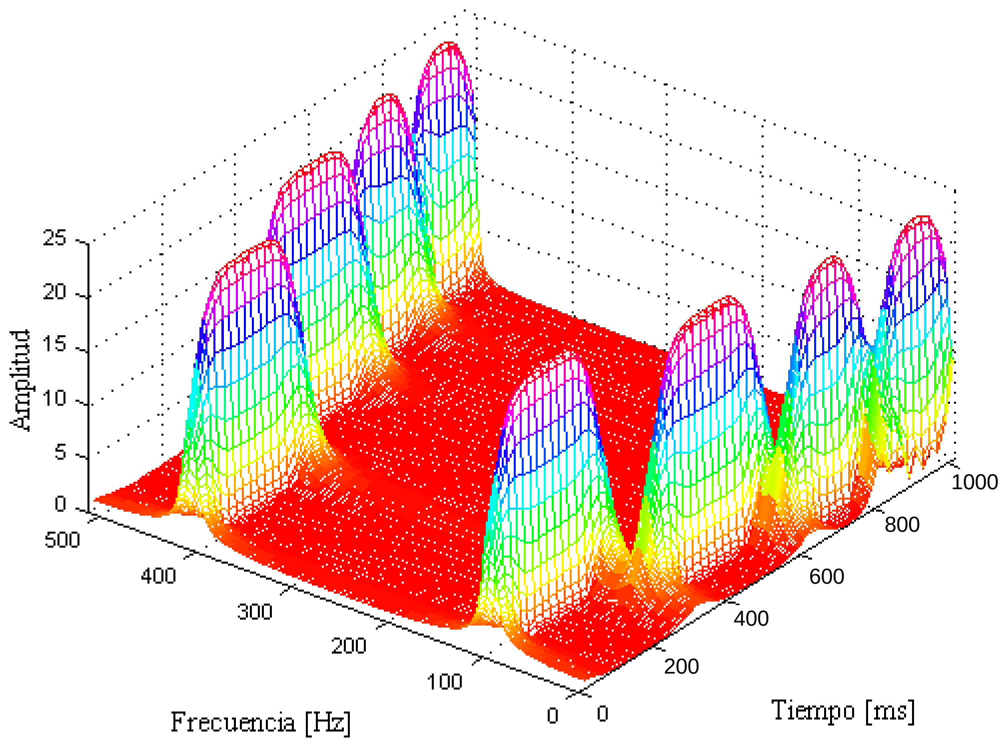


Fig. 1.6.- STFT de la señal de la Fig. 1.4. con ventana gaussiana de a = 180. [STFT.m]

Con lo anterior parecería que el problema de la representación tiempo-frecuencia de una señal estaría resuelto; sin embargo, existe un problema que se remonta al principio de incertidumbre de Heisenberg; que en este caso se traduce en que no es posible conocer la representación exacta tiempo-frecuencia de una señal, sino tan sólo los intervalos de tiempo en los cuales existen determinadas bandas de frecuencia, por lo tanto, aparece un problema de resolución.

En la TF no existe problema de resolución en el dominio de la frecuencia, se sabe exactamente las frecuencias que existen, de manera similar no existe problema de resolución en el dominio del tiempo, ya que se conoce el valor de la señal para cada instante de tiempo. Lo que proporciona la perfecta resolución en frecuencia en la TF es el hecho de que la ventana empleada es la función exponencial e^{jwt}, la cual existe para todo instante de tiempo [-∞, +∞]. En la STFT la ventana es de longitud finita, es decir sólo se aplica a una parte de la señal, causando una disminución de la resolución en frecuencia, con lo cual sólo es posible conocer una banda de frecuencias y no un valor exacto de frecuencias.

En consecuencia, existe un compromiso entre buena resolución en el tiempo o buena resolución en frecuencia. Para obtener la estacionalidad se elige una ventana lo suficientemente estrecha en la cual la señal sea estacionaria. Cuanto más estrecha sea la ventana se obtendrá mejor resolución en el tiempo y por lo tanto una mejor representación de la estacionalidad y peor resolución en frecuencia. Por tanto, el problema consiste en la selección de una ventana para el análisis, dependiendo de la aplicación. Si las componentes frecuenciales están bien separadas unas de otras en la señal original, se puede sacrificar resolución en la frecuencia y tratar de mejorar la resolución en el tiempo. Por ejemplo, en la Fig.1.7 se muestran dos posibilidades, dependiendo de la resolución deseada en tiempo y frecuencia.

En resumen:

Ventana estrecha ➔ Buena resolución en el tiempo y pobre resolución en el dominio de la frecuencia.
Ventana ancha ➔ Buena resolución en el dominio de la frecuencia y pobre resolución en el dominio del tiempo.

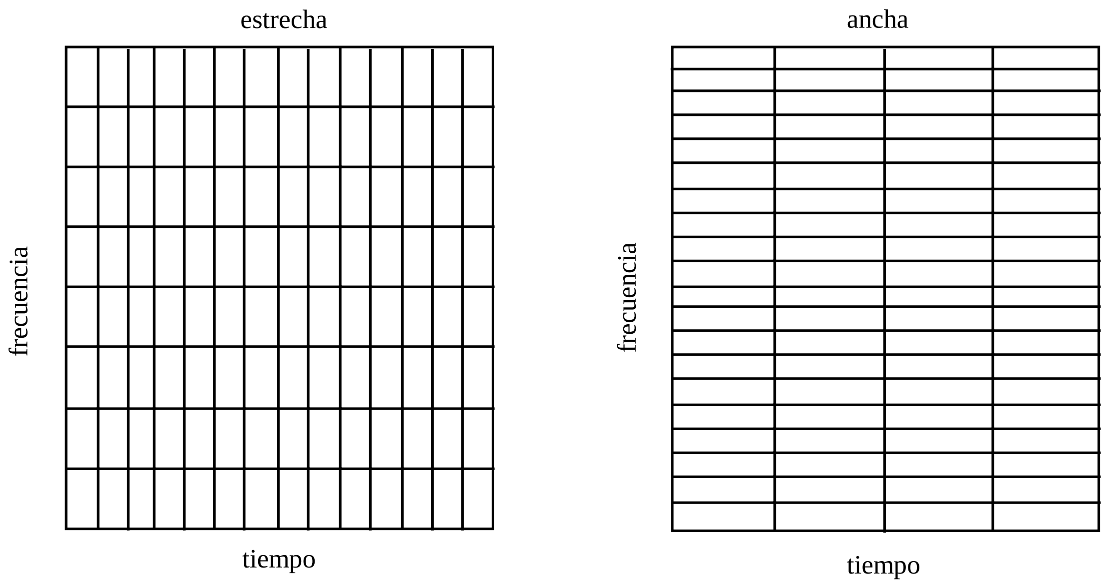


Fig. 1.7.- Enrejado resultante en el plano tiempo-frecuencia de la STFT. En el primer caso, se utiliza una mejor resolución en el tiempo a costa de tener poca resolución en la frecuencia. En el segundo caso, la resolución en la frecuencia se incrementa, a costa de perder resolución en el tiempo.

A fin de comprender como trabaja la STFT se muestran a continuación el análisis de STFT de la señal de la Fig. 4 considerando una ventana gaussiana de diferentes anchuras.

$$w(t) = e^{-a\cdot\frac{t^2}{2}} \qquad (4)$$

donde "a" representa la anchura de la ventana.

La Fig. 1.8 muestra cuatro funciones ventanas tipo gaussianas de diferentes anchuras.

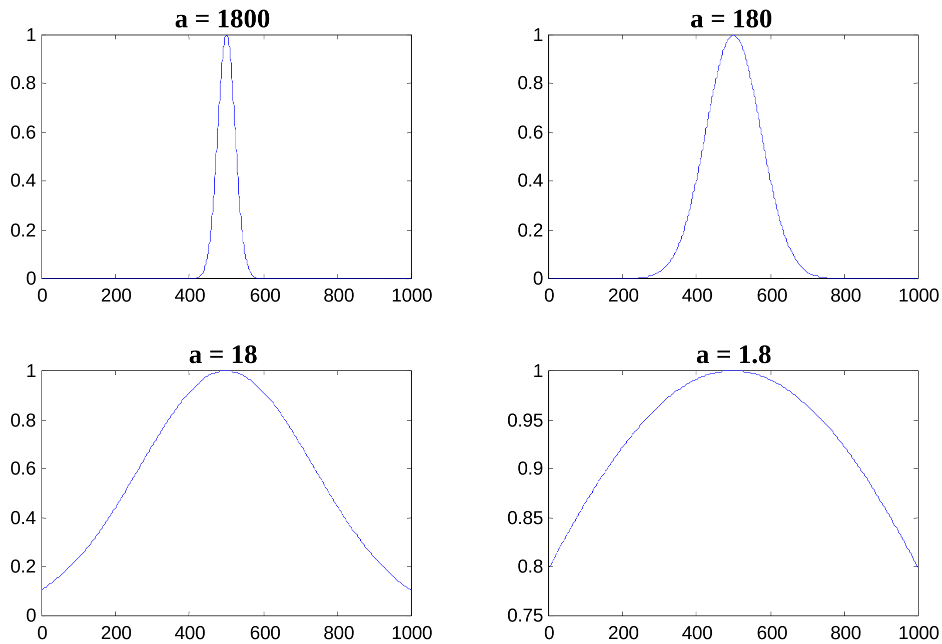


Fig. 1.8.- Representación de la función gaussiana para distintas anchuras. [fgauss.m]

Aplicando a la función de la Fig. 1.4 la función ventana más estrecha (a = 1800) para el calculo de la STFT, se observa en la Fig. 1.9 una alta resolución en el tiempo y una pobre resolución en el dominio de la frecuencia.

En dicha figura se comprueba que los cuatro picos que existen están bien separados los unos de los otros en el dominio del tiempo. Además en el dominio de la frecuencia, cada pico cubre un rango de frecuencias, en lugar de un único valor de frecuencia.

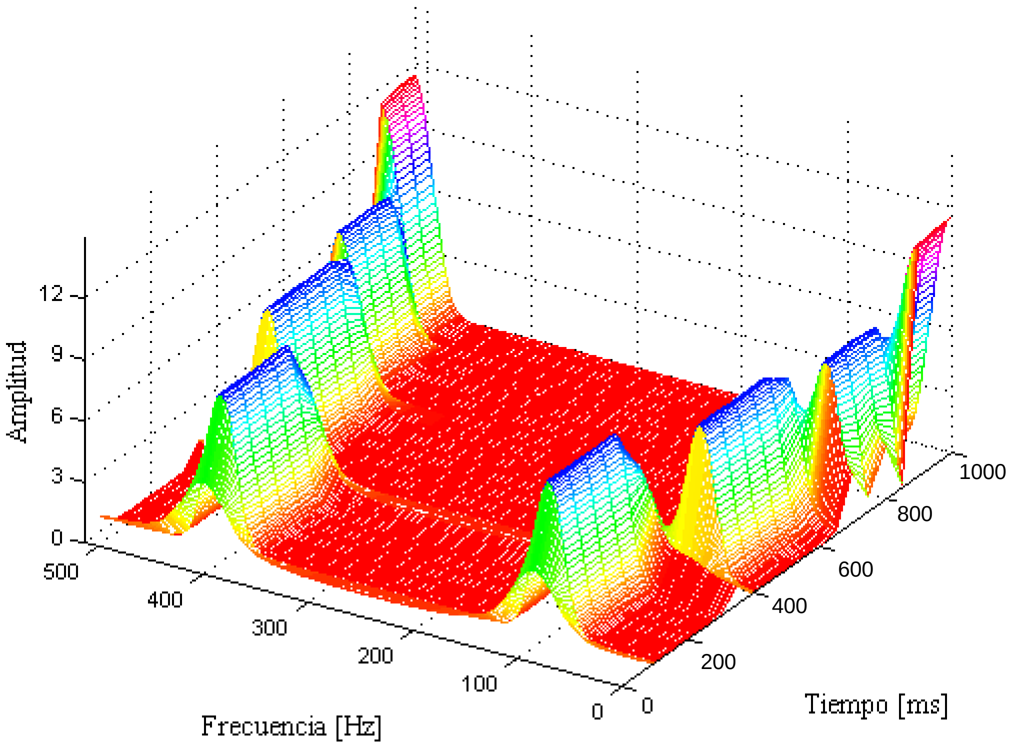


Fig. 1.9.- STFT de la función de la Fig. 1.4 con función ventana gaussiana de a = 1800. [STFT.m]

En el caso de hacerse más ancha la ventana, por ejemplo para a = 18 (el caso de a = 180 está mostrado en la Fig. 1.6), el resultado se muestra en la Fig. 1.10.

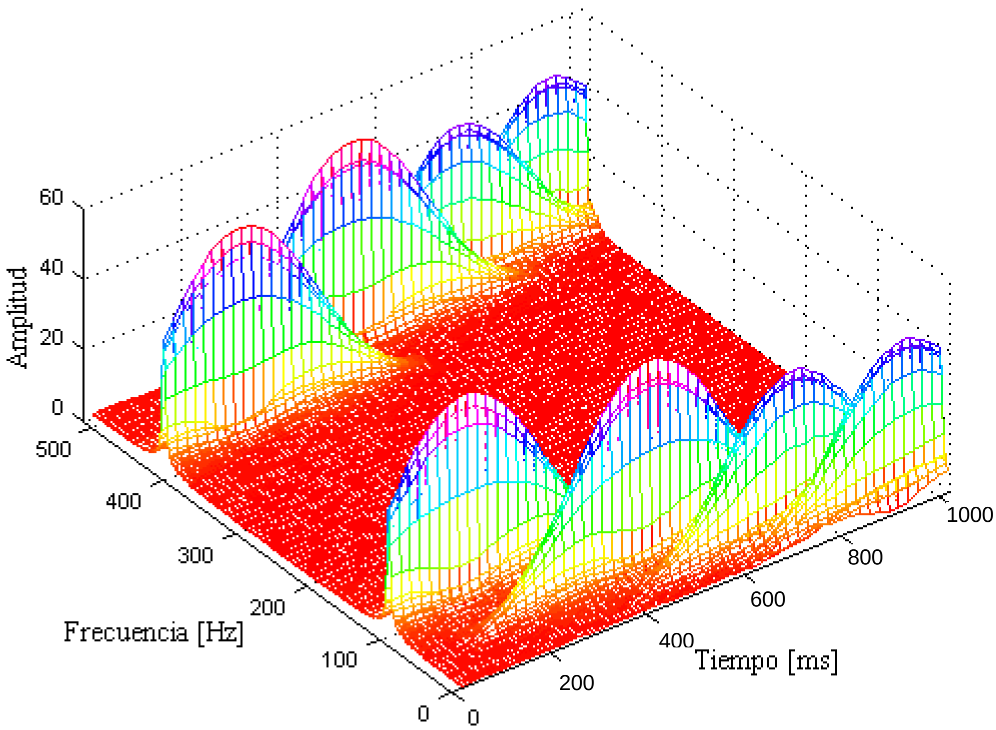


Fig. 1.10.- STFT de la función de la Fig. 1.4 con función ventana gaussiana de a = 18. [STFT.m]

En esta figura se comprueba que los cuatro picos, correspondientes a cada frecuencia presente en la señal, no están tan bien separados en el dominio del tiempo como sucedía en el caso anterior, sin embargo, la resolución en el dominio del tiempo ha mejorado.

El caso correspondiente para la anchura de ventana gaussiana mayor se muestra en la Fig. 1.11. El resultado no debería sorprender, ya que como cabría esperar se detecta una resolución en el dominio temporal muy mala, sin embargo, cada pico cubre un rango de frecuencias muy estrecho.

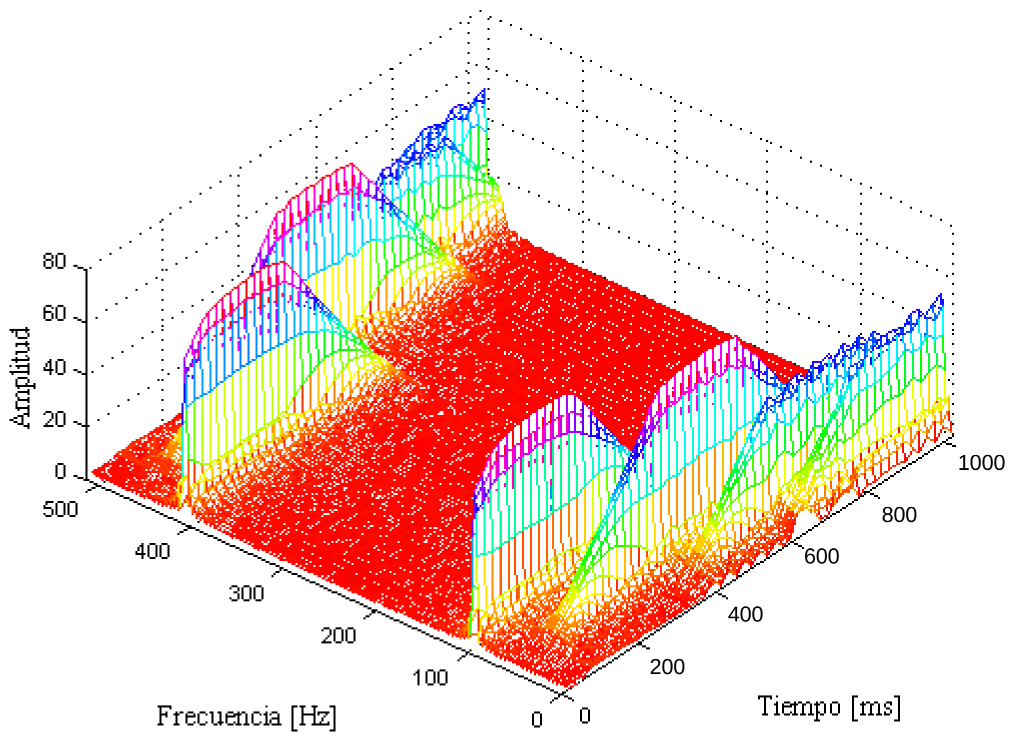


Fig. 1.11.- STFT de la función de la Fig. 4 con función ventana gaussiana de a = 1.8. [STFT.m]

Estos ejemplos muestran el problema implícito de resolución que existe en la STFT. Cuando se desea aplicar esta transformada se debe decidir la clase y características de la ventana a emplear. Ventanas estrechas proporcionan pobre resolución en el dominio de la frecuencia pero buena en el dominio del tiempo. Ventanas anchas, por el contrario, aportan buena resolución en el dominio de la frecuencia y mala en el dominio temporal, pero con el riesgo de que se viole el principio de estacionariedad.

El problema, por lo tanto, radica en una elección adecuada de la función ventana, que es única para todo el análisis. La elección no será una tarea fácil y dependerá de la señal a analizar. Si las componentes en frecuencia de la señal están bien separadas entre sí, entonces, se podría sacrificar algo de la resolución en frecuencia y preferir una buena resolución temporal, ya que las componentes espectrales ya están bien separadas. Pero si la señal no presenta estas características la elección de una buena ventana se complica.

Por lo tanto, se debe encontrar una transformada que dando información tiempo-frecuencia de la señal solucione el problema de la resolución implícito en la STFT. La transformada Wavelet (WT) resuelve este problema, como se detalla en el capítulo siguiente.

Capítulo 2

ANÁLISIS DE SEÑALES UTILIZANDO LA TRANSFORMADA WAVELET

2.1. Introducción

El problema de la resolución tiempo-frecuencia es el resultado del principio de incertidumbre de Heisenberg y aparece sea cual sea la transformada que se emplee, sin embargo, es posible analizar cualquier señal empleando una técnica alternativa llamada análisis multiresolución (MRA). El MRA analiza la señal para diferentes frecuencias con diferentes resoluciones. Cada componente espectral, por lo tanto, no se resuelve de idéntica forma como en el caso de la STFT. Este análisis es la idea básica que subyace detrás de la transformada Wavelet.

El análisis multiresolución está diseñado para proporcionar una buena resolución temporal y pobre resolución en frecuencia para las altas frecuencias y buena resolución en frecuencia y baja en tiempo para bajas frecuencias. Este tratamiento adquiere un sentido especial cuando las señales a manejar tienen componentes de alta frecuencia de corta duración y componentes de baja frecuencia de larga duración.

En este capítulo se presenta la Transformada Wavelet, explicando cómo esta transformada resuelve los problemas inherentes a la STFT.

Se presenta una descripción de los aspectos básicos, tipos y forma de trabajo a partir de unos ejemplos que pueden ser fácilmente reproducidos en Matlab a partir de los programas que se encuentran en el anexo I.

Para finalizar se incluye una introducción de los principios matemáticos que soportan a esta transformada.

2.2. Aspectos básicos de la transformada Wavelet

Esta técnica se desarrolló como una alternativa para superar los problemas de resolución de la STFT, haciendo posible una buena representación de una señal tanto en tiempo como en frecuencia de forma simultánea, con lo que se puede determinar el intervalo de tiempo en el cual aparecen determinadas componentes espectrales. Hecho de mucho interés en el análisis de señales, por ejemplo electrocardiogramas, transitorios, etc.

Básicamente, lo que hace la transformada Wavelet es filtrar una señal en el dominio del tiempo mediante filtros paso bajo y paso alto que eliminan ciertas componentes de alta o baja frecuencia de la señal, el procedimiento se repite para las señales resultantes del proceso de filtrado anterior. Por ejemplo, supóngase que se tiene una señal con frecuencias de hasta 1000 Hz, en la primera etapa de filtrado la señal es dividida en dos partes haciéndola pasar a través de un filtro paso-bajo y un filtro paso-alto con lo cual se obtienen dos versiones diferentes de la misma señal: una que corresponde a las frecuencias entre 0 y 500 Hz. (paso bajo) y otra que corresponde a las frecuencias entre 500-1000 Hz. (paso alto). Posteriormente, se toma cualquiera de las dos versiones (comúnmente la parte del filtro paso bajo) o ambas y se hace nuevamente la misma división. Esta operación se denomina **descomposición.**

De esta forma y suponiendo que se ha tomado la parte de la señal correspondiente al filtro paso bajo se tendrían tres conjuntos de datos, cada uno de los cuales corresponde a la misma señal pero a distintas frecuencias: 0-250 Hz., 250-500 Hz. y 500-1000 Hz. A continuación se vuelve a tomar la señal correspondiente a la parte del filtrado de paso bajo haciéndola pasar nuevamente por los filtros paso bajo y paso alto, de esta forma ya se tendrían 4 conjuntos de señales correspondientes a las frecuencias 0-125 Hz., 125-250 Hz., 250-500 Hz. y 500-1000Hz. El proceso continúa hasta que la señal se ha descompuesto en un cierto número de niveles predefinidos. Finalmente se cuenta con un grupo de señales que representan la misma señal, pero correspondientes a diferentes bandas de frecuencia. Para cada una de estas bandas se conocen sus respectivas señales, si se juntan todas y se presentan en una gráfica tridimensional se tendría tiempo en un eje, frecuencia en el segundo y amplitud en el tercer eje. De esta forma, es posible establecer que frecuencias existen para un tiempo dado. Sin embargo, el "principio de incertidumbre” de Heisenberg establece que no puede conocerse la información de tiempo y frecuencia de una señal en un cierto punto del plano tiempo-frecuencia, en otras palabras no pueden determinarse exactamente que frecuencias existen en un instante dado, por lo que sólo es posible conocer que bandas de frecuencias existen en un determinado intervalo de tiempo. Este es un problema de resolución y ha sido la razón principal por la cual existe la tendencia a reemplazar la STFT por la WT, puesto que la STFT trabaja con una resolución fija para todos los tiempos, mientras que la WT trabaja con una resolución variable.

Resumiendo, existen dos diferencias principales entre la WT y la STFT:

- La TF de las señales no es calculada.
- La anchura de la ventana se cambia conforme la transformada se calcula para cada componente espectral.

Con la WT las altas frecuencias tienen mejor resolución en el tiempo mientras que las bajas frecuencias tienen mejor resolución en el dominio de la frecuencia. Esto significa que una determinada componente de alta frecuencia puede localizarse mejor en el tiempo (con menor error relativo) que una componente de baja frecuencia. Por el contrario, una componente de baja frecuencia puede localizarse mejor en frecuencia comparado con una componente de alta frecuencia.

En la Fig. 2.1 a) puede observarse que a altas frecuencias (fila superior) la cantidad de puntos es mayor para un mismo intervalo de tiempo (ΔT); es decir, las altas frecuencias tienen una mejor resolución en el tiempo. Sin embargo, a bajas frecuencias para el mismo intervalo de tiempo existen menos puntos que caracterizan la señal, por lo tanto las frecuencias bajas no tienen buena resolución en el tiempo.

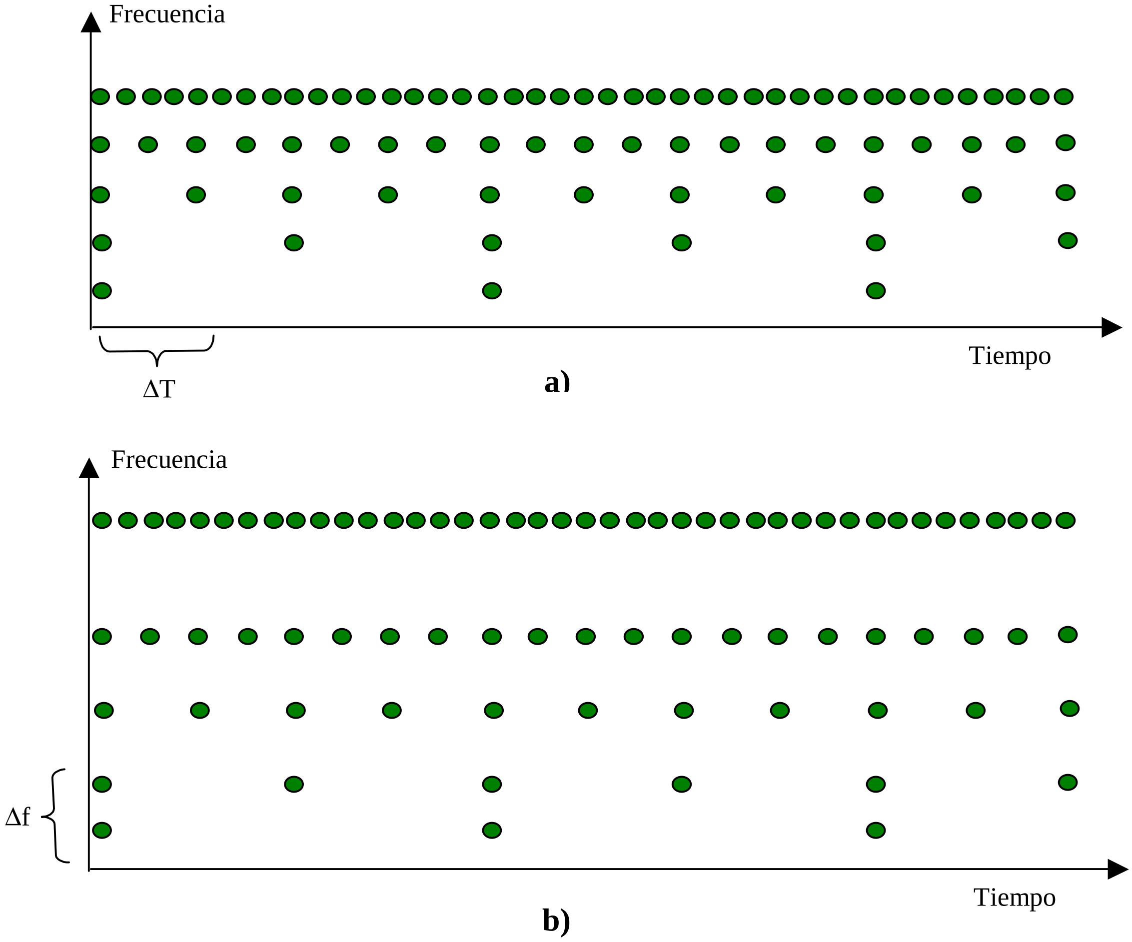


Fig. 2.1.- Interpretación gráfica de la resolución en el tiempo y en la frecuencia.

a) Transformada Wavelet continua.

b) Transformada Wavetet discreta.

En el caso de una señal discretizada en el tiempo, la resolución en el tiempo de la señal puede interpretarse de manera similar a lo comentado en el caso a), pero ahora la información en frecuencia tiene diferentes resoluciones en cada escalón de descomposición tal como puede interpretarse al observar la Fig. 2.1 caso b). Así se observa que para un (Δf) dado la resolución en el tiempo es mejor para las bajas frecuencias que para las altas frecuencias, puesto que la separación entre cada escalón de descomposición aumenta a medida que se incrementa la frecuencia.

2.3. La transformada Wavelet

La transformada Wavelet continua (CWT) fue desarrollada como una técnica alternativa a la STFT como una manera de superar el problema de resolución. El análisis wavelet se realiza de manera similar al análisis STFT, en el sentido que la señal es multiplicada por una función (función wavelet) de manera similar a la función ventana en la STFT, y la transformada se calcula separadamente para distintos segmentos de la señal en el dominio del tiempo. Sin embargo, existen dos diferencias principales entre la STFT y la CWT :

a) No se evalúa la transformada de Fourier de las señales ventana y por lo tanto aparecerá un único pico que corresponde a una sinusoide.

b) El ancho de la ventana varía a medida que se evalúa la transformada para cada componente del espectro, esto es probablemente la característica más significativa de la transformada Wavelet.

La transformada Wavelet continua se define como sigue :

$$C(\tau, s) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\psi^{*}{}_{\tau,s}(t)dt \tag{5}$$

donde :

$$\psi_{\tau,s}(t) = \frac{1}{\sqrt{|s|}}\psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \tag{6}$$

Como se observa en la ecuación anterior, la señal transformada es una función de dos variables, τ y s, los parámetros de traslación y escala respectivamente. $\psi_{\tau,s}(t)$ es la función de transformación que se le denomina “wavelet madre”, este nombre deriva de dos importantes propiedades del análisis wavelet :

- El término wavelet significa “onda pequeña”. La pequeñez se refiere al hecho que esta función (ventana) es de longitud finita (compactamente soportada) y el término onda se refiere a la condición que esta función es de naturaleza oscilatoria.

- El término **madre** da a entender que las funciones con diferentes regiones de actuación que se usan en el proceso de transformación provienen de una función principal o **wavelet madre**. Es decir, la wavelet madre es un prototipo para generar las otras funciones ventanas.

En la tabla 2.1 se muestran las transformaciones básicas utilizadas en el análisis wavelet y en la Fig. 2.2 se presentan algunas wavelets madres clásicas.

Tabla 2.1.- Transformaciones básicas aplicadas al cálculo de la WT. La transformación finalmente aplicada corresponde a la combinación de las dos primeras, traslación y cambio de escala.

Traslación	Cambio de escala	Traslación y cambio de escala
$\psi(t-b)$	$\frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t}{a}\right)$	$\frac{1}{\sqrt{a}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$

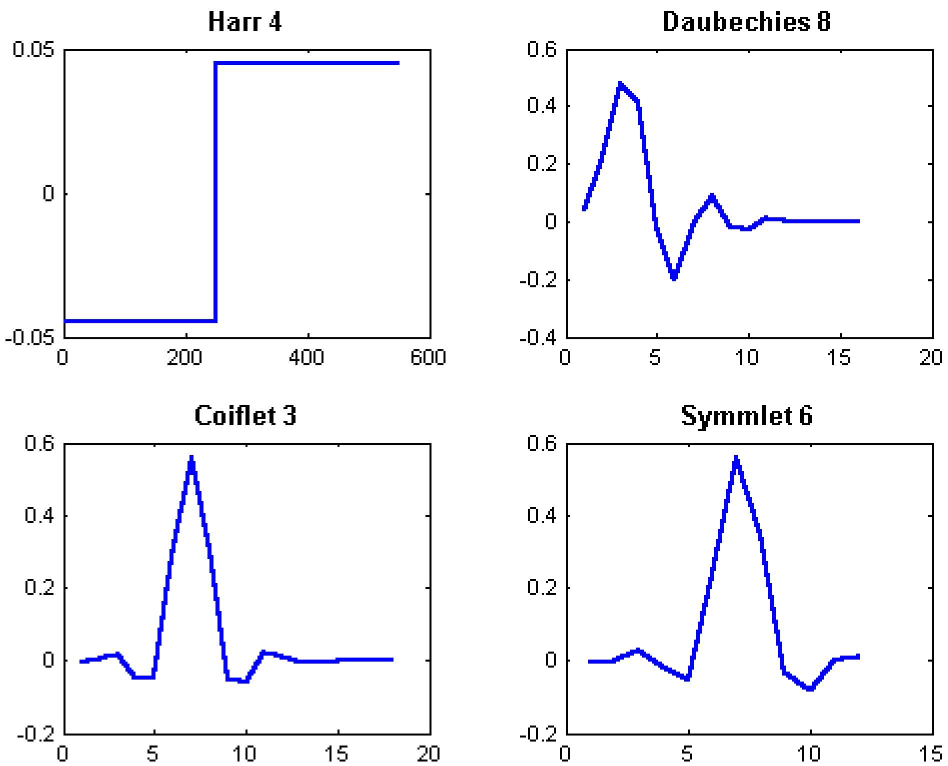


Fig. 2.2.- Algunas wavelets madre más usadas en la práctica, definidas según un eje de tiempo continuo. El número indica la cantidad de momentos nulos. [madres.m]

2.3.1. Traslación

El término **traslación** se usa con el mismo sentido que fue usado en la STFT y está relacionado con la localización de la ventana a medida que ésta se desplaza a través de la señal. Obviamente, este término corresponde a la información del tiempo en el dominio transformado. Sin embargo, no se tiene un parámetro que sea la frecuencia como si se tenía antes en el caso de la STFT. En el caso de la transformada wavelet se tiene un parámetro de "escala" el que se define como:

$$\text{Escala} = \frac{1}{\text{frecuencia}}$$

El término frecuencia está reservada para la STFT. En la siguiente sección se describe con más detalle el parámetro escala.

2.3.2. Escala

En el análisis wavelet el parámetro escala es análogo con el parámetro escala utilizado en los mapas. Tal como en este último caso, las altas escalas corresponden a una visión global no detallada (de la señal) y las bajas escalas corresponden a una vista detallada. De igual manera, en términos de frecuencia, las bajas frecuencias (altas escalas) corresponden a una información global de la señal que comúnmente abarca toda la señal, mientras que las altas frecuencias (escalas bajas) corresponden a una información detallada de una característica oculta en la señal que comúnmente dura un tiempo relativamente pequeño.

Como ejemplo, en la Fig. 2.3 se muestran señales coseno con distintas escalas.

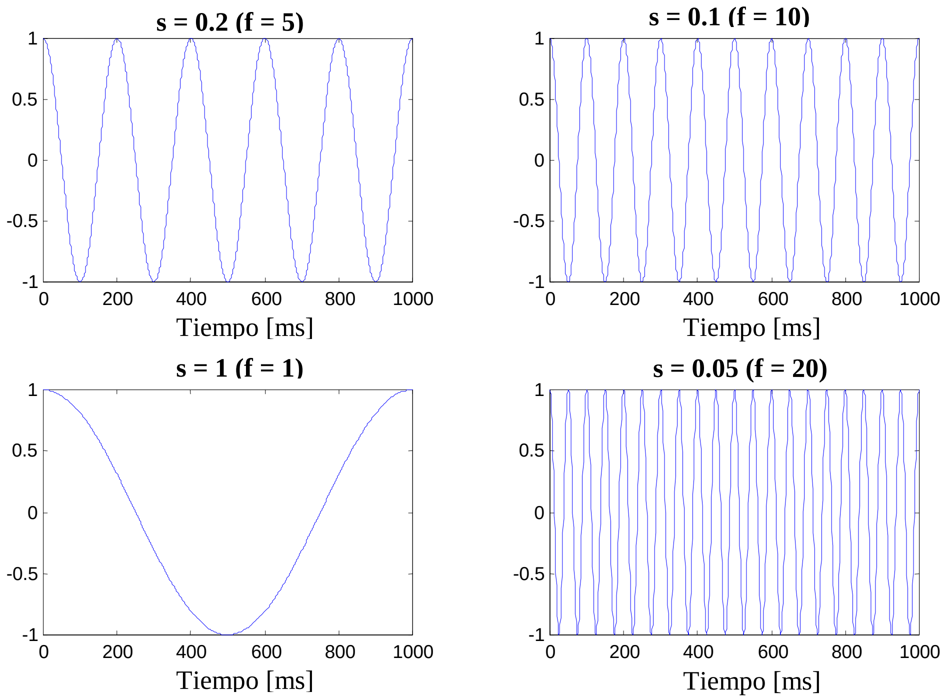


Fig. 2.3.- Ejemplo de una señal coseno para distintas escalas. [ejemescalas.m]

2.3.3. Conjunción traslación y escala

En señales que corresponden a fenómenos o aplicaciones reales las escalas bajas (altas frecuencias) no tiene una larga duración en la señal, sino que aparecen de tiempo en tiempo como picos o "spikes". Sin embargo las altas escalas (bajas frecuencias) comúnmente duran todo el tiempo de duración de la señal.

El escalamiento como operación matemática produce una dilatación o una compresión de una señal; las altas escalas corresponderán a señales dilatadas y las escalas pequeñas corresponden a señales comprimidas. Todas las señales mostradas en la figura nacen de la misma señal coseno, es decir son versiones comprimidas o dilatadas de la misma función. En la figura anterior, para s = 0.05 se tiene la menor escala y para s = 1 la mayor.

En términos de funciones matemáticas, si f(t) es una función dada f(st) corresponderá a una versión contraída (comprimida) de f(t) si s > 1 y a una versión expandida (dilatada) de f(t) si s < 1.

Sin embargo, en la definición de la transformada Wavelet, el término de escalamiento aparece en el denominador y por lo tanto la situación es opuesta a la descrita en el párrafo anterior; es decir escalas $s > 1$ dilatan la señal mientras que escalas $s < 1$ comprimen la señal.

La relación entre la escala y la frecuencia consiste en que las escalas menores corresponden a altas frecuencias y las escalas mayores corresponden a bajas frecuencias.

Debido a que la WT incluye información relacionada con el tiempo y la frecuencia, la representación gráfica de esta transformada se realiza en un plano denominado plano tiempo-escala, representado en la Fig. 2.4. Cada celda en esta figura representa un valor de la WT en dicho plano. Es de destacar el hecho que estas celdas tienen una área no nula, lo cual indica que no es posible conocer el valor de un punto particular. Sin tener en cuenta las dimensiones de las celdas, sus áreas, tanto en la STFT como en la WT, son las mismas, y están determinadas por el principio de incertidumbre de *Heisenberg.*

En concreto, el área de cada celda se fija mediante la función de enventanado temporal en la STFT o por la *Wavelet* madre en la CWT (Transformada Wavelet Continua), con lo que diferentes ventanas o funciones madre dan lugar a diferentes áreas. Sin embargo, todas las áreas tienen una cota inferior dada por $\pi/4$.

Es importante indicar como se representarían las divisiones de la Fig. 3.9 en el caso de la STFT, para ello debe recordarse que en la STFT la resolución en el tiempo y en la frecuencia quedan determinadas por el ancho de la función ventana, la que se selecciona una sola vez durante todo el análisis, por lo que la resolución tanto en el tiempo como en la frecuencia permanecen constantes, en otras palabras la representación de las particiones de la Fig. 2.4 en el plano tiempo-frecuencia para el caso de la STFT se haría mediante divisiones cuadradas.

Independientemente de las dimensiones de cada división, las superficies de éstas tanto para el caso de la STFT como para el caso de la WT son iguales y están determinadas por el principio de incertidumbre de Heisenberg. Es decir, el área de cada división es fija para cada función ventana (STFT) o para cada wavelet madre (CWT), aun cuando diferentes ventanas o wavelet madres pueden representar diferentes áreas; el área de estas divisiones no se puede reducir todo lo que se desee debido al principio de incertidumbre de Heisenberg, pero para una wavelet madre dada el tamaño de las divisiones se puede variar manteniendo constante la superficie, de hecho esto es exactamente lo que hace la transformada wavelet.

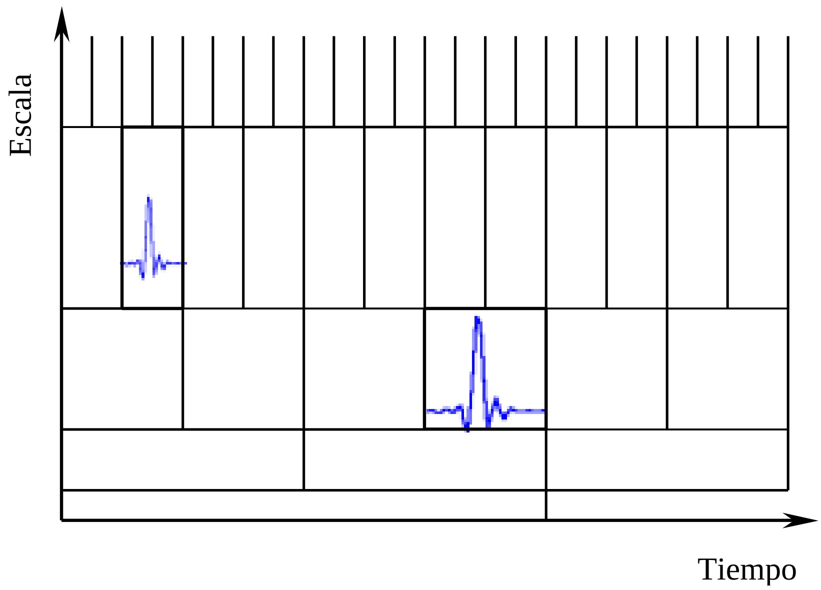


Fig. 2.4.- Las dos operaciones básicas de escalado y traslación definen el enrejado del plano tiempo-escala. En caso de tener buena resolución temporal, la wavelet madre, representada en el eje inferior, se estrecha, con lo que se pierde resolución en la frecuencia. Si la wavelet madre se ensancha, se pierde resolución en el tiempo, pero se gana en la frecuencia. Así, variando la anchura y desplazándola por el eje temporal, se calcularía el valor correspondiente a cada celda.

2.4 Tipos de transformadas Wavelet

Existen tres tipos de transformada *Wavelet:* continua (CWT), semidiscreta (SWT) y discreta (DWT). La diferencia entre ellas radica principalmente en la forma en que los parámetros de desplazamiento y escala son discretizados. A continuación se describen brevemente estos tres tipos.

