

**APLICACIÓN DE LA TRANSFORMADA *WAVELET* DISCRETA (*DWT*)
EN LA DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE EVENTOS DE LA
CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA**

VALDOMIRO VEGA GARCÍA

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECAICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
2004.**

**APLICACIÓN DE LA TRANSFORMADA *WAVELET* DISCRETA (*DWT*)
EN LA DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE EVENTOS DE LA
CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA**

VALDOMIRO VEGA GARCÍA

Este proyecto es presentado como requisito para optar al título de
Ingeniero Electricista

Director

CÉSAR ANTONIO DUARTE GUALDRÓN

Magíster en Potencia Eléctrica UIS

Codirector

GABRIEL ORDÓÑEZ PLATA

Dr. Ingeniero Industrial UIS

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECAICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
2004.**

DEDICATORIA

A mi madre, Mélida Rosa García de Vega
y a mi padre, Edelso José Vega Ramírez

Por su amor, comprensión, apoyo incondicional y confianza que me han
brindado a lo largo de mi vida haciendo de mí la persona que soy hoy.

A mis hermanos, Vladimir, Virgilio y Verenith

Por compartir con migo cada momento que vivimos a pesar de la
distancia.

A mi abuela Carmen Elena Buelvas Álvarez (Q.E.P.D)

Por haberme dado tanto amor y haberme criado a la par de mi madre.

A todos mis familiares y amigos,

Gracias por acompañarme en cada una de las fases que atraviesa mi vida.

Y por supuesto a mi San Jacinto querido, tierra que me vio nacer y de la
cual me siento muy orgulloso, por ser un fiel exponente de su cultura.

Valdo

AGRADECIMIENTOS

El autor expresa sus agradecimientos a:

César Antonio Duarte Gualdrón, Magíster en Potencia Eléctrica. Profesor Auxiliar de la Universidad Industrial de Santander. Por sus invaluable aportes como Director de este trabajo de grado, constante motivación, amistad, inteligencia, entrega profesional y acertada dirección. De nuevo gracias.

Gabriel Ordóñez Plata, Doctor Ingeniero Industrial. Profesor Titular de la Universidad Industrial de Santander. Por sus aportes como Codirector de este trabajo de grado, amistad, confianza poniendo a disposición su experiencia y conocimiento incalculable.

Gilberto Carrillo Caicedo, Doctor Ingeniero Industrial. Profesor Titular Laureado de la Universidad Industrial de Santander y **Jairo Hernán Duarte Muñoz**, Magíster en Potencia Eléctrica UIS, por la orientación y apoyo a lo largo de mis estudios universitarios.

Gerardo Latorre Bayona, Doctor Ingeniero Industrial. Director de la Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones, por su gestión y colaboración para la culminación mis estudios de pregrado.

A todos los profesores de la Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones por su colaboración y cuota de sacrificio para el desarrollo de este trabajo de grado, entre los cuales se destaca mi amigo José Alejandro Amaya Palacio, persona integra que gracias a sus consejos estoy escribiendo estas páginas y Daniel Alfonso Sierra Bueno, otra eminencia llena de humildad y vocación para la docencia, a ambos gracias por su amistad y confianza.

A Carlos A. Niño y Oscar Olarte, por sus valiosas discusiones y aportes, al Grupo de Investigación en Sistemas de Energía Eléctrica por haberme acogido.

A Victor Barrera Nuñez "El Cruel", Jorge Cormane Angarita "El Pipo", Hugo Alfredo Corredor "El Romántico" y José Antonio Romero Pozo por su amistad, incondicionalidad y aportes a mi vida universitaria y por supuesto a la realización de este trabajo.

A Dña Carmen Estupiñán y a toda su familia que me acogieron como miembro de la misma durante mucho tiempo de mi vida universitaria.

A Dña María Villamizar, mi otra madre, por ser tan especial con migo siempre.

A Sandrita P. Gaviria, por su comprensión, cariño y apoyo incondicional en todo el tiempo que llevo de conocerla.