2.4.1 Transformada Wavelet Continua

Este tipo de transformada se ha introducido en el apartado 2.3. En este caso los parámetros cambian de forma continua. Esta representación ofrece la máxima libertad en la elección de la wavelet, con la única restricción que satisfaga la condición de media nula. Esta condición permite que la CWT sea invertible en rango. La transformada inversa viene dada por:

$$f(t) = \frac{1}{K_\psi} \iint C(\tau, s) \frac{\psi(\tau, s)}{\tau^2} \cdot d\tau ds \tag{7}$$

donde ψ satisface la condición de media nula comentada anteriormente, con K_ψ dada:

$$K_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(w)|^2}{w} \cdot dw < \infty \tag{8}$$

siendo $\psi(w)$ la transformada Fourier de $\psi(t)$.

Desde un punto de vista intuitivo, la CWT consiste en calcular un índice de semejanza entre la señal que está siendo analizada, y la wavelet, tal como se muestra en la Fig. 2.5.

El proceso de cálculo de la CWT puede ser descrito en cuatro pasos como:

1. Tomar una wavelet madre.
2. Dados dos valores τ y s , calcular un coeficiente *C(τ,s)* mediante las ecuaciones (5) y (6), que represente la correlación entre la wavelet y la sección de la señal bajo análisis. Cuanto mayor sea éste, mayor es la similitud, con lo cual es interesante resaltar que los resultados dependerán por tanto de la forma de la wavelet.
3. Desplazar la wavelet en el sentido positivo del eje temporal, y repetir los pasos anteriores hasta que se haya cubierto la totalidad de la señal.
4. Escalar la wavelet en el tiempo, y repetir los pasos 1 a 3.

Un ejemplo de este proceso se muestra en la Fig. 2.5.

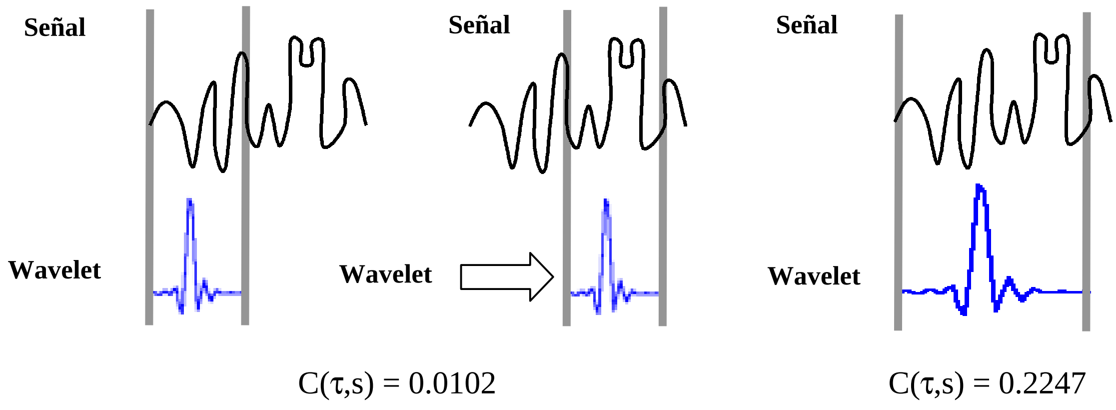


Fig. 2.5.- Funcionamiento de la CWT. Se toma la wavelet y se calcula su correlación con cierta sección de la señal. Se desplaza en el eje temporal y se calcula la correlación con la siguiente sección. Al terminar, se escala la wavelet y se repite el proceso, tal como se muestra en el tercer caso.

Por ejemplo, dada una señal como la representada en la Fig. 2.6 a), se obtendría la CWT que se muestra en la Fig. 2.6 b).

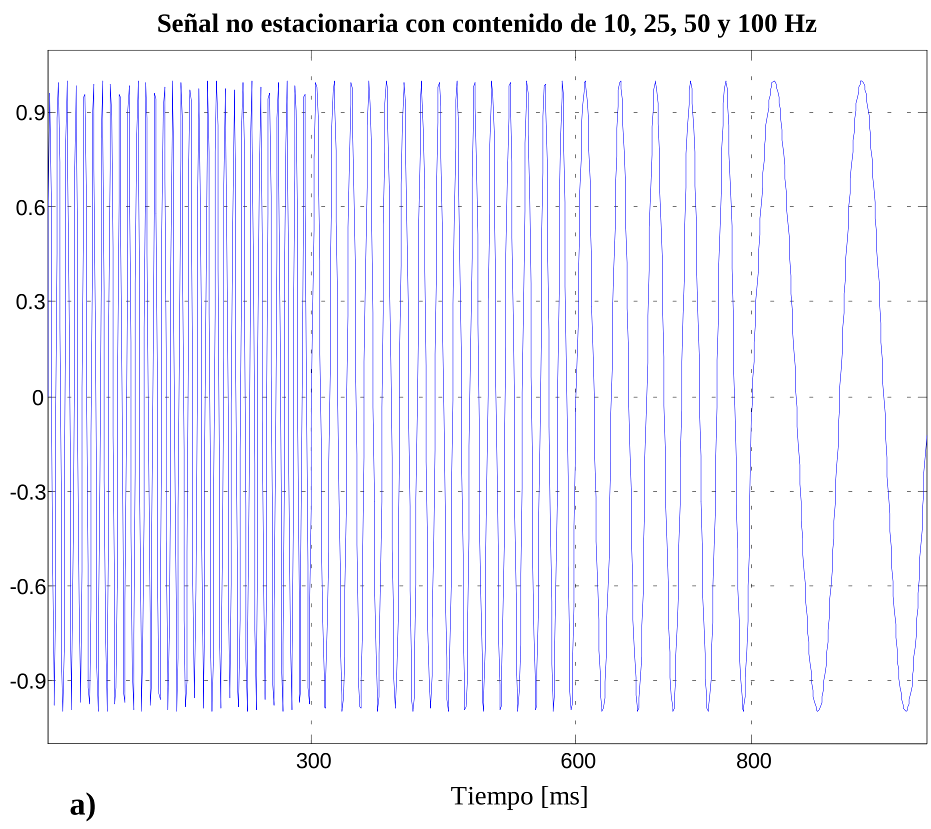


Fig. 2.6.- Señal cuya CWT se desea calcular. [ejemCWT.m]

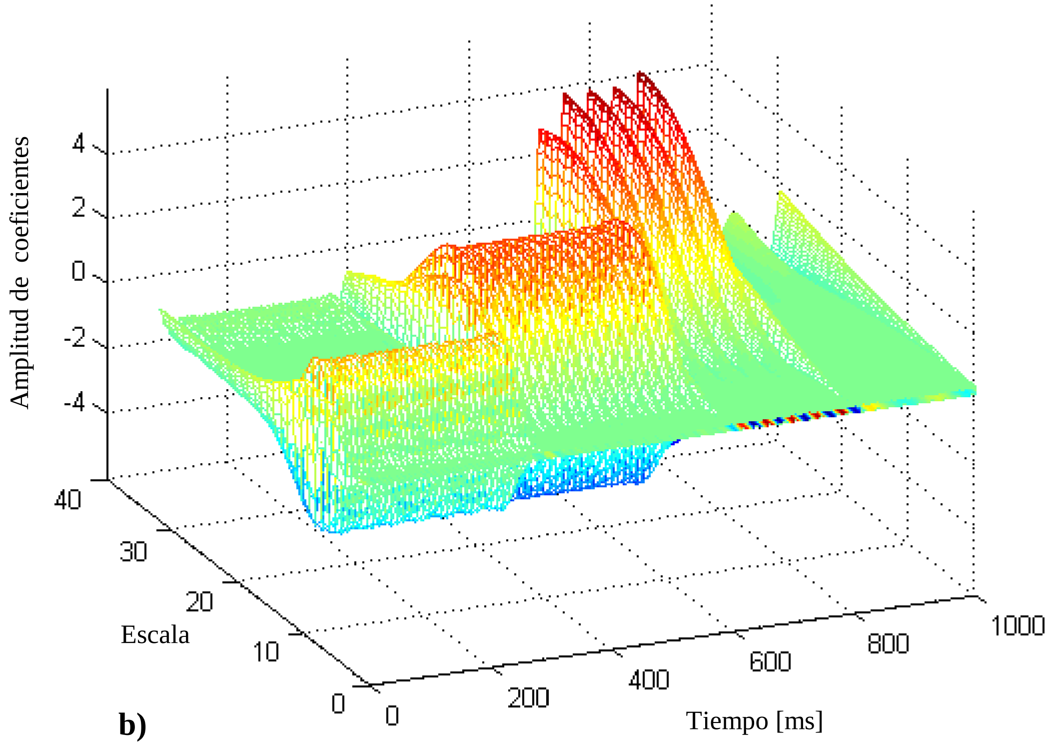


Fig. 2.6.- Representación tridimensional del valor de los coeficientes calculados aplicando la CWT a la señal de la Fig. 2.6 b). [ejemCWT.m]

2.4.2 Transformada Wavelet semidiscreta

En la práctica, es más conveniente considerar la WT en algunos valores discretos de a y b . Por ejemplo, la escala diádica corresponde a la definición de los parámetros $a = 2^j$, $b = 2^j k$, con $(j,k) \in Z^2$ denominándose transformada Wavelet semidiscreta (SWT).

La transformada será reversible si se cumple:

$$A\|f\|^2 \leq \sum_{a,b} \left|\langle f, \psi(\tau, s)\rangle\right|^2 \leq B\|f\|^2 \qquad (9)$$

donde A y B son dos constantes positivas y f(t) sigue siendo una función continua.

2.4.3 Transformada Wavelet discreta.

Sea la señal a analizar f[n] una función discreta. En este caso la transformada Wavelet de esta señal viene dada por:

$$C[j,k] = \sum_{n \in Z} f[n] \psi_{j,k}[n] \tag{10}$$

donde $\psi_{j,k}$ es una wavelet discreta definida como:

$$\psi_{j,k}[n] = 2^{-\frac{j}{2}} \cdot \psi\left[2^{-j} n - k\right] \tag{11}$$

Los parámetros τ, *s* están definidos según la escala diádica, de manera que $\tau = 2^j$, $s = 2^j k$, con la diferencia respecto a la SWT que la señal bajo estudio es discreta. La transformada inversa se define de forma similar como:

$$f[n] = \sum_{j \in Z} \sum_{k \in Z} C[j,k] \cdot \psi_{j,k}[n] \tag{12}$$

Si las constantes indicadas en el apartado 2.4.2 son A = B = 1, entonces la transformada es ortogonal. Estas wavelets pueden ser construidas mediante un análisis multiresolución, que en el capítulo 3 se introducirá. Serán el tipo de transformada a utilizar en este trabajo, debido a su facilidad de implementación en ordenadores.

2.5. Ejemplos de aplicación de la CWT

En esta sección se explicará la ecuación que define la CWT ecuación (7). f(t) es la señal que se analizará. La wavelet madre se elige entre un conjunto de funciones que se utilizan para este propósito (Morlet, sombrero mexicano, Daubechies, etc.) y tal como se ha comentado anteriormente cumple el papel de prototipo para todas las ventanas que participan en el proceso, puesto que todas estas ventanas son las versiones dilatadas (o comprimidas) y desplazadas de la wavelet madre .

Una vez que se ha elegido la wavelet madre el proceso de cálculo comienza con s = 1 y la transformada wavelet continua se evalúa para todos los valores de s, menores y mayores que 1. Sin embargo, dependiendo de la señal, comúnmente no es necesario el cálculo completo de la transformada (todas las escalas), puesto que para la mayoría de los casos prácticos las señales tienen una banda limitada, por este motivo la evaluación de la transformada para un intervalo limitado de escalas es muchas veces suficiente.

Por razones de conveniencia, el proceso comienza a partir de la escala s = 1 y continúa con valores crecientes de s, es decir el análisis parte desde las altas frecuencias hacia las bajas frecuencias. El primer valor de s corresponderá a la wavelet más comprimida y a medida que el valor de s se va incrementando la wavelet comenzará a dilatarse.

La wavelet se localiza al comienzo de la señal en el punto que corresponde a tiempo igual a 0. La función wavelet con escala s = 1 se multiplica por la señal y se integra en todo el tiempo. El resultado de esta integración se multiplica luego por un valor constante $1/\sqrt{s}$; el fin de esta multiplicación es que la señal transformada tenga la misma energía en cada escala, por ello que este producto actúa como normalización energética. El resultado final de este proceso es el valor de la transformación, es decir, el valor de la transformada wavelet continua en el instante t = 0 y para la escala s = 1. En otras palabras, es el valor que corresponde para $\tau = 0$ y s = 1 en el plano tiempo-escala.

Posteriormente, la wavelet con escala s = 1 es desplazada (τ) hacia la derecha hasta la localización $t = \tau$ y el proceso se repite a fin de obtener el valor de la transformada para $t = \tau$ y s = 1 en el plano tiempo-frecuencia.

El procedimiento anterior se repite hasta que la wavelet alcanza el final de la señal, por lo tanto en esta etapa se habrá completado una fila de puntos en el plano tiempo-escala correspondiente a la escala s = 1.

A continuación, se incrementa el valor de la escala s, como se está evaluando una transformada continua tanto τ como s deben incrementarse continuamente; sin embargo, si la transformada se evalúa por un computador entonces ambos parámetros se incrementan por un paso lo suficientemente pequeño, que corresponderá al muestreo del plano tiempo-frecuencia.

El proceso descrito anteriormente se repite para cada valor de s, con lo que se obtienen para cada s dado las correspondientes filas el plano escala-tiempo. Cuando el proceso se completa para todos los valores deseados de s la CWT de la señal ha sido finalmente obtenida. Las figuras 2.7, 2.8 y 2.9 muestran este proceso paso a paso.

La Fig. 2.7 muestra la señal y la función wavelet para cuatro valores diferentes de τ. En este caso el valor de la escala es s = 0.0001 que corresponde a la escala menor o a las frecuencias más altas. Es importante destacar lo compactas que son (figuras en rojo). Esta ventana debiera ser más angosta a medida que aumentan las componentes de alta frecuencia existentes en la señal. Las cuatro localizaciones distintas de la función wavelet se muestran en la figura en los instantes $\tau = 20$, $\tau = 500$, $\tau = 650$ y $\tau = 900$. En cada una de estas ubicaciones la función wavelet es multiplicada por la señal. Obviamente, el producto es distinto de cero solamente en la zona de intersección entre la señal y la wavelet; al desplazar la wavelet en el tiempo, la señal es localizada en el tiempo y al variar el valor de s la señal es localizada en escala (frecuencia).

Si la señal tiene una componente espectral que corresponda a un determinado valor de s (s = 0.0001 en este ejemplo), el producto entre la wavelet y la señal en la localización donde existe esta componente espectral dará origen a un valor relativamente alto, por el contrario si la señal NO tiene una componente espectral que corresponda a un determinado valor de s entonces este producto será prácticamente cero. La señal en la Fig. 2.7 tiene componentes espectrales comparables con el ancho de las ventana para s = 0.0001 y t = 650 ms.

La transformada Wavelet continua de la señal de la Fig. 2.7 dará como resultado valores altos para las escalas bajas en torno a los 600 ms. y valores pequeños en los demás casos. Por otro lado, para las escalas altas la transformada Wavelet continua producirá valores altos para casi toda la duración de la señal, debido a la existencia de bajas frecuencias durante todo el tiempo.

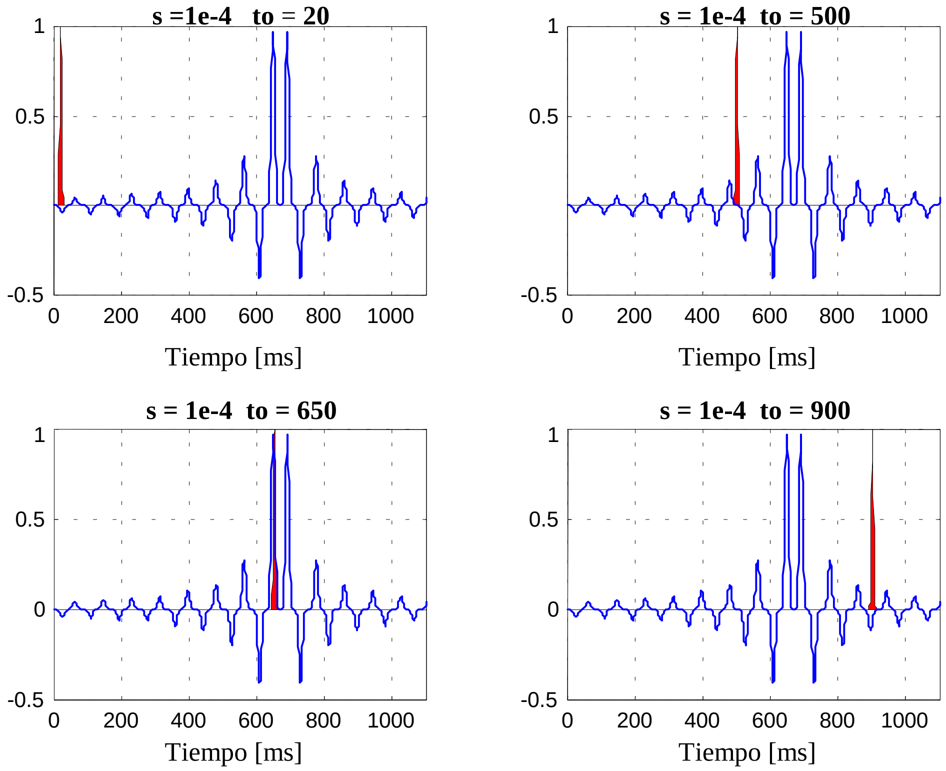


Fig. 2.7 - Forma de cálculo de la CWT para s = 0.0001 de la función wavelet y distintos valores de τ. [calcCWT.m]

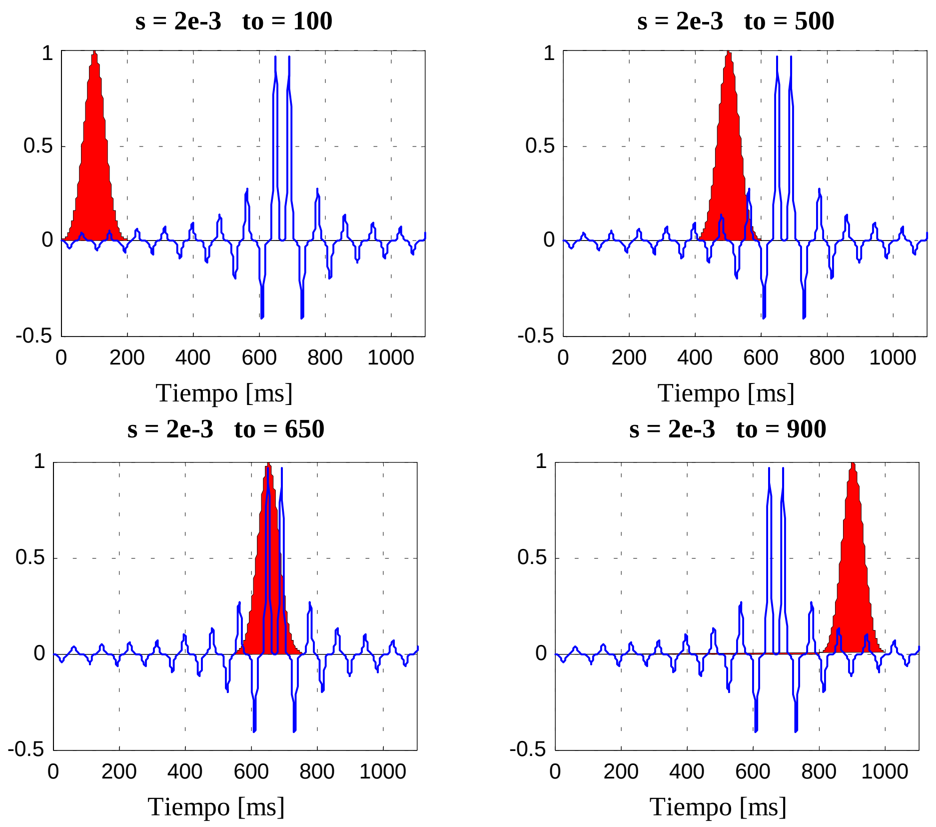


Fig. 2.8.- Forma de cálculo de la CWT para s = 0.002 de la función wavelet y distintos valores de τ. [calcCWT.m]

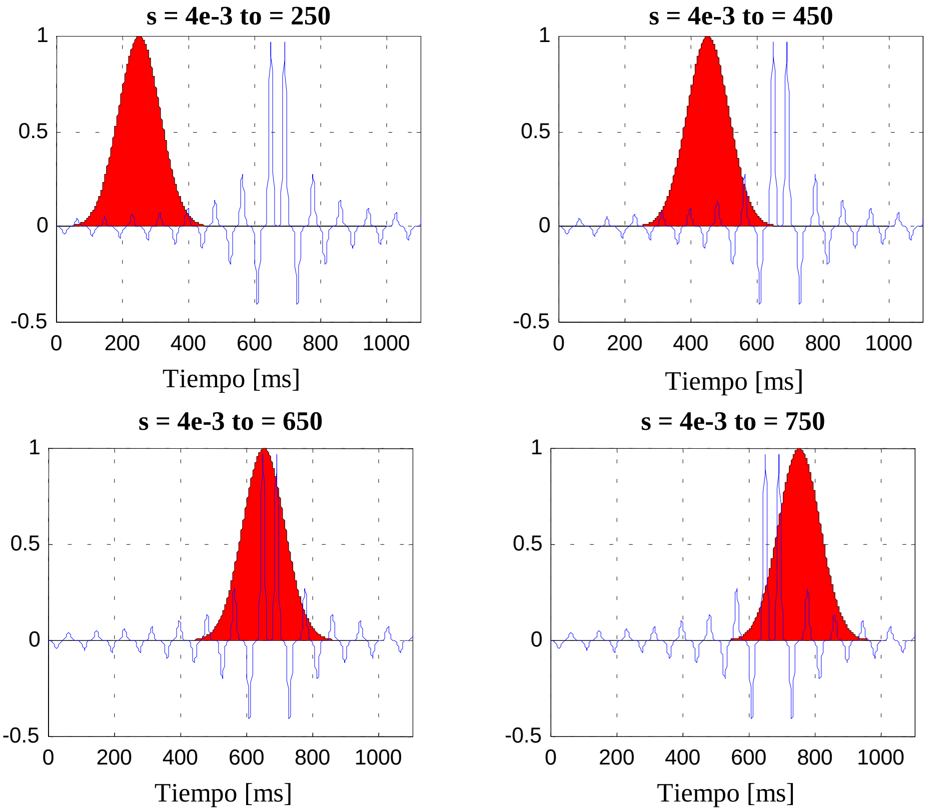


Fig. 2.9.- Forma de cálculo de la CWT para s = 0.004 de la función wavelet y distintos valores de τ. [calcCWT.m]

Las Fig. 2.8 y 2.9 muestran el mismo proceso para las escalas s = 0.002 y s = 0.004, respectivamente. Observe cómo cambia el ancho de la ventana a medida que incrementa la escala (disminución de la frecuencia), al igual que al aumentar el ancho de la ventana, la transformada comienza a coger las componentes de bajas frecuencias.

Como resultado, para cada escala y cada intervalo de tiempo se determina un punto del plano tiempo-escala. Los cálculos realizados con una escala dan origen a las filas del plano tiempo-escala y los cálculos realizados con diferentes escalas originan las columnas del plano tiempo-escala.

A continuación se presenta un ejemplo de cómo se podría observar el resultado final de la aplicación de la transformada wavelet a una señal no estacionaria como la que se muestra en la Fig. 2.10 del capítulo 2; esta señal es la presentada en el ejemplo dado para la STFT.

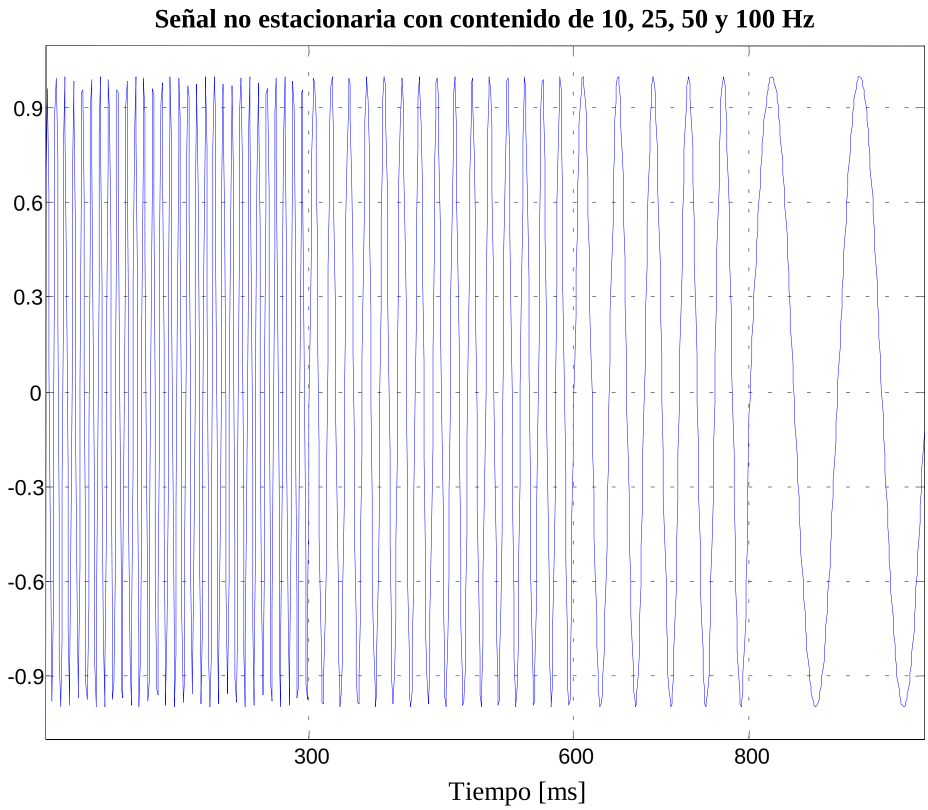


Fig. 2.10.- Señal no estacionaria de 10, 25, 50 y 100 Hz. [ejem2CWT.m]

En la Fig. 2.11 se muestra el resultado de la transformada wavelet continua de esta señal. Observe que los ejes están escalados y trasladados, no aparece el tiempo ni la frecuencia, pero la traslación está estrechamente ligada al tiempo, ya que esto indica donde está localizada la wavelet madre.

La traslación de la wavelet madre puede considerarse como el tiempo que transcurre desde t = 0.

La escala se interpreta como el inverso de la frecuencia, es decir, todas las propiedades de la transformada wavelet respecto a la resolución en frecuencia aparecerán de manera inversa en las figuras que muestran la WT de una señal en el dominio del tiempo.

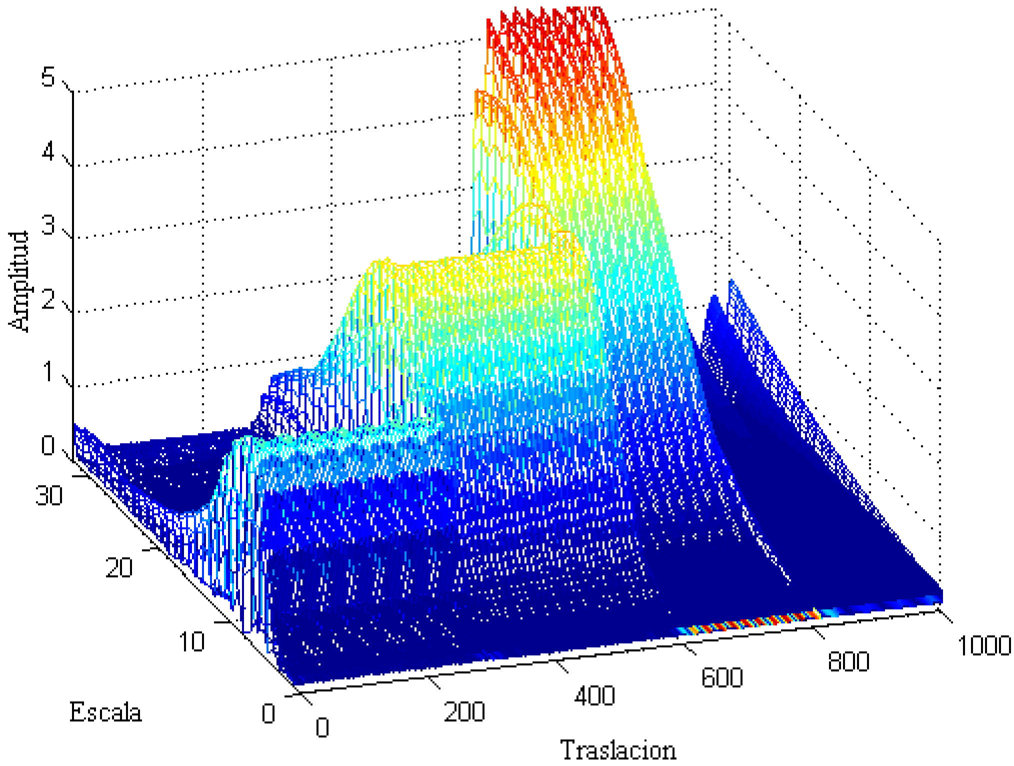


Fig. 2.11.-Transformada wavelet continua de la señal de la Fig. 2.10. [ejem2CWT.m]

Además en la Fig. 2.11 puede observarse que las escalas menores corresponden a frecuencias mayores, en otras palabras la frecuencia disminuye a medida que la escala aumenta, por lo tanto, las partes del gráfico con escalas cercanas a cero corresponderán a las altas frecuencias en el análisis y aquellas partes con escalas mayores corresponderán a frecuencias menores.

Nótese que la primera componente de la señal que tenía una frecuencia de 100 Hz. (la mayor frecuencia) aparece en las escalas menores y en una traslación entre 0 y 300, luego aparece la componente de 50 Hz. y así sucesivamente hasta la componente de 10 Hz. que aparece al final del eje de traslación y con altas escalas, es decir bajas frecuencias tal como se esperaba.

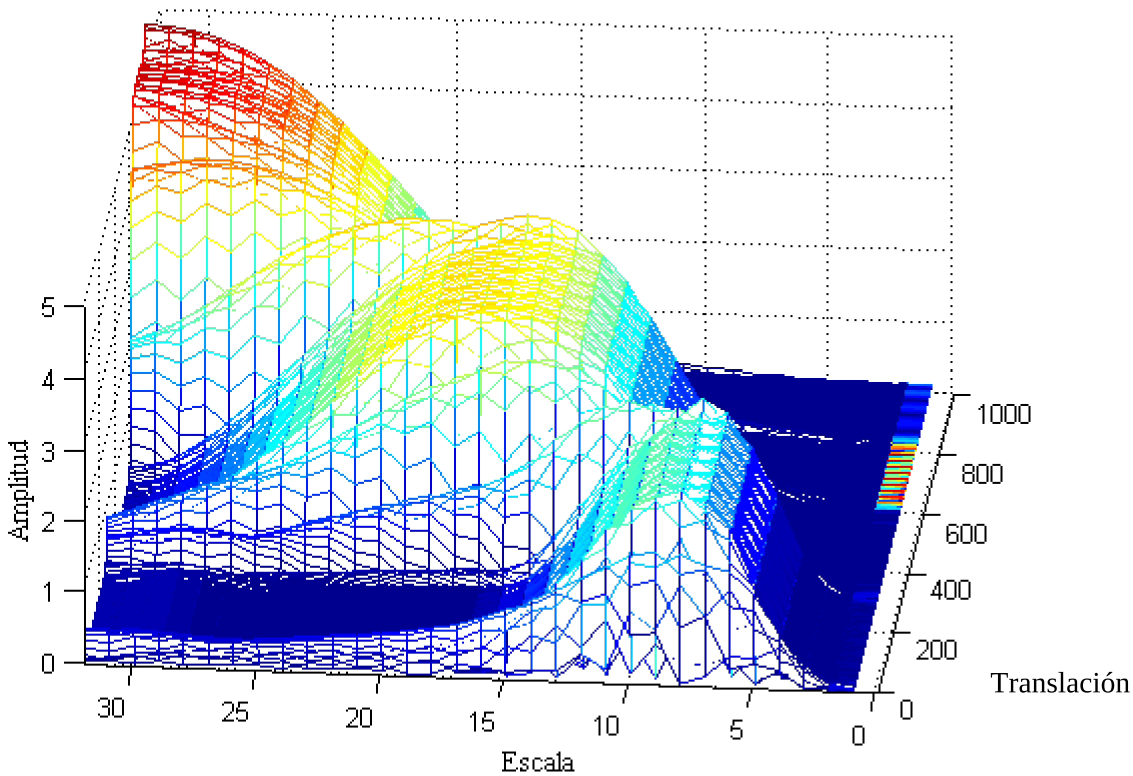


Fig. 2.12.- Transformada wavelet continua de la señal de la Fig. 2.10 con un ángulo de giro adecuado para una mejor visualización. [ejem2CWT.m]

Ahora, es posible interpretar estas propiedades de resolución: a diferencia de la STFT la que tiene una resolución constante para cualquier tiempo en frecuencia, la WT para las altas frecuencias tiene una buena resolución en el tiempo y una baja resolución en frecuencia, sin embargo para las bajas frecuencias sucede lo contrario, es decir la WT tiene una mala resolución en el tiempo y una buena resolución en frecuencia. La Fig. 2.12 muestra la misma WT, pero vista desde otro ángulo para ilustrar mejor las propiedades de resolución. En la Fig. 2.12, las escalas inferiores (altas frecuencias) tienen mejor resolución de escala, lo que corresponde a bajas resoluciones de frecuencia. Similarmente, las altas escalas tienen una resolución de frecuencia escalada, lo que contribuye a mejorar la resolución en frecuencias de las componentes de frecuencias más bajas.

Los ejes en las Fig. 2.11 y Fig. 2.12 están normalizados, aproximadamente 1000 puntos en el eje de traslación corresponden a 1000 ms. y 32 puntos en el eje de la escala corresponden a una banda de frecuencia de 100 Hz. Los números en los ejes de la escala y la traslación no corresponden a Hz. y segundos, respectivamente, sólo corresponden al número de muestras en el cálculo.

2.6. La teoría de Wavelet: una visión matemática

En esta sección se describirán los principales aspectos de la teoría del análisis Wavelet, los cuales pueden considerarse como los conceptos fundamentales de la mayoría de las técnicas de análisis de señales. Por ejemplo, la transformada de Fourier usa funciones base para analizar y reconstruir una función. Cada vector en un espacio vectorial puede escribirse como la combinación lineal de los vectores bases, es decir multiplicar los vectores por algunas constantes y sumar los productos. El análisis de la señal involucra la estimación de estas constantes (coeficientes de transformación, coeficientes de Fourier, coeficientes wavelet, etc.). La síntesis o la reconstrucción corresponde al proceso de calcular la ecuación de combinación lineal.

2.6.1. Vectores bases

Una base de un espacio vectorial V puede definirse como un conjunto de vectores linealmente independientes, de manera que cualquier vector v en V puede escribirse como una combinación lineal de estos vectores bases. Puede existir más de una base para un espacio vectorial; sin embargo, todos ellos tienen la misma cantidad de vectores, lo que se conoce como la dimensión del espacio vectorial. Por ejemplo en un espacio bidimensional, las bases tendrán dos vectores.

$$v = \sum_k \upsilon^k b_k \tag{13}$$

La ecuación anterior muestra como cualquier vector v puede escribirse como una combinación lineal de los vectores bases b_k y los correspondientes coeficientes υ^k. Este concepto, dado en términos de vectores, puede fácilmente generalizarse a funciones reemplazando los vectores bases b_k por funciones bases $\phi_k(t)$ y el vector v por una función f(t), tal como se muestra a continuación:

$$f(t) = \sum_k \mu_k \phi_k(t) \tag{14}$$

La función exponencial compleja (senos y cosenos) son las funciones bases para la transformada de Fourier, además son funciones ortogonales, lo que proporciona algunas propiedades deseables para la reconstrucción.

Sean f(t) y g(t) dos funciones en $L^2[a,b]$ ($L^2[a,b]$ denota el conjunto de funciones cuadrado integrables en el intervalo [a,b]). El producto interior de dos funciones se define como:

$$< f(t), g(t) >= \int_a^b f(t) \cdot g^*(t)dt \tag{15}$$

de acuerdo a la definición anterior, la CWT puede obtenerse como el producto interior entre la señal y la función base $\psi_{\tau,s}(t)$ como:

$$CWT_x^{\psi}(\tau, s) = \psi_x^{\psi}(\tau, s) = \int x(t) \cdot \psi_{\tau,s}^*(t)dt \tag{16}$$

donde :

$$\psi_{\tau,s} = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \tag{17}$$

La definición de la CWT muestra que el análisis wavelet puede interpretarse como una medida de la similitud entre las funciones bases (las wavelets) y la señal en estudio, donde esta similitud es en el sentido de un similar contenido en frecuencia, por lo tanto los coeficientes calculados de la CWT indican que tan próxima es la señal a la wavelet en una determinada escala.

El análisis anterior aclara la correlación existente entre la señal y la wavelet a una escala dada, de forma que si la señal tiene una alta componente de frecuencia en una determinada escala entonces la wavelet (función base) será similar o próxima a la señal en la ubicación en que aparece localizada esta componente de frecuencia y los coeficientes calculados de la CWT en el plano tiempo-escala serán relativamente mayores.

2.6.1.1. Producto interior, ortogonalidad y ortonormalidad

Dos vectores v, w se dicen que son ortogonales si su producto interior es nulo:

$$< v, w >= \sum_n \nu_n \omega_n^* = 0 \tag{18}$$

Similarmente, dos funciones f(t), g(t) se dice que son ortogonales una con otra si producto interior es nulo:

$$< f(t), g(t) >= \int_a^b f(t) \cdot g^*(t) dt = 0 \tag{19}$$

Un conjunto de vectores $\{v_1, v_2, \ldots\ldots, v_n\}$ se dicen que son ortonormales si ellos son ortogonales entre si y su longitud es la unidad:

$$< v_m, v_n >= \delta_{mn} \tag{20}$$

Similarmente, un conjunto de funciones $\phi_k(t)$ se dice que es ortonormal si:

$$\int_a^b \phi_k(t) \phi_l^*(t) dt = 0 \qquad k \neq l \tag{21}$$

y

$$\int_a^b \left\{ \phi_k(t) \right| \}^2 dx = 1 \tag{22}$$

o equivalentemente:

$$\int_a^b \phi_k(t) \phi_l^*(t) dt = \delta_{kl} \tag{23}$$

donde :

$$\delta_{kl} = \left| \begin{array}{ll} 1 & \text{si } k = l \\ 0 & \text{si } k \neq l \end{array} \right. \tag{24}$$

es la función de Kronecker.

Como se ha dicho anteriormente, puede existir más de un conjunto de funciones bases; sin embargo, entre ellas, las que son ortonormales son de particular importancia debido a que gracias a sus propiedades hacen posible la evaluación computacional de estos coeficientes de manera simple y rápida.

Para bases ortonormales, los coeficientes μ_k pueden calcularse como :

$$f(t) = \sum_k \mu_k \phi_k(t) = \sum_k < f, \phi_k > \phi_k(t) \tag{25}$$

Las bases ortonormales pueden no estar disponibles para todos los tipos de aplicaciones, sin embargo, pueden emplearse bases biortogonales, es decir dos bases diferentes que son ortogonales entre sí, pero que no forman un conjunto ortogonal.

Sin embargo, en algunas aplicaciones, las bases biortogonales también podrían no existir, en este caso pueden utilizarse "frames", los que constituyen parte importante de la teoría de wavelet.

2.6.2. El proceso de síntesis wavelet

La transformada Wavelet continua es una transformada reversible si se satisface la ecuación (27), por lo tanto la reconstrucción de la señal se hace posible a través de la siguiente fórmula:

$$x(t) = \frac{1}{c_\psi^2} \int_s \int_\tau \psi_x^\psi(\tau, s) \frac{1}{s^2} \psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) d\tau ds \tag{26}$$

donde $c_\psi{}^2$ es una constante que depende del tipo de wavelet utilizada. La factibilidad de la reconstrucción depende de esta constante que se conoce como "constante de admisibilidad" que debe satisfacer la siguiente condición de admisibilidad:

$$c_\psi = \left\{ 2\pi \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\hat{\psi}(\xi)|^2}{|\xi|} d\xi \right\} < \infty \tag{27}$$

donde $\hat{\psi}(\xi)$ es la transformada de fourier (FT) de $\psi(t)$.

La ecuación anterior implica que $\hat{\psi}(0) = 0$, es decir :

$$\int \psi(t)dt = 0 \tag{28}$$

Esta última ecuación indica que la wavelet debe ser una función oscilatoria de manera que la integral en todo su dominio sea nula.

2.6.2.1. Discretización de la tranformada Wavelet continua: las series wavelet

Dado que actualmente todos los procesos numéricos son realizados por computadores, resulta evidente que ni la FT, ni la STFT ni la CWT pueden evaluarse de manera práctica utilizando ecuaciones analíticas, integrales, etc. Por lo tanto se hace necesario discretizar la transformada. Tal como en el caso de la FT y STFT la manera más intuitiva de hacer esto es simplemente muestreando el plano tiempo-frecuencia (escala) con una tasa de muestreo uniforme; sin embargo, en el caso de la transformada wavelet el cambio de escala puede utilizarse para disminuir la tasa de muestreo.

A altas escalas (bajas frecuencias) la tasa de muestreo puede disminuirse de acuerdo a la regla de Nyquist. Es decir, si el plano tiempo-escala se muestrea con una tasa de muestreo N_1 a una escala s_1, el mismo plano puede muestrearse con otra tasa de muestreo N_2 y a una escala s_2, con $s_1 < s_2$ (correspondientes a frecuencias $f_1 > f_2$) y $N_2 < N_1$. Las relaciones entre estas variables son :

$$\begin{aligned} N_2 &= \frac{s_1}{s_2} N_1 \\ N_2 &= \frac{f_2}{f_1} N_1 \end{aligned} \tag{29}$$

En conclusión, a bajas frecuencias puede disminuirse la tasa de muestreo lo que permite un considerable ahorro de tiempo de cómputo.

La discretización puede realizarse sin restricciones, incluso no es necesario satisfacer el criterio de Nyquist si no se requiere del proceso de síntesis, por lo que las restricciones en la discretización y en la tasa de muestreo se hacen importante sólo si se deseara reconstruir la señal. La tasa de muestreo de Nyquist es la mínima tasa que permite que la señal original continua en el tiempo pueda reconstruirse a partir de sus muestras discretas. Los vectores bases que fueron mencionados anteriormente son de particular importancia en esta situación.