A mis amigas Luz Smith Acevedo, Durby Espinel Blanco, Princes Arciniegas, Heidy Tapia, Mónica Victoria Rojas, Marisol Flórez, Claudia Alba Versolato, Jaydi Johana Santos, Adriana Rojas, Gina Violeta Verbel Gonzáles, Sila María Sierra, Yicela del Carmen García Caro, Carmen Lilliana Anillo, Lorena Trillos, María Alejandra Tapia, Marley Sujey y muchas otras más que me han brindado su amistad y de una u otra forma han contribuido a mi crecimiento personal y profesional.

A mis amigos de toda la vida, Alberto Fernández Buelvas, Juan Carlos Martínez García "Juanqui", Miguel Alfonso Marciglia "El Chino", Roberto Carlos Estrada "El Molde", José Carlo Pereira Caro, porque se que siempre estarán ahí para apoyarme.

A Alfonso Luis Rodríguez Madrid "El Foncho " y su portátil trasnochador "El muñeco" por su amistad su incondicionalidad espacial y temporal.

A la Familia Jiménez Quintero, Harold, Lina, Sarita y Manuel, con quienes compartí gran parte de mi carrarera.

Al Grupo de Músicas y Danzas Folclóricas Macondo y UIS y Expresión Musical UIS, por haberme permitido haber crecido como persona en este ámbito bastante académico.

A Jenny Paola González, que en esta etapa de mi vida me acompaña con su amistad, cariño, comprensión y "paciencia".

A todos los compañeros de la Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de telecomunicaciones de la Universidad Industrial de Santander por sus aportes y reflexiones y por las ganas de salir a delante cada día.

No obstante se hace imposible expresar mis agradecimientos a tantas personas que me ayudaron, motivaron, enseñaron, "soportaron" y aconsejaron. A todos ellos, lamento de todo corazón la omisión.

Para finalizar, agradezco a mi Alma Mater, la Universidad Industrial de Santander, por haberme mecido en sus manos y haberme dotado del conocimiento y sabiduría que me hacen pensar de una manera más racional y coherente que antes de llegar a ella. Por haberme dado la oportunidad de conocer nuevas culturas y ser un profesional integro.

RESUMEN

TITULO:

APLICACIÓN DE LA TRANSFORMADA *WAVELET* DISCRETA (TWD) EN LA DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE EVENTOS DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA *

AUTOR:

VALDOMIRO VEGA GARCÍA **

PALABRAS CLAVE: Calidad de la energía eléctrica, monitorización, armónicos, huecos de tensión, elevaciones de tensión (*swells*), fluctuaciones de tensión (*flicker*), transitorios, transformada *Wavelet* discreta, redes neuronales.

DESCRIPCIÓN:

En este trabajo se estudia la aplicación de la Transformada *Wavelet* Discreta para la detección e identificación de eventos de la calidad de la energía eléctrica. Se estudian algunos patrones basados en la TWD propuestos para la identificación de eventos de baja frecuencia como las fluctuaciones de tensión (*flicker*) y los armónicos; y para la identificación de eventos de alta frecuencia como los transitorios tipo impulso y los huecos de tensión. Para la detección e identificación se utiliza la función *Wavelet Daubichies4* como función base para la transformación, dadas sus características de respuesta en frecuencia y de localización de información en el tiempo. Como clasificador de los eventos se utiliza un esquema basado en redes neuronales tomando como entrada los patrones de los eventos, obtenidos a partir de la transformada *Wavelet*.

Inicialmente se describen los conceptos matemáticos de la Transformada *Wavelet* Discreta y las propiedades que la hacen apropiada para este estudio.

En el capítulo 2 se presentan los algoritmos utilizados para el cálculo de la TWD y la respuesta en frecuencia de los filtros utilizados para estas operaciones.

Los eventos de la calidad de la energía eléctrica que son analizados en este proyecto se describen en el capítulo 3 de acuerdo con la normativa colombiana actual.

En el capítulo 4 se estudian las estrategias para la detección mediante la función de detalle de primer nivel de descomposición y la estrategia de identificación de los eventos utilizando la energía de los coeficientes de la TWD de cada nivel de detalle, considerando el problema de la no invarianza al desplazamiento de la TWD.

Seguido se expone la arquitectura de las redes neuronales utilizadas, en el capítulo 5 presentando los resultados de simulación.

Finalmente, en los capítulos 6 y 7 se presentan la interfaz gráfica diseñada y las conclusiones de esta investigación.