Como se ha dicho anteriormente, la wavelet $\psi(\tau,s)$ que satisface la ecuación (27) permite la reconstrucción de la señal haciendo uso de la ecuación (26). Sin embargo, ¿es posible reconstruir la señal si se discretizan los parámetros tiempo y escala?, la respuesta es "sí", pero bajo ciertas condiciones. En primer lugar, el parámetro escala "s" se discretiza en una escala logarítmica, posteriormente el tiempo es dicretizado con respecto al parámetro escala; es decir, se utiliza una tasa de muestreo diferente para cada escala. En otras palabras, el muestreo se realiza mediante una escala diádica como la que se muestra en la Fig. 2.13.

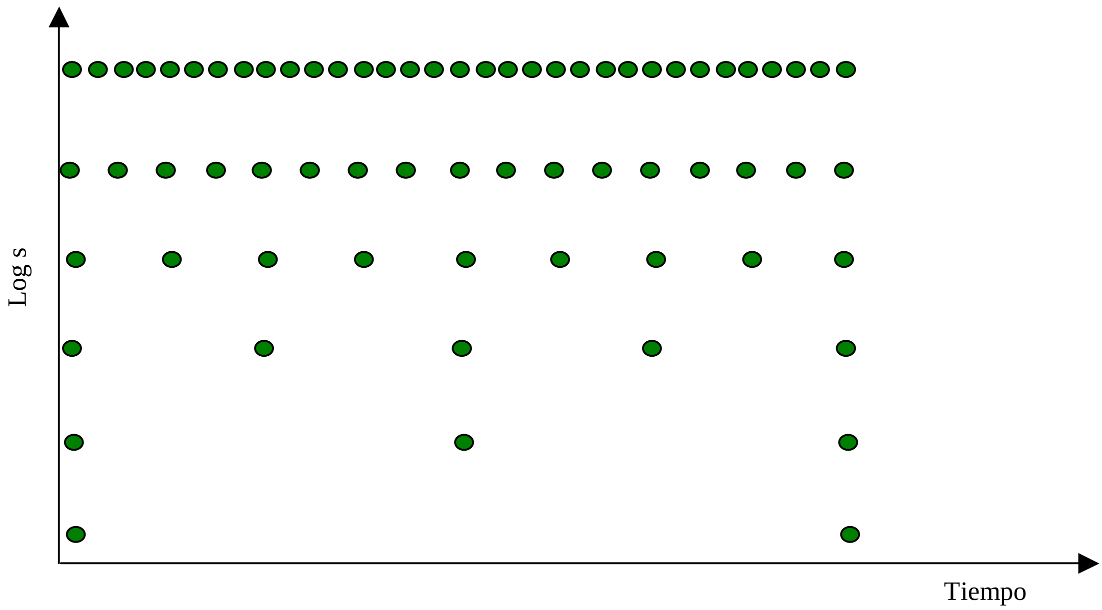


Fig. 2.13.- Representación de la escala diádica empleada en la transformada Wavelet.

El plano tiempo-escala puede interpretarse como el área total que cubren los ejes en la Fig. 2.13. La CWT asigna un valor a cada punto en el plano de manera continua, por lo que existirán un número infinito de coeficientes de la CWT.

El proceso de discretización comienza con el eje de la escala, eligiendo un número finito de puntos utilizando una regla logarítmica, la base de este logaritmo puede seleccionarse libremente, sin embargo, el valor que más comúnmente se utiliza es **2,** de manera que sólo se aparecerán en este caso las escalas 2, 4, 8, 16, 32, 64,...,etc. Si se eligiera el valor 3, se utilizarían las escalas 3, 9, 27, 81, 243, ...,etc. Una vez terminado el proceso de discretización del eje de la escala, se discretiza el eje del tiempo según la discretización que se hizo en el eje de la escala. Puesto que la escala discreta cambia por un factor de 2, la tasa de muestreo para el eje del tiempo se ve reducida por un factor de 2 para cada escala.

Obsérvese que en el caso particular de la Fig. 2.13 para la menor escala (s = 2) sólo se muestrean 32 puntos del eje del tiempo. En la escala siguiente, s = 4, la tasa de muestreo del eje del tiempo se reduce nuevamente por un factor de 2, dado que la escala se ha incrementado por un factor de 2, por lo tanto solo se toman 16 muestras. En el siguiente paso para una escala s = 8 sólo se tomarán 8 muestras en el tiempo y así sucesivamente.

Aunque toda esta discretización se realiza en lo que se denomina plano tiempo-escala, resulta mucho más exacto llamarle plano traslación-escala, dado que el “tiempo” en el dominio transformado realmente corresponde al desplazamiento de la wavelet en el tiempo.

Análogamente a la relación existente entre transformada de Fourier continua, series de Fourier y transformada discreta de Fourier, existe una transformada wavelet continua, una transformada wavelet semi-discreta (también conocida como series wavelet) y una transformada discreta.

Expresando el procedimiento de discretización descrito anteriormente en términos matemáticos, la escala se puede denotar como $s = s_o^j$ y la traslación como $\tau = k s_o^j \tau_o$, donde $s_o > 1$ y $\tau_o > 0$. Note que la discretización de la traslación depende de la discretización de la escala.

Al reemplazar esta nueva notación de escalas y traslaciones en la ecuación de la función wavelet continua se obtiene:

$$\psi_{j,k}(t) = s_o^{-j/2}\psi(s_o^{-j}\cdot t - k\tau_o) \qquad (30)$$

Si $\psi_{j,k}(t)$ constituye una base ortonormal, la transformada de series wavelet puede expresarse como:

$$\psi_x^{\psi_{j,k}} = \int f(t)\psi_{j,k}^*(t)dt \qquad (31)$$

o

$$f(t) = c_\psi \sum_j \sum_k \psi_x^{\psi_{j,k}} \psi_{j,k}(t) \qquad (32)$$

Las series wavelet requieren que $\psi_{j,k}$ sea ortonormal, biotorgonal o “frame”. Si $\psi_{j,k}$ no fuera ortonormal, la ecuación (31) se transformaría en:

$$\psi_x^{\psi_{j,k}} = \int x(t)\hat{\psi}_{j,k}^*(t)dt \qquad (33)$$

si $\psi_{j,k}$ es ortonormal o biortogonal, la transformada no será redundante, mientras si forma un “frame” la transformada será redundante, Por otro lado, es mucho más sencillo encontrar “frames” que encontrar bases ortonormales o ortogonales.

La siguiente analogía puede aclarar este concepto. Considere todo el proceso como la observación de un determinado objeto, inicialmente el ojo humano realiza una visión global que depende de la distancia del ojo al objeto, esto correspondería al ajuste del parámetro escala a s_o^j. Cuando se desea observar el objeto con mayor nivel de detalle es equivalente al caso en que “j” es negativo y grande (baja escala, alta frecuencia, se analiza el detalle de la señal). El movimiento lento de la cabeza o de los ojos y con leves incrementos del ángulo o distancia al objeto corresponderá al caso en que $\tau = ks_o^j\tau_o$ toma valores muy pequeños. Observe que si “j” es negativo y grande existirán leves cambios en el tiempo τ (alta tasa de muestreo) y fuertes cambios en s_o^j (baja escala, altas frecuencias, tasa de muestreo alta). El parámetro escala también puede interpretarse como una ampliación.

El principal problema para optimizar el procedimiento es saber el mínimo valor de la tasa de muestreo para que aun así sea posible la reconstrucción de la señal, por razones de programación los valores más convenientes para esta situación son $s_o = 2$ y $\tau = 1$. Cuando se utiliza una tasa de muestreo lo más baja posible también se reduce el número de wavelets ortonormales.

Capítulo 3

EVALUACIÓN DE LA TRANSFORMADA DISCRETA WAVELET MEDIANTE EL ANÁLISIS MULTIRESOLUCIÓN

3.1. Introducción

Este capítulo describe la forma de trabajo de la Transformada Discreta Wavelet (DWT), sus diferencias con respecto a la CWT resaltando su facilidad de cálculo. Para ello se describe paso a paso su cálculo a partir del análisis multiresolución MRA. Para ello se muestran los conceptos básicos de la codificación en sub-bandas, apoyándose en ejemplos fáciles de comprender.

También se muestra la representación matricial de la DWT como soporte matemático de la codificación en sub-bandas.

Por último se muestran unos ejemplos de trabajo, a partir de señales ya empleadas en los capítulos anteriores, para comprender los conceptos de detalle y coeficientes que ofrece esta transformada. Estos ejemplos se pueden reproducir de manera sencilla en Matlab a partir de los programas que se incluyen en el Anexo I.

3.2. El análisis multiresolucion

Aun cuando la transformada wavelet continua puede evaluarse computacionalmente de manera discretizada, esto no constituye realmente una transformada discreta, sino una serie wavelet o la versión muestreada de la CWT, como ya se comentó en el capítulo 2, con la desventaja que la información que entregan es altamente redundante para la reconstrucción de la señal. Esta redundancia significa además una aumento significativo del tiempo de cálculo. Por este motivo se utiliza la transformada wavelet discreta (DWT) que es capaz de entregar suficiente información tanto para el análisis como para la reconstrucción de una señal con una significativa reducción del tiempo de procesamiento, además, es mucho más fácil de implementar que la CWT.

El origen de la DWT se remonta al año 1976 cuando Croiser, Esteban y Galand crearon una técnica para descomponer discretamente señales en el tiempo, en el mismo año Crochiere, Weber y Flanagan realizaron un trabajo similar para la codificación de señales de audio. El nombre que se utilizó para este tipo de análisis fue codificación de sub-bandas. Posteriormente en 1983, Burt definió una técnica muy similar a la anterior que denominó “codificación piramidal” y que actualmente se conoce como “análisis multiresolución”. En 1989, Vetterli y Le Gall mejoran el esquema de codificación de sub-bandas disminuyendo la redundancia existente en el algoritmo piramidal.

Para ser útil, la teoría de wavelets debe disponer de algoritmos rápidos para su uso en computadores, es decir, un método similar al de la FFT para encontrar los coeficientes *Wavelet* C[j,k] y para reconstruir la función que representan. Existe una familia rápida de algoritmos basados en el análisis multiresolución o MRA. El análisis multiresolución, o algoritmo piramidal, se desarrolló para descomponer señales de tiempo discreto. La idea es la misma que en la CWT, obtener una representación tiempo-escala de una señal discreta. En este caso, filtros con distintas frecuencias de corte son usados para analizar la señal en diferentes escalas. La señal se pasa a través de filtros paso alto para analizar las componentes de alta frecuencia, y se pasa a través de filtros paso bajo para analizar las componentes de baja frecuencia. Estas operaciones cambian la resolución de la señal, y la escala se cambia mediante operaciones de interpolación y submuestreo.

El análisis multiresolución de *Mallat* [5] está relacionado con este algoritmo piramidal. En este caso, se incluyen filtros de espejo en cuadratura. Por tanto, la representación tiempo-escala de una señal digital se obtiene usando técnicas de filtrado digital. El proceso de descomposición comienza pasando la secuencia discreta correspondiente a la señal a través de un filtro paso bajo de media banda con respuesta al impulso h[n]. El filtrado de la señal corresponde a la operación matemática de convolución de ésta con h[n]. Este filtro elimina las componentes frecuenciales situadas por encima de la mitad del ancho de banda de la señal.

3.3. Codificación de sub-bandas

La idea básica es la misma que se emplea en la CWT, es decir obtener una representación tiempo-escala de una señal usando técnicas de filtrado digital. Recuérdese que la CWT puede interpretarse como una medida de similitud que existe entre la wavelet con diferentes escalas y la señal. La CWT se evalúa modificando la escala de la ventana de análisis, desplazando la ventana en el tiempo, multiplicándola por la señal e integrándola en el tiempo. En el caso discreto, se utilizan filtros con diferentes frecuencias de corte para analizar la señal en las diferentes escalas; de este modo la señal se pasa a través de una serie de filtros paso alto para analizar las altas frecuencias y de filtros paso bajo para analizar las bajas frecuencias.

La resolución, que es una medida de la cantidad de detalle de la señal, varía por la operación de filtrado, mientras que la escala varía mediante operaciones de submuestreo (interpolar, submuestrear), que consiste en reducir la tasa de muestreo o eliminar algunas muestra de la señal. Por ejemplo, submuestrear por dos significa tomar una de cada dos muestras de la señal. El submuestreo por un factor “n” reduce el número de muestras de la señal “n” veces.

Interpolar una señal significa incrementar la tasa de muestreo agregando nuevas muestras a la señal. Por ejemplo, interpolar por “2” significa agregar una nueva muestra, usualmente un cero o un valor interpolado entre dos muestras de la señal. Por lo tanto, interpolar una señal por un factor de “n” aumenta el número de muestras en la señal por un factor “n”.

Aun cuando no es la única elección posible los coeficientes de la DWT comúnmente se calculan mediante una escala diádica, es decir, $s_o = 2$ y $\tau = 1$, de manera que $s = 2^j$ y $\tau = k2^j$. Como la señal ahora es una función discreta en el tiempo, los términos función y secuencia se usarán indistintamente en este análisis y la señal se denotará como x[n], donde “n” es un número entero.

El procedimiento para obtener la DWT comienza pasando la señal (secuencia) a través de un filtro digital de paso bajo y media banda con respuesta impulso h[n], este proceso de filtrado consiste en realizar matemáticamente la convolución de la secuencia con la respuesta impulso del filtro, lo cual se define como:

$$x[n] * h[n] = \sum_{-\infty}^{\infty} x[k] \cdot h[n-k] \tag{34}$$

Un filtro paso bajo de media banda elimina todas las frecuencias que están por encima de la mitad de la mayor frecuencia de la señal, por ejemplo, si la señal tiene como máximo una componente de 1000 Hz., este filtro eliminaría todas las frecuencias sobre los 500 Hz.

En señales discretas la frecuencia se expresa en radianes, por lo que la frecuencia de muestreo de la señal es igual a 2π en términos de la frecuencia radial. Es decir, la componente de mayor frecuencia que existe en la señal será de π radianes si el muestreo se realiza a la frecuencia de Nyquist, que corresponde al doble de la máxima frecuencia que existe en la señal; de este modo la frecuencia de Nyquist corresponderá a π rad/s. en el dominio discreto de la frecuencia, por esta razón no es apropiado el uso de Hz. para señales discretas. Sin embargo, puede expresarse la frecuencia en Hz. a fin de clarificar el análisis, dado que es muy común pensar en frecuencia en términos de Hz.

Una vez que la señal ha pasado por el filtro paso bajo de media banda, la mitad de las muestras se pueden eliminar de acuerdo a la regla de Nyquist, ya que la señal ahora tiene la mayor frecuencia en $\pi/2$ radianes en vez de π radianes. Con este propósito se elimina una de cada dos muestras de la señal (submuestreo por 2) con lo cual se reduce el número de puntos a la mitad y la escala de la señal se duplica. Obsérvese que el filtrado paso bajo elimina la información de alta frecuencia, pero deja la escala invariable, puesto que solamente el proceso de submuestreo la altera. Por otra parte, como la resolución está relacionada con la cantidad de información en la señal, ésta es alterada por las operaciones de filtrado. El filtrado paso bajo de media banda elimina la mitad de las frecuencias, lo que puede interpretarse como la pérdida de la mitad de la información. Por lo tanto, la resolución se reduce a la mitad después de la operación de filtrado. Sin embargo, el proceso de submuestreo luego del filtrado no afecta a la resolución, ya que al eliminar la mitad de las componentes espectrales la mitad del número de muestras se hacen redundantes también, de este modo la mitad de las muestras pueden eliminarse sin ninguna pérdida de información. En resumen, el filtrado paso bajo reduce a la mitad la resolución, pero no altera la escala. Posteriormente la señal es submuestreada por dos, puesto que la mitad del número de muestras son redundantes, esta operación duplica la escala.

El procedimiento anterior matemáticamente puede expresarse como :

$$y[n] = \sum_{-\infty}^{\infty} h[k] \cdot x[2n-k] \tag{35}$$

Con lo cual ahora puede analizarse cómo se evalúa la DWT: La DWT analiza la señal descomponiéndola en una aproximación y en un detalle (nivel), considerando diferentes bandas de frecuencias con distintas resoluciones para cada nivel. Con este propósito se emplean dos conjuntos de funciones denominadas: funciones de escalamiento y funciones wavelets, las que están asociadas a filtros paso bajo y paso alto, respectivamente. La descomposición de la señal en diferentes bandas de frecuencia se obtiene mediante un sucesivo filtrado de paso bajo y paso alto, por lo tanto la señal original x[n] se pasa a través de un filtro paso alto de media banda g[n] y de un filtro paso bajo h[n]; después de este filtrado pueden eliminarse la mitad de las muestras de acuerdo a la regla de Nyquist, ya que la señal ahora tiene una frecuencia superior de $\pi/2$ radianes en vez de π, para ello se eliminan una de cada dos muestras (submuestreo por

2). De esta manera se ha constituido el primer nivel de descomposición, lo que matemáticamente puede expresarse como:

$$\begin{aligned} y_{high}[k] &= \sum_n x[n] \cdot g[2k-n] \\ y_{low}[k] &= \sum_n x[n] \cdot h[2k-n] \end{aligned} \tag{36}$$

donde $y_{high}[k]$ e $y_{low}[k]$ son las salidas de los filtros paso alto y paso bajo, respectivamente, después del submuestreo por 2.

Esta descomposición reduce a la mitad la resolución en el tiempo, como consecuencia de la reducción a la mitad del número de muestras originales que caracterizan a la señal. Sin embargo, esta misma operación duplica la resolución en frecuencia ya que ahora la banda de frecuencia de la señal abarca solamente la mitad de la banda de frecuencias anteriores, lo que efectivamente reduce la incertidumbre en la frecuencia a la mitad. El procedimiento anterior se denomina codificación de sub-bandas y puede repetirse para conseguir una mayor descomposición, en este caso en cada etapa, el filtrado y el submuestreo darán como resultado una disminución a la mitad del número de muestras (resolución en el tiempo dividida) y de la banda de frecuencias abarcada (resolución en frecuencia duplicada). La Fig. 3.1 muestra un ejemplo de este procedimiento, donde x[n] es la señal original que se va a descomponer y h[n] y g[n] son los filtros paso bajo y paso alto, respectivamente. En cada nivel de descomposición el ancho de banda de la señal aparece señalado en la figura como “f”.

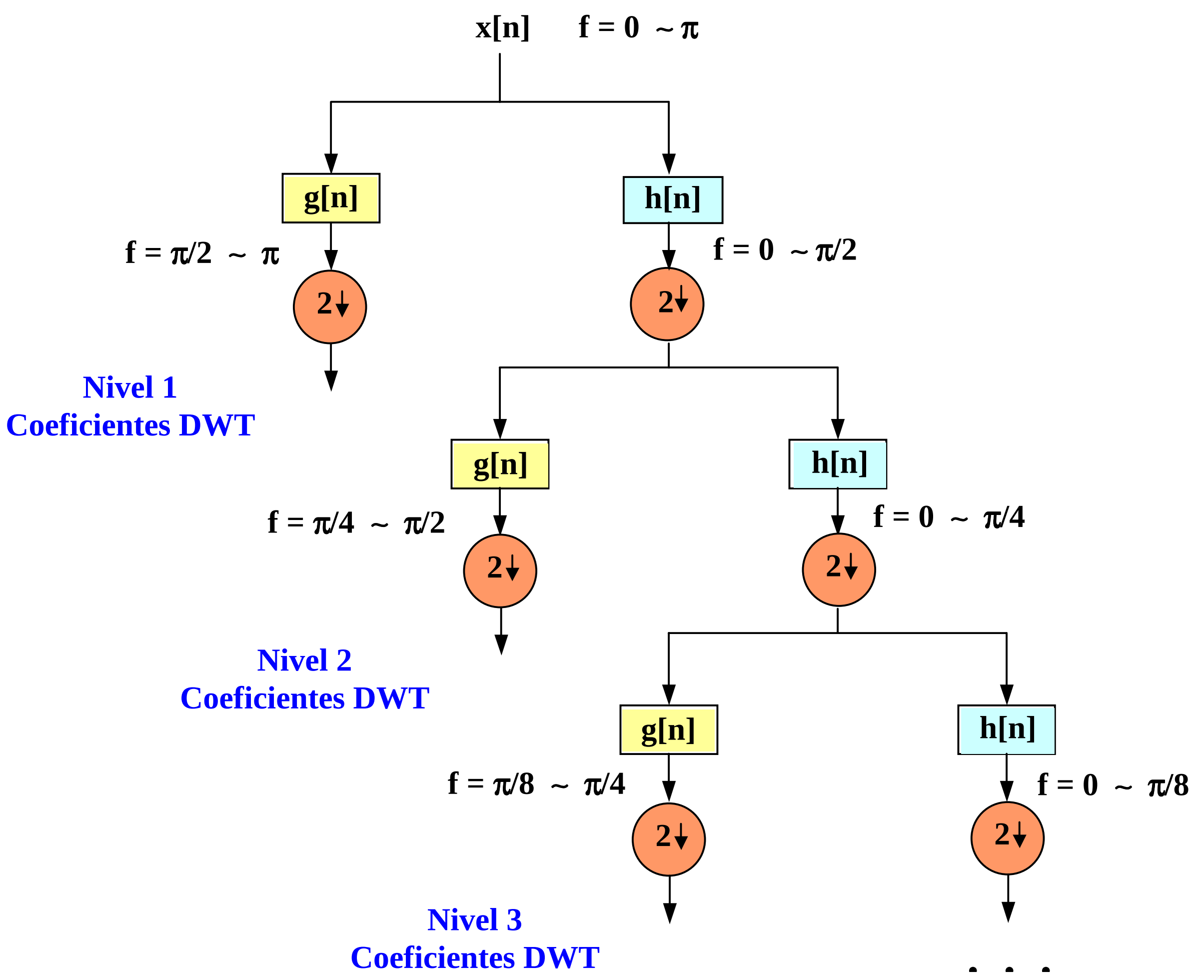


Fig. 3.1.- Diagrama de codificación de sub-bandas.

En el ejemplo de la Fig. 3.1 se ha supuesto que se analiza una señal que tiene 512 muestras y una frecuencia en el rango de [0, π] rad/s. En el primer nivel de descomposición, la señal x[n] se pasa a través de los filtros paso alto g[n] y paso bajo h[n], continuando con un submuestreo por dos.

La salida del filtro paso alto tendrá 256 muestras con lo cual la resolución en el tiempo se ha dividido a la mitad, pero la frecuencia abarca ahora la banda entre [π/2, π] rad/seg. es decir, la resolución en frecuencia se ha duplicado. Estas 256 muestras constituyen el primer nivel de los coeficientes de la DWT.

La salida del filtro paso bajo también tendrá 256 muestras, pero con una frecuencia que abarca el rango entre [0, π/2] rad/s, esta señal de salida se sigue descomponiendo pasándola nuevamente por filtros paso alto y paso bajo, así la salida del segundo filtro paso bajo seguida del submuestreo por dos tendrá ahora 128 muestras que abarcan un rango de frecuencias entre [0, π/4] y la salida del segundo filtro paso alto tendrá también 128 muestras, pero abarcando una banda de frecuencias en el rango entre [π/4, π/2]. La segunda señal filtrada con el filtro paso alto constituye el segundo nivel de los coeficientes de la DWT, esta señal tiene la mitad de resolución en el tiempo, pero el doble de la resolución en frecuencia de la señal del primer nivel. En otras palabras, la resolución en el tiempo ha disminuido por un factor de cuatro, mientras que la resolución en frecuencia se ha incrementado por cuatro en comparación con la señal original.

El proceso continúa hasta que queden solamente dos muestras haciendo que las salidas de los filtros paso bajo sean nuevamente filtradas para una mayor descomposición. Para este ejemplo en particular podrían existir hasta 8 niveles de descomposición, cada uno con la mitad de muestras del anterior. La DWT de la señal original se obtiene concatenando todos los coeficientes, comenzando desde el último nivel de descomposición, La DWT tendrá entonces el mismo número de coeficientes que la señal original.

Las frecuencias que son más dominantes en la señal original aparecerán como altas amplitudes en la región de la DWT que incluye esas frecuencias. La diferencia entre la FT y la DWT es que con la DWT no se pierde la localización en el tiempo de estas frecuencias. Sin embargo, la localización en el tiempo tendrá una resolución que dependerá del nivel en que aparezca, de este modo si la información principal contenida en la señal está en altas frecuencias, como sucede a menudo, entonces la localización en el tiempo de estas frecuencias será más precisa, puesto que estarán caracterizadas por un mayor número de muestras. Por otro lado, si la información principal está a muy bajas frecuencias entonces su localización en el tiempo no podrá ser muy precisa, dado que existirán muy pocas muestras para caracterizar la señal a estas frecuencias.

En resumen, el procedimiento descrito ofrece una buena resolución en el tiempo para las altas frecuencias y una buena resolución en frecuencia para las bajas frecuencias.

Las bandas de frecuencia que no son muy dominantes en la señal x[n] darán origen a coeficientes de la DWT muy pequeños, los cuales pueden despreciarse sin mayor pérdida de información, pero si con una importante reducción de los datos.

Una propiedad importante de la DWT es la relación entre las respuestas impulso de los filtros paso alto y paso bajo. Estos filtros no son independientes entre sí y están relacionados a través de la siguiente ecuación:

$$g[L-1-n] = (-1)^n \cdot h[n] \tag{37}$$

donde g[n] es el filtro paso alto, h[n] es el filtro paso bajo y L es la longitud del filtro expresada en número de puntos. La conversión de paso bajo a paso alto se hace a través del factor $(-1)^n$, los filtros que satisfacen esta característica se conocen como Filtros espejos en cuadratura (QMF).

Los dos filtrados y la operación de submuestreo pueden expresarse como :

$$\begin{aligned} (Gf)_k &= y_{high}[k] = \sum_n x[n] \cdot g[-n+2k] \\ (Hf)_k &= y_{low}[k] = \sum_n x[n] \cdot h[-n+2k] \end{aligned} \tag{38}$$

La forma más compacta de describir este proceso así como de representar los procesos para determinar los coeficientes Wavelet, es la representación de los filtros en forma de operador G y H.

Estas ecuaciones representan el filtrado de la señal mediante los filtros digitales h[n], g[n]. El factor *2k* representa el submuestreo. Los operadores H y G corresponden a un paso en la descomposición Wavelet.

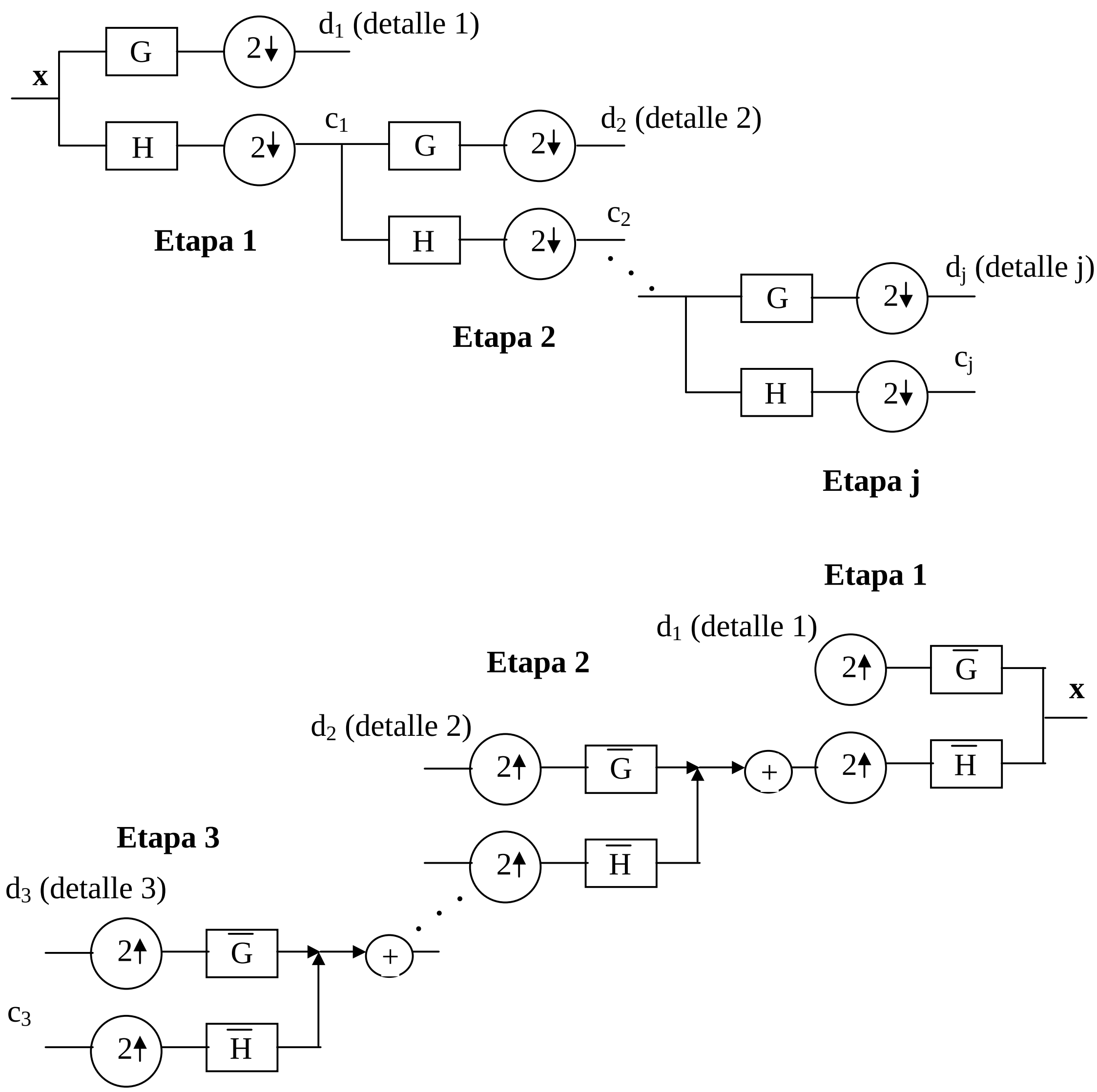


Fig. 3.2.- Algoritmo piramidal o codificación sub-banda (banco de filtros en octava con *J* etapas). La parte superior es la de análisis con *H* siendo el filtro paso bajo y *G* el filtro paso alto, mientras que la inferior es la de síntesis.

La DWT puede ser resumida en una única línea como (Fig. 3.3):

$$x \to \left(Gx, GHx, GH^2x, \ldots, GH^{j-1}x, H^jx\right) = \left(d^{(j-1)}, d^{(j-2)}, \ldots, d^{(1)}, d^{(0)}, c^{(0)}\right) \qquad (39)$$

donde $d^{(j-1)}, d^{(j-2)}, \ldots, d^{(1)}, d^{(0)}$ se denominan coeficientes del detalle y $c^{(0)}$ coeficiente de la aproximación. Los detalles y aproximaciones se obtienen de forma iterativa como:

$$c^{(j-1)} = Hc^{(j)}$$
$$d^{(j-1)} = Gd^{(j)} \quad (40)$$

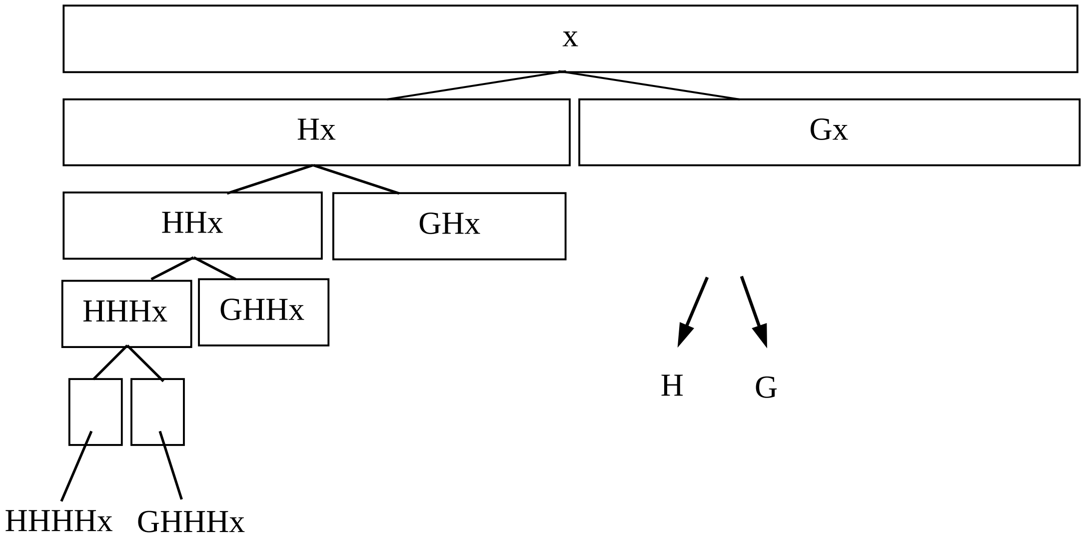


Fig. 3.3.- Descomposición *Wavelet* usando la notación de operadores. En cada nivel la señal de entrada se pasa por los filtros *H* y *G.* El resultado de este último filtrado no es reexaminado, constituyendo los detalles del nivel de descomposición que se está aplicando, y el resultado del filtrado paso bajo se puede seguir descomponiendo, de manera que constituye la aproximación de la señal a cierto nivel.

La reconstrucción en este caso es muy simple, dado que los filtros de banda media forman una base ortonormal, para estos efecto el procedimiento anteriormente descrito se sigue en sentido inverso, de este modo la señal es interpolada por 2 y pasada a través de los filtros de síntesis g'[n] y h'[n], paso alto y paso bajo respectivamente, para posteriormente sumarse ambas salidas. Un hecho interesante es que los filtros de análisis y síntesis son idénticos.

Sin embargo, si los filtros no son de banda media ideal la reconstrucción perfecta de la señal no puede conseguirse. Aun cuando no es posible realizar filtros ideales, bajo ciertas condiciones es posible encontrar filtros que permitan una reconstrucción perfecta de la señal. Los más famosos son los desarrollados por Ingrid Daubechies y que se conocen como las wavelets de Daubechies.

Un hecho importante de destacar es que al utilizarse un submuestreo sucesivo por "2" el número de muestras de la señal debe ser potencia de "2" o por lo menos un múltiplo de "2" de manera que el procedimiento de cálculo sea eficiente. La cantidad de muestras de la señal determina el número máximo de niveles de descomposición, por ejemplo si la señal tiene 1024 muestras entonces es posible realizar hasta 10 niveles de descomposición ($2^{10} = 1024$).

El proceso de reconstrucción es similar al de descomposición. La señal en cada nivel es interpolada por dos, pasada por dos filtros de síntesis representados por los operadores $\overline{G}, \overline{H}$ (paso alto y paso bajo, respectivamente), y entonces las respectivas salidas son sumadas. Por tanto se definen dos operadores adjuntos $\overline{G}, \overline{H}$, como:

$$\left(\overline{H}x\right)_n = \sum_k h\left(n - 2k\right) \cdot x\left[n\right] \tag{41}$$

$$\left(\overline{G}x\right)_n = \sum_k G\left(n - 2k\right) \cdot x\left[n\right] \tag{42}$$

La aplicación recursiva lleva a:

$$x = \sum_{j=0}^{n-1} \left(\overline{H}\right)^j \overline{G} d^{(j)} + \left(\overline{H}\right)^n c^{(0)} \tag{43}$$

si se considere que :

$$\begin{aligned} D_j &= \left(\overline{H}\right)^j \overline{G} d^{(j)} \\ C &= \left(\overline{H}\right)^n c^{(0)} \end{aligned} \tag{44}$$

se hará referencia a D_j como los detalles y a *C* como la aproximación. Un ejemplo de descomposición se muestra en la Fig. 3.4, con la aproximación, detalles, y la señal original. Para un nivel de referencia *J*, existen dos tipos de detalles, los de *j* <= *J* que son los detalles finos o simplemente detalles, y los de *j* > *J* que son la aproximación:

$$\begin{aligned} A_j &= \sum_{j>J} D_j \\ s &= A_j + \sum_{j\leq J} D_j \end{aligned} \tag{45}$$

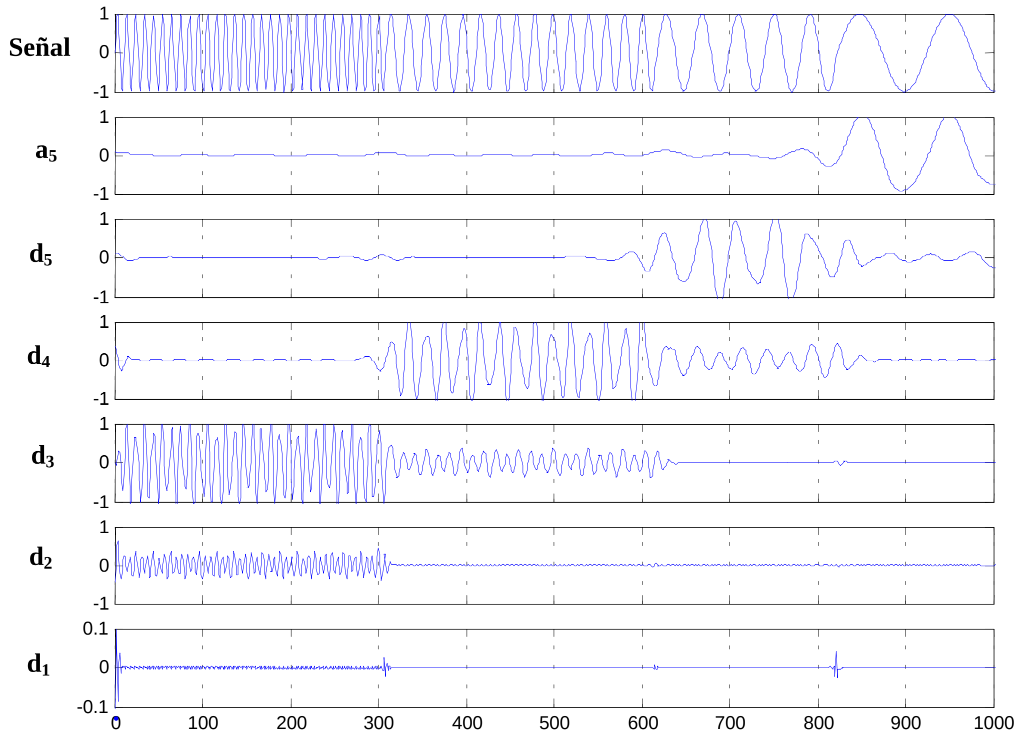


Fig. 3.4.- Ejemplo de descomposición DWT. Los primeros dos detalles contienen principalmente ruido, mientras que los de mayor nivel aproximan la señal. En este ejemplo se ha utilizado la *Wavelet Daubechies* 8, con nivel de descomposición 5. [ejemDWT.m]

El área del procesamiento de imágenes es una de las que más puede beneficiarse de las propiedades de la transformada wavelet, puesto que las imágenes de gran resolución demandan una gran cantidad de espacio en disco, lo que puede reducirse significativamente gracias a la DWT. Para conseguir este resultado se evalúa la DWT de una imagen dada fila por fila, despreciando en cada una de éstas los coeficientes menores que un cierto umbral (threshold), de manera que se almacenan solamente los coeficientes de cada fila que están sobre este umbral, cuando se requiera reconstruir la imagen original simplemente se rellenará cada fila con tantos “ceros” como número de coeficientes despreciados y usando la DWT inversa se reconstruye la imagen original. También se puede analizar la imagen en diferentes bandas de frecuencia y reconstruirla usando sólo los coeficientes que pertenecen a una banda en particular.

Otro hecho de interés es realizar la descomposición no solamente en el lado del filtro paso bajo sino en ambas salidas de los filtros. En otras palabras, el análisis se realiza de manera independiente tanto en las bandas de baja como alta frecuencia, lo que puede visualizarse como una estructura en árbol con dos laterales, uno correspondientes a las salidas de los filtro paso bajo y otra a la salida de los filtros paso alto. Esta manera de procesar la información se denomina “wavelet packet”.

3.4. Representación matricial de la DWT

Tal como se ha descrito, para calcular la DWT se utilizan operaciones lineales. Por tanto, es posible representar la DWT usando notación matricial. Antes de describirla, se presentará el banco de filtros de dos canales que es el elemento básico del algoritmo piramidal [5].

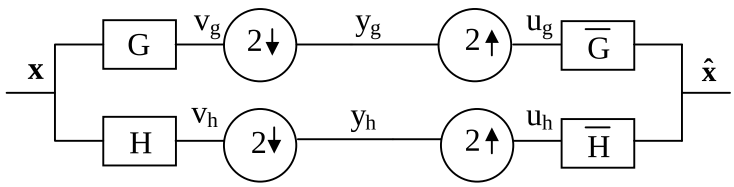


Fig. 3.5.- Banco de filtros de dos canales. Se representan los filtros de análisis y síntesis, así como los bloques destinados a eliminar las muestras impares, y a realizar la interpolación.