* Trabajo de Grado

** Facultad de Ciencias Físico-mecánicas, Ingeniería Eléctrica
MSC César Antonio Duarte Gualdrón

SUMMARY

TITLE: **APPLICATION OF DISCRETE WAVELET TRANSFORM (DWT) ON DETECTION AND IDENTIFICATION OF POWER QUALITY EVENTS.***

AUTHOR: **VALDOMIRO VEGA GARCÍA ****

KEYWORDS: **Power Quality, monitoring, harmonics, sags, dips, swells transients, flicker, Discrete Wavelet Transform, neural networks.**

DESCRIPTION:

In this document *Discrete Wavelet Transform* (DWT) application is studied in detection and identification of power quality events. Some patterns based on DWT are studied in identification of low frequency events, like flicker and harmonics, and in identification of high frequency events, like impulsive transient and sags. The *Wavelet Function Daubichies4* is used as a base function in detection and identification because of its frequency response and information time localization properties. As an event classifier, an scheme based on neural networks is used taking event patterns as inputs, which are obtained from *Wavelet Transform*.

Initially mathematical concepts about Wavelet Transform and properties that make it well adapted for this study are described.

Chapter 2 presents algorithms used for calculating DWT and filter frequency responses.

Power quality events which are analyzed in this document are described on Chapter 3 according to current Colombian standards.

In Chapter 4 detection strategy through first decomposition level detail function and identification strategy of events based on DWT's coefficient of each detail level are studied. This study considers no shift-time invariant problem of TWD.

In Chapter 5 neural networks architecture and its simulation results are presented.

Finally, Chapters 6th and 7th deal about designed graphic interface and conclusions drawn from this work, respectively.

* Degree Work

** Physics and Mechanics Engineering College, Electrical Engineering
MPE César Antonio Duarte Gualdrón

TABLA DE CONTENIDO

	Pág
INTRODUCCIÓN	0
1. TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA.....	4
1.1 DEFINICIONES PRELIMINARES.....	4
1.1.1 TRANSFORMADA DE <i>FOURIER</i>	5
1.1.2 TRANSFORMADA DE <i>FOURIER</i> DE TIEMPO CORTO.....	9
1.2 TRANSFORMADA WAVELET	14
1.2.1 TRANSFORMADA WAVELET CONTINUA (TWC)	14
1.2.2 TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA (TWD).....	17
1.3 CARACTERÍSTICAS DE LA TRANSFORMADA WAVELET	18
1.3.1 BASES WAVELET ORTONORMALES.....	18
1.3.2 ANÁLISIS MULTIRESOLUCIÓN	28
1.3.3 SOPORTE COMPACTO.....	34
1.3.4 MOMENTOS DESVANECIENTES.....	34
1.3.5 LIMITACIONES DE LA FUNCIÓN WAVELET	35
2. ALGORITMOS	37
2.1 ALGORITMO DE DESCOMPOSICIÓN.....	37
2.2 ALGORITMO DE RECONSTRUCCIÓN.....	39
2.3 CARACTERÍSTICAS DE LOS FILTROS PARA DESCOMPOSICIÓN Y RECONSTRUCCIÓN.....	42

3.	EVENTOS DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA	47
3.1	CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA	47
3.2	TRANSITORIO ELECTROMAGNÉTICO	48
3.2.1	TRANSITORIO OSCILATORIO	48
3.2.2	TRANSITORIOS TIPO IMPULSO	50
3.3	VARIACIONES DE CORTA DURACIÓN	51
3.3.1	HUECO DE TENSIÓN (<i>SAG</i> O <i>DIP</i>)	51
3.3.2	ELEVACIÓN DE TENSIÓN (<i>SWELL</i>)	52
3.3.3	INTERRUPCIÓN DE CORTA DURACIÓN	53
3.4	VARIACIONES DE LARGA DURACIÓN	53
3.4.1	SOBRETENSIÓN	53
3.4.2	SUBTENSIÓN	54
3.4.3	INTERRUPCIONES SOSTENIDAS	54
3.5	DESBALANCE DE TENSIÓN	54
3.6	DISTORSIÓN DE LA FORMA DE ONDA	54
3.6.1	ARMÓNICO	55
3.6.2	MUESCA DE TENSIÓN (<i>NOTCH</i>)	56
3.7	FLUCTUACIÓN DE TENSIÓN (<i>FLICKER</i>)	56
3.8	ESTADO DEL ARTE SOBRE EL ANÁLISIS DE LOS EVENTOS QUE DETERMINAN LA CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA	58

4.	DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE EVENTOS DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA	62
4.1	DETECCIÓN DE EVENTOS MEDIANTE LA SECUENCIA DE DETALLES	62
4.2	IDENTIFICACIÓN DE EVENTOS MEDIANTE LA ENERGÍA DE LOS COEFICIENTES <i>WAVELET</i>	69
5.	CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS EVENTOS: IMPLEMENTACIÓN DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL (RNA)	77
5.1	DISEÑO DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL	77
5.2	SELECCIÓN DE LOS PATRONES DE ENTRENAMIENTO	77
5.3	SELECCIÓN DE LA ARQUITECTURA DE LA RED NEURONAL	81
5.4	SELECCIÓN DE LOS PARÁMETROS DE LA RED	82
5.4.1	FUNCIÓN DE DESEMPEÑO DE LA RED	82
5.4.2	NÚMERO DE CAPAS Y DE NEURONAS POR CAPA	83
5.4.3	LA FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN	87
5.5	NORMALIZACIÓN DE LOS PATRONES DE ENTRENAMIENTO	87
5.6	EVALUACIÓN DE DESEMPEÑO DE LA RNA	88
6.	IMPLEMENTACIÓN DE LA ESTRATEGIA DE DETECCIÓN, IDENTIFICACIÓN Y CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA	90
6.1	ADQUISICIÓN DE LA SEÑAL	92

6.2	CÁLCULO DE LOS COEFICIENTES DE APROXIMACIÓN Y DE DETALLE	92
6.3	LOCALIZACIÓN – DETECCIÓN DEL EVENTO.....	93
6.4	IDENTIFICACIÓN-CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE EVENTOS.....	94
7.	CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	95
7.1	CONCLUSIONES	95
7.2	TRABAJOS FUTUROS.....	98
	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	99
	BIBLIOGRAFÍA	102
	ANEXOS	108

LISTA DE TABLAS

Tabla 3.1	Clasificación de los fenómenos electromagnéticos [NTC 5000, 02].	58
Tabla 4.1	Intervalos ideales de frecuencia para 128 [m/c]	75
Tabla 4.2	Intervalos ideales de frecuencia para 1024 [m/c].	76
Tabla 5.1	Relación del número de eventos generados sintéticamente para cada tipo de perturbación.	79
Tabla 5.2	Relación entrada salida de la red neuronal.	81
Tabla 5.3	Entrenamiento para 128 m/. Red con 2 capas ocultas y una de salida.	84
Tabla 5.4	Entrenamiento para 128 [m/c], red con 3 capas ocultas y una de salida.	86
Tabla 5.5	Entrenamiento para 1024 [m/c]. Red con 3 capas ocultas y una de salida.	87
Tabla 5.6	Porcentajes de aciertos de las RNAs.	89
Tabla B.1	Parámetros utilizados en la generación del evento sag.	116
Tabla B.2	Parámetros utilizados en la generación del evento swell.	116
Tabla B.3	Parámetros utilizados en la generación del evento muesca de tensión (notch).	116
Tabla B.4	Parámetros utilizados en la generación del evento Fluctuación de tensión (flicker).	116
Tabla B.5	Parámetros utilizados en la generación del evento Armónico.	117
Tabla B.6	Parámetros utilizados en la generación del evento transitorio oscilatorio de alta y baja frecuencia.	117