La estructura incluye cuatro filtros, donde se puede considerar el banco de filtros total como el compuesto por dos básicos: banco de análisis y banco de síntesis. El banco de análisis posee un filtro de paso bajo H*(z)* y un filtro de paso alto *G(z)* . Las salidas y_g e y_h de dichos filtros son submuestreadas de manera que únicamente las muestras de orden par permanezcan. La primera operación consiste en una convolución. Esta transformación lineal se representa por la matriz de *Toeplitz.* Los coeficientes de h[k] aparecen a lo largo de la subdiagonal k^{th} . El vector de entrada *x* es muy largo en la práctica e infinito en teoría, por lo que la matriz H_f también se considera infinita:

$$H_f\,x = \begin{bmatrix} : & : & : & : & : & : & : & : \\ : & h[3] & h[2] & h[1] & h[0] & 0 & 0 & : \\ : & 0 & h[3] & h[2] & h[1] & h[0] & 0 & : \\ : & 0 & 0 & h[3] & h[2] & h[1] & h[0] & : \\ : & : & : & : & : & : & : & : \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} : \\ x[-1] \\ x[0] \\ x[1] \\ : \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} : \\ v_h[-1] \\ v_h[0] \\ v_h[1] \\ : \end{bmatrix} \qquad (46)$$

El submuestreo elimina y[-1], y[1], y[3],....

$$H = \begin{bmatrix} : & : & : & : & : & : & : & : & : & : \\ : & 0 & h[3] & h[2] & h[1] & h[0] & 0 & 0 & 0 & : \\ : & 0 & 0 & 0 & h[3] & h[2] & h[1] & h[0] & 0 & : \\ : & : & : & : & : & : & : & : & : & : \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} : \\ x[0] \\ x[2] \\ : \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} : \\ y_h[0] \\ y_h[2] \\ : \end{bmatrix} \qquad (47)$$

Cuando los dos filtros de análisis *H* y *G* se combinan intercalándose en las filas de la matriz, se obtiene la matriz de *Toeplitz* que representa el banco de análisis:

$$T_a = \begin{bmatrix} : & : & : & : & : & : & : & : \\ : & h[3] & h[3] & h[3] & h[3] & 0 & 0 & : \\ : & h[3] & h[3] & h[3] & h[3] & 0 & 0 & : \\ : & 0 & 0 & h[3] & h[3] & h[3] & h[3] & : \\ : & 0 & 0 & h[3] & h[3] & h[3] & h[3] & : \\ : & : & : & : & : & : & : & : \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} : \\ x[0] \\ x[1] \\ x[2] \\ x[3] \\ : \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} : \\ y_h[0] \\ y_g[0] \\ y_h[1] \\ y_g[1] \\ : \end{bmatrix} \qquad (48)$$

Para recuperar la señal, se usa la matriz T_s :

$$\hat{x} = T_s\,y = T_s\,T_a\,x \qquad (49)$$

3.5. Ejemplos de aplicación de la DWT

La interpretación de los coeficientes de la DWT puede resultar difícil de comprender debido a que se presentan de forma muy particular. A fin de aclarar este hecho supóngase que se desean obtener los coeficientes de la DWT a partir de 256 muestras de una señal muestreada a 10 MHz.

Como la frecuencia de muestreo de la señal es de 10 MHz. la componente de mayor frecuencia que puede existir en la señal será de 5 MHz. En el primer nivel, la señal pasa a través de un filtro paso bajo h[n] y un filtro paso alto g[n] y a la salida de estos filtros se eligen uno de cada dos muestras de la señal (submuestreo por 2). La salida del filtro paso alto es el primer nivel de los coeficientes de la DWT, que serán 128 (256/2) y representarán la señal entre [2.5, 5] MHz. Estas 128 muestras son las últimas 128 muestras calculadas. La salida del filtro paso bajo, que también tiene 128 muestras, pero abarcando la banda de frecuencias entre [0, 2.5] MHz., se sigue descomponiendo mediante los filtros h[n] y g[n]. Así, la salida del segundo filtro paso alto es el nivel "2" de los coeficientes de la DWT y consta de 64 muestras que preceden los 128 coeficientes calculados en el nivel 1. Posteriormente, la salida del segundo filtro paso bajo se sigue descomponiendo usando una vez más los filtros h[n] y g[n], la salida del tercer filtro paso alto es el tercer nivel de los coeficientes de la DWT y consta de 32 muestras que preceden a los coeficientes de la DWT calculados en el nivel 2.

El proceso continúa hasta que solamente pueda evaluarse un único coeficiente de la DWT, lo que sucedería en el nivel 9. Este último coeficiente es el primero que aparece registrado en el cálculo de la DWT, posteriormente estarían: dos coeficientes del nivel 8, 4 coeficientes del nivel 7, 8 coeficientes del nivel 6, 16 coeficientes del nivel 5, 32 coeficientes del nivel 4, 64 coeficientes del nivel 3, 128 coeficientes del nivel 2 y finalmente 256 coeficientes del nivel 1. Observe que a medida que disminuye la frecuencia el número de muestras es cada vez menor, con lo cual la resolución en el tiempo disminuye si la frecuencia disminuye, pero como el rango de frecuencias también se reduce, se obtiene que a bajas frecuencias la resolución en frecuencia aumenta. Obviamente, los primeros coeficientes de la DWT no constituyen una parte importante de la información, debido a que la resolución en el tiempo es muy reducida.

La Fig. 3.6 muestra un ejemplo de cómo pueden presentarse los resultados de la DWT de una señal y como es posible la reducción de los datos de la información. En la Fig. 3.6 a) se muestra la señal analizada la que consta de 256 muestras que han sido normalizadas a la unidad, el eje horizontal representa el número de muestras mientras que el eje vertical es la amplitud normalizada. La Fig. 3.6 b) muestra los coeficientes de la DWT de la señal de la Fig. 3.6 a) considerando el número máximo de niveles de descomposición; es decir 8 niveles ($2^8 = 256$), donde puede observarse que las últimas 128 muestras (nivel 1) corresponden a la banda de las mayores frecuencias de la señal, las 64 muestras (nivel 2) anteriores corresponden a las segundas mayores frecuencias y así sucesivamente hasta llegar al nivel 8 donde existirá una sola muestra. Es importante destacar el hecho que no es posible asociar un valor exacto de frecuencia a un determinado coeficiente de la DWT, sino que el razonamiento que se debe hacer es que al observar un determinado punto en la Fig. 3.6 b) sólo es posible asociar la banda de frecuencias (intervalo) en que aparece.

Para comprender mejor la representación de la DWT se describe a continuación el detalle de la señal real utilizada en ejemplo anterior, la que corresponde a 256 muestras de una señal ultrasónica muestreada a 25 MHz., que fue generada usando un transductor de 300 kHz., lo que por lo tanto constituye la principal componente del espectro de esta señal. Las últimas 128 muestras (Nivel 1) que corresponden al rango de frecuencia entre [6.25, 12.5] MHz. indican, como se aprecia en la Fig. 3.6 b), que no existe información en este intervalo, por lo tanto estas muestras pueden despreciarse. Las 64 muestras (Nivel 2) que siguen representan la señal entre los [3.125, 6.25] MHz. las que tampoco tienen información significativa. Las siguientes 32 muestras (Nivel 3) representan la señal entre [1.5625, 3.125] MHz. como se observa tampoco existe información relevante, al igual que en las restantes 16 muestras (nivel 4) que corresponden al rango entre [0.7812, 1.5625] MHz. En el nivel 5 o en el rango de frecuencias [0.3906, 0.7812] se aprecian algunos coeficientes distintos de cero, que sin embargo podrían corresponder a ruido de alta frecuencia. Por lo tanto, se puede decir que la información útil de la señal está concentrada en los coeficientes de la DWT de los niveles 6 y 7, en otras palabras, la señal de 256 muestras se podría representar solamente con 4+2 = 6 muestras, lo que significa una importante reducción de los datos que caracterizan a la señal.

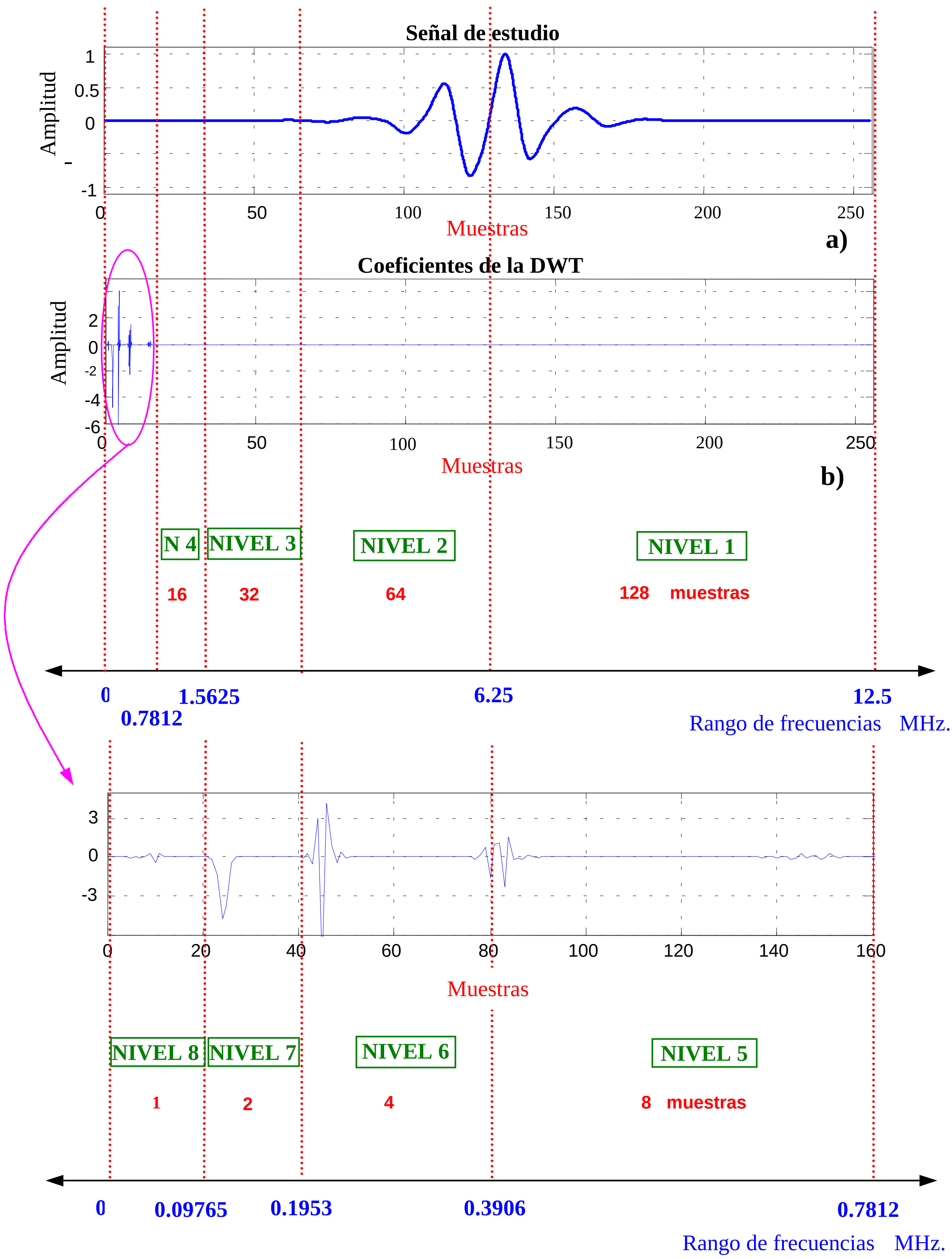


Fig. 3.6.- Ejemplo de interpretación de los coeficientes de la DWT. [ejem2DWT.m]

a) Señal de estudio con amplitud normalizada y 256 muestras.

b) Coeficientes de la DWT. Se detallan los rangos de frecuencias correspondientes a cada nivel así como el número de muestras respectivo.

A continuación se desarrolla un ejemplo destinado a comparar los resultados obtenidos con la STFT y CWT aplicadas a la señal mostrada en la Fig. 2.6 a), que tal como se indicó corresponde a una señal no estacionaria de 10, 25, 50, 100 Hz. en este caso la señal consta de 1024 muestras, muestreadas a una frecuencia de 1 KHz. La descomposición se realiza en 8 niveles utilizando la wavelet sym6.

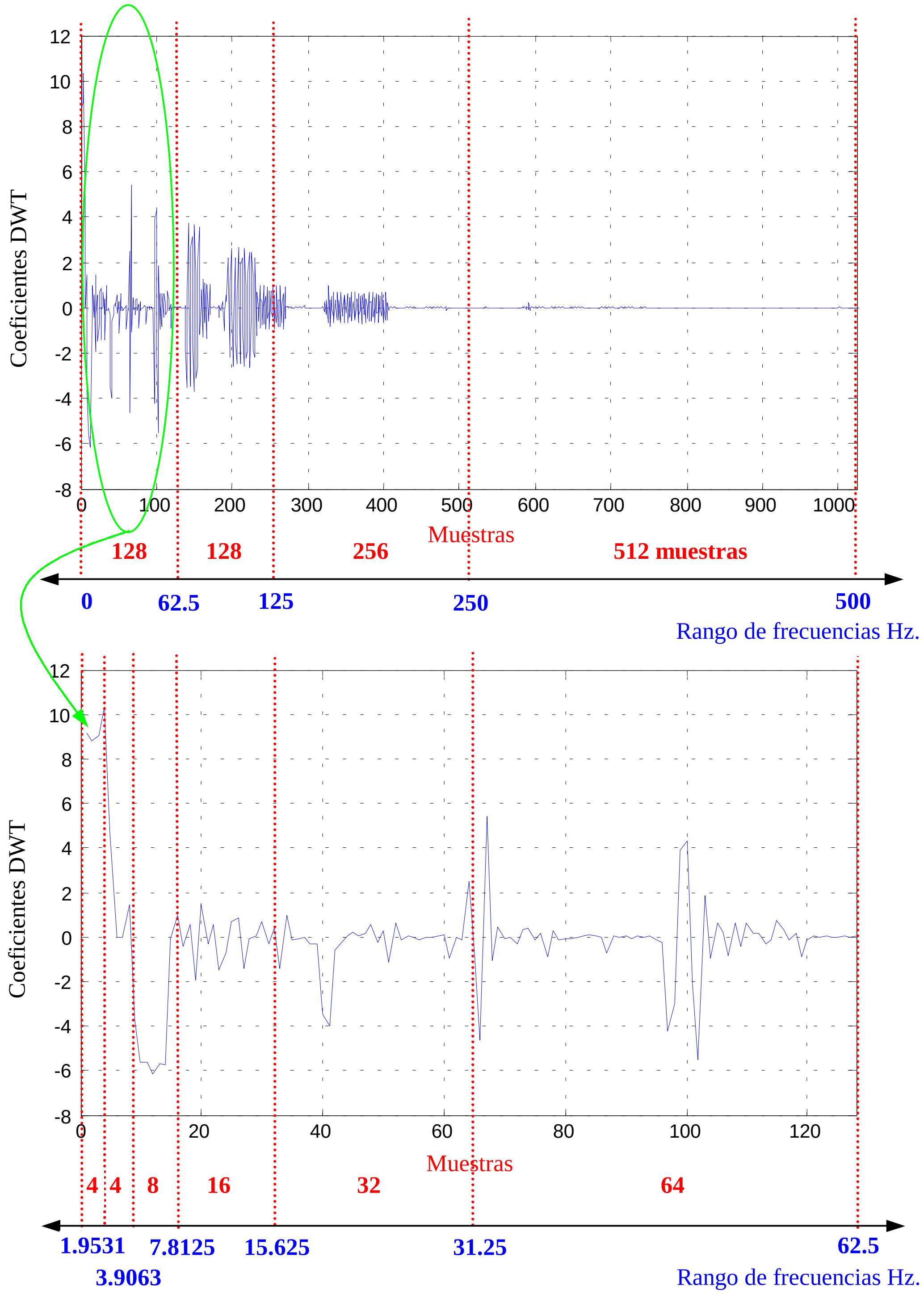


Fig. 3.7.- Coeficientes de la DWT de la señal no estacionaria de 10, 25, 50 y 100 Hz. [ejem3DWT.m]

La Fig. 3.7 muestra los coeficientes de la DWT, indicando las bandas de frecuencias de descomposición.

En la Fig. 3.8 se muestra el resultado de la DWT, donde puede observarse en primer lugar la señal original, a continuación la aproximación del nivel 8 y posteriormente los detalles correspondientes a cada uno de los 8 niveles considerados, a la derecha de los cuales puede observarse el rango de frecuencias que aparecen en cada nivel.

Como la señal tiene una frecuencia de muestreo de 1 kHz. la máxima frecuencia que se puede observar será de 500 Hz. (criterio de Shannon), por lo tanto el nivel 1 abarcará las frecuencias entre [250, 500] Hz., y tal como puede observarse en el detalle 1 no existe información relevante en este intervalo. El detalle 2 abarca las frecuencias entre [125, 250] Hz., donde se aprecian algunos magnitudes relativamente pequeñas, las que podrían corresponder al cambio brusco de frecuencias de la señal original. El detalle 3 abarca las frecuencias entre [62.5, 125], donde si se observa una magnitud importante en el rango entre [0, 300] ms. puesto que en la señal original existe una componente de frecuencia de 100 Hz. en este intervalo. El detalle 4 abarca las frecuencias entre [31.25, 62.5] Hz. donde también puede observarse una magnitud importante en el rango entre [300, 600] ms. debido a la existencia en este intervalo de una componente de 50 Hz. en la señal original. En el detalle 5, que abarca las frecuencias entre [15.625, 31.25] Hz., se observa que entre los [600, 800] ms. existe una amplitud importante producto de la existencia de una componente de 25 Hz en la señal. Tal como era de esperar, en el detalle 6, que abarca las frecuencias entre [7.8125, 15.625] Hz., se aprecia que la señal tiene una componente importante de frecuencia en el intervalo entre [800, 1000] ms. que debiera corresponder a los 10 Hz. de la señal original. El nivel 7, [3.9063, 7.8125] Hz., pareciera mostrar una frecuencia importante en el último intervalo de tiempo de la señal, sin embargo, esto puede deberse a un problema de resolución debido a la cercanía con la componente de 10 Hz. de la señal original. Finalmente, en el detalle 8, que abarca las frecuencias entre [1.9531, 3.9063] Hz., no se observa ninguna amplitud importante.

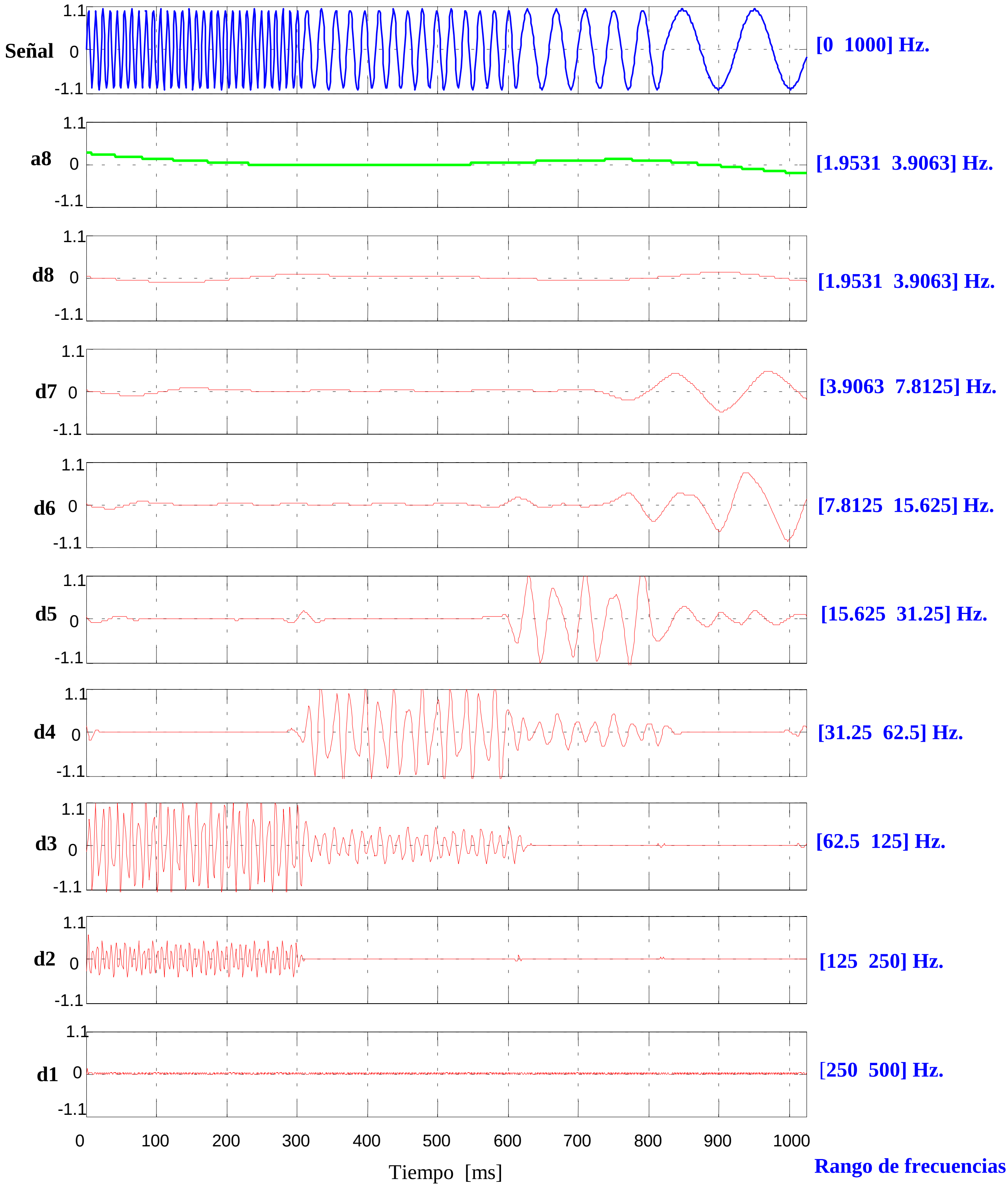


Fig. 3.8.- Detalles de la DWT de la señal no estacionaria con contenido en frecuencia de10, 25, 50 y 100 Hz. [ejem3DWT.m]

Tal como se ha observado en la Fig. 3.8 es posible realizar una interpretación tiempo-frecuencia con la información que entrega la DWT, es decir, conocer qué niveles de frecuencia existen en un determinado periodo de tiempo; sin embargo, como también se puede observar en la Fig. 3.8 existe un problema de resolución, puesto que no es posible identificar un valor exacto de frecuencia en un intervalo de tiempo dado, por ejemplo si se observa el detalle 3 se aprecia que en el intervalo de tiempo entre los [0, 300] ms. existe una componente de frecuencia en el rango entre los [62.5, 125] Hz. ¿cuál es el valor exacto de esta componente?, lamentablemente con la información de que se dispone es imposible determinarlo (problema de resolución), sin embargo, si se muestreara la señal a una mayor frecuencia entonces sería posible descomponerla en un mayor número de niveles, para así obtener una mayor resolución en frecuencia y de este modo obtener un valor mas cercano a la componente real de frecuencia de la señal original, 100 Hz. en este caso.

Capítulo 4

APLICACIONES DE LA TRANSFORMADA WAVELET EN LOS SISTEMAS ELÉCTRICOS DE POTENCIA

4.1. Introducción

Este capítulo presenta una visión descriptiva de las aplicaciones de la transformada Wavelet en los sistemas eléctricos de potencia, mostrando las vías de investigación que hasta el momento se han llevado a cabo así como la evolución de los trabajos publicados en los últimos años.

Las principales publicaciones existentes en este campo han sido analizadas y clasificadas por áreas destacando las contribuciones realizadas por sus autores o indicando la línea de investigación que siguen.

En este trabajo sólo se detallan las siguientes áreas de estudio:

- Calidad del servicio
- Estimación de la demanda
- Medida de potencia

Para disponer de la información del resto de áreas de estudio remitirse al informe "Análisis de la teoría wavelet orientada a las aplicaciones en ingeniería eléctrica: Protección diferencial del transformador con discriminación por ondículas".

En el anexo II se recogen las referencias bibliográficas de todas las publicaciones estudiadas incluyendo un resumen de las mismas. También se proporciona un cd- rom que contiene una base de datos de todas las referencias bibliográficas que se han estudiado.

4.2. Preámbulo

La aparición de la transformada Wavelet (WT) como herramienta matemática ha sido bastante reciente, aunque las ideas esenciales en las que se basa han sido objeto de análisis durante bastante tiempo antes de que se plasmaran de forma analítica. Se trata de una transformación lineal, al igual que la transformada de Fourier (FT), sin embargo a diferencia de la anterior, proporciona la localización en el dominio del tiempo de las diferentes componentes en frecuencia presentes en una señal dada. La transformada de Fourier enventanada (STFT) consigue parcialmente la identificación frecuencia-tiempo, pero la anchura fija de la función ventana que emplea supone una limitación. En el caso de la WT, las funciones de análisis llamadas wavelets, realizan la correlación tiempo-frecuencia de tal forma que las wavelets de alta frecuencia serán más estrechas y las de baja frecuencia serán más anchas.

La teoría wavelet se puede presentar principalmente de dos formas: la consideración de la forma integral de la transformada (forma continua) y la consideración del análisis multiresolución basado en filtros (forma discreta).

El empleo de esta herramienta se ha utilizado en varios trabajos que cubren áreas diversas, y sobre todo en los últimos diez años se han logrado beneficios en la aplicación de esta transformada a los sistemas eléctricos de potencia, sobre todo, entre otras cosas, debido al interés en el análisis y procesado de señales tensión-corriente para realizar una identificación de fenómenos transitorios en tiempo real de forma rápida y exacta.

El objetivo de este trabajo es proporcionar una visión descriptiva de las aplicaciones de la transformada Wavelet en los sistemas de potencia a aquellos que deseen introducirse por primera vez en este tema. Para lo cual, las principales publicaciones existentes en este campo han sido analizadas y clasificadas por áreas.

4.3. Aplicación de las wavelets en los Sistemas Eléctricos de Potencia

Las wavelets se aplicaron por primera vez a los sistemas de potencia eléctricos en 1994 por Robertson [48] y Ribeiro [26]. A partir de este año el número de publicaciones en esta área han mostrado una tendencia creciente tal como muestra la Fig. 4.1.

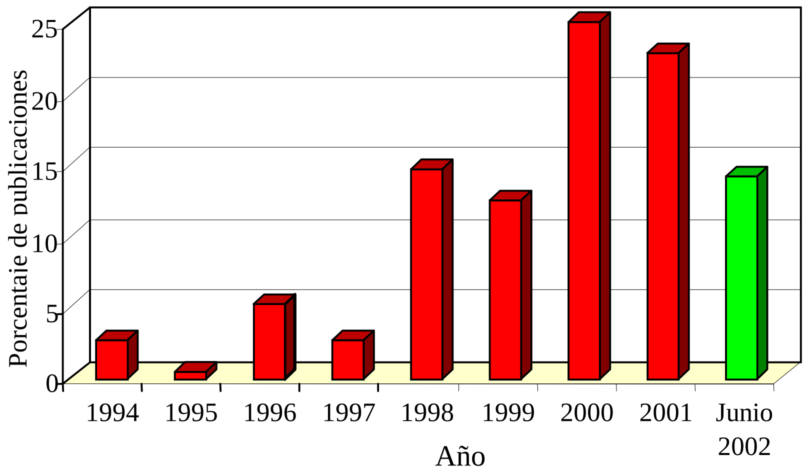


Fig. 4.1.- Evolución de los trabajos publicados empleando la transformada Wavelet en sistemas eléctricos de potencia.

La mayor parte de los trabajos publicados se centran en el análisis de métodos de identificación y clasificación de las señales medidas, sin embargo, hasta ahora pocos estudios emplean la transformada wavelet como técnica de análisis de fenómenos transitorios para la solución de tensiones e intensidades que se propagan a lo largo del sistema.

Las aplicaciones más relevantes de la transformada Wavelet a los sistemas eléctricos de potencia se han centrado en las siguientes áreas de estudio:

- Protección de sistemas eléctricos de potencia
- Calidad del servicio
- Transitorios en sistemas eléctricos de potencia
- Descargas parciales
- Estimación de la demanda
- Medida de potencia

La Fig. 4.2 muestra el porcentaje de publicaciones que existen en cada una de las áreas indicadas anteriormente, donde se observa que las protecciones y calidad de servicio son los campos donde se han realizado más estudios.

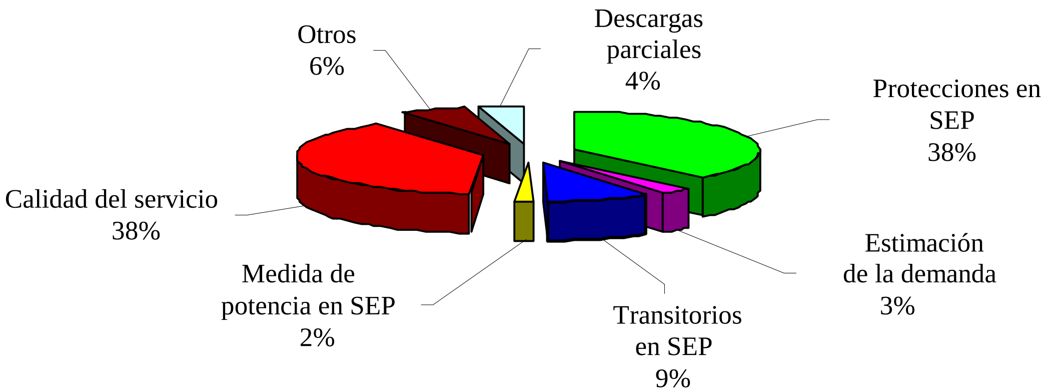


Fig. 4.2.- Porcentaje de las publicaciones que emplean la transformada Wavelet agrupadas en diferentes áreas de los sistemas eléctricos de potencia.

Las próximas secciones presentan una descripción general de la aplicación de las wavelets a las áreas de Calidad del servicio, Estimación de la demanda y Medida de potencia antes mencionadas.

4.3.1. Calidad del servicio

En el área de la calidad del servicio, se han desarrollado varios estudios para la detección y localización de perturbaciones empleando la transformada Wavelet como herramienta útil para el análisis de interferencias, impulsos, interrupciones, armónicos, parpadeo, etc. de señales no estacionarias causantes del deterioro del servicio.

El análisis de los armónicos y del parpadeo “flicker” se ha realizado de acuerdo a dos líneas de estudio: la primera emplea el análisis multiresolución (MRA) a partir de un banco de filtros como primera etapa para posteriormente emplear la transformada wavelet continua a las sub-bandas; la segunda emplea un análisis de una transformada wavelet compleja.

De acuerdo a la primera línea de trabajo, en 1999 se presenta un estudio [35] para evaluar armónicos desarrollando un algoritmo para la identificación simultánea de todos ellos, incluyendo enteros, no enteros y subarmónicos. En la primera etapa de este análisis, el espectro de frecuencias de la señal se descompone en dos sub-bandas empleando la técnica de filtrado de la transformada wavelet packet discreta con funciones Daubechies de alto grado, para posteriormente aplicar la transformada continua a las sub-bandas no nulas, alcanzándose resultados satisfactorios a partir de un sistema test real. En trabajos posteriores [42]-[39], se presenta una mejora para eliminar el efecto de la respuesta en frecuencia imperfecta de los filtros empleados y para un mejor análisis de los subarmónicos. [33]-[44] son otros estudios que muestran el análisis de armónicos y “flicker” de forma similar a los comentados anteriormente. También existen trabajos en la misma línea que emplean una transformada madre diferente [27].

De acuerdo a la segunda línea de investigación, [37] realiza un análisis de armónicos con una función wavelet trapezoidal compleja y la transformada trapezoidal asociada. [45]-[46] muestran un estudio del parpadeo “flicker” empleando la transformada wavelet continua Morlet y gaussiana.

Los trabajos anteriores muestran la ventaja del uso de esta técnica para el estudio de los fenómenos anteriores sin embargo la efectividad de esta transformada para el estudio de las perturbaciones de tensión es cuestionado en [40], señalando que la STFT es más apropiada para estos análisis eligiendo apropiadamente el ancho de la ventana.

En el área de las perturbaciones en los sistemas eléctricos de potencia, los primero trabajos desarrollados emplean la transformada Wavelet para detectar y localizar diferentes tipos de perturbaciones que afectan a la calidad del servicio, descomponiendo la perturbación en sus coeficientes wavelets empleando un análisis multiresolución. Santoso et al comienzan una línea de investigación en este campo con el trabajo referenciado en [47], para posteriormente hacer la propuesta recogida en [50], [77]-[78], de una herramienta de clasificación para las perturbaciones que afectan a la calidad de servicio basada en redes neuronales, basándose en la unicidad de los coeficientes cuadrados de la transformada wavelet para cada escala. Además, en [52], el mismo autor desarrolla una aplicación para comprimir las señales que afectan a la calidad del servicio.

Otros autores también han desarrollado estudios similares a los anteriores en este área, [84]-[56]-[86].

Sin embargo, también existen trabajos que concluyen que el empleo de la transformada wavelet no siempre es adecuado para el análisis de todo tipo de perturbaciones, como es el caso del hueco de tensión, “voltaje sag” que los autores de [64] señalan, ya que los filtros wavelet no son capaces de detectar la profundidad del hueco, parámetro de extremada importancia para el análisis completo de esta perturbación.

4.3.2. Estimación de la demanda

La estimación de la demanda es clave para la eficiente gestión de los sistemas eléctricos de potencia. Los trabajos se han centrado en la predicción de la carga en el corto plazo empleando la transformada wavelet en combinación con redes neuronales.

Como la carga eléctrica en cualquier instante se puede asumir como una combinación lineal de diferentes componentes, desde el punto de vista del análisis de la señal, la carga puede ser también considerada como una combinación lineal de diferentes frecuencias. Cada componente de la carga puede ser representada por tanto por una o diferentes frecuencias.

Los estudios realizados emplean la transformada Wavelet para descomponer la carga histórica en una parte aproximada asociada con las bajas frecuencias y diferentes detalles asociados con las altas frecuencias. Posteriormente, la predicción de la parte de la carga futura se desarrolla ,o bien, mediante una aproximación neuronal, tal como muestran [91]-[93], o ajustando la carga mediante métodos de regresión, [90].

4.3.3. Medida de potencia

La ventaja del empleo de la transformada Wavelet para la medida de potencia/energía y valores eficaces es que proporciona una distribución de la potencia y energía con respecto a las bandas individuales de frecuencia asociadas a cada nivel del análisis wavelet.

No existen muchos estudios centrados en la medida de potencia y valores eficaces de la señales empleando esta herramienta.

El algoritmo de la transformada Wavelet discreta para obtener el valor eficaz de tensiones e intensidades, así como, la medida de potencia activa se emplea por primera vez en [94]-[95], para conseguir una separación en frecuencia en diferentes niveles empleando filtros IIR; sin embargo, esta técnica proporciona unas bandas de frecuencia no uniformes que no pueden ser empleadas para la medida del valor eficaz de tensiones e intensidades y la potencia de las componentes individuales de los armónicos.

En el trabajo presentado en [96] se resuelve el problema anterior desarrollando el algoritmo wavelet packet para descomponer la señal en bandas de frecuencia uniformes, de forma que esta técnica si puede medir el valor eficaz de tensiones e intensidades, así como la potencia de las componentes individuales de los armónicos.

4.4. Resultado del análisis del estado del arte

Este trabajo presenta una descripción resumen de la aplicación de la transformada Wavelet a los sistemas eléctricos de potencia para facilitar la búsqueda de información en esta área. Para ello, se han revisado las últimas publicaciones que existen es este campo y se ha realizado una clasificación de las aplicaciones en diferentes áreas de los sistemas de potencia. Se incluye una breve descripción para tres áreas: Calidad del servicio, Estimación de la demanda y Medida de potencia, para mostrar la forma en la que se ha empleado la transformada wavelet para resolver problemas típicos.

Como resultado del análisis de la documentación analizada de la aplicación de las wavelets a los sistemas eléctricos de potencia se puede concluir lo siguiente:

- La mayor parte de las aplicaciones desarrolladas en esta área emplean datos de señales obtenidas a partir de programas de análisis de transitorios como el EMTP/ATP y programas específicos de manejo de wavelets como el wavelet toolbox de Matlab.

- Uno de los desarrollos más prometedores en esta área es el realizado en el campo de las protecciones para la detección y localización de faltas de alta rapidez.

- El futuro de la aplicación de la teoría wavelet a los sistemas eléctricos de potencia se encuentra en el desarrollo de nuevos modelos para el análisis de los transitorios en los sistemas de potencia.

- Los desarrollos teóricos necesarios para adentrarse y mejorar en este campo se encaminarán hacia la elección adecuada de la transformada wavelet para cada aplicación específica.

- El empleo de las multiwavelets y las wavelets de segunda generación deberían ser el nuevo camino a desarrollar para mejorar las aplicaciones actuales y futuras.

BIBLIOGRAFÍA

Bibliografía

Antecedentes Matemáticos

1989

[1] **A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation**
S. Mallat
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence Vol 11, Nr0. 7, 198Jul. 1989
Page(s):674-693
Abstract :
Multiresolution representations are effective for analysing the information content of images. The properties of the operator which approximates a signal at a given resolution were studied. It is shown that the difference of information between the approximation of a signal at the resolutions 2/sup j+1/ and 2/sup j/ (where j is an integer) can be extracted by decomposing this signal on a wavelet orthonormal basis of L/sup 2/(R/sup n/), the vector space of measurable, square-integrable n-dimensional functions. In L/sup 2/(R), a wavelet orthonormal basis is a family of functions which is built by dilating and translating a unique function psi (x). This decomposition defines an orthogonal multiresolution representation called a wavelet representation. It is computed with a pyramidal algorithm based on convolutions with quadrature mirror filters. Wavelet representation lies between the spatial and Fourier domains. For images, the wavelet representation differentiates several spatial orientations. The application of this representation to data compression in image coding, texture discrimination and fractal analysis is discussed.

1992

[2] **Ten Lectures on wavelets**
Daubechies, I.
Capital City Press, 1992

1996

[3] **Special No. on wavelets**

Proceedings of the IEEE , Apr. 1996,
Pages(s): 507-688

Tutorial

General

1991

[4] **Wavelet for kids**

Brani Vidakovic; Peter Muller
Duke University

Abstract :

26 páginas que presentan un tutorial general sobre wavelet.
Se incluye el desarrollo del concepto de wavelet, los diferentes tipos y aparece un ejemplo "sencillo" basado en la wavelet más fundamental, también existe un programa de wavelet disponible via ftp.El tutorial no muestra ni discute nada con respecto a wavelet en sistemas de potencia.

1994

[5] **Wavelets and wideband correlation processing**

Weiss, L.G.
IEEE Signal Processing Magazine , Volume: 11 Issue: 1 , Jan. 1994
Page(s): 13 -32

Abstract :

This tutorial presents the application of wavelet transforms to wideband correlation processing. One major difference between most applications of wavelets and the work presented is the choice of mother wavelet. It focuses on non-orthogonal, continuous mother wavelets, whereas most applications use the orthogonal mother wavelets that were advanced by Daubechies (1988). The continuous wavelet transform then provides an additional tool for studying and gaining insight into wideband correlation processing. In order to understand when wideband processing may be required, its counterpart, narrowband processing, is presented and its limitations are discussed. Identifying those applications requiring wideband processing and presenting techniques to implement the processing are two of the goals of this tutorial article. The underlying tool is the wavelet transform.

1995

[6] **An introduction to wavelets**

Graps, A.
IEEE Computational Science and Engineering , Volume: 2 Issue: 2 , Summer 1995
Page(s): 50 -61

Abstract :

Wavelets were developed independently by mathematicians, quantum physicists, electrical engineers and geologists, but collaborations among these fields during the last decade have led to new and varied applications. What are wavelets, and why might they be useful to you? The fundamental idea behind wavelets is to analyse according to scale. Indeed, some researchers feel that using wavelets means adopting a whole new mind-set or perspective in processing data. Wavelets are functions that satisfy certain mathematical requirements and are used in representing data or other functions. Most of the basic wavelet theory has now been done. The mathematics have been worked out in excruciating detail, and

wavelet theory is now in the refinement stage. This involves generalizing and extending wavelets, such as in extending wavelet packet techniques. The future of wavelets lies in the as-yet uncharted territory of applications. Wavelet techniques have not been thoroughly worked out in such applications as practical data analysis, where, for example, discretely sampled time-series data might need to be analysed. Such applications offer exciting avenues for exploration.

1996

[7] **Wavelets and time-frequency analysis**

Hess-Nielsen, N.; Wickerhauser, M.V.
Proceedings of the IEEE , Volume: 84 Issue: 4 , April 1996
Page(s): 523 -540
Abstract :
We present a selective overview of time-frequency analysis and some of its key problems. In particular we motivate the introduction of wavelet and wavelet packet analysis. Different types of decompositions of an idealized time-frequency plane provide the basis for understanding the performance of the numerical algorithms and their corresponding interpretations within the continuous models. As examples we show how to control the frequency spreading of wavelet packets at high frequencies using non-stationary filtering and study some properties of periodic wavelet packets. Furthermore we derive a formula to compute the time localization of a wavelet packet from its indexes which is exact for linear phase filters, and show how this estimate deteriorates with deviation from linear phase.

[8] **Wavelets: What next?**

Sweldens, W.
Proceedings of the IEEE , Volume: 84 Issue: 4 , April 1996
Page(s): 680 -685
Abstract :
The author looks ahead to see what the future can bring to wavelet research. He tries to find a common denominator for "wavelets" and identifies promising research directions and challenging problems.

[9] **Where do wavelets come from? A personal point of view**

Daubechies, I.
Proceedings of the IEEE , Volume: 84 Issue: 4 , April 1996
Page(s): 510 -513
Abstract :
The development of wavelets is an example where ideas from many different fields combined to merge into a whole that is more than the sum of its parts. The subject area of wavelets, developed mostly over the last 15 years, is connected to older ideas in many other fields, including pure and applied mathematics, physics, computer science, and engineering. The history of wavelets can therefore be represented as a tree with roots reaching deeply and in many directions. In this picture, the trunk would correspond to the rapid development of "wavelet tools" in the second half of the 1980's, with shared efforts by researchers from many different fields; the crown of the tree, with its many branches, would correspond to different directions and applications in which wavelets are now becoming a standard part of the mathematical tool kit, alongside other more established techniques. The author gives here a highly personal version of the development of wavelets.

1997

[10] **Wavelet based signal processing: where are we and where are we going?**
Burrus, C.S.
Digital Signal Processing Proceedings, 1997. DSP 97., 1997 13th International Conference on , Volume: 1 , 1997
Page(s): 3 -5 vol.1
Abstract :
This article discusses the history of modern wavelet based signal processing and then reviews the present state of the art. It also speculates about the future of this exciting field. The history of wavelets and wavelet based signal processing is fairly recent. Its roots in signal expansion go back to early geophysical and image processing methods and in DSP to filter bank theory and sub-band coding.

1998

[11] **A Friendly Guide To Wavelets**
Kilmer, W.
Proceedings of the IEEE , Volume: 86 Issue: 11 , Nov. 1998
Page(s): 2387 -2387
Abstract :
Un comentario sobre el libro a friendly guide to wavelet

[12] **A tutorial on wavelets from an electrical engineering perspective .2. The continuous case**
Sarkar, T.K.; Su, C.
IEEE Antennas and Propagation Magazine , Volume: 40 Issue: 6 , Dec. 1998
Page(s): 36 -49
Abstract :
The wavelet transform is described from the perspective of a Fourier transform. The relationships among the Fourier transform, the Gabor (1946) transform (windowed Fourier transform), and the wavelet transform are described. The differences are also outlined, to bring out the characteristics of the wavelet transform. The limitations of the wavelets in localizing responses in various domains are also delineated. Finally, an adaptive window is presented that may be optimally tailored to suit one's needs, and hence, possibly, the scaling functions and the wavelets.