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.1 Ventana ideal $h(t)$ en el dominio del tiempo.....	10
Figura 1.2 Proceso de enventanado de $h(t)$ sobre $x(t)$ [Mallat, 99]...11	11
Figura 1.3 Ventana ideal en el dominio de la frecuencia.....	12
Figura 1.4 Esquema tiempo - frecuencia de la Transformada de Fourier de Tiempo Corto [Mallat, 99].....	13
Figura 1.5 Esquema tiempo - frecuencia de la Transformada Wavelet Continua [Mallat, 99].	15
Figura 1.6 Wavelet Haar [Daubechies, 92].....	20
Figura 1.7 Producto de dos Wavelet Haar escaladas y desplazadas [Daubechies, 92].....	21
Figura 1.8 Función c como combinación lineal de funciones Wavelet Haar [Daubechies, 92].....	22
Figura 1.9 Primer nivel de descomposición de una señal $\chi^0 = \chi^1 + g^1$	24
Figura 1.10 Primer y segundo nivel de descomposición de una Función c^0	26
Figura 1.11 Algunas funciones Wavelet con su función de escala.....	33
Figura 1.12 Representación del principio de incertidumbre de Heisemberg.....	36
Figura 2.1 Esquema de descomposición Wavelet [Chui, 97].....	38
Figura 2.2 Submuestreo o decimación de una señal.....	39
Figura 2.3 Esquema de sobremuestreo, donde se insertan ceros entre las muestras de la señal.....	40
Figura 2.4 Esquema de reconstrucción Wavelet [Chui, 97].	40
Figura 2.5 Esquema de descomposición y reconstrucción de una señal [Chui, 97], [Mallat, 99].....	41

Figura 2.6	Esquema de descomposición de una señal en secuencias de aproximación y de detalle para 3 niveles de resolución [Matworks, 92].....	41
Figura 2.7	Esquema de bancos de filtros para descomposición y reconstrucción.....	43
Figura 2.8	Conjunto de filtros de descomposición y reconstrucción de la secuencia "db4".....	45
Figura 2.9	Esquema de descomposición Wavelet Packet [Matworks, 02].....	45
Figura 3.1	Transitorio oscilatorio causado por el fenómeno Back to Back en la conmutación de condensadores [NTC 5000, 02].....	49
Figura 3.2	Transitorio oscilatorio de baja frecuencia causado por la	50
Figura 3.3	Transitorio de impulso de corriente originada por un rayo [NTC 5000, 02].	51
Figura 3.4	Forma de onda de un hueco de tensión (sag) [NTC 5000, 02].	52
Figura 3.5	Forma de onda de una elevación de tensión (swell) [NTC 5000, 02].	53
Figura 3.6	Onda con distorsión armónica [NTC 5000, 02].....	55
Figura 3.7	Muesca de tensión (Notch) producido por un convertidor	56
Figura 4.1	Descomposición de un hueco de tensión "sag" en 4 niveles de detalle utilizando la función Db4.....	63
Figura 4.2	Descomposición de un hueco de tensión "sag" en 4 niveles de detalle utilizando la función Wavelet Sym2.....	64
Figura 4.3	Familia de funciones Wavelet Daubechies de orden 2 a 10.....	65

Figura 4.4	Familia de funciones Wavelet Symlet de orden 2 a 8 [Matworks, 02].....	66
Figura 4.5	Formas de onda de perturbaciones muestreadas a 128 [m/c].....	67
Figura 4.6	Secuencias de detalles del primer nivel de descomposición para las perturbaciones de la Figura 4.5.	68
Figura 4.7	Formas de onda de un transitorio tipo impulso y de muestras de tensión muestreadas a 1024 [m/c].....	69
Figura 4.8	Secuencias de detalles del primer nivel de descomposición para las perturbaciones de la Figura 4.7.	69
Figura 4.9	Ancho de banda ideal en cada nivel de detalle y aproximación.....	70
Figura 4.10	Patrones de identificación para una señal pura y una señal con un hueco de tensión utilizando la desviación estándar de los coeficientes de detalle.	71
Figura 4.11	Patrón de identificación de un hueco de tensión, utilizando la desviación de la energía entre la señal perturbada y la señal de referencia.....	73
Figura 4.12	Patrones para las perturbaciones de la Figura 4.5.	74
Figura 4.13	Patrones para las perturbaciones de la Figura 4.7	74
Figura 5.1	Característica de los patrones para un hueco de tensión que se desplaza en el tiempo.....	79
Figura 5.2	Red Neuronal multicapa [Haikin, 99].....	83
Figura 6.1	Interfaz grafica desarrollada para la detección, identificación y clasificación de eventos de la calidad.....	91
Figura 6.2	Diagrama de bloques del esquema de detección, identificación y clasificación de eventos de la calidad.....	92
Figura A.1	Esquema del algoritmo de descomposición de MatLab.....	110

Figura A.2 Esquema del algoritmo de reconstrucción de MatLab
[Matworks, 00]..... 111