2000

[13] **Prolog to sampling-50 years after Shannon**
O'Donnell, R.
Proceedings of the IEEE , Volume: 88 Issue: 4 , April 2000
Page(s): 567 -568
Abstract :
Prólogo del paper de 50 años despues de Shannon

[14] **Sampling-50 years after Shannon**
Unser, M.
Proceedings of the IEEE , Volume: 88 Issue: 4 , April 2000

Page(s): 569 -587
Abstract :
This paper presents an account of the current state of sampling, 50 years after Shannon's formulation of the sampling theorem. The emphasis is on regular sampling, where the grid is uniform. This topic has benefited from a strong research revival during the past few years, thanks in part to the mathematical connections that were made with wavelet theory. To introduce the reader to the modern, Hilbert-space formulation, we reinterpret Shannon's sampling procedure as an orthogonal projection onto the subspace of band-limited functions. We then extend the standard sampling paradigm for a presentation of functions in the more general class of "shift-in-variant" function spaces, including splines and wavelets. Practically, this allows for simpler-and possibly more realistic-interpolation models, which can be used in conjunction with a much wider class of (anti-aliasing) prefilters that are not necessarily ideal low-pass. We summarize and discuss the results available for the determination of the approximation error and of the sampling rate when the input of the system is essentially arbitrary; e.g., nonbandlimited. We also review variations of sampling that can be understood from the same unifying perspective. These include wavelets, multiwavelets, Papoulis generalized sampling, finite elements, and frames. Irregular sampling and radial basis functions are briefly mentioned.

Potencia

1991

[15] **Wavelets and signal processing**
Rioul, O.; Vetterli, M.
IEEE Signal Processing Magazine , Volume: 8 Issue: 4 , Oct. 1991
Page(s): 14 -38
Abstract :
A simple, non-rigorous, synthetic view of wavelet theory is presented for both review and tutorial purposes. The discussion includes non-stationary signal analysis, scale versus frequency, wavelet analysis and synthesis, scalograms, wavelet frames and orthonormal bases, the discrete-time case, and applications of wavelets in signal processing. The main definitions and properties of wavelet transforms are covered, and connections among the various fields where results have been developed are shown.

1994

[16] **Power electronics, power quality and modern analytical tools: the impact on electrical engineering education**
Ribeiro, P.F.; Rogers, D.A.
Frontiers in Education Conference, 1994. Twenty-fourth Annual Conference. Proceedings , 1994
Page(s): 448 -451
Abstract :
The new power electronics context characterized by the proliferation of sensitive electronics equipment supplied by an electrical network with very high levels of distortion, which are in part generated by the massive utilization of power electronics applications, creates an environment in which traditional circuit modelling analysis and techniques cannot be applied straightforwardly. High

harmonic distortion, voltage notches, high frequency noise, etc., are among the typical situations in which sensitive electronic devices are being operated. As a consequence of the new electrical environment, the currents and voltages on the electrical network substantially and randomly deviate from a sinusoidal form. Thus the state of the electrical system cannot be fully analysed by traditional methods. Due to the consequent dynamics of distortion generation, propagation and interaction with the system, one would need a more powerful technique to efficiently analyse the system performance in the presence of non-stationary distortions. This paper briefly presents the basic concepts for some of the new analytical tools for signal processing and identification, their similarities and differences with respect to traditional techniques, and underlines how these new techniques are changing engineering design and ultimately Specifically, wavelet theory, genetic algorithms, expert systems, fuzzy logic, and neural network concepts are reviewed for their potential applications in power quality analysis.

1996

[17] **Exploring the power of wavelet analysis**

Galli, A.W.; Heydt, G.T.; Ribeiro, P.F.
IEEE Computer Applications in Power , Volume: 9 Issue: 4 , Oct. 1996
Page(s): 37 -41
Abstract :
Wavelets are a recently developed mathematical tool for signal analysis. Informally, a wavelet is a short-term duration wave. Wavelets are used as a kernel function in an integral transform, much in the same way that sines and cosines are used in Fourier analysis or the Walsh functions in Walsh analysis. To date, the primary application of wavelets has been in the areas of signal processing, image compression, sub-band coding, medical imaging, data compression, seismic studies, denoising data, computer vision and sound synthesis. Here, the authors describe how wavelets may be used in the analysis of power system transients using computer implementation.

1998

[18] **A tutorial on wavelets from an electrical engineering perspective. I. Discrete wavelet techniques**

Sarkar, T.K.; Su, C.; Adve, R.; Salazar-Palma, M.; Garcia-Castillo, L.; Boix, R.R.
IEEE Antennas and Propagation Magazine , Volume: 40 Issue: 5 , Oct. 1998
Page(s): 49 -68
Abstract :
The objective of this paper is to present the subject of wavelets from a filter-theory perspective, which is quite familiar to electrical engineers. Such a presentation provides both physical and mathematical insights into the problem. It is shown that taking the discrete wavelet transform of a function is equivalent to filtering it by a bank of constant-Q filters, the non-overlapping bandwidths of which differ by an octave. The discrete wavelets are presented, and a recipe is provided for generating such entities. One of the goals of this tutorial is to illustrate how the wavelet decomposition is carried out, starting from the fundamentals, and how the scaling functions and wavelets are generated from the filter-theory perspective. Examples (including image compression) are presented to illustrate the class of problems for which the discrete wavelet techniques are ideally suited. It is interesting to note that it is not necessary to generate the wavelets or the scaling functions in order to

implement the discrete wavelet transform. Finally, it is shown how wavelet techniques can be used to solve operator/matrix equations. It is shown that the "orthogonal-transform property" of the discrete wavelet techniques does not hold in numerical computations.

1999

[19] **A literature survey of wavelets in power engineering applications**

CHIEN-HSING LEE , YAW-JUEN WANG *AND WEN-LIANG HUANG **
Proc. Natl. Sci. Counc. ROC(A),Vol. 24, No. 4, 2000.
Page(s): 249-258
Abstract :
The use of wavelet analysis is a new and rapidly growing area of research within mathematics, physics, and engineering. In this paper, we present a literature survey of the various applications of wavelets in power engineering. We start by describing the wavelet properties that are most important for power engineering applications and then review their uses in the analysis of non-stationary signals occurring in power systems. Next, we provide a literature survey of recent wavelet developments in power engineering applications. These include detection, localization, identification, classification, compression, storage, and network/system analysis of power disturbance signals. In each case, we provide the reader with some general background information and a brief explanation.

[20] **Wavelet analysis for power system transients**

Galli, A.W.; Nielsen, O.M.
IEEE Computer Applications in Power , Volume: 12 Issue: 1 , Jan. 1999
Page(s): 16, 18, 20, 22, 24 -25
Abstract :
The purpose of this tutorial is to introduce the basics of wavelet analysis and propose how this new mathematical tool may be applied in power engineering. Frequently, newcomers to wavelet analysis become discouraged due to the oftentimes elusive mathematical rigor of the subject and the variety of nomenclatures that are used in various arenas. This tutorial presents wavelet analysis in such a way that the reader can easily grasp the rudiments and begin investigating the use of this powerful tool in a variety of applications related to power engineering.

2000

[21] **Wavelet transforms in power systems. I. General introduction to the wavelet transforms**

Chul Hwan Kim; Raj Aggarwal
Power Engineering Journal , Volume: 14 Issue: 2 , April 2000
Page(s): 81 -87
Abstract :
This tutorial gives an introduction to the field of the wavelet transform. It is the first of two tutorials which are intended for engineers applying or considering to apply WTs to power systems. They show how the WT-a powerful new mathematical tool-can be employed as a fast and very effective means of analysing power system transient waveforms, as an alternative to the traditional Fourier transform. The focus of the tutorials is to present concepts of wavelet analysis and

to demonstrate the application of the WT to a variety of transient signals encountered in electrical power systems.

2001

[22] **Wavelet transforms in power systems. II. Examples of application to actual power system transients**

Chul Hwan Kim; Aggarwal, R.
Power Engineering Journal , Volume: 15 Issue: 4 , Aug. 2001
Page(s): 193 -202
Abstract :
This is the second in a series of two and illustrates some practical applications of the wavelet transform to power systems: protection/fault detection, detection of power quality disturbances and analysis of the partial discharge phenomenon in GIS (gas-insulated substations). Emphasis is placed on a number of practical issues.

General

1994

[23] **Multiresolution transient detection**

Abry, P.; Flandrin, P.
Time-Frequency and Time-Scale Analysis, 1994., Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on , 1994
Page(s): 225 -228
Abstract :
Designs and studies the performance of a multiresolution-based transient detector. The transients the authors are interested in consist of wide-band, pulse-like, coherent structures in a turbulent flow. To take advantage of the fast pyramidal wavelet algorithm, an important point when processing large amounts of experimental data, the detector makes use of the discrete wavelet transform. The authors show how the lack of time-invariance drawback of the discrete transform can be efficiently overcome by using relevant analytic wavelets. They thus compare this detection technique with one based on a continuous wavelet transform, as well as with other standard methods and show that wavelets perform best when the transients are superimposed on a coloured 1/f background noise. This description is very close to that of turbulence and relevant also in many other situations.

1996

[24] **A fuzzy-logic-based threshold function for signal recovery using discrete wavelet transform**

Wenbo Mei; Lik-Kwan Shark
Signal Processing, 1996., 3rd International Conference on , Volume: 1 , 1996
Page(s): 283 -286 vol.1

Abstract :
In this paper, a novel threshold function based on fuzzy logic is proposed to achieve good signal recovery performance in the presence of noise using the discrete wavelet transform. The proposed threshold is shown to provide an alternative and flexible approach to solve the problems associated with the conventional hard-threshold approach. Some typical results, obtained from the computer simulations of recovering a transient signal embedded in additive white Gaussian noise in different signal-to-noise ratio settings, are presented to demonstrate the potential and the effectiveness of the proposed threshold function.

2001

[25] **Genetic algorithm wavelet design for signal classification**
Jones, E.; Runkle, P.; Dasgupta, N.; Couchman, L.; Carin, L.
Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on , Volume: 23 Issue: 8 , Aug. 2001
Page(s): 890 -895
Abstract :
Biorthogonal wavelets are applied to parse multiaspect transient scattering data in the context of signal classification. A language-based genetic algorithm is used to design wavelet filters that enhance classification performance. The biorthogonal wavelets are implemented via the lifting procedure and the optimisation is carried out using a classification-based cost function. Example results are presented for target classification using measured scattering data.

Calidad del servicio

Armónicos

1994

[26] **Wavelet transform: an advanced tool for analysing non-stationary harmonic distortion in power system**
P. F. Ribeiro
Proceedings of IEEE ICHPS, VI, Bologna, Sep. 1994

1996

[27] **Analysing time-varying power system harmonics using wavelet transform**
Driesen, J.; Van Craenenbroeck, T.; Reekmans, R.; Van Dommelen, D.
Instrumentation and Measurement Technology Conference, 1996. IMTC-96. Conference, Proceeedings.IEEE , Volume: 1 , 1996
Page(s): 474 -479
Abstract :
This paper presents the possibilities offered by the dyadic-orthonormal wavelet transform used in the multiresolution analysis of voltage- and current-signals. This transform proves to have some advantages over the classical FFT-based

algorithms, when used in electric power quality assessment and the analysis of waveforms. Practical examples using waveforms generated by energy saving lighting equipment, remote-control signals and an adjustable speed drive, are presented.

1998

[28] **Advanced techniques for power quality analysis: a real case study**

Poisson, O.; Rioual, P.; Assef, Y.; Bastard, P.
Harmonics and Quality of Power Proceedings, 1998. Proceedings. 8th International Conference On , Volume: 1 , 1998
Page(s): 376 -381 vol.1

Abstract :

This paper presents a real case study relating to power quality. An industrial customer power system is investigated in order to analyse misoperation linked with the switching of harmonic compensation filters. First, overvoltage transients are recorded on the main set of busbar. Then, the whole power system and the switching of the harmonic filters are simulated with EMTP. Results are compared with real records. Furthermore, the wavelet theory is used for the analysis of currents and voltages during switching. A comparison between simulations and measurements shows the accuracy of the method presented in the analysis of transient events. Finally, an analytical study of the switching transient has confirmed results about the main frequencies measured. The whole method (EMTP simulation and wavelet analysis) is a useful way to investigate industrial customers' power systems from a power quality point of view.

[29] **Fourier transform, wavelets, Prony analysis: tools for harmonics and quality of power**

Meunier, M.; Brouaye, F.
Harmonics and Quality of Power Proceedings, 1998. Proceedings. 8th International Conference On , Volume: 1 , 1998
Page(s): 71 -76 vol.1

Abstract :

The Fourier transform is a very useful tool for signal studies. Nevertheless there are many problems in using it; but these problems are very well known and correctly explained in literature. Wavelets are not usual in power network analysis. However, they are easy to use and give good results; the edge effects are transient and the computation time may be reasonable. Prony analysis is only found in a few papers about power networks. There are few high-performance decomposition programs. The best ones remain sensitive to noise. They require a long observation time with many samples. But, when the analysis succeed, this method is the most powerful to explain what happens in a power network transient. This paper explains as simply as possible the wavelet and the Prony analyses and shows, qualitatively, their performances and their limits.

[30] **Short time Fourier transforms and other transforms applied to the calibration of power analysers**

Wright, P.S.
Precision Electromagnetic Measurements Digest, 1998 Conference on , 1998
Page(s): 317 -318

Abstract :

This paper is concerned with the measurement of non-sinusoidal waveforms, in particular the use of waveform transforms in the calibration of power analyser instruments designed to make harmonic measurements to the requirements of the IEC standards on harmonics. The consequences of harmonics to electricity supply companies and users are considered. The paper then reviews the IEC standards regarding steady-state harmonics and fluctuating harmonics.

[31] **The application of wavelet theory in analysis and compensation of harmonics in power systems**

Ma Ning; Chen Yunping
Energy Management and Power Delivery, 1998. Proceedings of EMPD '98. 1998 International Conference on , Volume: 1 , 1998
Page(s): 5 -10 vol.1
Abstract :
A novel approach to visualise singular signals in faulted power systems is proposed. The wavelet transformation technique is applied to help monitor singular signals in the time dimension. Using the proposed scheme, singular signals in faulted power systems can be closely observed. The proposed method has been tested for the inspection of singular signals in faulted DC power systems and of the arc signals in grounding faults. The results demonstrate the merits of the proposed method for application.

[32] **Time-varying transient harmonics measurement based on wavelet transform**

Wang Jianze; Ran Qiwen; Wang Fei; Ji Yanchao
Power System Technology, 1998. Proceedings. POWERCON '98. 1998 International Conference on , Volume: 2 , 1998
Page(s): 1556 -1559
Abstract :
This paper presents a new time-varying harmonics measurement scheme based on the wavelet transform. By projecting the amplitude of harmonics onto the subspace spanned by the wavelet and scaling functions, the proposed method transforms the time-varying amplitude estimation into constant coefficient estimation and achieves the time-varying harmonics measurement using the least mean squares algorithm (LMS). Meanwhile, the recursive algorithm (RLS) realizes the online tracking for harmonics.

1999

[33] **Power system transient and harmonic studies using wavelet transform**

Tongxin Zheng; Makram, E.B.; Girgis, A.A.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 14 Issue: 4 , Oct. 1999
Page(s): 1461 -1468
Abstract :
This paper presents the application of wavelet transforms in power system transient and harmonic analyses. Based on the discrete time domain approximation, the system components such as resistors, inductors and capacitor are modelled respectively in the discrete wavelet domain for the purpose of transient and steady state analyses. Since the power system is described by a set of ordinary differential equations, an initial value of the state variable is considered for the transient analysis, while a periodic condition is applied to the state variable for the steady state analysis. The wavelet domain impedance is set up, and the equivalent circuit is thus built for system simulation. This method can be implemented by any kind of

orthogonal wavelet transform. Numerical results from an arc furnace system are also presented for the transient, harmonic and time-frequency analyses.

[34] **Short-time Fourier transforms and Wigner-Ville distributions applied to the calibration of power frequency harmonic analyzers**

Wright, P.S
Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on , Volume: 48 Issue: 2 , April 1999
Page(s): 475 -478

Abstract :
This paper is concerned with the measurement of non-sinusoidal waveforms, in particular the use of waveform transforms in the calibration of power frequency harmonic analyser instruments designed to make harmonic measurements under non-stationary conditions. The suitability of the Fourier transform (FT) for the analysis of non-stationary waveforms is discussed. A method involving windowing of the waveform data known as the short-time Fourier transform (STFT) and its application to harmonic amplitude measurements is considered. Limitations in time and frequency resolution inherent in the STFT lead to the development and investigation of the Wigner-Ville Distribution for use in this application. The performance of the various transforms are compared by simulation. Results using a test signal, typical of a practical signal encountered by harmonic analysers, are presented for each transform.

[35] **Wavelet-transform-based algorithm for harmonic analysis of power system waveforms**

Pham, V.L.; Wong, K.P.
Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings- , Volume: 146 Issue: 3 , May 1999
Page(s): 249 -254

Abstract :
The paper develops an approach, based on the wavelet transform, for the evaluation of harmonic contents of power system waveforms. The new algorithm can simultaneously identify all harmonics including integer, no-ninteger and sub-harmonics. In the first step of the approach, the frequency spectrum of the waveform is decomposed into sub-bands using discrete wavelet packet transform filter banks. In the second step, a continuous wavelet transform is applied to nonzero sub-bands to evaluate the harmonic contents. In the first step, there is the problem of images due to down samplings and up samplings of the waveform. A method for alleviating this image problem is developed in the paper. Methods are developed to accurately quantify harmonics frequency amplitude and phase. The approach is validated by its application to synthesised waveforms and to power system waveforms measured in the Western Australia system. It is found to be powerful and suitable for practical use.

2000

[36] **A case study of transformer saturation in distribution systems**

Dias, G.A.D.; Tamagna, A.
Harmonics and Quality of Power, 2000. Proceedings. Ninth International Conference on , Volume: 3 , 2000
Page(s): 864 -867 vol.3

Abstract :
The aim of this paper is to indicate the adopted solutions to solve the problem of power quality due the 60 Hz power transformers saturation installed in the Brazilian power distribution system of Chui and Santa Vitoria do Palmar cities that operates at 50 Hz.

[37] **A new method for power systems frequency tracking based on trapezoid wavelet transform**

Ren Zhen; Huang Qungu; Guan Lin; Huang Wenying
Advances in Power System Control, Operation and Management, 2000. APSCOM-00. 2000 International Conference on , Volume: 2 , 2000
Page(s): 364 -369
Abstract :
In this paper, a trapezoid complex wavelet function and associate trapezoid wavelet transform is presented. This complex wavelet function is possessed of better localizability and symmetry and so by means of trapezoid wavelet transform, amplitude and phase information in signal to be processed. By comparison with other wavelet functions, trapezoid complex wavelet function has even frequency characteristic. Moreover, by using trapezoid complex wavelet transform in this paper, frequencies of signals in power systems and in loss of field in generator are tracked. Obviously it is shown trapezoid complex wavelet transform is an effective method of making frequency tracing in power systems and is of important social and economic fruit.

[38] **Analysing power system waveforms using wavelet-transform approach**

Kit Po Wong; Van Long Pham
Advances in Power System Control, Operation and Management, 2000. APSCOM-00. 2000 International Conference on , Volume: 2 , 2000
Page(s): 500 -504
Abstract :
This paper presents the application of wavelet transform-based algorithm to the harmonic analysis of non-stationary power system waveforms. The waveforms are first decomposed into-sub-bands of smaller frequency spectra using modified discrete wavelet packet transform filter banks. Harmonics trends are obtained from the decomposed outputs. Continuous wavelet transform is then applied to sections of the decomposed sub-bands to evaluate the harmonic frequencies, amplitudes and phases. The results of analysis of the field-test capacitor bank switching waveforms show that the approach is excellent for harmonic analysis of non-stationary power system waveforms. It gives both the harmonic trends and harmonic amplitude, phase and frequency values.

[39] **Sub-harmonic state estimation in power systems**

Van Long Pham; Kit Po Wong; Watson, N.; Arrillaga, J.
Power Engineering Society Winter Meeting, 2000. IEEE , Volume: 2 , 2000
Page(s): 1168 -1173 vol.2
Abstract :
This paper presents an approach for system-wide sub-harmonic estimation using state estimation (SE) algorithm together with the wavelet-transform (WT)-based algorithm. The WT-based algorithm is used to identify sub-harmonics in the measured power system waveforms. SE is then performed to estimate the sub-harmonic levels for the whole system based on a few selected measurements.

Symbolic observability analysis (OA) method is applied to determine the system solvability for the SE algorithm from a set of measurements. Location and type of sub-harmonic sources are then determined from the estimated results. The approach is illustrated using a real power system and real field-test waveforms. The results show the accuracy of the method and its potential for analysis of non-integer harmonics.

[40] **Time-frequency and time-scale domain analysis of voltage disturbances**

Gu, Y.H.; Bollen, M.H.J.

Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 15 Issue: 4 , Oct. 2000

Page(s): 1279 -1284

Abstract :

This paper discusses the analysis of voltage disturbance recordings in the time-frequency domain and in the time-scale domain. The discrete short-time Fourier transform (STFT) is used for the time-frequency domain; dyadic and binary-tree wavelet filters for the time-scale domain. The theory is explained with special emphases on the analysis of voltage disturbance data. Dyadic wavelet filters are not suitable for the harmonic analysis of disturbance data. Filter centre frequencies and bandwidths are inflexible, and the results do not give easy insight in the time behaviour of the harmonics. On the other hand, band-pass filter outputs from discrete STFT are well associated with harmonics and are thus more useful for power system analysis. With a properly chosen window size, the discrete STFT is also able to detect and analyse transients in a voltage disturbance. Overall, the STFT is more suitable than wavelet filters for the analysis of power system voltage disturbance data.

[41] **Wavelet feature vectors for neural network based harmonies load recognition**

Chan, W.L.; So, A.T.P.; Lai, L.L.

Advances in Power System Control, Operation and Management, 2000. APSCOM-00. 2000 International Conference on , Volume: 2 , 2000

Page(s): 511 -516

Abstract :

Power quality embraces problems caused by harmonics, over or under-voltages, or supply discontinuities. Harmonics are caused for all non-linear loads. In order to fully understand the problems, and effective means of identifying sources of power harmonics is important. In this paper we make use of new developments in wavelet so that each type of current waveform polluted with power harmonics can well be represented by a normalised energy vector consisting of five elements. Furthermore, a mixture of harmonics load can also be represented by a corresponding vector. This paper describes the mathematics and the algorithms for the arriving at the vector, forming a strong foundation for real-time harmonics signature recognition, in particular, useful to the re-structuring of the whole electric power industry. The system performs exceptionally well with the aid of an artificial neural network.

2001

[42] **Antidistortion method for wavelet transform filter banks and nonstationary power system waveform harmonic analysis**

Pham, V.L.; Wong, K.P.

Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings- , Volume: 148 Issue: 2 , March 2001

Page(s): 117 -122
Abstract :
A method is presented for eliminating the effect of imperfect frequency response of the filters in wavelet transform (WT) filter banks, and a WT-based algorithm for harmonic analysis of nonstationary power system waveforms. The method recovers the signal magnitude, which is distorted due to the imperfect response of filters. The WT-based algorithm is then developed. The algorithm is incorporated with the above antidistortion method to give accurate harmonic magnitudes. The power and practicality of the algorithm are illustrated through its application for the diagnosis of a motor-starting problem, which occurred in the Western Australia power system.

[43] **Visualizing time-varying power system harmonics using a Morlet wavelet transform approach**
Shyh-Jier Huang and Cheng-Tao Hsieh
Electric Power Systems Research, Volume 58, Issue 2, 21 June 2001
Page(s): 81-88
Abstract :
In this paper, a Morlet wavelet transform approach for the study of time-varying power system harmonics is proposed. By this method, because the time-frequency localization characteristics are embedded in wavelets, the time and frequency information of a waveform can be simultaneously presented as a visualized scheme. Different from the fast Fourier transform, the wavelet transform approach is more efficient in monitoring the signals of interest when time varies. The proposed method has been applied to visualize inrush current harmonics of transformers and to investigate arc-furnace-generated signals. From the test results, the merits of the proposed method have been demonstrated for applications.

Flicker

1998

[44] **Wavelet representation of voltage flicker**
Tongxin Zheng and Elham B. Makram
Electric Power Systems Research, Volume 48, Issue 2, 15 December 1998, Pages
Abstract :
Voltage flicker can be considered as a voltage magnitude modulated signal with a frequency ranging from 0.5 to 30 Hz. Wavelet transform is a powerful tool to analyse this kind of non-stationary, wide-range frequency signal. The wavelet representation of voltage flicker signal is presented in this paper. The proposed scheme is implemented in three steps. Firstly, a low-pass demodulation filter is designed to find the magnitude of 60 Hz component. Accordingly, a high degree of accuracy may be achieved and the effect of the transient, harmonics and white noise may be eliminated. Secondly, a multiresolution analysis (MRA) scheme that is an orthonormal wavelet transform, can then be applied to decompose the demodulated signal into several components according to the scales. Components at high scale can be considered as white noise, while components at the low scale represent the voltage fluctuation. The smooth version left by the MRA scheme represents the DC component. Finally, the voltage flicker level can be estimated by the wavelet coefficients at different scales, which give the time and frequency information. Numerical examples are also presented in this paper to show the

efficiency of the proposed scheme.

2000

[45] **Application of continuous wavelet transform for study of voltage flicker-generated signals**
Shyh-Jier Huang; Cheng-Tao Hsieh
Aerospace and Electronic Systems, IEEE Transactions on , Volume: 36 Issue: 3 Part: 1 , July 2000
Page(s): 925 -932
Abstract :
An application of continuous wavelet transform (CWT) for the analysis of voltage flicker-generated signals is proposed. With the time-frequency localization characteristics embedded in wavelets, the time and frequency information of a waveform can be integrally presented, thereby enhancing the monitoring of voltage flicker-generated signals at different time intervals. The Morlet wavelet has been selected as the basis function for the CWT in the proposed method. The merit of the method lies in that the signal component at any frequency of interest can be more easily monitored than by discrete wavelet transform (DWT). The high frequency required in the voltage flicker study can be also comfortably accomplished. This approach has been applied to investigate various simulated voltage flicker-generated signals, and inspect the data recorded from the actual are furnace operation. Test results help solidify the practicality and advantages of the proposed method for the applications.

[46] **Wavelet-based algorithm for voltage flicker analysis**
Ming-Tang Chen; Sakis Meliopoulos, A.P.
Harmonics and Quality of Power, 2000. Proceedings. Ninth International Conference on , Volume: 2 , 2000
Page(s): 732 -738 vol.2
Abstract :
Fourier transform-based algorithms have been popular for voltage flicker analysis; however, their accuracy is unfavourably influenced by the leakage effect. This paper presents a wavelet-based algorithm for voltage flicker analysis. The algorithm can accurately extract the voltage flicker components by the direct demodulation of the voltage signal. The performance characteristics of the algorithm are evaluated with examples of appropriate simulated and field data. The results illustrate the proposed algorithm is free of leakage effect problems.

Perturbaciones

1994

[47] **Electric power quality disturbance detection using wavelet transform analysis**
Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.
Time-Frequency and Time-Scale Analysis, 1994., Proceedings of the IEEE-SP International Symposium on , 1994
Page(s): 166 -169
Abstract :
The objective of the paper is to present a novel approach to detect and localize

various electric power quality disturbances using wavelet transform analysis. Unlike other approaches where the detection is performed directly in the time domain, detection using wavelet transform analysis approach is carried out in the time-scale domain. As far as detection in power quality disturbance is concerned, one- or two-scale signal decomposition is adequate to discriminate disturbances from their background. This approach is robust in detecting and localizing a wide range of power disturbances such as fast voltage fluctuations, short and long duration voltage variations, and harmonic distortion.

[48] **Wavelets and power system transients**
D. Robertson, O. Camps, and J. Mayer
SPIE international symposium on optical engineering in aerospace sensing, Apr. 1994
Page(s): 474-487

1996

[49] **Application of wavelets to model short-term power system disturbances**
Pillay, P.; Bhattacharjee, A.
Power Systems, IEEE Transactions on , Volume: 11 Issue: 4 , Nov. 1996
Page(s): 2031 -2037
Abstract :
This paper presents an advanced mathematical tool for the analysis of power system disturbances. Disturbances that are non-periodic require a more powerful mathematical technique than the Fourier series. The "wavelet transformation" is one such tool that can be used. The wavelet transform translates the time-domain function into a representation localized not only in frequency but also in time. In this paper, the theory is applied to model several short term events like a capacitor switching transient, an autoreclosure, and a voltage dip.

[50] **Power quality assessment via wavelet transform analysis**
Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Hofmann, P.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 11 Issue: 2 , April 1996
Page(s): 924 -930
Abstract :
In this paper we present a new approach to detect, localize, and investigate the feasibility of classifying various types of power quality disturbances. The approach is based on wavelet transform analysis, particularly the dyadic-orthonormal wavelet transform. The key idea underlying the approach is to decompose a given disturbance signal into other signals which represent a smoothed version and a detailed version of the original signal. The decomposition is performed using multiresolution signal decomposition techniques. We demonstrate and test our proposed technique to detect and localize disturbances with actual power line disturbances. In order to enhance the detection outcomes, we utilize the squared wavelet transform coefficients of the analysed power line signal. Based on the results of the detection and localization, we carry out an initial investigation of the ability to uniquely characterize various types of power quality disturbances. This investigation is based on characterizing the uniqueness of the squared wavelet transform coefficients for each power quality disturbance.

1997

[51] **Feature vector extraction for the automatic classification of power quality disturbances**

Lee, C.H.; Lee, J.S.; Kim, J.O.; Nam, S.W.
Circuits and Systems, 1997. ISCAS '97., Proceedings of 1997 IEEE International Symposium on , Volume: 4 , 1997
Page(s): 2681 -2684 vol.4

Abstract :

The objective of this paper is to present a systematic approach to feature vector extraction for the automatic classification of power quality (PQ) disturbances, where discrete wavelet transform (DWT), signal power estimation and data compression methods are utilized to improve the classification performance and reduce computational complexity. To demonstrate the performance and applicability of the proposed method, some test results obtained by analysing 7-class power quality disturbances, generated by the EMTP, with white Gaussian noise are also provided.

[52] **Power quality disturbance data compression using wavelet transform methods**

Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 12 Issue: 3 , July 1997
Page(s): 1250 -1257

Abstract :

In this paper we present a wavelet compression technique for power quality disturbance data. The compression technique is performed through signal decomposition, thresholding of wavelet transform coefficient and signal reconstruction. Threshold values are determined by weighing the maximum value at each scale. Wavelet transform coefficients whose values are above the threshold are discarded, while those that are above the threshold are kept along with their temporal locations. We show the efficacy of the technique by compressing actual disturbance data. The file size of the compressed data is only one-sixth to one-third that of the original data. Therefore, the cost related to storing and transmitting the data is significantly reduced.

1998

[53] **A measurement method based on the wavelet transform for power quality**

Angrisani, L.; Daponte, P.; D'Apuzzo, M.; Testa, A.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 13 Issue: 4 , Oct. 1998
Page(s): 990 -998

Abstract :

The paper presents a measurement method for power quality analysis in electrical power systems. The method is the evolution of an iterative procedure already set up by the authors and allows the most relevant disturbances in electrical power systems to be detected, localized and estimated automatically. The detection of the disturbance and its duration are attained by a proper application, on the sampled signal, of the continuous wavelet transform (CWT). Disturbance amplitude is estimated by decomposing, in an optimised way, the signal in frequency sub-bands by means of the discrete time wavelet transform (DTWT). The proposed method is characterized by high rejection to noise, introduced by both measurement chain and system under test, and it is designed for an agile disturbance classification.

Moreover, it is also conceived for future implementation both in a real-time measurement equipment and in an off-line analysis tool. In the paper firstly the theoretical background is reported and briefly discussed. Then, the proposed method is described in detail. Finally, some case-studies are examined in order to highlight the performance of the method.

[54] **A New Criterion Based on the Wavelet Transform for Power Quality Studies and Waveform Feature Localization**

Alexander Domijan, Jr., Ph.D.; Muhammad Shaiq
Página web
Abstract :
The characteristics of power system transients seen today present a problem for the classical Fourier analysis technique because it fails to effectively and accurately localize and quantify power system effects. This paper looks into the application of the technique of multi-resolution analysis, based on the wavelet transforms, on voltage waveforms obtained from a pulse width modulation (PWM) induction motor drive during work on ASHRAE Research Project 770. The technique is introduced and applied to mathematically generated waveforms simulating the constant and transient speed operations of a PWM induction motor. It is then applied to waveforms obtained during constant speed operation of an actual induction motor. A new power quality criterion based on the wavelet transform coefficients also is presented and compared to total harmonic distortion (THD). It is seen that since THD is based only on the root mean squared (RMS) value of the harmonics present in the waveforms, it fails to quantify the effects of phases of these harmonics. In addition, all harmonics are weighted equally when calculating the THD, which leads to loss of information regarding the individual harmonic number and magnitude. The new method presents a number that takes into account all the above mentioned effects.

[55] **A study on the application of wavelet analysis to power quality**

Kopparapu, C.; Chandrasekaran, A.
System Theory, 1998. Proceedings of the Thietieth Southeastern Symposium on , 1998
Page(s): 350 -353
Abstract :
The quality of electric power is a major concern, since poor electric power quality results in malfunctions, instabilities and shorter lifetime of the load. The poor quality of electric power can be attributed to power line disturbances such as waveshape faults, overvoltages, capacitor switching transients, harmonic distortion and impulse transients. For diagnosing power quality problems, the causes of the disturbances should be understood before appropriate actions can be taken. Monitoring the voltages and currents is the first requirement in this process. In order to determine the causes, one should be able to classify the type of disturbances from the monitored data. Several approaches such as point-to-point comparison of adjacent systems, neural networks and expert systems have been proposed and implemented in the past. Wavelet analysis is gaining greater importance for the recognition of disturbances. A study about the performance of wavelets in detecting and classifying the power quality disturbances is reported in this paper.

[56] **Application of wavelets to classify power system disturbances**

Shyh-Jier Huang, Cheng-Tao Hsieh and Ching-Lien Huang
Electric Power Systems Research, Volume 47, Issue 2, 15 October 1998,
Page(s): 87-93

Abstract :

The wavelet transform approach is proposed in this paper to classify various power system disturbances. On encountering various disturbances, the proposed method is useful to categorize these shortfalls into different groups so that operators can decide on strategies to suppress or eliminate them effectively. Different from those Fourier-based transforms, the wavelet transform approach is more efficient in tracking signal dynamics as time varies. The method has been tested through the classification of various simulated disturbances, including voltage sag, voltage swell, momentary interruption, oscillatory transients and flat-tops. Testing results showed the feasibility and practicality of the method for the applications.

[57] **Data reduction of power quality disturbances a wavelet transform approach**

Cheng-Tao Hsieh, Shyh-Jier Huang and Ching-Lien Huang
Electric Power Systems Research, Volume 47, Issue 2, 15 October 1998,
Page(s): 79-86

Abstract :

In this paper, application of a wavelet transform approach for the data reduction of power quality disturbances is proposed. In this approach, we extracted the difference signals between the original signal and the reference waveform by a subtractor. These extracted signals were then compressed through wavelet transform methods. In this way, the amount of data was shown significantly reduced. The data transmission and storage capability can be also enhanced. We have investigated towards the reduction of various power quality disturbance data by the proposed method. Test results demonstrated the effectiveness of the method for the applications.

[58] **Daubechies wavelets in quality of electrical power**

Brito, N.S.D.; Souza, B.A.; Pires, F.A.C.
Harmonics and Quality of Power Proceedings, 1998. Proceedings. 8th International Conference On , Volume: 1 , 1998
Page(s): 511 -515

Abstract :

Wavelet analysis is a new method for electrical power quality analysis. A brief theoretical background on the wavelet theory and suggestions of some applications in the area of power quality are presented. Investigations on the use of some Daubechies wavelets, namely Daub4, Daub12 and Daub20, are carried out.

[59] **Power quality disturbance detection and classification using wavelets and artificial neural networks**

Perunicic, B.; Mallini, M.; Wang, Z.; Liu, Y.
Harmonics and Quality of Power Proceedings, 1998. Proceedings. 8th International Conference On , Volume: 1 , 1998
Page(s): 77 -82

Abstract :

This article develops a method to detect and classify power quality problems using a novel combination of digital filtering, wavelets and artificial neural networks. The method is developed for voltage waveforms of arbitrary sampling rate and number of cycles, using a large variety of power quality events simulated with MATLAB(R) software, in addition to sampled waveforms from utility monitoring and EMTP(R) simulations. Power system monitoring, augmented by the ability to automatically characterize disturbed signals, is a powerful tool for the power system engineer to use in addressing power quality issues. This is a step toward the goal of automating the real-time monitoring, detection and classification of power signals.

1999

[60] **A fuzzy Petri-net expert system for power quality classification using wavelet transform**

Hong-Tzer Yang; Chiung-Chou Liao; Jian-Fu Chen; Wen-Yeau Chang
Electric Power Engineering, 1999. PowerTech Budapest 99. International Conference on , 1999
Page(s): 252
Abstract :
This paper proposes a fuzzy Petri-net (FPNs) expert system for classification of the power quality (PQ) problems. Based on the wavelet transform, the proposed expert system detects and localizes in time the transients of the signals due to various fault events. By calculating related indices to the PQ, the FPNs inference-module draws possible causes of the disturbances as well as its credibility values from its knowledge base. Attributed to the FPNs structure, the knowledge expression and inference process can be achieved systematically and graphically. To verify the performance of the proposed FPNs expert system, a wide variety of disturbance signals simulated by Electromagnetic Transients Program (EMTP) package were employed. The development and the effectiveness of the proposed system as well as the testing results are presented in this paper.

[61] **A noise suppression method for improvement of power quality using wavelet transforms**

Kim, C.H.; Park, S.W.; Aggarwal, R.K.; Johns, A.T.
Power Engineering Society Summer Meeting, 1999. IEEE , Volume: 1 , 1999
Page(s): 414 -419
Abstract :
Electric power quality has become an important issue in power systems. This is due to the fact that the usage of power electronic equipment and electronic-based loads, which are sensitive to power quality disturbances, has increased, and thus normal operations in industrial and commercial environments are becoming more vulnerable to the electric power quality disturbances. In order to improve the quality of power, this paper presents a new noise suppression method to remove the noise associated with various types of electric power disturbances using the discrete wavelet transform. Power system disturbances such as those due to voltage sag, voltage swell, outage, waveshape fault-impulse, harmonic distortion, capacitor energisation transients and arc furnace are simulated using the well known Electromagnetic Transients Program (EMTP). The wavelet transform, which has received considerable interest in many other areas such as acoustics, communications, etc., is proposed as a fast and effective means of analysing voltage and current waveforms generated during power system disturbances; this method hinges upon realising a given noise-ridden signal into a number of other signals which represent detailed components of the original signal. The decomposition is performed using multi-resolution signal decomposition

techniques. The simulation results clearly demonstrate the superiority and effectiveness of the wavelet transform in both voltage and current signal noise reduction.

[62] **A wavelet based power quality monitoring system considering noise effects**

Hong-Tzer Yang; Chiung-Chou Liao; Pai-Chuan Yang; Kun-Yuan Huang
Electric Power Engineering, 1999. PowerTech Budapest 99. International Conference on , 1999
Page(s): 224

Abstract :

Based on the discrete wavelet transform (DWT), a power quality (PQ) monitoring system could easily and correctly detect and localize the disturbances in power systems. However, once the signal under investigation is corrupted by noise, the performance of the DWT on detecting the disturbance would greatly degrade, due to the difficulty in giving appropriate thresholds to eliminate the noises. To enhance the capability of the wavelet-based PQ monitoring system, this paper proposes a denoising approach for the detection of transient disturbance events in noisy environment. In the proposed denoising approach, the thresholds to eliminate the noises are adaptively determined according to the background noises. The abilities of the DWT in detecting and localizing the disturbances can hence be restored.

[63] **Application of Morlet wavelets to supervise power system disturbances**

Shyh-Jier Huang; Cheng-Tao Hsieh; Ching-Lien Huang
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 14 Issue: 1 , Jan. 1999
Page(s): 235 -243

Abstract :

A wavelet transform approach using a Morlet basis function is proposed to supervise power system disturbances in this paper. With the time-frequency localization characteristics embedded in wavelets, the time and frequency information of a waveform can be presented as a visualized scheme. Different from the fast Fourier transform, the wavelet transform approach is more efficient in monitoring various disturbances as time varies. The method has been tested on the detection of various simulated disturbances including voltage sag, voltage swell, momentary interruption and oscillatory transients and on the harmonic analysis of the arc furnace from the field test data. Testing results demonstrated the practicality and advantages of the proposed method for the applications.

[64] **New robust voltage sag disturbance detector using an adaptive prediction error**

Chung, J.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Bhatt, S.C.
Power Engineering Society Summer Meeting, 1999. IEEE , Volume: 1 , 1999
Page(s): 512 -517

Abstract :

This paper presents a robust power disturbance detection algorithm. The power line disturbance is extracted from the steady-state 60 Hz and harmonics background using an adaptive prediction error filter. In order to detect the disturbance, a stop-and-go CA CFAR detector algorithm is utilized. The algorithm is demonstrated via simulations, and actual power transmission line data are utilized to demonstrate its performance and to compare the performance to wavelet-based detectors.

[65] **New signal processing tools applied to power quality analysis**

Poisson, O.; Rioual, P.; Meunier, M.

Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 14 Issue: 2 , April 1999
Page(s): 561 -566
Abstract :
This paper deals with the comparison of new signal processing tools for power quality analysis. Three new signal processing techniques are considered: the continuous wavelet transform, the multiresolution analysis and the quadratic transform. Their theoretical behaviours are investigated using the basic theory of the Fourier transform. Then, examples of the four most frequent disturbances met in the power system are chosen. Finally, each kind of electrical disturbance is analysed with example representing each tool. A qualitative comparison of results shows the advantages and drawbacks of each new signal processing technique applied to voltage disturbance analysis. The continuous wavelet transform appears to be a reliable method for detecting and measuring voltage sags, flicker and transients in power quality analysis.

[66] **Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition**
Gaouda, A.M.; Salama, M.M.A.; Sultan, M.R.; Chikhani, A.Y.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 14 Issue: 4 , Oct. 1999
Page(s): 1469 -1476
Abstract :
The wavelet transform is introduced as a powerful tool for monitoring power quality problems generated due to the dynamic performance of industrial plants. The paper presents a multiresolution signal decomposition technique as an efficient method in analysing transient events. The multiresolution signal decomposition has the ability to detect and localize transient events and furthermore classify different power quality disturbances. It can also be used to distinguish among similar disturbances.

[67] **Wavelet analysis. An application in power quality**
Dias, G.A.D.; Tamagna, A.
Electric Power Engineering, 1999. PowerTech Budapest 99. International Conference on , 1999
Page(s): 290
Abstract :
This paper presents some studies about the application of the wavelet transform (WT) in typical waveforms related with power quality (PQ). Several mother wavelets were used in signal treatment and results are partially shown in the paper. The authors show what can be done with the WT in signal process analysis.

[68] **Wavelets for the analysis and compression of power system disturbances**
Littler, T.B.; Morrow, D.J.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 14 Issue: 2 , April 1999
Page(s): 358 -364
Abstract :
Wavelets introduce new classes of basis functions for time-frequency signal analysis and have properties particularly suited to the transient components and discontinuities evident in power system disturbances. Wavelet analysis involves representing signals in terms of simpler, fixed building blocks at different scales and positions. This paper examines the analysis and subsequent compression properties of the discrete wavelet and wavelet packet transforms and evaluates both transforms using an actual power system disturbance from a digital fault recorder.

The paper presents comparative compression results using the wavelet and discrete cosine transforms and examines the application of wavelet compression in power monitoring to mitigate against data communications overheads.

2000

[69] **A correlation-based noise suppression algorithm for power quality monitoring through wavelet transform**

Hong-Tzer Yang; Chiung-Chou Liao
Power System Technology, 2000. Proceedings. PowerCon 2000. International Conference on , Volume: 3 , 2000
Page(s): 1311 -1316

Abstract :

The wavelet transform (WT) technique has been proposed for detecting and localizing transient disturbance in the power systems. The disturbance is detected by comparing the transformed signal with an empirically-given threshold. However, as the signal under analysis contains noises, especially the white noise with flat spectrum, the threshold is difficult to give. Due to the nature of flat spectrum, a filter cannot just get rid of the noise without removing the significant disturbance signals together. To enhance the WT technique in processing the noise-riding signals, this paper proposes a noise-suppression algorithm. The abilities of the WT in detecting and localizing the disturbances can hence be restored. Finally, this paper employed the actual data obtained from the practical power systems of Taiwan Power Company (TPC) to test the effectiveness of the developed de-noising scheme.

[70] **Characterization of distribution power quality events with Fourier and wavelet transforms**

Santoso, S.; Grady, W.M.; Powers, E.J.; Lamoree, J.; Bhatt, S.C.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 15 Issue: 1 , Jan. 2000
Page(s): 247 -254

Abstract :

It is the objective of this paper to present unique features that characterize power quality events and methodologies to extract them from recorded voltage and/or current waveforms using Fourier and wavelet transforms. Examples of unique features include peak amplitudes, RMS, frequency, and statistics of wavelet transform coefficients. These features are derived from well documented theories, power engineers' heuristics gained through long years of experience, and power quality data collected in recent years. Converter operation, transformer energization, and capacitor energization (which includes normal, back-to-back, and re-strike on opening energization), representing three common power quality events at the distribution level, are presented. These examples provide the basis for further characterization of other power quality events.

[71] **Computation of continuous wavelet transform via a new wavelet function for visualization of power system disturbances**

Shyh-Jier Huang; Cheng-Tao Hsieh
Power Engineering Society Summer Meeting, 2000. IEEE , Volume: 2 , 2000
Page(s): 951 -955 vol. 2

Abstract :

In this paper, a computation of continuous wavelet transform via a new wavelet function is proposed for the visualization of electric power system disturbances. The proposed wavelet function is derived from the B-spline function. In the employment of the method, the ratio of the frequency bandwidth to the centre frequency depends only on the parameter settings, which can be easily adjusted for different resolution needs. Because this new function is a piecewise polynomial, the wavelet transform can be less computation-intensive. Besides, it is seen compactly supported, the integration process can be thus faster along with a higher accuracy. In the paper, this proposed wavelet function is embedded into the wavelet transform scheme, and applied to investigate the disturbances recorded in a steel plant located at southern Taiwan. Computation results reveal that the proposed approach can be a useful aid in the monitoring of power system disturbances. It is also suitable to extend this approach to other industry applications where electric power quality is crucially required.

[72] **Detection and measurement of power quality disturbances using wavelet**

Poisson, O.; Rioual, P.; Meunier, M.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 15 Issue: 3 , July 2000
Page(s): 1039 -1044
Abstract :
This paper deals with the use of a continuous wavelet transform to detect and analyse voltage sags and transients. A recursive algorithm is used and improved to compute the time-frequency plane of these electrical disturbances. Characteristics of investigated signals are measured on a time-frequency plane. A comparison between measured characteristics and benchmark values detects the presence of disturbances in analysed signals and characterizes the type of disturbances. Duration and magnitude of voltage sags are measured, transients are located in the width of the signal. Furthermore, meaningful time and frequency components of transients are measured. The whole method is implemented and tested over a sample representing recorded disturbances. Detection and measurement results are compared using classical methods.

[73] **Discussion of "Characterization of distribution power quality events with Fourier and wavelet transforms"**

Funabashi, T.; Santoso, S.; Grady, W.M.; Powers, E.J.; Lamoree, J.; Bhatt, S.C.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 15 Issue: 4 , Oct. 2000
Page(s): 1343 -1344
Abstract :
The author discusses the original paper ("Characterization of distribution power quality events with Fourier and wavelet transforms", S. Santoso et al., see ibid., vol. 15, no. 1, p. 247-54, 2000) and presents his observations. The original authors' response to the discussion is also included.

[74] **Discussion of "Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier-Part 1: theoretical foundation"**

Negnevitsky, M.; Faybisovich, V.; Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Parsons, A.C. Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 15 Issue: 4 , Oct. 2000
Page(s): 1347 -1348
Abstract :
The authors discuss the original paper ("Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier-Part 1: theoretical foundation", S.

Santoso et al., see ibid., vol. 15, no. 1, p. 222-8, 2000) and present their observations. The original authors' response to the discussions are included.

[75] **Discussion on "Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier. 2. Application"**

Negnevitsky, M.; Faybisovich, V.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 15 Issue: 4 , Oct. 2000
Page(s): 1354 -1355
Abstract :
M. Negnevitsky and V. Faybisovich comment separately on the paper by S. Santoso et al. (see ibid., vol.15, no.1, p.229-35, 2000). Negnevitsky asks questions regarding the wavelet based neural classifier. Faybisovich asks questions regarding the type of wavelet chosen and the learning scheme. The original authors reply to the comments.

[76] **Power quality assessment and load identification**

Cano Plata, E.A.; Tacca, H.E.
Harmonics and Quality of Power, 2000. Proceedings. Ninth International Conference on , Volume: 3 , 2000
Page(s): 840 -845
Abstract :
The number and power of loads that pollute, from an electric point of view, the electric network are constantly increasing. For this reason, this study aims to define a parameter to assess, in terms of distortion and unbalance, the quality of an electric network. Taking, as a starting point, the advantages and limitations of wavelets methods proposed in the literature, a new index useful for quantifying the load characteristic, is introduced. The efficiency of this index has been verified by computer simulations to assess the method applicability to three-wire measurements of instantaneous power theory, in many realistic situations.

[77] **Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier. I. Theoretical foundation.**

Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Parsons, A.C.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 15 Issue: 1 , Jan. 2000
Page(s): 222 -228
Abstract :
Existing techniques for recognizing and identifying power quality disturbance waveforms are primarily based on visual inspection of the waveform. It is the purpose of this paper to bring to bear recent advances, especially in wavelet transforms, artificial neural networks, and the mathematical theory of evidence, to the problem of automatic power quality disturbance waveform recognition. Unlike past attempts to automatically identify disturbance waveforms where the identification is performed in the time domain using an individual artificial neural network, the proposed recognition scheme is carried out in the wavelet domain using a set of multiple neural networks. The outcomes of the networks are then integrated using decision making schemes such as a simple voting scheme or the Dempster–Shafer theory of evidence. With such a configuration, the classifier is capable of providing a degree of belief for the identified disturbance waveform.

[78] **Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier. II. Application**

Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Parsons, A.C.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 15 Issue: 1 , Jan. 2000
Page(s): 229 -235
Abstract :
A wavelet-based neural classifier is constructed and thoroughly tested under various conditions, The classifier is able to provide a degree of belief for the identified waveform. The degree of belief gives an indication about the goodness of the decision made. It is also equipped with an acceptance threshold so that it can reject ambiguous disturbance waveforms. The classifier is able to achieve the accuracy rate of more than 90% by rejecting less than 10% of the waveforms as ambiguous.

[79] **TRANSIENTMETER: a distributed measurement system for power quality monitoring**

Daponte, P.; Di Penta, M.; Mercurio, G.
Harmonics and Quality of Power, 2000. Proceedings. Ninth International Conference on , Volume: 3 , 2000
Page(s): 1017 -1022
Abstract :
The paper deals with the design and implementation of TRANSIENTMETER, a monitoring system for the detection, classification and measurement of disturbances on electrical power systems. TRANSIENTMETER uses a CORBA architecture as communication interface, wavelet-based methods for automatic signal classification and characterization, and a smart trigger circuit for the detection of disturbances.

[80] **Wavelet based on-line disturbance detection for power quality applications**

Karimi, M.; Mokhtari, H.; Iravani, M.R.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 15 Issue: 4 , Oct. 2000
Page(s): 1212 -1220
Abstract :
This paper introduces a new online voltage disturbance detection approach based on the wavelet transform. The proposed approach: (1) identifies voltage disturbances; and (2) discriminates the type of event which has resulted in the voltage disturbance, e.g. either a fault or a capacitor-switching incident. The proposed approach is: (1) significantly faster; and (2) more precise in discriminating the type of transient event than conventional voltage-based disturbance detection approaches. The feasibility of the proposed disturbance detection approach is demonstrated based on digital time-domain simulation of a power distribution system using the PSCAD/EMTDC software package.

2001

[81] **A de-noising scheme for enhancing wavelet-based power quality monitoring**

Hong-Tzer Yang; Chiung-Chou Liao
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 16 Issue: 3 , July 2001
Page(s): 353 -360
Abstract :

By means of the wavelet transform (WT), a power quality (PQ) monitoring system could easily and correctly detect and localize the disturbances in the power systems. However, the signal under investigation is often corrupted by noises, especially the ones with overlapping high-frequency spectrum of the transient signals. The performance of the WT in detecting the disturbance would be greatly degraded, due to the difficulty of distinguishing the noises and the disturbances. To enhance the capability of the WT-based PQ monitoring system, this paper proposes a de-noising approach to detection of transient disturbances in a noisy environment. In the proposed de-noising approach, a threshold of eliminating the influences of noises is determined adaptively according to the background noises. The abilities of the WT in detecting and localizing the disturbances can hence be restored. To test the effectiveness of the developed de-noising scheme, employed were diverse data obtained from the EMTP/ATP programs for the main transient disturbances in the power systems as well as from actual field tests. Using the approach proposed in this paper, remarkable efficiency of monitoring the PQ problems and high tolerance to the noises are approved.

[82] **Monitoring HVDC systems using wavelet multi-resolution analysis**

Gaouda, A.M.; El-Saadany, E.F.; Salama, M.M.A.; Sood, V.K.; Chikhani, A.Y.
Power Systems, IEEE Transactions on, Volume: 16 Issue: 4
Page(s): 662 - 670
ISSN: 0885-8950

Abstract :

The paper presents a disturbance classification technique based on wavelet multi-resolution analysis. The wavelet multi-resolution transform is introduced as a tool for providing discriminative, translation-invariant features with small dimensions to classify different disturbances in an HVDC transmission system. The proposed method extracts features from signals monitored on both DC and AC sides of the HVDC system. It is shown that monitored signals show promising features that can classify different disturbances that may occur anywhere in the HVDC system.

[83] **On-line disturbance classification using nearest neighbor rule**

A. M. Gaouda, S. H. Kanoun and M. M. A. Salama
Electric Power Systems Research, Volume 57, Issue 1, 31 January 2001,
Page(s): 1-8

Abstract :

This paper presents an automated on-line disturbance classification technique for different power quality problems. This technique is based on wavelet multi-resolution analysis and nearest neighbours pattern recognition method. The wavelet-multi-resolution transform is introduced as a powerful tool for feature extraction. It has the ability to extract discriminative, translation invariant features with small dimensionality in order to classify different disturbances. The nearest neighbour pattern recognition technique is then implemented to classify different disturbances and evaluate the efficiency of the extracted features.

[84] **Proposed wavelet-neurofuzzy combined system for power quality violations detection and diagnosis**

Elmitwally, A.; Farghal, S.; Kandil, M.; Abdelkader, S.; Elkateb, M.
Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings- , Volume: 148 Issue: 1 , Jan. 2001
Page(s): 15 -20

Abstract :
A system for the identification of power quality violations is proposed. It is a two-stage system that employs the potentials of the wavelet transform and the adaptive neurofuzzy networks. For the first stage, the wavelet multiresolution signal analysis is exploited to denoise and then decompose the monitored signals of the power quality events to extract its detailed information. A new optimal feature-vector is suggested and adopted in learning the neurofuzzy classifier. Thus, the amount of needed training data is extensively reduced. A modified organisation map of the neurofuzzy classifier has significantly improved the diagnosis efficiency. Simulation results confirm the aptness and the capability of the proposed system in power quality violations detection and automatic diagnosis.

[85] **Unified power quality conditioner with a novel control algorithm based on wavelet transform**

Elnady, A.; Goauda, A.; Salama, M.M.A.
Electrical and Computer Engineering, 2001. Canadian Conference on , Volume: 2 , 2001
Abstract :
Power quality problems have received a great attention nowadays because of their bad economical impacts on both utilities and costumers. The current harmonics are the most common power quality problem, and the voltage sag is the most severe one. This paper introduces a new control algorithm based on wavelet transform for Unified Quality Conditioner (UPQC) to suppress current harmonics and voltage sags. The proposed control algorithm is verified by digital simulation results using PSCAD/EMTDC.

[86] **Wavelet and neural structure: a new tool for diagnostic of power system**

Borras, D.; Castilla, M.; Moreno, N.; Montano, J.C.
Industry Applications, IEEE Transactions on , Volume: 37 Issue: 1 , Jan.-Feb. 2001
Page(s): 184 -190
Abstract :
The Fourier transform can be used for the analysis of non-stationary signals, but the Fourier spectrum does not provide any time-domain information about the signal. When the time localization of the spectral components is needed, a wavelet transform giving the time-frequency representation of the signal must be used. In this paper, using wavelet analysis and neural systems as a new tool for the analysis of power system disturbances, disturbances are automatically detected, compacted and classified. An example showing the potential of these techniques for diagnosis of actual power system disturbances is presented.

2002

[87] **Experimental performance evaluation of a wavelet-based on-line voltage detection method for power quality applications**

Mokhtari, H.; Karimi-Ghartemani, M.; Iravani, M.R.
IEEE Transactions on Power Delivery, Vvol. 17, No. 1 , Jan. 2002
Page(s): 161161-172.
Abstract :
This paper evaluates performance of a wavelet-based, on-line (real-time) voltage detection scheme for power quality applications. The objectives are: 1) to demonstrate suitability of the proposed method in detecting faults/disturbances in a

power system and 2) to compare its performance with that of a conventional scheme. Two (STS) systems are chosen as frameworks for comparison; a low-voltage laboratory STS setup for which measured results are provided, and a medium-voltage STS system for which detection times are derived based on simulation, using the EMTDC/PSCAD.

Estimación de la demanda

1998

[88] **An ANN and wavelet transformation based method for short term load forecast**
Ma Ning; Chen Yunping
Energy Management and Power Delivery, 1998. Proceedings of EMPD '98. 1998 International Conference on , Volume: 2 , 1998
Page(s): 405 -410 vol.2
Abstract :
A new method for short term load forecast based on an artificial neural network (ANN) and wavelet transformation is presented in this paper. The load series is mapped onto some sub-series with wavelet transformation and then the sub-series are forecast by ANN. Weather factors are taken into account in forecasting. After all sub-series of load series are forecast, the whole predicted load series can be composed or reconstructed. In addition, a new BP algorithm is proposed to speed up the training process and improve the convergence of the ANN. All experimental results show the correctness of the principles proposed and the feasibility of the algorithm.

2000

[89] **A hybrid wavelet-Kalman filter method for load forecasting**
Tongxin Zheng, Adly A. Girgis and Elham B. Makram
Electric Power Systems Research, Volume 54, Issue 1, 5 April 2000
Page(s): 11-17
Abstract :
This paper presents a wavelet transform method for load forecasting. The stochastic nature of the wavelet coefficients for the daily load variation is studied by the decomposition scheme of multiresolution analysis (MRA). The study indicates that the stochastic process of the wavelet coefficients can be modelled as a random walk process. Therefore, the wavelet coefficients are modelled as the state variables of Kalman filters. The best estimation of the wavelet coefficients is obtained by the recursive Kalman filter algorithm. The predicted daily load is the inverse of the predicted wavelet coefficients. Based on the above procedure, two models (weather insensitive and sensitive models) are presented in this paper. Results from an actual system are also presented.

[90] **A Novel Short-Term Load Forecasting Technique Using Wavelet Transform**
IN-KEUN YU ; CHANG-IL KIM ; Y. H. SONG
Electric Machines and Power Systems, Vol 28, 2000
Page(s):537–549

Copyright c s2000 Taylor & Francis

Abstract :

This paper proposes a novel wavelet transform–based technique for short-time load forecasting of weather-sensitive loads. In this paper, Daubechies D2, D4,and D10 wavelet transforms are adopted to predict short-term loads, and the numerical results reveal that certain wavelet components can effectively be used to identify the load characteristics in electric power systems. The wavelet coefficients associated with certain frequency and time localization are adjusted using the conventional multiple regression method and then reconstructed in order to forecast the final loads through a three-scale synthesis technique. The outcome of the study clearly indicates that the proposed wavelet transform approach can be used as an attractive and effective means for short-term load forecasting.

[91] **Wavelet transform and neural networks for short-term electrical load forecasting**

S. J. Yao, Y. H. Song, L. Z. Zhang and X. Y. Cheng

Energy Conversion and Management, Volume 41, Issue 18, 1 December 2000, Page(s) 1975-1988

Abstract :

Demand forecasting is key to the efficient management of electrical energy systems. A novel approach is proposed in this paper for short term electrical load forecasting by combining the wavelet transform and neural networks. The electrical load at any particular time is usually assumed to be a linear combination of different components. From the signal analysis point of view, load can also be considered as a linear combination of different frequencies. Every component of load can be represented by one or several frequencies. The process of the proposed approach first decomposes the historical load into an approximate part associated with low frequencies and several detail parts associated with high frequencies through the wavelet transform. Then, a radial basis function neural network, trained by low frequencies and the corresponding temperature records is used to predict the approximate part of the future load. Finally, the short term load is forecasted by summing the predicted approximate part and the weighted detail parts. The approach has been tested by the 1997 data of a practical system. The results show the application of the wavelet transform in short term load forecasting is encouraging.

2001

[92] **An adaptive neural-wavelet model for short term load forecasting**

Bai-Ling Zhang and Zhao-Yang Dong

Electric Power Systems Research, Volume 59, Issue 2, 28 September 2001

Page(s): 121-129

Abstract :

This paper proposed a novel model for short term load forecast in the competitive electricity market. The prior electricity demand data are treated as time series. The forecast model is based on wavelet multi-resolution decomposition by autocorrelation shell representation and neural networks (multilayer perceptions, or MLPs) modelling of wavelet coefficients. To minimize the influence of noisy low level coefficients, we applied the practical Bayesian method Automatic Relevance Determination (ARD) model to choose the size of MLPs, which are then trained to provide forecasts. The individual wavelet domain forecasts are recombined to form the accurate overall forecast. The proposed method is tested using Queensland electricity demand data from the Australian National Electricity Market.

[93] **Evolving wavelet-based networks for short-term load forecasting**
Huang, C.-M.; Yang, H.-T.
Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings- , Volume: 148 Issue: 3 , May 2001
Page(s): 222 -228
Abstract :
A new short-term load forecasting (STLF) approach using evolving wavelet-based networks (EWNs) is proposed. The EWNs have a three-layer structure, which contains the wavelet (input-layer), weighting (intermediate-layer), and summing (output-layer) nodes, respectively. The networks are evolved by tuning the parameters of translation and dilation in the wavelet nodes and the weighting factors in the weighting nodes. Taking the advantages of global search abilities of evolutionary computing as well as the multi-resolution and localisation natures of the wavelets, the EWNs thus constructed call identify the inherent nonlinear characteristics of the power system loads. The proposed approach is verified through different types of data for the Taiwan power (Taipower) system and substation loads, as well as corresponding weather variables. Comparisons of forecasting error and constructing time reveal that the performance of the EWNs could be superior to that of the existing artificial neural networks (ANNs).

<u>Medidas</u>

1998

[94] **Power measurement using the wavelet transform**
Weon-Ki Yoon; Devaney, M.J.
Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on , Volume: 47 Issue: 5 , Oct. 1998
Page(s): 1205 -1210
Abstract :
This paper provides the theoretical basis for and demonstrates the practical application of power/energy and rms measurements directly from the wavelet transform data associated with each voltage current element pair. The advantage of using the wavelet transform data directly is that it provides the distribution of the power and energy with respect to the individual frequency bands associated with each level of the wavelet analysis. Frequency separation into the various wavelet levels is achieved using IIR filters because their magnitude characteristics are much better than typical FIR filters of equivalent complexity. The IIR poly-phase network strategy yields a simpler wavelet filter bank design.

2000

[95] **Reactive power measurement using the wavelet transform**
Weon-Ki Yoon; Devaney, M.J.
Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on , Volume: 49 Issue: 2 , April 2000
Page(s): 246 -252
Abstract :

This paper provides the theoretical basis for the measurement of reactive and distortion powers from the wavelet transforms. The measurement of reactive power relies on the use of broad-band phase-shift networks to create concurrent in-phase currents and quadrature voltages. The wavelet real power computation resulting from these 90/spl deg/ phase-shift networks yields the reactive power associated with each wavelet frequency level or sub-band. The distortion power at each wavelet sub-band is then derived from the real, reactive and apparent powers of the sub-band, where the apparent power is the product of the v, i element pair's sub-band rms voltage and current. The advantage of viewing the real and reactive powers. In the wavelet domain is that the domain preserves both the frequency and time relationship of these powers. In addition, the reactive power associated with each wavelet sub-band is a signed quantity and thus has a direction associated with it. This permits tracking the reactive power flow in each sub-band through the power system.

2001

[96] **Wavelet packet transform for RMS values and power measurements**
Hamid, E.Y.; Kawasaki, Z.-I.
IEEE Power Engineering Review , Volume: 21 Issue: 9 , Sept. 2001
Page(s): 49 -51
Abstract :
This paper proposes an approach based on wavelet packet transform (WPT) for root mean square (RMS) values of voltage and power measurements. The algorithm can simultaneously measure the distribution of the RMS of voltage or current and power with respect to individual frequency bands from the wavelet coefficients associated with each voltage current pair. The advantage of the WPT is that it can decompose a power system waveform into uniform frequency bands, which are important for identification of harmonic components and measurement of harmonic parameters. The algorithm is validated using simulated waveforms.

<u>Otros</u>

Máquinas eléctricas

2001

[97] **A unified wavelet-based approach to electrical machine modeling**
Fedrigo, S.; Gandelli, A.; Monti, A.; Ponci, F.
Electric Machines and Drives Conference, 2000. IEMDC 2001. IEEE International , 2001
Page(s): 765 -769
Abstract :
The paper presents an original approach to electrical machine modelling based on wavelet transformation. The main purpose of the approach is to give a more detailed description of the field in the airgap removing the hypothesis of sinusoidal field distribution typical of a traditional space-phasor approach. As a result, a more detailed closed-form analysis is possible including torque ripple evaluation.

Motores

1999

[98] **End effect analysis of linear induction motor based on the wavelet transform technique**

Mori, Y.; Torii, S.; Ebihara, D.
Magnetics, IEEE Transactions on , Volume: 35 Issue: 5 Part: 2 , Sept. 1999
Page(s): 3739 -3741
Abstract :
The performance of LIM is degraded due to the influence of the end effects. LIM is analysed using the Fourier series expansion to throw light on this problem. However, when we want to obtain the high-accuracy in this technique, the number of times for calculation is increased. In the case of the wavelet transform technique, as the wavelet coefficients converge rapidly to zero, this technique has been applied to analyse the end effects of LIM. In this paper, we investigated the method for determining mother wavelet.

Potencia

2000

[99] **Some notes on wavelet analysis of time-variant electrical networks**

Gandelli, A.; Leva, S.
Circuits and Systems, 2000. Proceedings of the 43rd IEEE Midwest Symposium on , Volume: 3 , 2000
Page(s): 1166 -1169
Abstract :
After presenting a new approach for the analysis and the resolution of linear time variant circuits base on wavelets functions the author are introducing some specific consideration relates to matrix properties associated to such methodology. The simple recursive algorithm for the construction of the integral and convolution matrixes and the topological matrix are evaluated more in depth in order to outcome the most interesting features proposal for numerical optimisations are also given. And example including a three phase inverter study using such technique is presented

Transformadores

2001

[100] **Condition assessment of power transformer on-load tap-changers using wavelet analysis**

Pengju Kang; Birtwhistle, D.
Power Delivery, IEEE Transactions on , Volume: 16 Issue: 3 , July 2001
Page(s): 394 -400
Abstract :
The operation of a power transformer on-load tap-changer (OLTC) produces a well-defined series of vibration bursts as its signature. Due to the harmonic and

non-stationary nature of the transient vibration signal, traditional frequency and time-frequency techniques are on longer effective for characterization of this type of vibration signals, as the localized time domain features, such as delays between bursts, the number of bursts, and the strengths of bursts, are essential for the condition assessment of OLTC. A wavelet transform based technique is developed in this paper to characterize the OLTC vibration signals. This technique gives a simplified format for displaying and representing the essential features of the OLTC vibration signatures. Application results from a selector type OLTC demonstrate that the features extracted in the wavelet domain can be utilized to provide reliable indications of the actual heath of an OLTC.

Web

General

1997

[101] **Wavelets and Filter Banks**

Gilbert Strang and Truong Q. Nguyen
Web http://saigon.ece.wisc.edu/~waveweb/Tutorials/book.html
Abstract :
This new textbook by Gilbert Strang and Truong Nguyen offers a clear and easy-to-understand introduction to two central ideas -- filter banks for discrete signals, and wavelets. The connections are fully explained -- the wavelet is determined by a choice of filter coefficients. All important wavelet properties (orthogonality or biorthogonality, symmetry, accuracy of approximation, and smoothness) come from specific properties of the filters. The text shows how to construct those filters and wavelets. The applications are very widespread -- and they continue to develop rapidly. The book gives a direct approach to signal processing and image processing through filter banks that iterate on the lowpass filter (this is the wavelet idea). Blocking and ringing artefacts are analysed, along with many MATLAB applications. Wavelets and Filter Banks is written for the very broad audience that uses these ideas

2000

[102] **Applied Wavelet Analysis Courses**

Web http://www.wavelets.com/
Abstract :
Información general de wavelets, aparece índice de libros en el área.

[103] **Applying the Haar Wavelet Transform to Time Series Information**

Web http://www.bearcave.com/misl/misl_tech/wavelets/haar.html
Abstract :
Tutorial general

2001

[104] **Pagina web de Shyh-Jier Huang**
Shyh-Jier Huang
Web http://www.ee.ncku.edu.tw/chinese/professor/teac53.html
Abstract :
Este autor tiene más de 10 publicaciones en nuestra B.D.

[105] **UC Berkeley Wavelet Group**

Web http://gabor.eecs.berkeley.edu/
Abstract :
Documentación general sobre wavelet.

[106] **Wavelet Resources**

Web http://www.ee.umanitoba.ca/~ferens/wavelets.html
Abstract :
Web con archivos .pdf sobre información general y especifica de wavelets, pero no aparecen aplicaciones en SEP. Aparecen algoritmos y mucho mas.

Matlab

2000

[107] **Mathematica Activities Matlab**

Web
Abstract :
Un conjunto de programas de matlab

2001

[108] **Kevin S. Amaratunga web page**
Kevin S. Amaratunga
Web http://wavelets.mit.edu/
Abstract :
Aparece un curso general de wavelets con aplicaciones en Matlab.

[109] **WAVELAB 802 for Matlab5.x**

Web http://www-stat.stanford.edu/~wavelab/
Abstract :
WaveLab is a collection of Matlab functions that have been used by the authors and collaborators to implement a variety of computational algorithms related to

wavelet analysis. A partial list of the techniques made available:
orthogonal wavelet transforms,
biorthogonal wavelet transforms,
translation-invariant wavelets,
interpolating wavelet transforms,
cosine packets,
wavelet packets,
matching pursuit,
and a lot more... It includes more than 1100 Matlab files, datasets, and demonstration scripts. Some computationally expensive routines have been implemented as Matlab MEX functions.

[110] **Wavelet Sites**

Web http://epore.mit.edu/~tgowrish/tgowrish/wlet.html
Abstract :
Muchas referencias a sitios relacionados con wavelet de diferentes universidades.

Tutorial

1995

[111] **Tutorial on continuous wavelet analysis of experimental data**
Jacques Lewalle
Web Syracuse University
http://www.ecs.syr.edu/faculty/lewalle/tutor/tutor.html
Abstract :
Our purpose is to make the wavelet techniques approachable without unnecessary mathematical sophistication. Therefore, graphics are more important than the formulae or analytical results, shown in small print. Also, with the expectation that the user wants to interrogate his or her data from the viewpoint of the underlying physics, only a few simple wavelets with readily interpretable transforms are used: the first two Gaussians and the Morlet wavelets. The examples range from cosines to modulated and intermittent data.

1996

[112] **The engineer's ultimate guide to wavelet analysis**
Robi Polikar
Web http://engineering.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTtutorial.html
Abstract :
Un tutorial en el web sobre teoría de wavelet

1998

[113] **A wavelet tour of signal processing**
Stéphane Mallat
Academic Press, 1998
http://cas.ensmp.fr/~chaplais/Wavetour_presentation/Wavetour_presentation_US.html

Abstract :
Apunte

1999

[114] **Tutorial slides on wavelets**
Gregory Mc Garry
Signal Processing research centre
Abstract :
Transparencias muy básicas sobre wavelet

2000

[115] **Amara's wavelet page**

Web http://www.amara.com/current/wavelet.html
Abstract :
Pagina muy conocida entrega diversas información, incluyendo un curso detallado de wavelets.

Anexo I

PROGRAMAS EN MATLAB

senales.m

```
%Representación de señales sinusoidales de diferente frecuencia: 3 Hz,
%10 %Hz Y 50 Hz
%
%Transformada de Fourier de una señal sinusoidal de 50 Hz

clear all
close all
npuntos=256; %número de puntos de la señal
t=0:1/npuntos:1;
tiempo=1000*t;
w=2*pi;
%señal de 3 hz
y3=cos(w*3*t);

%señal de 10 Hz
y10=cos(w*10*t);

%señal de 50 Hz
y50=cos(w*50*t);

figure(1)
subplot(3,1,1);
plot(tiempo,y3)
xlabel('Tiempo [ms]');
axis([0,1000,-1,1]);
title('Señal de 3 Hz','fontweight','bold');
grid on
subplot(3,1,2);
plot(tiempo,y10)
xlabel('Tiempo [ms]');
axis([0,1000,-1,1]);
title('Señal de 10 Hz','fontweight','bold');
grid on
subplot(3,1,3);
plot(tiempo,y50)
xlabel('Tiempo [ms]');
axis([0,1000,-1,1]);
title('Señal de 50 Hz','fontweight','bold');
grid on

%Transformada Fourier o contenido en frecuencia de la señal de 50 Hz

ft50=fft(y50);
figure(2)
subplot(2,1,1)
plot(abs(ft50))
xlabel('Frecuencia [Hz]');
title('Espectro de frecuencias de la señal de 50
Hz','fontweight','bold');
axis([0,npuntos,0,600]);
grid on
subplot(2,1,2)
plot(abs(ft50))
xlabel('Frecuencia [Hz]');
axis([0,npuntos/2,0,600]);
grid on
```

estacionaria.m

```
%Estudio de una señal estacionaria con contenido de 10,25,50 y 100 Hz
%y su respectivo espectro de frecuencia

clear all
close all

npuntos=512;
t=0:1/npuntos:1;
w=2*pi;
tiempo=1000*t;
x=cos(w*10*t)+cos(w*25*t)+cos(w*50*t)+cos(w*100*t);
figure(3)
plot(tiempo,x)
xlabel('Tiempo [ms]');
title('Señal estacionaria con contenido de 10, 25, 50 y 100 Hz');
grid on
ft=fft(x);
figure(4)
subplot(2,1,1)
plot(abs(ft))
xlabel('Frecuencia [Hz]');
title('Espectro de frecuencias de la señal de 10,25,50 y 100 Hz
estacionaria','fontweight','bold');
axis([0,npuntos,0,600]);
grid on
subplot(2,1,2)
plot(abs(ft))
xlabel('Frecuencia [Hz]');
axis([0,npuntos/8,0,600]);
grid on
```

noestacionaria.m

```
%Estudio de una señal no estacionaria con contenido de 10,25,50 y 100
%Hz y su respectivo espectro de frecuencia

clear all
close all

npuntos=1024;
w=2*pi;
t=0:1/npuntos:1;
t1=t(1:npuntos*0.3);
t2=t(npuntos*0.3:npuntos*0.6);
t3=t(npuntos*0.6:npuntos*0.8);
t4=t(npuntos*0.8:npuntos);
tiempo=1000*t;
x1=sin(w*100*t1);
x2=sin(w*50*t2);
x3=sin(w*25*t3);
x4=sin(w*10*t4);
x=[x1 x2 x3 x4];
figure(5)
plot(tiempo,x)
xlabel('Tiempo [ms]');
title('Señal estacionaria no estacionaria con contenido de 10, 25, 50
y 100 Hz');
grid on
ft=fft(x);
figure(6)
subplot(2,1,1)
plot(abs(ft))
xlabel('Frecuencia [Hz]');
title('Espectro de frecuencias de la señal de 10,25,50 y 100 Hz no
estacionaria','fontweight','bold');
axis([0,npuntos,0,200]);
grid on
subplot(2,1,2)
plot(abs(ft))
xlabel('Frecuencia [Hz]');
axis([0,npuntos/3,0,200]);
grid on
```

STFT.m

```
%STFT de una señal no estacionaria con contenido de 10,25,50 y 100 Hz
%Se emplea una ventana del tipo gaussiana con diferentes valores de
%amplitud a
%
%Subrutinas empleadas:
%          - WindowFT
%
%Nota: el parámetro a se introduce en la subrutina Makewindow,
%que es parte de la subrutina WindowFT

close all;
clear all;

w=2*pi;
npuntos=512;
t=0:1/npuntos:1;
t1=t(1:npuntos*0.3);
t2=t(npuntos*0.3:npuntos*0.6);
t3=t(npuntos*0.6:npuntos*0.8);
t4=t(npuntos*0.8:npuntos);
tiempo=1000*t;
x1=sin(w*100*t1);
x2=sin(w*50*t2);
x3=sin(w*25*t3);
x4=sin(w*10*t4);
x=[x1 x2 x3 x4];
specgm = WindowFT(x,npuntos/4,25,'Gaussian');
z=abs(specgm);
mesh(z);
```

STFTestacionaria.m

```
%STFT de una señal estacionaria con contenido de 10,25,50 y 100 Hz
%Se emplea una ventana del tipo gaussiana con diferentes valores de
%amplitud a
%
%Subrutinas empleadas:
%          - WindowFT
%
%Nota: el parámetro a se introduce en la subrutina Makewindow,
%que es parte de la subrutina WindowFT

close all;
clear all;

npuntos=512;
t=0:1/npuntos:1;
w=2*pi;
tiempo=1000*t;
x=cos(w*10*t)+cos(w*25*t)+cos(w*50*t)+cos(w*100*t);
specgm = WindowFT(x,npuntos/2,32,'Gaussian');
z=abs(specgm);
mesh(z);
```

Makewindow.m

```
function win=MakeWindow(Name,n)
% MakeWindow -- Make artificial Window
%  Usage
%    wig = MakeWindow(Name,n)
%  Inputs
%    Name   string: 'Rectangle', 'Hanning', 'Hamming',
%            'Gaussian', 'Blackman';
%    n      desired half Window length
%  Outputs
%    win    1-d Window, with length 2n+1;
%  Description
%    Rectangle    1
%    Hanning      cos(pi*t)^2
%    Hamming      .54 + .46cos(2pi*t)
%    Gaussian     exp(-18 * t^2/2)
%    Blackman     .42 + .50*cos(2pi*t) + .08cos(4.*pi.*t)
%  Examples
%     win = MakeWindow('Rectangle',17);   plot(win);
%     win = MakeWindow('Hanning',  17);   plot(win);
%     win = MakeWindow('Hamming',  17);   plot(win);
%     win = MakeWindow('Gaussian', 17);   plot(win);
%     win = MakeWindow('Blackman', 17);   plot(win);
%  See Also
%
%  Algorithm
%    Easy to implement.
%  References
%    Mallat, "A Wavelet Tour of Signal Processing"; 4.2.2 Choice of
Window.
%
a=180; %Amplitud de la ventana Gaussiana

t = ((1:(2*n+1))-(n+1))./n./2;

 if strcmp(Name,'Rectangle'),
   win = ones(size(t));
 elseif strcmp(Name,'Hanning'),
   win = realpow(cos(pi.*t),2);
 elseif strcmp(Name,'Hamming'),
   win = .54 + .46*cos(2.*pi.*t);
 elseif strcmp(Name,'Gaussian'),
    %win = exp(-realpow(t,2)*18);
    win=exp(-a*t.^2/2);                %modificado por hdr para
ejecutar en M 5.3
 elseif strcmp(Name,'Blackman'),
   win = .42 + .50*cos(2.*pi.*t) + .08*cos(4.*pi.*t);
 end;
% Copyright (c) 1996. Xiaoming Huo
% Modified by Maureen Clerc and Jerome Kalifa, 1997
% clerc@cmapx.polytechnique.fr, kalifa@cmapx.polytechnique.fr
% Part of WaveLab Version 802
% Built Sunday, October 3, 1999 8:52:27 AM
% This is Copyrighted Material
% For Copying permissions see COPYING.m
% Comments? e-mail wavelab@stat.stanford.edu
```

WindowFT.m

```
function specgm = WindowFT(sig,w,m,Name,titl)
% WindowFT -- Window Fourier Transform
%  Usage
%    specgm = WindowFT(sig,w,m,Name,titl)
%  Inputs
%    sig      1-d signal
%    w        window half-length, default = n/2
%    m        inter-window spacing, default=1
%    Name     string: 'Rectangle', 'Hanning', 'Hamming',
%             'Gaussian', 'Blackman'; Default is 'Rectangle'
%    titl     Optional Title String Modifier
%  Outputs
%    specgm   Window Fourier Transform of sig, n+1 by n complex matrix
%  Side Effects
%    Image Plot of the Window Fourier Transform
%  Description
%  Algorithm
%     supposes signal is non-periodic, i.e. zero-padded
%  Example
%    sig = ReadSignal('Caruso');
%    sig = sig(1:128);
%    specgm = WindowFT(sig);
%  See Also
%    MakeWindow IWindowFT
%  References
%    Mallat, "A Wavelet Tour in Signal Processing";
%            4.2.3 Discrete Windowed Fourier Transform.
%
   sig = sig(:);
   n = length(sig);
   f = [zeros(n,1); sig; zeros(n,1)];

% Default parameters,
   if nargin < 2,
      w = n/2;
   end;
   if nargin < 3,
      m=1;
   end;
   if nargin < 4,
      Name = 'Rectangle';
   end;
   if nargin < 5,
      titl = [];
   end;

% Initialize output matrix,
   nw     = floor(n ./ m);
   specgm = zeros(n,nw);
   % specgm=[];
   ix     = ((-w):w);
   win    = MakeWindow(Name,w);
   win    = win(:);

% Computing Window Fourier Transform
   for l=1:nw,
           totseg = zeros(1,3*n);
      t = 1+ (l-1)*m;
```

```
      tim = n + t + ix;
      seg = f(tim);
      seg = seg.*win;

      totseg(tim) = seg;

      localspec = fft(totseg(n+1:2*n));
       specgm(:,l)  = localspec(1:n)';

%window = rshift(window')';
end

%
% Make Window Fourier Transform Display
   specgmShow = abs(specgm(1:(n/2+1),:));
   spmax = max(max(specgmShow));
   spmin = min(min(specgmShow));
   colormap(hsv(256))
   image(linspace(0,n,n),linspace(0,n/2,n/2+1),256*(specgmShow-
spmin)/(spmax-spmin));

   axis('xy')
   xlabel('')
   ylabel('Frequency')

   if nargout==0,
      specgm = [];
   end

% Copyright (c) 1996. Xiaoming Huo
%
% Modified by Maureen Clerc and Jerome Kalifa, 1997
% clerc@cmapx.polytechnique.fr, kalifa@cmapx.polytechnique.fr
% Part of WaveLab Version 802
% Built Sunday, October 3, 1999 8:52:27 AM
% This is Copyrighted Material
% For Copying permissions see COPYING.m
% Comments? e-mail wavelab@stat.stanford.edu
```

fgauss.m

```
%Representación de la función gaussiana para distintas anchuras a

close all
clear all

npuntos=1024;
t=0:1/npuntos:1;

a = 1800;
fgauss=exp(-a*(t-0.5).^2/2);
tiempo=t*1000;
subplot(2,2,1);
plot(tiempo,fgauss)
title('a = 1800');

a = 180;
fgauss=exp(-a*(t-0.5).^2/2);
tiempo=t*1000;
subplot(2,2,2);
plot(tiempo,fgauss)
title('a = 180');

a = 18;
fgauss=exp(-a*(t-0.5).^2/2);
tiempo=t*1000;
subplot(2,2,3);
plot(tiempo,fgauss)
title('a = 18');

a = 1.8;
fgauss=exp(-a*(t-0.5).^2/2);
tiempo=t*1000;
subplot(2,2,4);
plot(tiempo,fgauss)
title('a = 1.8');
```

madres.m

```
%Algunas wavelets madres más empleadas
%
%Nota:Se  emplean  subrutinas  de  generación  de  esas  funciones  del
%toolbox wavelets de matlab 6

clear all
close all
d=dbwavf('db8');
s=symwavf('sym6');
c=coifwavf('coif3');

x=[0 250];
y=[-0.045 -0.045];
subplot(2,2,1)
line(x,y)
x=[250 250];
y=[-0.045 0.045];
line(x,y)
x=[250 550];
y=[0.045 0.045];
line(x,y)
axis([0,600,-0.05,0.05]);
title('Harr 4');
subplot(2,2,2)
plot(d)
title('Daubechies 8');
subplot(2,2,3)
plot(c)
title('Coiflet 3');
subplot(2,2,4)
plot(s)
title('Symmlet 6');
```

ejemescalas.m

```
%Ejemplo de una función coseno para distintas escalas

npuntos=1024;
t=0:1/npuntos:1;
tiempo=t*1000;
w=2*pi;
x=cos(w*5*t);% Frecuencia de 5 Hz
subplot(2,2,1)
plot(tiempo,x);
xlabel('Tiempo [ms]');
title('s = 0.2 (f = 5)');

x=cos(w*10*t);% Frecuencia de 10 Hz
subplot(2,2,2)
plot(tiempo,x);
xlabel('Tiempo [ms]');
title('s = 0.1 (f = 10)');

x=cos(w*1*t);% Frecuencia de 1 Hz
subplot(2,2,3)
plot(tiempo,x);
xlabel('Tiempo [ms]');
title('s = 1 (f = 1)');

x=cos(w*20*t);% Frecuencia de 20 Hz
subplot(2,2,4)
plot(tiempo,x);
xlabel('Tiempo [ms]');
title('s = 0.05 (f = 20)');
```

ejemCWT.m

```
%Representación  tridimensional  de  los  coeficientes  calculados
%aplicando la Transformada Wavelet Continua (CWT) de una señal no
%estacionaria con contenido de 10, 25, 50 y 100 Hz
%
%Nota: para ejecutar este programa es necesario disponer del toolbox
%de wavelet de Matlab 6

clear all
close all

npuntos=1024;
w=2*pi;
t=0:1/npuntos:1;
t1=t(1:npuntos*0.3);
t2=t(npuntos*0.3:npuntos*0.6);
t3=t(npuntos*0.6:npuntos*0.8);
t4=t(npuntos*0.8:npuntos);
tiempo=1000*t;
x1=sin(w*100*t1);
x2=sin(w*50*t2);
x3=sin(w*25*t3);
x4=sin(w*10*t4);
x=[x1 x2 x3 x4];
figure(1)
plot(tiempo,x)
coefs=cwt(x,1:32,'sym6');
figure(2)
mesh(coefs)
```

ejemCWTestacionaria.m

```
%Representacion tridimensional de los coeficientes calculados
aplicando
%la Transformada Wavelet Continua (CWT) de una señal estacionaria
%con contenido de 10, 25, 50 y 100 Hz
%
%Nota: para ejecutar este programa es necesario disponer del toolbox
de
%wavelet de Matlab 6

clear all
close all

npuntos=512;
t=0:1/npuntos:1;
w=2*pi;
tiempo=1000*t;
x=cos(w*10*t)+cos(w*25*t)+cos(w*50*t)+cos(w*100*t);
figure(1)
plot(tiempo,x)
coefs=cwt(x,1:32,'sym6');
figure(2)
mesh(abs(coefs))
```

calcCWT.m

```
%Ejemplo de la forma de cálculo de la Transformada Wavelet Continua
%(CWT)
%Se utiliza la función wavelet gaussiana
%
%El parámetro to indica el término de traslación
%El parámetro s indica la escala, o ancho de la wavelet madre

close all
clear all

npuntos=1000;
t=0:1/npuntos:1;

to=0.25;
s=10000;

a=exp(-s*(t-to).^2/2);
tiempo=t*1000;
subplot(2,2,1)
plot(tiempo,a,'r')
fill(tiempo,a,'r');
title('s = 250   to = 250');
hold on
x=-8*pi:12*pi/1000:8*pi;
senal=60*cos(x).^5.*sin(x).^7./(sin(x).^5+x+eps);
plot(senal)
axis([0,1100,-0.5,1])
grid on
xlabel('Tiempo [ms]');

to=0.45;
a=exp(-s*(t-to).^2/2);
subplot(2,2,2)
plot(tiempo,a,'r')
fill(tiempo,a,'r');
title('s = 250   to = 450');
hold on
x=-8*pi:12*pi/1000:8*pi;
senal=60*cos(x).^5.*sin(x).^7./(sin(x).^5+x+eps);
plot(senal)
axis([0,1100,-0.5,1])
grid on
xlabel('Tiempo [ms]');

to=0.65;
a=exp(-s*(t-to).^2/2);
subplot(2,2,3)
plot(tiempo,a,'r')
fill(tiempo,a,'r');
title('s = 250   to = 650');
hold on
x=-8*pi:12*pi/1000:8*pi;
senal=60*cos(x).^5.*sin(x).^7./(sin(x).^5+x+eps);
plot(senal)
axis([0,1100,-0.5,1])
grid on
xlabel('Tiempo [ms]');
```

```
to=0.75;
a=exp(-s*(t-to).^2/2);
subplot(2,2,4)
plot(tiempo,a,'r')
fill(tiempo,a,'r');
title('s = 250   to = 750');
hold on
x=-8*pi:12*pi/1000:8*pi;
senal=60*cos(x).^5.*sin(x).^7./(sin(x).^5+x+eps);
plot(senal)
axis([0,1100,-0.5,1])
grid on
xlabel('Tiempo [ms]');
```

ejem2CWT.m

```
%Representación   tridimensional   de   los   coeficientes   calculados
%aplicando  la  Transformada  Wavelet  Continua  (CWT)  de  una  señal  no
%estacionaria con contenido de 10, 25, 50 y 100 Hz
%
%Nota: para ejecutar este programa es necesario disponer del toolbox
%de wavelet de Matlab 6

clear all
close all

npuntos=1024;
w=2*pi;
t=0:1/npuntos:1;
t1=t(1:npuntos*0.3);
t2=t(npuntos*0.3:npuntos*0.6);
t3=t(npuntos*0.6:npuntos*0.8);
t4=t(npuntos*0.8:npuntos);
tiempo=1000*t;
x1=sin(w*100*t1);
x2=sin(w*50*t2);
x3=sin(w*25*t3);
x4=sin(w*10*t4);
x=[x1 x2 x3 x4];
figure(1)
plot(tiempo,x)
coefs=cwt(x,1:32,'sym6');
figure(2)
mesh(abs(coefs))
```

ejemDWT.m

```
%Ejemplo de descomposición usando la Transformada Wavelet Discreta
%(DWT) de una señal no estacionaria con contenido de 10,25,50 y 100 Hz
%
%Nota: para ejecutar este programa es necesario disponer del toolbox
%de wavelet de Matlab 6

clear all
close all

npuntos=1024;
w=2*pi;
t=0:1/npuntos:1;
t1=t(1:npuntos*0.3);
t2=t(npuntos*0.3:npuntos*0.6);
t3=t(npuntos*0.6:npuntos*0.8);
t4=t(npuntos*0.8:npuntos);
tiempo=1000*t;
x1=sin(w*100*t1);
x2=sin(w*50*t2);
x3=sin(w*25*t3);
x4=sin(w*10*t4);
x=[x1 x2 x3 x4];
x=x(1:1024);
senal=x';
longitud=length(senal);
tipo='db8';
nivel=5;
di=[];
[c,l] = wavedec(senal,nivel,tipo);

for i=1:nivel
cd=wrcoef('d',c,l,tipo,i);
di=[di;cd'];
end
k=0;
for i=nivel:-1:1
    k=k+1;
    d(k,:)=di(i,:);
end
a=wrcoef('a',c,l,tipo,nivel);
figura=[senal';a';d];

for i=1:nivel+2
    subplot(nivel+2,1,i)
    plot(figura(i,:))
    axis([0,1000,-1,1]);
    zoom
end
```

EjemDWTestacionaria.m

```
%Interpretacion de los coeficientes y detalle de la DWT aplicada a una
señal
%sinusoidal estacionaria con contenido de 10 Hz, 25 Hz, 50 Hz y 100 Hz
%
%Nota: para ejecutar este programa es necesario disponer del toolbox
de
%wavelet de Matlab 6

clear all
close all

npuntos=512;
t=0:1/npuntos:1;
w=2*pi;
tiempo=1000*t;
x=cos(w*10*t)+cos(w*25*t)+cos(w*50*t)+cos(w*100*t);
senal=x;

senal=senal';
longitud=length(senal);
tipo='sym6';
nivel=8;
di=[];

%Calculo de los coeficientes de la DWT
figure(1)
[c,l] = wavedec(senal,nivel,tipo);
plot(c);
grid on


%Calculo de los detalles de la DWT
for i=1:nivel
cd=wrcoef('d',c,l,tipo,i);
di=[di;cd'];
end
k=0;
for i=nivel:-1:1
    k=k+1;
    d(k,:)=di(i,:);
end
a=wrcoef('a',c,l,tipo,nivel);
figura=[senal';a';d];

figure(2)
for i=1:nivel+2
    subplot(nivel+2,1,i)
    plot(figura(i,:))
    axis([0,1000,-1,1]);
    zoom
end
```

ejem2DWT.m

```
%Ejemplo de interpretación de los coeficientes de la DWT
%
%Nota: para ejecutar este programa es necesario disponer del toolbox
%de wavelet de Matlab 6

clear all
close all

load rosa;  %Señal de estudio
s=w'/27;    %Señal normalizada

senal=s;
subplot(3,1,1)
plot(s)
axis=([0 2500 -1 1]);
grid on
title('Señal de estudio');
tipo='db4';
nivel=8;
di=[];
[c,l] = wavedec(senal,nivel,tipo);

subplot(3,1,2);
axis=([0 2500 -6 4]);
plot(c);
grid on
title('Coeficientes de la DWT');

subplot(3,1,3);
plot(c);
axis=([0 1600 -6 4]);
grid on
title('Detalle de los Coeficientes de la DWT');
```

ejem3DWT.m

```
%Interpretación de los coeficientes y detalle de la DWT aplicada a una
%señal sinusoidal no estacionaria con contenido de 10 Hz, 25 Hz, 50 Hz
%y 100 Hz
%
%Nota: para ejecutar este programa es necesario disponer del toolbox
de
%wavelet de Matlab 6

clear all
close all

npuntos=1024;
w=2*pi;
t=0:1/npuntos:1;
t1=t(1:npuntos*0.3);
t2=t(npuntos*0.3:npuntos*0.6);
t3=t(npuntos*0.6:npuntos*0.8);
t4=t(npuntos*0.8:npuntos);
tiempo=1000*t;
x1=sin(w*100*t1);
x2=sin(w*50*t2);
x3=sin(w*25*t3);
x4=sin(w*10*t4);
senal=[x1 x2 x3 x4];
senal=senal';
longitud=length(senal);
tipo='sym6';
nivel=8;
di=[];

%Calculo de los coeficientes de la DWT
figure(1)
[c,l] = wavedec(senal,nivel,tipo);
plot(c);
grid on

%Calculo de los detalles de la DWT
for i=1:nivel
cd=wrcoef('d',c,l,tipo,i);
di=[di;cd'];
end
k=0;
for i=nivel:-1:1
    k=k+1;
    d(k,:)=di(i,:);
end
a=wrcoef('a',c,l,tipo,nivel);
figura=[senal';a';d];

figure(2)
for i=1:nivel+2
    subplot(nivel+2,1,i)
    plot(figura(i,:))
    axis([0,1000,-1,1]);
    zoom
end
```

Anexo II

"An overview of wavelet transform applications in power systems"

AN OVERVIEW OF WAVELET TRANSFORMS APPLICATION IN POWER SYSTEMS

Rosa Mª de Castro Fernández
Electrical Engineering Department, ETSII, UPM
Universidad Politécnica de Madrid
Madrid, España
rcastro@inel.etsii.upm.es

Horacio Nelson Díaz Rojas
Electrical Engineering Department
Universidad de Tarapacá
Arica, Chile
hdiaz@uta.cl

Abstract – Wavelet transform has received great attention in power community in the last years, because are better suited for the analysis of certain types of transient waveforms than the other transforms approach. This paper presents a descriptive overview of the wavelet transform applications in power systems. The main publications carried out in this field have been analyzed and classified by areas. A list of 116 references is also provided.

Keywords: Signal processing, wavelet transform, time-frequency analysis, power systems.

1 INTRODUCTION

Wavelet transform (WT) has been introduced rather recently in mathematics, even though the essential ideas that lead to this development have been around for a longer period of time. It is a linear transformation much like the Fourier transform, however it allows time localization of differences frequency components of a given signal; windowed Fourier transform (STFT) also partially achieves the same goal, but the fixed width windowing function is a limitation. In the case of the wavelet transform, the analyzing functions called wavelets, will adjust the time width to the frequency in such a way that high frequency wavelets will be very narrow and lower frequency ones will be broader. There are two main approaches to present wavelet theory: the integral transform approach (continuous time) and the multiresolution analysis (MRA)/filter bank approach (discrete time).

Several works have been developed in many areas with the aim of this tool, specially, in the last ten years have been met the potential benefits of applying WT to power systems due to, among other, the interest in analyzing and processing the voltage-current signals in order to make a real time identification of transients in a fast and accurate way.

The aim of this paper is to provide a descriptive overview of the wavelet transform applications in power systems to those who are novel in the study of this subject. For this purpose, the main publications carried out in this field have been analyzed and classified by areas. For space reasons, a group of 116 references have been selected by the authors of this paper's criteria, choosing those more representative of a certain area either for their contributions or continuity of a line of investigation.

2 APPLICATION OF WAVELETS IN POWER SYSTEMS

In the mainstream literature, wavelets were first applied to power system in 1994 by Robertson [17] and Ribeiro [4]. From this year the number of publications in this area has increased as Fig. 1 shows.

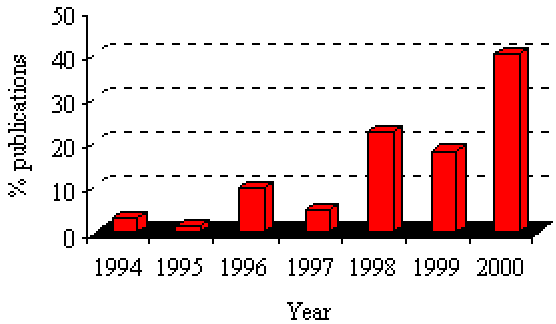


Fig. 1: Evolution of wavelet publications in power system.

The main focus in the literature has been on identification and classification methods from the analysis of measured signals, however, few works use wavelet transform as an analysis technique for the solution of voltages and currents which propagate throughout the system due, for example, a transient disturbance.

The most popular wavelet transform applications in power systems are the following:

- Power system protection
- Power quality
- Power system transients
- Partial discharges
- Load forecasting
- Power system measurement

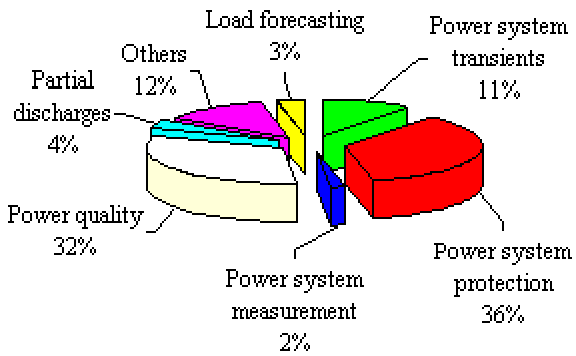


Fig. 2: Percentage of wavelet publications in different power system areas.

Fig 2 shows the percentage of publications in each area; the areas in which more works have been developed are the protection and power quality field. Next sections present a general description of wavelet applications in the selected areas of power systems.

2.1 Power quality

In the area of power quality, several studies have been carried out to detect and locate disturbances using the wavelet transform as an useful tool to analyze interferences, impulses, notches, glitches, interruptions, harmonics, flicker, etc. of non stationary signals.

There are two main approaches to the harmonics and flicker field. The first one, carries out a multiresolution analysis (MRA) using wavelet filter banks in a first step and the application of the continuous wavelet transform to the subbands in a second step; the second one, uses a complex wavelet transform analysis or continuous wavelet.

Accordingly to the first approach, in 1999 is presented a study [5] to evaluate harmonics, developing an algorithm to identify all of them, including integer, non integer and subharmonics. In the first step of this approach, the frequency spectrum of the waveform is decomposed in two subbands using discrete wavelet packet transform filter banks with orthogonal high order Daubechies function. In the second step, a continuos wavelet transform is applied to nonzero subbands, achieving satisfactory results from a real test system. In later works [6]-[7], is presented an improvement to eliminate the effect of imperfect frequency respond of the filters in WT filter banks, and to better analyze subharmonics. [9]-[14] present a similar approach for harmonics and flicker analysis, respectively. Other similar work using different mother wavelets is presented in [11]. Accordingly to the second approach, [8] describes an harmonic analysis with a trapezoid complex wavelet function and the associated trapezoid WT. [15]-[16] show a flicker analysis using the Morlet and Gaussian continuous WT.

However, the effectiveness of wavelet transform for voltage disturbances studies is questioned in [10], pointing out that the STFT is more appropriate for these analysis with a properly chosen window size.

In power system disturbances field, the first works make use of WT to detect and locate various types of power quality disturbances, decomposing a disturbance into its wavelet coefficients using a MRA analysis technique. Santoso et. al. set up an investigation line on this area with the work presented in [33], then the authors in [25] make the proposal that, based on uniqueness of squared WT coefficients at each scale of the power quality disturbance, a classification tool such as neural networks may be employed for the classification of disturbances [28]-[29]. Moreover, in [26] develop an application to compress power quality disturbances signals

Other similar publications have been developed in this area [30-32].

However, the application of WT is not always adequate for the analysis of all types of disturbances, such as the case of voltage sag, as [22] points out, because the wavelet filter does not detect the voltage sag depth.

2.2 Partial discharges

The partial discharges are difficult to detect due to their short duration, high frequency and low amplitude signals, but the capacity of the wavelet transform to zoom in time the signals with discontinuities unlike the Fourier transform, allows to identify local variations of the signal. [36-40] applies these principles to detect partial discharges in transformers winding, cables and GIS (gas insulated substations).

2.3 Load forecasting

Demand forecasting is key to the efficient management of electrical power systems. The works have been developed for short term electrical load forecasting by combining the wavelet transform and neural networks. As electrical load at any particular time is usually assumed to be a linear combination of different components, from the signal analysis point of view, load can be also considered as a linear combination of different frequencies. Every component of load can be represented by one or several frequencies. The process decomposes the historical load into an approximate part associated with low frequencies and several detailed parts associated with high frequencies through the wavelet transform. Then, the forecast of the part of future load is develop by means of a neural approximation [42]-[43] or adjusting the load by a regression method [44].

2.4 Power system measurements

The advantage of using the wavelet transform for the application of power/energy and rms measurements is that it provides the distribution of the power and energy with respect to the individual frequency bands associated with each level of the wavelet analysis. There has not been much work on applying wavelet transform for rms voltage and power measurements. The discrete wavelet transform (DWT) algorithm for rms value of voltage or current and active power measurements is first introduced in the literature to achieve frequency separation into the various wavelet levels using IIR filters, [47]-[48], however provides non-uniform frequency bands which cannot be used to measure the rms value of voltage or current and power of individual harmonic components. In [46] this problem is solved developing a wavelet packet that can decompose a waveform into uniform frequency bands, so that this WPT algorithm has a capability to measure the rms value of voltage or current and power of individual harmonic components.

2.5 Power system protection

The potential benefits of applying wavelet transform for improving the performance of protection relays have been recognized in recent years [49-80]. In 1996, Chaari et al [71] introduce wavelets for the power distribution relaying domain to analyse transient earth faults signals in a 20 kV resonant grounded network as generated by EMTP; in the same year J. Momoh et al present an algorithm to develop a feature extractor suitable for training an Artificial Neural Network for fault diagnosis using the wavelet transform, in this case data was obtained from experimentation. At 1998 Magnago and Abur set up the development of a new investigation line in the area of fault location using wavelets, for this purpose, the fault generated travelling wave is processed by the wavelet transform to reveal their travel times between the fault and the relay locations; EMTP simulations are used to test and validate the proposed fault location. In 1999 the same authors extend the method to the identification of the faulted lateral in a radial distribution systems [65] and in 2000 present an improved method for their earlier papers [67]. Similar methods for fault location can be found in [66], [68].

High impedance fault identification [72]-[73]-[75] is other application area of wavelet transform, for example, in [75] Charytoniuk presents a comparative analysis for arc fault time location, frequency and time-frequency (wavelet) domain, the author demonstrates that the wavelet approach is strongly affected by the choice of a wavelet family, decomposition level, sample rate and arcing fault behaviour.

The application of wavelets to autoreclosure schemes [76]-[77] is develop to accelerate trip of power transmission lines, wavelet transform is adopted to analyse the fault transients generated by the secondary arc and permanent faults and the numerical results reveal that certain wavelet components can effectively be used to detect and identify the fault relevant characteristics in transmission systems and then to distinguish between transients and permanent fault.

The wavelet transform is also applied for the bars [49] , motors [54-57], generators [52]-[53] and transformer protection [58-63], in most of this cases, the spectrum of signals is analysed with the wavelet transform to develop online detection algorithm to detect insulation degradation, inrush and to carry out the precise discrimination between internal and external faults

2.6 Power system transients

In the mainstream literature, wavelets are first applied to power system transients in 1994 [17]. In this paper, the authors present a methodology for the development of software for classifying power system disturbances by type from the transient waveform signature. The waveform signature is derived from the wavelet transform of the transient signal. In 1996, Robertson, et al. [83] apply wavelet for the analysis of capacitor switching transients. The authors give a digital implementation of the wavelet transform via filter bank analysis and make clear that any valid wavelet can be used in this implementation.

Up to this point, the focus in the literature has been on identification methods. That is, identifying a transient disturbance and perhaps classifying it according to its wavelet spectrum. In [84], [86], Heydt and Galli propose the use of the Morlet wavelet as an *analysis* technique for power systems transients. The term *analysis* denotes the solution of voltages and currents which propagate throughout the system due to a transient disturbance.

In 2000, Meliopoulos [87], presents an alternative method for transient analysis of power systems, the method is based on the wavelet series expansion and reconstruction. The system matrix is developed by applying wavelet series expansion on the integro-differential equations of the power system. The procedure results in a set of algebraic equations for the entire network. The solution is in terms of the wavelet expansion coefficients of the voltages at the nodes of the network. The actual voltages can be reconstructed via the wavelet series reconstruction.

The transformer inrush identification based on wavelet [89]-[90] have the advantages that different kinds of inrush of the transformers can be correctly identified from different types of internal transformer faults; external transformer faults can be also distinguished from the internal fault.

Apart from, the application of wavelets to introduce new identification, classification and analysis methods such as those presented previously, at the moment is also studied the application of wavelets to develop new components models; for example in 2001, Abur et al. [92] extend the results of previous works [91] and describe a transmission line model which is based on wavelet transform taking into account frequency dependence of modal transformation matrices into the transients simulation. A different approach to the simulation of frequency dependence, untransposed transmission line transients is introduced. The effect of strong frequency dependence of modal transformation matrices on the transmission line transients is accounted for the time domain simulations via the use of the wavelet transform applied to the signals. This allows the use of accurate modal transformation matrices that vary with frequency and yet still remain in the time domain during the simulations.

3 CONCLUSIONS

This work carries out an approach on the wavelet application in power systems in order to facilitate the search of information in this area. So, it has been revised the last literature that exists in this field and made a classification of the different fields of power system applications. A brief description is included for each area to show the way as wavelet has been applied to solve some typical problems of power system protections, power quality and others. According to the authors of this paper's criteria, only some of the publications are presented due to space reasons; however, the full literature analysed, including the abstract, may be freely downloaded from http://dinel.etsii.upm.es/~hdiaz.

Since the analysis of the literature in wavelets application to power systems it could be concluded the following:

- The most of the application developments in this area use signal data obtained from a transient analysis program such as EMTP/ATP and a specialized wavelet program such as wavelet Matlab toolbox.
- One of the most promising developments in this area is the system relaying for high speed fault detection and localization.
- The field of wavelet application to power system is moving to build new models to analyse power system transients.
- The theoretical developments needed to further push forward the field is a methodology to choose the adequate mother wavelet for a specific application.
- Multiwavelets and second generation wavelets should be new approach to improve the actual and future applications.

REFERENCES

Mathematical Background

[1] Daubechies, I. "Ten lectures on wavelets", Capital City Press, 1992.

[2] Mallat, S.G. "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation", IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence, Vol. 11, No 7, Jul. 1989, pp. 674-693.

[3] IEEE, "Special No. on wavelets", Proceedings of the IEEE, Apr. 1996, pp. 507-688.

Survey List

A. Power quality

A1. Harmonics

[4] P.F. Ribeiro, "Wavelet transform: an advanced tool for analysing non-stationary harmonic distortion in power system", Proceedings of IEEE ICHPS, VI, Bologna, Sep. 21-23, 1994.

[5] Pham, V.L.; Wong, K.P. "Wavelet-transform-based algorithm for harmonic analysis of power system waveforms", IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution, Vol. 146, No. 3, May 1999, pp. 249 –254.

[6] Pham, V.L.; Wong, K.P. "Antidistortion method for wavelet transform filter banks and nonstationary power system waveform", IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution, Vol. 148, No. 2, Mar. 2001, pp. 117 –122.

[7] Van Long Pham; Kit Po Wong; Watson, N.; Arrillaga, J. "Sub-harmonic state estimation in power systems", IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, 2000, Vol. 2 , pp. 1168 –1173.

[8] Ren Zhen; Huang Qungu; Guan Lin; Huang Wenying, "A new method for power systems frequency tracking based on trapezoid wavelet transform", International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management, 2000, Vol. 2, pp. 364 –369.

[9] Tongxin Zheng; Makram, E.B.; Girgis, A.A. "Power system transient and harmonic studies using wavelet transform", IEEE Transactions on Power Delivery , Vol. 14, No. 4 , Oct. 1999, pp. 1461 –1468.

[10] Gu, Y.H.; Bollen, M.H.J. "Time-frequency and time-scale domain analysis of voltage disturbances", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 15, No. 4 , Oct. 2000, pp. 1279 –1284.

[11] Driesen, J.; Van Craenenbroeck, T.; Reekmans, R.; Van Dommelen, D. "Analysing time-varying power system harmonics using wavelet transform", Conference Proceeedings IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 1996, Vol. 1, pp. 474 –479.

[12] Wang Jianze; Ran Qiwen; Wang Fei; Ji Yanchao, "Time-varying transient harmonics measurement based on wavelet transform", Proceedings International Conference on Power System Technology, 1998, Vol. 2, pp. 1556 –1559.

[13] Shyh-Jier Huang and Cheng-Tao Hsieh, "Visualizing time-varying power system harmonics using a Morlet wavelet transform approach", Electric Power Systems Research, Vol. 58, No 2, 21 June 2001, pp. 81-88.

A2. Flicker

[14] Tongxin Zheng and Elham B. Makram, "Wavelet representation of voltage flicker", Electric Power Systems Research, Vol. 48, No. 2, 15 Dec. 1998, pp. 133-140.

[15] Shyh-Jier Huang; Cheng-Tao Hsieh, "Application of continuous wavelet transform for study of voltage flicker-generated signals", IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, Vol. 36, No. 3 Part: 1, Jul. 2000, pp. 925 –932.

[16] Ming-Tang Chen; Sakis Meliopoulos, A.P. "Wavelet-

based algorithm for voltage flicker analysis”, Proceedings Ninth International Conference on Harmonics and Quality of Power, 2000, Vol. 2, pp. 732 –738.

A3. Power system disturbance

[17] D. Robertson, O. Camps, and J. Mayer, “Wavelets and power system transients”, SPIE international symposium on optical engineering in aerospace sensing, Apr. 1994, pp. 474-487.

[18] Hong-Tzer Yang; Chiung-Chou Liao, “A de-noising scheme for enhancing wavelet-based power quality monitoring system”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 16, No. 3, Jul. 2001, pp. 353 –360.

[19] Angrisani, L.; Daponte, P.; D'Apuzzo, M.; Testa, A. “A measurement method based on the wavelet transform for power quality analysis”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 13, No. 4, Oct. 1998, pp. 990 – 998.

[20] Kopparapu, C.; Chandrasekaran, A. “A study on the application of wavelet analysis to power quality”,. Proceedings of the Thietieth Southeastern Symposium on System Theory, 1998, pp. 350 –353.

[21] Shyh-Jier Huang; Cheng-Tao Hsieh; Ching-Lien Huang, “Application of Morlet wavelets to supervise power system disturbances”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 14, No. 1 , Jan. 1999, pp. 235 –243.

[22] Chung, J.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Bhatt, S.C. “New robust voltage sag disturbance detector using an adaptive prediction error filter”, IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 1999, Vol. 1, pp. 512 –517.

[23] Poisson, O.; Rioual, P.; Meunier, M. “New signal processing tools applied to power quality analysis”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 14, No. 2, Apr. 1999, pp. 561 –566.

[24] A. M. Gaouda, S. H. Kanoun and M. M. A. Salama, “On-line disturbance classification using nearest neighbour rule”, Electric Power Systems Research, Vol. 57, No. 1, 31 Jan. 2001, pp. 1-8.

[25] Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Hofmann, P. “Power quality assessment via wavelet transform analysis”, Transactions on Power Delivery, IEEE, Vol. 11, No. 2, Apr. 1996, pp. 924 –930.

[26] Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M. “Power quality disturbance data compression using wavelet transform methods”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 12, No. 3, Jul. 1997, pp. 1250 –1257.

[27] Perunicic, B.; Mallini, M.; Wang, Z.; Liu, Y. ”Power quality disturbance detection and classification using wavelets and artificial neural networks”, Proceedings. 8th International Conference On Harmonics and Quality of Power Proceedings, 1998, Vol. 1, pp. 77 –82.

[28] Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Parsons, A.C. “Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier. I. Theoretical foundation”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 15, No. 1, Jan. 2000, pp. 222 –228.

[29] Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M.; Parsons, A.C. “Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier. II. Application”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 15, No. 1 , Jan. 2000, pp. 229 –235.

[30] Elmitwally, A.; Farghal, S.; Kandil, M.; Abdelkader, S.; Elkateb, M. “Proposed wavelet-neurofuzzy combined system for power quality violations detection and diagnosis”, IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution, Vol. 148, No. 1, Jan. 2001, pp. 15 –20.

[31] Borras, D.; Castilla, M.; Moreno, N.; Montano, J.C. “Wavelet and neural structure: a new tool for diagnostic of power system disturbances”, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 37, No. 1, Jan.-Feb. 2001, pp. 184 –190.

[32] Shyh-Jier Huang, Cheng-Tao Hsieh and Ching-Lien Huang, “Application of wavelets to classify power system disturbances”, Electric Power Systems Research, Vol. 47, No. 2, 15 Oct. 1998, pp. 87-93.

[33] Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M. “Electric power quality disturbance detection using wavelet transform analysis”, IEEE-SP Proceedings of International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis, 1994, pp. 166 –169.

[34] Karimi, M.; Mokhtari, H.; Iravani, M.R. “Wavelet based on-line disturbance detection for power quality applications”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 15, No. 4, Oct. 2000, pp. 1212 –1220.

[35] Littler, T.B.; Morrow, D.J. “Wavelets for the analysis and compression of power system disturbances”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 14, No. 2, Apr. 1999, pp. 358 –364.

[36] Gaouda, A.M.; Salama, M.M.A.; Sultan, M.R.; Chikhani, A.Y. “Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 14, No. 4 , Oct. 1999, pp. 1469 –1476.

[37] Cano Plata, E.A.; Tacca, H.E. “Power quality assessment and load identification”, Proceedings. Ninth International Conference on Harmonics and Quality of Power, 2000, Vol. 3, pp. 840 –845.

B. Partial discharges

[38] Kawada, M.; Tungkanawanich, A.; Kawasaki, Z.-I.; Matsu-Ura, K. “Detection of wide-band E-M signals emitted from partial discharge occurring in GIS using wavelet transform”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 15, No. 2, Apr. 2000, pp. 467 –471.

[39] Shim, I.; Soragan, J.J.; Siew, W.H.; Sludden, K.; Gale, P.F. “Robust partial discharge measurement in MV cable networks using discrete wavelet transforms”, IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, 2000., Vol. 1 , pp. 718 –723.

[40] Li, Z.M.; Feng, Y.P.; Chen, J.Q.; Zheng, X.G. “Wavelet analysis used in UHF partial discharge detection in GIS [gas insulated substations]”, International Conference on Power System Technology, 1998. Proceedings, Vol. 1, pp. 163 –166.

[41] Tungkanawanich, A.; Hamid, E.Y.; Kawasaki, Z.-I.; Matsuura, K. “Analysis of VHF-wideband electromagnetic noises from partial discharge using discrete wavelet transform”, IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, 2001, Vol. 1, 2001, pp. 263 – 268.

C. Load forecasting

[42] S. J. Yao, Y. H. Song, L. Z. Zhang and X. Y. Cheng, “Wavelet transform and neural networks for short-term electrical load forecasting”, Energy Conversion and Management, Vol. 41, No. 18, 1 Dec. 2000, pp. 1975-1988.

[43] Huang, C.-M.; Yang, H.-T. “Evolving wavelet-based networks for short-term load forecasting”, , IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution , Vol. 148, No. 3 , May 2001, pp. 222 –228.

[44] In-Keun Yu ; Chang-Il Kim ; Y. H. Song, “A Novel Short-Term Load Forecasting Technique Using Wavelet Transform Analysis”, Electric Machines and Power Systems, Taylor & Francis Inc., 2000, pp. 537–549.

[45] Bai-Ling Zhang and Zhao-Yang Dong, “An adaptive neural-wavelet model for short term load forecasting”, Electric Power Systems Research, Vol. 59, No. 2, 28 September 2001, pp. 121-129.

D. Power measurement

[46] Hamid, E.Y.; Kawasaki, Z.-I. “Wavelet packet transform for RMS values and power measurements”, IEEE Power Engineering Review , Vol. 21, No. 9, Sept. 2001, pp. 49 –51.

[47] Weon-Ki Yoon; Devaney, M.J. “Power measurement using the wavelet transform”, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 47 No. 5, Oct. 1998, pp. 1205 –1210.

[48] Weon-Ki Yoon; Devaney, M.J. “Reactive power measurement using the wavelet transform”, IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, Vol. 49 No. 2, Apr. 2000, pp. 246 –252.

E. Power system protection

E1. Component fault detection and classification

E1.1. Busbar protection

[49] Jiang, F.; Bo, Z.Q.; Redfern, M.A.; Weller, G.; Chen, Z.; Dong Xinzhou, “Application of wavelet transform in transient protection-case study: busbar protection”, Seventh International Conference on (IEE) Developments in Power System Protection, 2001, pp. 197 –200.

E1.2. Railway protection

[50] Chang, C.S.; Feng, T.; Khambadkone, A.M.; Kumar, S. “Remote short-circuit current determination in DC railway systems using wavelet transform”, IEE Proceedings of Electric Power Applications, Vol. 147, No. 6, Nov. 2000, pp. 520 –526.

[51] Chang, C.S.; Kumar, S.; Liu, B.; Khambadkone, A. “Real-time detection using wavelet transform and neural network of short-circuit faults within a train in DC transit systems”, IEE Proceedings of Electric Power Applications, Vol. 148, No. 3 , May 2001, pp. 251 –256.

E1.3. Generator protection

[52] Wu Guopei; Guan, L.; Ren Zhen; Huang Qungu, “A Novel method for large turbine generator protection based on wavelet transformation”, International, Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management, 2000. Vol. 1, pp. 254 –258.

[53] Lin Tao; Ying Xianggeng; Chen Deshu, “Study on wavelet analysis and its application to numerical protection for large synchronous generator”, Proceedings of International Conference on Power System Technology, 1998., Vol. 2, pp. 1121 –1129.

E.1.4. Motor protection

[54] Zhongming Ye; Bin Wu, “Online rotor bar breakage detection of three phase induction motors by wavelet packet decomposition and artificial neural network”, IEEE 32nd Annual Conference on Power Electronics Specialists, 2001, Vol. 4, pp. 2209 –2216.

[55] Wang, J.; McInerny, S.; Haskew, T. “Insulation fault detection in a PWM controlled induction motor-experimental design and preliminary results”, Proceedings of Ninth International Conference on Harmonics and Quality of Power, 2000, Vol. 2, pp. 487 –492.

[56] Zhang, X.H.; Cao, Y.N.; Li, Y.L. “A new project for motor fault detection and protection”, IEE Seventh International Conference on Developments in Power System Protection, 2001, pp. 145 –148.

[57] Eren, L.; Devaney, M.J. “Motor bearing damage detection via wavelet analysis of the starting current transient”, Proceedings of the 18th IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2001, Vol. 3, pp. 1797 –1800.

E.1.5. Transformer protection

[58] Jiang, F.; Bo, Z.Q.; Chin, P.S.M.; Redfern, M.A.; Chen, Z. “Power transformer protection based on transient detection using discrete wavelet transform (DWT)”, IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, 2000, Vol. 3, pp. 1856 –1861.

[59] Vanaja, R.; Udayakumar, K. “ A new paradigm for impulse testing of power transformers”, IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, 2000, Vol. 3, pp. 2206 –2210.

[60] Pandey, S.K.; Satish, L. “Multiresolution signal decomposition: a new tool for fault detection in power transformers during impulse tests”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 13 No. 4, Oct. 1998, pp. 1194 –1200.

[61] Gomez-Morante, M.; Nicoletti, D.W. “ A wavelet-based differential transformer protection”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 14, No. 4, Oct. 1999, pp. 1351 –1358.

[62] Shaohua Jiao; Wanshun Liu; Peipu Su; Qixun Yang; Zhenhua Zhang; Jianfei Liu, “A new principle of discrimination between inrush current and internal short circuit of transformer based on fuzzy sets”, Proceedings of International Conference on Power System Technology, 1998, Vol. 2, pp. 1086 –1090.

[63] Mao, P.L.; Aggarwal, R.K. “A novel approach to the classification of the transient phenomena in power transformers using combined wavelet transform and neural network”, IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 16, No. 4 , Oct 2001, pp. 654 –660.

E2. System fault detection and classification

E2.1. Fault detection

[64] Magnago, F.H.; Abur, A. "Fault location using wavelets", IEEE Transactions on Power Delivery, , Vol. 13, No. 4, Oct. 1998, pp. 1475 –1480.
[65] Magnago, F.H.; Abur, A. "A new fault location technique for radial distribution systems based on high frequency signals", IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 1999, Vol. 1, pp. 426 –431.
[66] Silveira, P.M.; Seara, R.; Zurn, H.H. "An approach using wavelet transform for fault type identification in digital relaying", IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 1999, Vol. 2, pp. 937 –942.
[67] A. Abur and F. H. Magnago, "Use of time delays between modal components in wavelet based fault location", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 22, No. 6, Aug. 2000, pp. 397-403.
[68] W. Zhao, Y. H. Song and W. R. Chen, "Improved GPS travelling wave fault locator for power cables by using wavelet analysis", International Journal of Electrical Power & Energy Systems, Vol. 23, No. 5, Jun. 2001, pp.403-411.
[69] Zhao, Y.H. Song and Y. Min, "Wavelet analysis based scheme for fault detection and classification in underground power cable systems", Electric Power Systems Research, Vol. 53, No 1, 2000, pp. 23-30.
[70] Dong Xinzhou; Ge Yaozhong; Xu Bingyin, "Fault position relay based on current travelling waves and wavelets", IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, 2000, Vol. 3, pp. 1997-2004.

E2.2. Earth fault

[71] Chaari, O.; Meunier, M.; Brouaye, F. "Wavelets: a new tool for the resonant grounded power distribution systems relaying", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 11, No. 3 , Jul. 1996, pp. 1301 –1308.
[72] David Chan Tat Wai; Xia Yibin, "A novel technique for high impedance fault identification", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 13, No. 3, Jul. 1998, pp. 738 –744.
[73] Solanki, M.; Song, Y.H.; Potts, S.; Perks, A. "Transient protection of transmission line using wavelet transform", IEE Seventh International Conference on Developments in Power System Protection, 2001, pp. 299 –302.
[74] S. Hanninen, M. Lehtonen, T. Hakola, R. Rantanen, "Comparison of wavelet and differential equation algorithms in earth fault distance computation", Proceedings of Conference on Power System Computation, Norway 1999.

E2.3. Arcing fault

[75] Charytoniuk, W.; Wei-Jen Lee; Mo-Shing Chen; Cultrera, J.; Theodore Maffetone, "Arcing fault detection in underground distribution networks-feasibility study", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol. 36, No. 6, Nov.-Dec. 2000, pp. 1756 –1761.

E2.4. Autoreclosure

[76] Shi, T.H.; Zhang, H.; Liu, P.; Zhang, D.J.; Wu, Q.H. "Accelerated trip of power transmission line based on biorthogonal wavelet analysis", IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 2000, Vol. 3, pp. 1333 –1337.
[77] I. K. Yu and Y. H. Song, "Development of novel adaptive single-pole autoreclosure schemes for extra high voltage transmission systems using wavelet transform analysis", Electric Power Systems Research, Vol. 47, No. 1, Oct. 1998, pp. 11-19.
[78] I.K. Yu and Y.H. Song, "Wavelet analysis and neural networks based adaptive single-pole autoreclosure scheme for EHV transmission systems", International Journal of Electrical Power and Energy Systems, Jul. 1998, pp. 465-474.
[79] Yu, I.K.; Song, Y.H. "Wavelet transform and neural network approach to developing adaptive single-pole auto-reclosing schemes for EHV transmission systems", IEEE Power Engineering Review, Vol. 18, No. 11, Nov. 1998, pp. 62 –64.
[80] Li Youyi; Dong Xinzhou; Bo, Z.Q.; Chin, N.F.; Ge Yaozhang, "Adaptive reclosure using high frequency fault transients", IEE Seventh International Conference on Developments in Power System Protection, 2001,pp. 375-378.

F. Power system transients

F1. Capacitor switching

[81] Styvaktakis, E.; Bollen, M.H.J.; Gu, I.Y.H. "Classification of power system transients: synchronised switching", IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, 2000, Vol. 4, pp. 2681 –2686.

F2. Impulse test

[82] Satish, L.; Gururaj, B.J. "Wavelet analysis for estimation of mean-curve of impulse waveforms superimposed by noise, oscillations and overshoot", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 16, No. 1, Jan. 2001, pp. 116 –121.

F3. General transient analysis

[83] Robertson, D.C.; Camps, O.I.; Mayer, J.S.; Gish, W.B. "Wavelets and electromagnetic power system transients", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 11, No. 2, Apr. 1996, pp. 1050 –1058.
[84] Galli, Anthony Wayne, Gerald T. Heydt. "Analysis of electrical transients in power systems via a novel wavelet recursion method", Thesis at Purdue University graduate School, Oct. 1997.
[85] Wilkinson, W.A.; Cox, M.D. "Discrete wavelet analysis of power system transients", IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 11, No. 4, Nov. 1996, pp. 2038 –2044.
[86] Heydt, G.T.; Galli, A.W. "Transient power quality problems analyzed using wavelets", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 12 No. 2, Apr. 1997, pp. 908 –915.
[87] Meliopoulos, A.P.S.; Chien-Hsing Lee, "An alternative

method for transient analysis via wavelets", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 15, No. 1, Jan. 2000, pp. 114 –121.

[88] J. Liu ; P. Pillay; P. Ribeiro, "Wavelet Analysis of Power Systems Transients Using Scalograms and Multiresolution Analysis", Electric Machines and Power Systems, 1, Taylor & Francis Inc. 1999, pp. 1331–1334.

F4. Transformer inrush

[89] Xianguing Liu; Pei Liu; Shijie Cheng, "A wavelet transform based scheme for power transformer inrush identification", IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, 2000, Vol. 3, pp. 1862 –1867.

[90] Qi Li; Chan, D.T.W. "Investigation of transformer inrush current using a dyadic wavelet", Proceedings of International Conference on Energy Management and Power Delivery, 1998, Vol. 2, pp. 426 –429.

F5. Transmission lines

[91] Magnago, F.H.; Abur, A. "Wavelet-based simulation of transients along transmission lines with frequency dependent parameters", IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 2000, Vol. 2, pp. 689 –694.

[92] Abur, A.; Ozgun, O.; Magnago, F.H. "Accurate modeling and simulation of transmission line transients using frequency dependent modal transformations", IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, 2001, Vol. 3, pp. 1443 –1448.

[93] Raugi, M. "Wavelet transform solution of multiconductor transmission line transients", IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 35, No. 3 Part: 1, May 1999, pp. 1554 –1557.

[94] Kit Po Wong; Lee, K. "Visualizing wavelet transformed travelling waves on power transmission line using JAVA", International Conference on Advances in Power System Control, Operation and Management, 2000, Vol. 2, 2000, pp. 349 –353.

E. Other power system application

[95] Fedrigo, S.; Gandelli, A.; Monti, A.; Ponci, F. "A unified wavelet-based approach to electrical machine modelling", IEEE International Conference on Electric Machines and Drives, 2000, 2001, pp. 765 –769.

[96] Mori, Y.; Torii, S.; Ebihara, D. "End effect analysis of linear induction motor based on the wavelet transform technique", IEEE Transactions on Magnetics, Vol. 35, No. 5 Part: 2, Sept. 1999, pp. 3739 –3741.

[97] Pengju Kang; Birtwhistle, D. "Condition assessment of power transformer on-load tap-changers using wavelet analysis", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 16, No. 3, Jul. 2001, pp. 394 –400.

G. Tutorial on wavelet transform

[98] Sarkar, T.K.; Su, C. "A tutorial on wavelets from an electrical engineering perspective .2. The continuous case", IEEE Antennas and Propagation Magazine , Vol. 40, No. 6, Dec. 1998, pp. 36 –49.

[99] Burrus, C.S. "Wavelet based signal processing: where are we and where are we going?", Proceedings of 13th International Conference on Digital Signal Processing, 1997, Vol. 1, 1997, pp. 3 –5.

[100] Hess-Nielsen, N.; Wickerhauser, M.V. "Wavelets and time-frequency analysis", Proceedings of the IEEE , Vol. 84, No. 4, Apr. 1996, pp. 523 –540.

[101] Daubechies, I. "Where do wavelets come from? A personal point of view", Proceedings of the IEEE , Vol. 84, No. 4, Apr. 1996, pp. 510 –513.

[102] Chul Hwan Kim; Raj Aggarwal, "Wavelet transforms in power systems. I. General introduction to the wavelet transforms", Power Engineering Journal , Vol. 14, No. 2, Apr. 2000, pp. 81 –87.

[103] Chul Hwan Kim; Aggarwal, R. "Wavelet transforms in power systems. II. Examples of application to actual power system transients", Power Engineering Journal , Vol. 15, No. 4, Aug. 2001, pp. 193 –202.

[104] Sarkar, T.K.; Su, C.; Adve, R.; Salazar-Palma, M.; Garcia-Castillo, L.; Boix, R.R. "A tutorial on wavelets from an electrical engineering perspective. I. Discrete wavelet techniques", IEEE Antennas and Propagation Magazine , Vol. 40, No. 5, Oct. 1998, pp. 49 –68.

[105] Galli, A.W.; Heydt, G.T.; Ribeiro, P.F. "Exploring the power of wavelet analysis", IEEE Computer Applications in Power, Vol. 9, No. 4, Oct. 1996, pp. 37 –41.

[106] Galli, A.W.; Nielsen, O.M. "Wavelet analysis for power system transients", IEEE Computer Applications in Power, Vol. 12, No. 1, Jan. 1999, pp. 16-25.

[107] Ribeiro, P.F.; Rogers, D.A. "Power electronics, power quality and modern analytical tools: the impact on electrical engineering education", Proceedings of Twenty-fourth Annual Conference Frontiers in Education Conference, 1994, pp. 448 –451.

[108] Graps, A. ·An introduction to wavelets·, IEEE Computational Science and Engineering, Vol. 2 No. 2 , Summer 1995, pp. 50 –61.

[109] Sweldens, W. "Wavelets: What next?", Proceedings of the IEEE , Vol. 84, No. 4, April 1996, pp. 680 –685.

[110] Kilmer, W. "A Friendly Guide To Wavelets", Proceedings of the IEEE, Vol. 86, No. 11, Nov. 1998, pp. 2387 –2387.

H. Wavelet web sites of interest

[111] Applying the Haar Wavelet Transform to Time Series Information, http://www.bearcave.com/misl/misl_tech/wavelets/haar.html

[112] WAVELAB 802 for Matlab5.x., http://www-stat.stanford.edu/~wavelab/

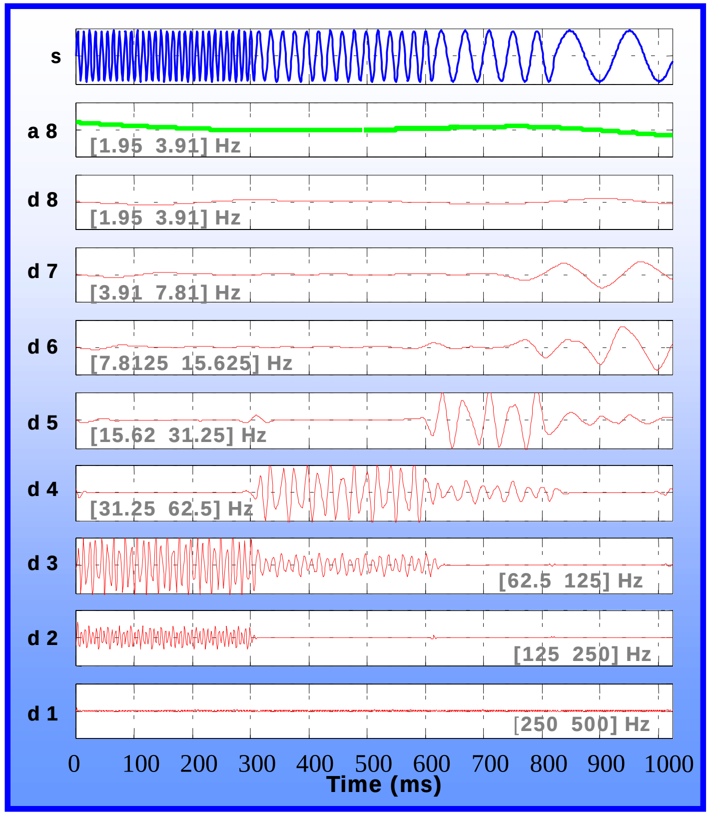
[113] Robi Polikar, "The engineer's ultimate guide to wavelet analysis", http://engineering.rowan.edu/~polikar/WAVELETS/WTtutorial.html

[114] Amara's wavelet page, http://www.amara.com/current/wavelet.html

[115] Stéphane Mallat, "A wavelet tour of signal processing", Academic Press, 1998. http://cas.ensmp.fr/~chaplais/Wavetour_presentation/Wavetour_presentation_US.html

[116] Jacques Lewalle, "Tutorial on continuous wavelet analysis of experimental data", http://www.ecs.syr.edu/faculty/lewalle/tutor/tutor.html

An Overview of Wavelet Transform Applications in Power Systems



Rosa Mª de Castro
rcastro@inel.etsii.upm.es
UPM, Spain

Horacio N. Díaz
hdiaz@uta.cl
U. Tarapacá, Chile

http://www.dinel.upm.es/~hdiaz/wavelet.htm

14th PSCC, Sevilla, 24-28 June 2002

Power system disturbances

- Detection, localization and classification
  - fast voltage fluctuations
  - short and long durations
  - voltage variations
  - periodically disturbances

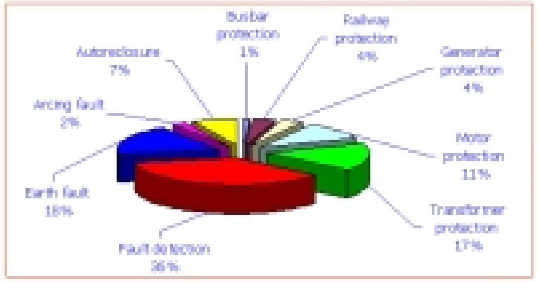
  The detection method is based in the decomposition of the power disturbance signal in to its wavelet coefficients using MRA technique
- Data compression of power quality disturbance signals
- Useful reference

- Santoso, S.; Powers, E.J.; Grady, W.M. "Electric power quality disturbance detection using wavelet transform analysis", IEEE-SP Proceedings of International Symposium on Time-Frequency and Time-Scale Analysis, 1994, pp. 166 –169

Wavelet in power system protection

Areas in power system protection

- Components fault detection and classification
- System fault detection and classification



Power system protection

- Digital signature discrimination of different perturbation types
- Advantage the ability of the wavelet transform to extract time domain information from the transient signal
  - Fault detection and identification
  - Accurate transient/permanent, internal/external faults distinction

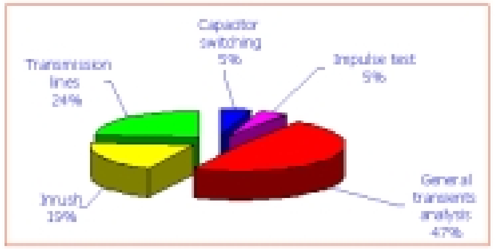
  Study of the travelling wave to reveal the travel times between the fault and the relay location
- Useful reference

- Magnago, F.H.; Abur, A. "Fault location using wavelets", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 13, No. 4, Oct. 1998, pp. 1475 –1480, pp. 166 –169

Wavelet in power system transients

Areas in power system transients

- General transients analysis
- Transmission lines
- Inrush
- Capacitor switching
- Impulse test



Power system transients

- Analysis techniques for the solution of voltages and current which propagate throughout the system

  Wavelet transform is apply to solve a set of integro-differential equations in terms of wavelet expansions coefficients of the voltages or currents
- New components models development

  Transmission line considering frequency dependent parameters
- Useful references

- Galli, A.W., G. T. Heydt. "Analysis of electrical transients in power systems via a novel wavelet recursion method", Thesis at Purdue University graduate School, Oct. 1997
- Magnago, F.H.; Abur, A. "Wavelet-based simulation of transients along transmission lines with frequency dependent parameters", IEEE Power Engineering Society Summer Meeting, 2000, Vol. 2, pp. 689 –694

Conclusions

- The most of the application use signal data obtained from a transient analysis program
- One of the most promising developments is the system relaying for high speed fault detection and localization
- The application to power system is moving to build new models to analyse power system transients
- The theoretical developments needed to further push forward the field is a methodology to choose the adequate mother wavelet for a specific application

What are wavelets ?

WT of f(t) at scale s and translation τ

Mother wavelet

Translation

$$WT(\tau, s) = \frac{1}{\sqrt{|s|}} \cdot \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \cdot \psi^{*}\left(\frac{t-\tau}{s}\right) dt$$

Normalization factor

Scaling: Changes the support of the wavelet based on the scale (frequency)

Why use wavelets ?

- Provide simultaneously time and frequency information of non-stationary signals

  Drawback: STFT achieved the same goal, but the fixes width windowing function is a limitation

- Time-frequency domain allows to obtain information about frequency composition of a signal at a particular time

  Drawback: localization of abrupt changes such as spikes, notches, glitches, irregularities...

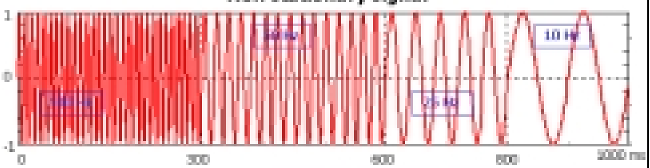
- Adjust the time width window with frequency

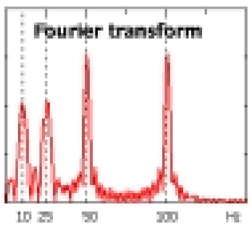
  High frequency (narrow window): Good time resolution and poor frequency resolution

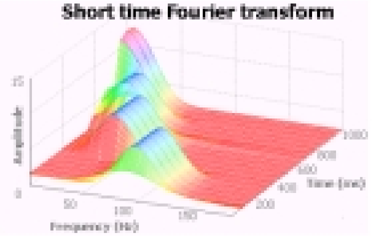
  Low frequency (wide window) : Good frequency resolution and poor time resolution

How do wavelets work ?

Non stationary signal



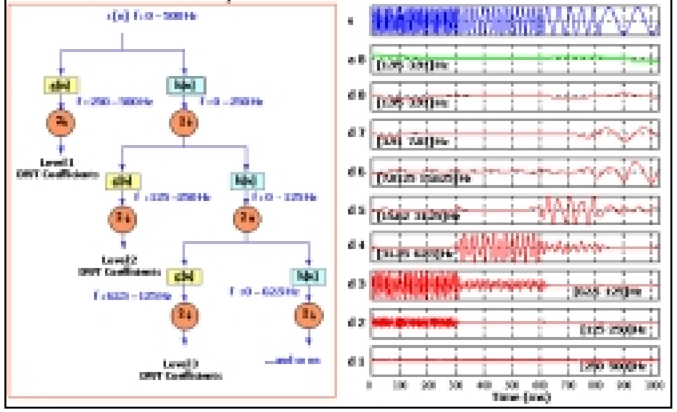




How do wavelets work ?

Multiresolution analysis

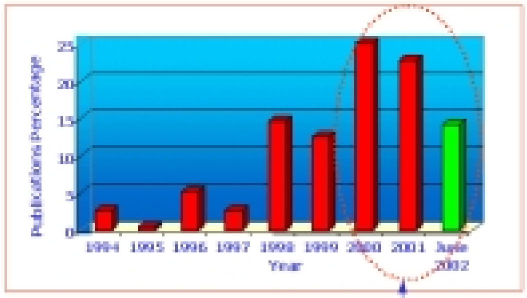
Discrete Wavelet transform



Wavelet in power systems

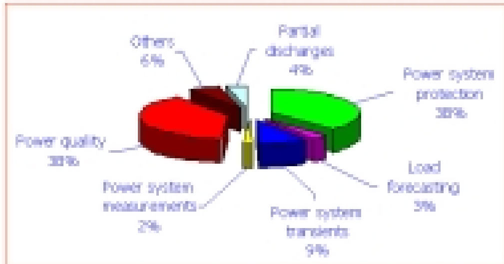
- The state of the art was analysed considering
  - IEEE, IEE
  - Electric power systems research
  - International Journal of Electrical Power and Energy Systems
  - Proceedings of international conferences
- The most popular areas in power systems
  - Power system protection
  - Power quality
  - Power system transients
  - Partial discharges
  - Load forecasting
  - Power system measurement
  - Other (prices estimation, condition assessment of components)

Evolution of wavelet publications in power system



Great publication amount in the last three years (62 %)

Percentage of wavelet publications in power system areas

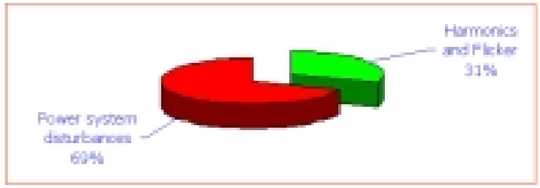


Others:
- Mechanical condition assesment
- Price estimation
- End effect analysis

Wavelet in power quality

Areas in power quality

- Harmonics and Flicker
- Power systems disturbances
  - voltage sag
  - monitoring
  - impulses
  - glitches
  - interferences
  - interruptions



Harmonics and Flicker

- Simultaneously evaluation and identification of harmonics
  - Integer
  - Non-integer
  - subharmonics

  ➡ decomposition of the frequency spectrum of the waveform in two sub-band using discrete wavelet packet and then use the CWT to the non zero sub-band

- In the analysis of time-varying harmonics, it is shown that the WT-based method is more accurate at measuring the harmonic amplitudes than DFT and STFT

- Useful reference
  - Pham, V.L.; Wong, K.P. "Wavelet-transform-based algorithm for harmonic analysis of power system waveforms", IEE Proceedings of Generation, Transmission and Distribution, Vol. 146, No. 3, May 1999, pp. 249 –254

Anexo III

Análisis comparativo tiempo-frecuencia de una señal estacionaria

Análisis comparativo tiempo-frecuencia de una señal estacionaria

Aunque la aplicación de la transformada Wavelet muestra su gran potencial para el análisis de señales no estacionarias para poder realizar una localización tiempo-frecuencia, también puede ser de mucha utilidad para el análisis de señales estacionarias. A lo largo de todo el trabajo se ha presentado el análisis de una señal no estacionaria cuando se le aplica la transformada de Fourier, la transformada de Fourier enventanada y la transformada Wavelet, en su versión continua y discreta, para mostrar la información que proporcionaba cada una de ellas y sobre todo para mostrar las bondades de la transformada Wavelet. Sin embargo, no se ha hecho un análisis idéntico para una señal estacionaria.

Este anexo pretende mostrar un análisis completo de los resultados que se obtienen en una señal estacionaria cuando se le aplican las anteriores transformadas. Se analiza la señal estacionaria de la Fig. AIII.1 que contiene unas frecuencias de 10, 25, 50 y 100 Hz. presentes en todo instante de tiempo:

$$x(t) = \cos(2\pi \cdot 10t) + \cos(2\pi \cdot 25t) + \cos(2\pi \cdot 50t) + \cos(2\pi \cdot 100t)$$

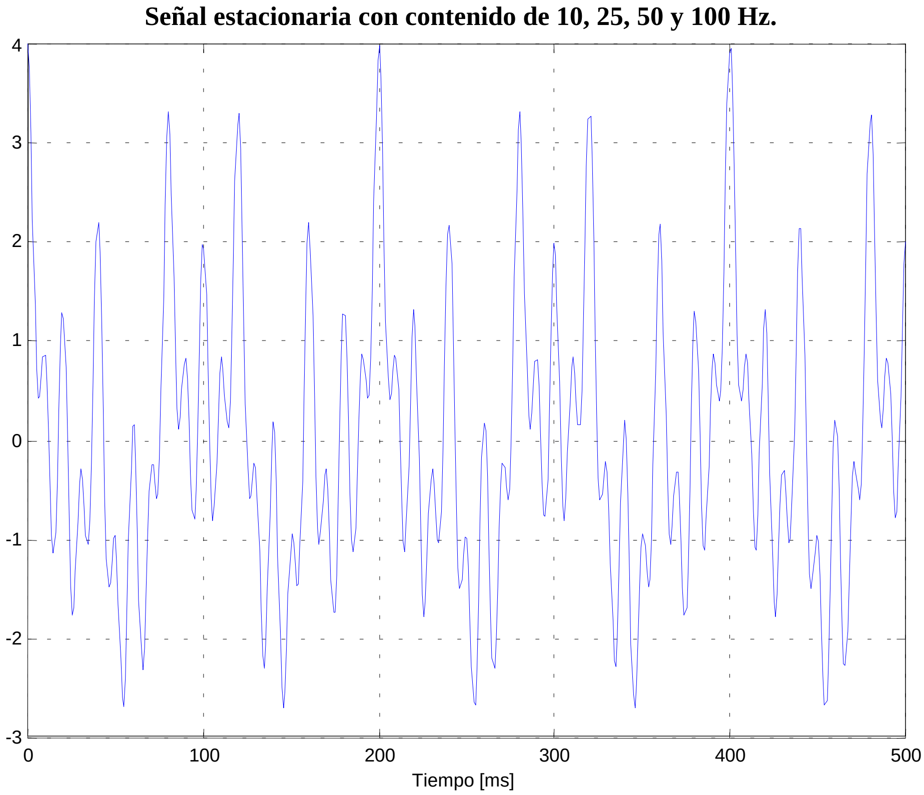


Fig. AIII.1.- Señal estacionaria. [estacionaria.m]

Transformada de Fourier

Si se le aplica la trasformada de Fourier, se obtiene el espectro en frecuencias que se muestra en la Fig. AIII.2. Cómo es lógico se aprecian cuatro picos que corresponden a las frecuencias de 10, 25, 50 y 100 Hz. presentes en la señal. Sin embargo no se tiene información sobre el instante de tiempo en el que aparecen estas componentes.

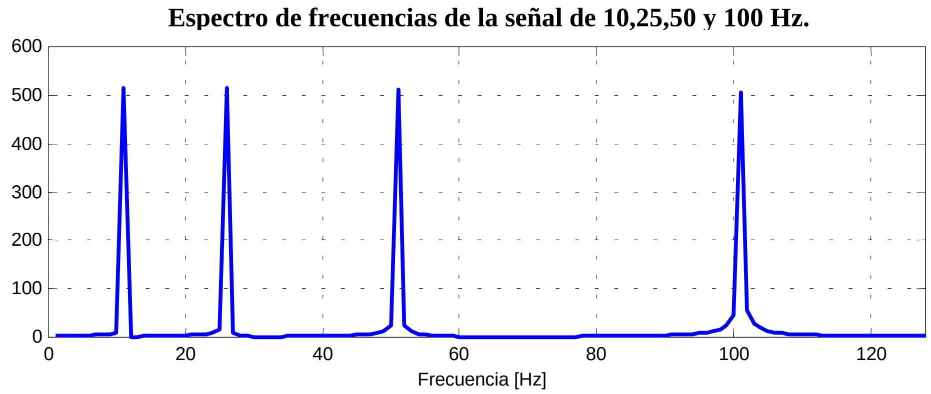


Fig. AIII.2.- Espectro de frecuencia de la señal estacionaria. [estacionaria.m]

Transformada rápida de Fourier

Para obtener esa información tiempo-frecuencia se aplica una transformada de Fourier enventanada, empleando una función ventana tipo gauss de anchura a =180.

Como cabría esperar en la Fig. AIII.3 aparecen cuatro picos correspondientes a las cuatro frecuencias presentes en la señal distribuidos a lo largo de todo el tiempo.

Si se aplica una STFT con anchura de ventana mayor, por ejemplo a = 1.8, Fig. AIII.4, en este caso se obtiene una mejor resolución en frecuencia, pero la peor resolución en tiempo no se percibe, ya que todas las componentes de frecuencia están presentes en todo instante.

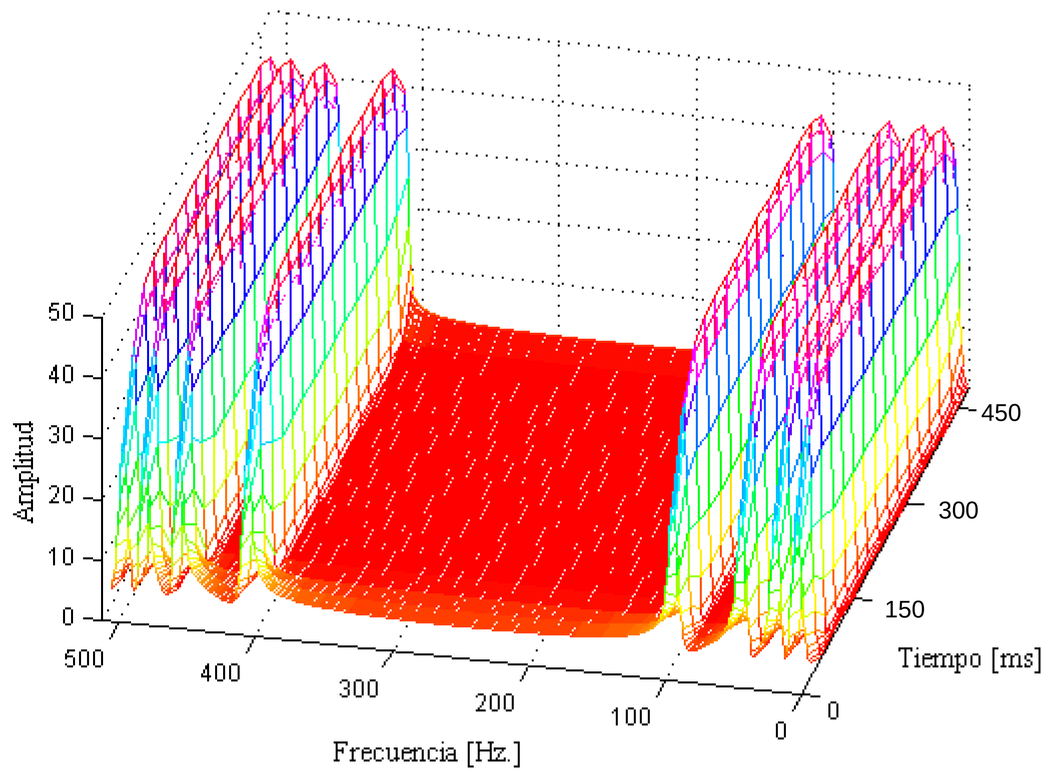


Fig. AIII.3.- STFT de la señal estacionaria con función ventana gaussiana de a = 180 [STFTestacionaria.m]

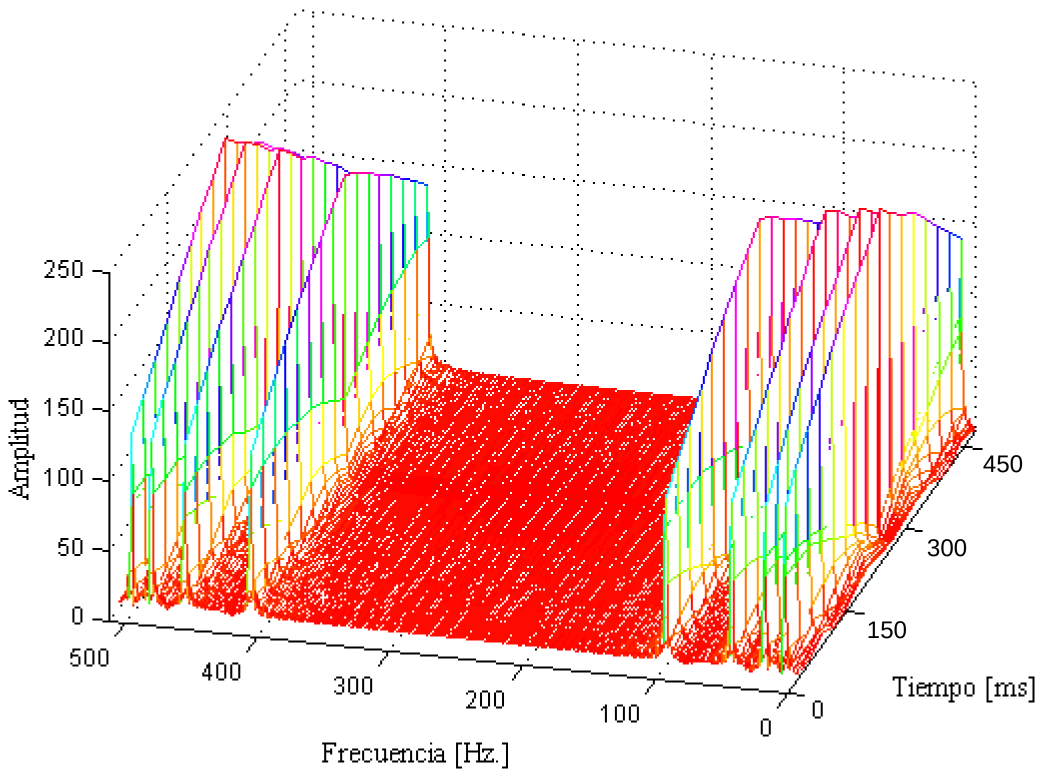


Fig. AIII.4.- STFT de la señal estacionaria con función ventana gaussiana de a = 1.8 [STFTestacionaria.m]

Llegados a este punto la STFT proporciona una información muy completa sobre las características tiempo-frecuencia de esta señal estacionaria. Para este ejemplo no parece que tenga mucho interés aplicar la transformada Wavelet. Sin embargo, se van a presentar los resultados de aplicar esta transformada en su versión continua y discreta para mostrar un análisis completo de la señal estacionaria presentada.

Transformada Wavelet continua

Se analiza la señal estacionaria al aplicarle la transformada Wavelet continua empleando la wavelet madre “symlet 6”. Como muestra la Fig. AIII.5 se observan cuatro picos correspondientes a las cuatro componentes de frecuencia obteniéndose una buena resolución para altas frecuencias (bajas escalas) distribuidos a lo largo de todo el tiempo.

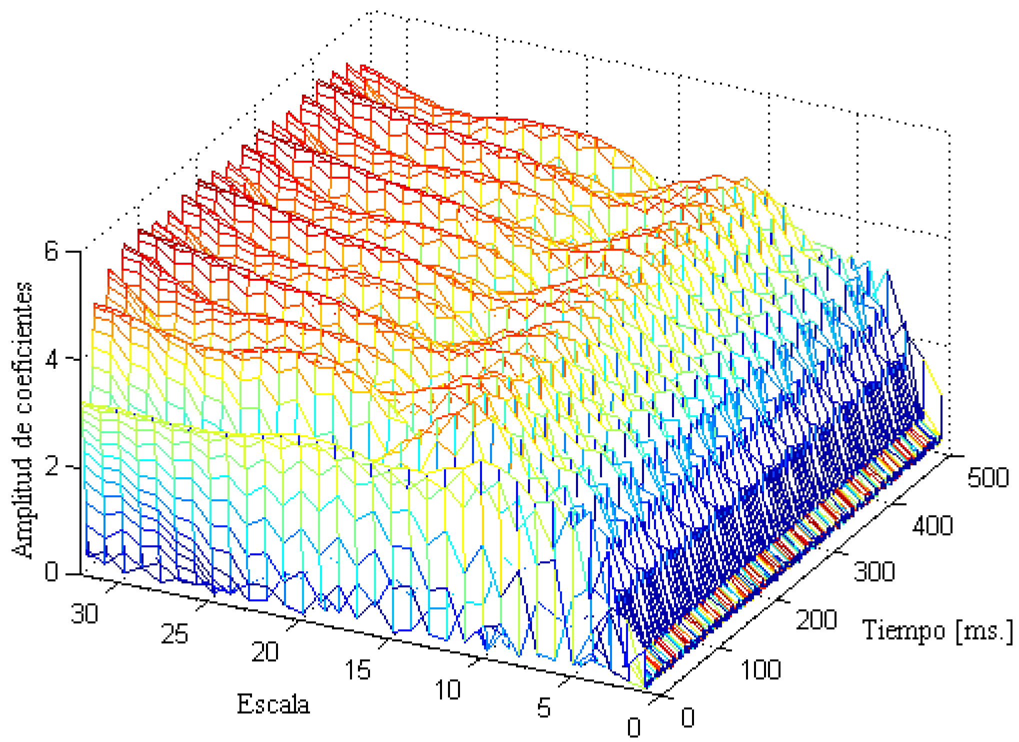


Fig. AIII.5.- Representación tridimensional del valor de los coeficientes calculados aplicando la CWT a la señal estacionaria. [ejemCWTestacionaria.m]

La transformada Wavelet continua ofrece una resolución en frecuencia distinta para todo el rango de frecuencias (mejor resolución a altas frecuencias y peor a bajas).

Transformada Wavelet discreta

La señal estacionaria de 10, 25, 50, 100 Hz. consta de 512 muestras, muestreadas a una frecuencia de 1 kHz. La descomposición se realiza en 8 niveles utilizando la wavelet sym6.

Las últimas 256 muestras (Nivel 1) que corresponden al rango de frecuencia entre [250, 500] Hz. indican, como se aprecia en la Fig. AIII.6, que no existe información en este intervalo, por lo tanto estas muestras pueden despreciarse. El nivel 2 abarca las frecuencias entre [125, 250] Hz., donde se aprecian algunos magnitudes relativamente pequeñas, las que podrían corresponder a ruido. El nivel 3 abarca las frecuencias entre [62.5, 125], donde si se observa una magnitud importante puesto que en la señal original existe una componente de frecuencia de 100 Hz. en este intervalo. El nivel 4 abarca las frecuencias entre [31.25, 62.5] Hz. donde también puede observarse una magnitud importante debido a la existencia en este intervalo de una componente de 50 Hz. en la señal original. En el detalle 5, que abarca las frecuencias entre [15.625, 31.25] Hz., se observa una amplitud importante producto de la existencia de una componente de 25 Hz. en la señal. Tal como era de esperar, en el nivel 6, que abarca las frecuencias entre [7.8125, 15.625] Hz., se aprecia que la señal tiene una componente importante de frecuencia que debiera corresponder a los 10 Hz. de la señal original. El nivel 7 y 8, [3.9063, 7.8125] Hz.-[1.9531, 3.9063] Hz. respectivamente, pareciera mostrar una frecuencia importante en el último intervalo de tiempo de la señal, sin embargo, esto puede deberse a un problema de resolución debido a la cercanía con la componente de 10 Hz. de la señal original o por el comienzo de la señal.

En la Fig. AIII.7 se muestra el resultado de la DWT, donde puede observarse en primer lugar la señal original, a continuación la aproximación del nivel 8 y posteriormente los detalles correspondientes a cada uno de los 8 niveles considerados, a la derecha de los cuales puede observarse el rango de frecuencias que aparecen en cada nivel. Se observa que para los rangos de frecuencias anteriores los valores de los detalles aparecen a lo largo de todos los instantes de tiempo, resultado lógico pues se trata de los detalles de una señal estacionaria.

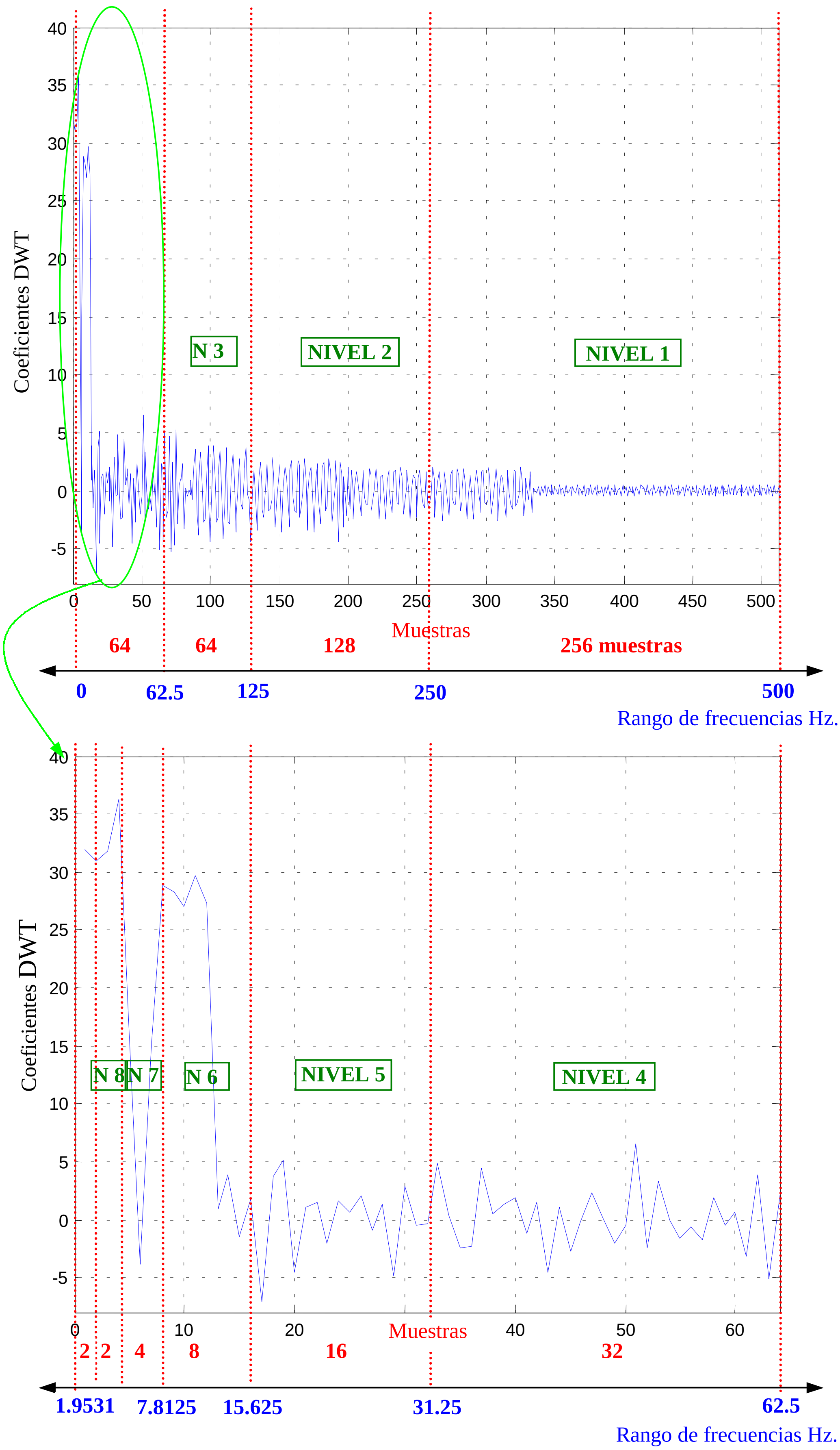


Fig. AIII.6.- Interpretación de los coeficientes de la DWT. [ejemDWTestacionaria.m]

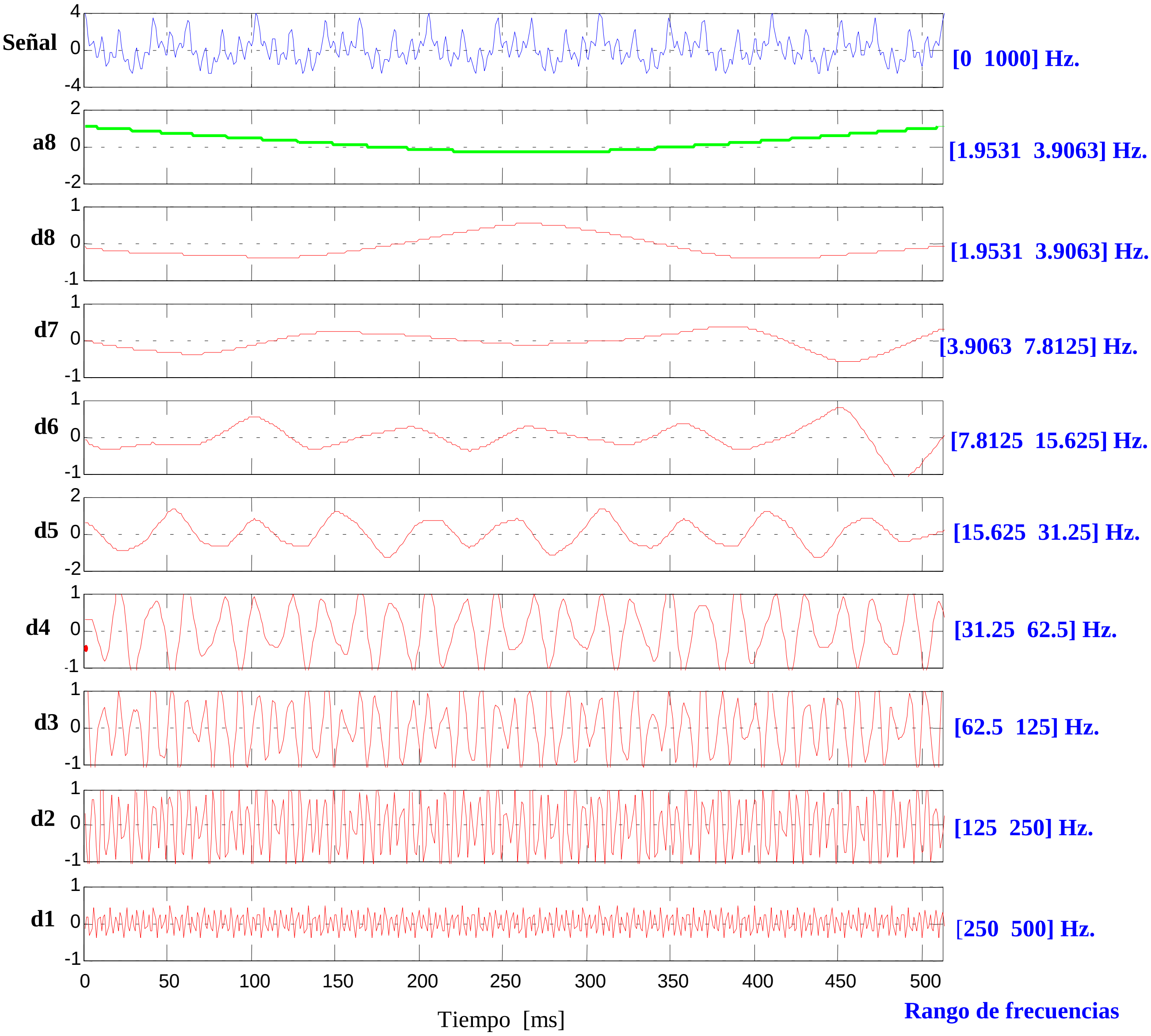


Fig. AIII.7.- Detalles de la DWT de la señal estacionaria con contenido en frecuencia de10, 25, 50 y 100 Hz. [ejemDWTestacionaria.m]