Figura A.3 Esquema del algoritmo de descomposición para una
señal real de 1000 muestras empleando la Wavelet Daubechies
2 'Db2' [Matworks, 02]..... 112

Figura A.4 Filtro escala base Daubechies 4 utilizado para la
generación de los filtros de descomposición y de reconstrucción.
..... 113

LISTA DE ANEXOS

ANEXO A. IMPLEMENTACIÓN DE LA DWT UTILIZANDO MATLAB	110
ANEXO B. PARÁMETROS UTILIZADOS EN LA GENERACIÓN DE LA BASE DE DATOS DE SEÑALES SINTÉTICAS.....	115
ANEXO C. CÓDIGO UTILIZADO PARA LA IMPLEMENTACIÓN DEL ESQUEMA DE DETECCIÓN, IDENTIFICACIÓN Y CLASIFICACIÓN.....	117

LISTA DE SÍMBOLOS

	Pág
TF: Transformada de Fourier	1
TW: Transformada Wavelet	1
TWD: Transformada Wavelet Discreta	2
RNA: Red Neuronal Artificial	3
TFCT: Transformada de Fourier de Corto Tiempo	4
QMF: Filtro Espejo en cuadratura (Quadrature Mirror Filter)	4
$x(t)$: Señal continua	5
a_k : K-ésimo coeficiente de la Serie de Fourier	5
ω_0 : Frecuencia fundamental de la señal periódica (en rad/s)	5
T: Período fundamental (en s)	5
$\mathcal{F}(j\omega)$: Transformada de Fourier Continua o Integral de Fourier	6
$\mathcal{F}_T(j\omega)$: Transformada de Fourier de un periodo de la señal periódica	7
$\delta(t)$: Denota la función delta Kronecker	7
$x[n]$: Señal discreta	7
$\mathcal{F}(e^{j\omega})$: Transformada Discreta de Fourier para señales periódicas discretas	7
$(G_h x)(b, \omega)$: Transformada de Fourier de Corto Tiempo	9
$h(t)$: Función ventana ideal de tiempo	9
ω : Frecuencias que contiene la ventana de la función $x(t)$	9
b : Desplazamiento o retardo en el tiempo	9
$\langle \cdot, \cdot \rangle$: Producto interno	10
$x_v(t)$: Señal $x(t)$ enventanada	10
$H(j\omega)$: Espectro de la función $h(t)$	11
$L^2 := L^2(-8, 8)$: Espacio de señales de energía finita	11
TWC: Transformada Wavelet Continua	14
$\psi(t)$: Función Wavelet madre o Wavelet de análisis	14
$(W_\psi x)_{(a,b)}$: Transformada Wavelet Continua de una señal $x(t)$	14
$\mathcal{Y}_{a,b}(t)$: Conjunto de funciones Wavelets continuas generadas a partir de la función $\psi(t)$	14
\in : Símbolo de pertenencia	14
$\hat{\mathbb{A}}$: Número reales	14
$Y(j\omega)$: Espectro de la función $y(t)$	15
C_ψ : Constante que depende de la función $Y(j\omega)$	15
$\frac{1}{2}Y(j\omega)\frac{1}{2}$: Magnitud de la función $Y(j\omega)$	15
\mathbb{Z} : Números enteros	16

$\mathbf{y}_{j,k}(t)$:	Conjunto de funciones Wavelets Discretas generadas a partir de la función $\mathbf{y}(t)$	17
$\mathbf{y}_{j,k}$:	Notación que reemplaza a $\mathbf{y}_{j,k}(t)$	17
c :	Notación que reemplaza a $x(t)$	20
c_m^0 :	c en el intervalo de tiempo $[m 2^{-J_0}, (m+1)2^{-J_0}]$	22
c^j :	Aproximación de la función c en el nivel j	26
g^j :	Detalle de la función c en el nivel j	27
V_j :	Espacio ortogonal que contiene al conjunto de funciones $f_i(t)$	28
W_j :	Espacio ortogonal que contiene al conjunto de funciones $\mathbf{y}(t)$	30
p_k :	Función o secuencia de doble escala	31

INTRODUCCIÓN

Dada la importancia de la calidad del servicio de energía eléctrica a nivel mundial y teniendo en cuenta que las perturbaciones electromagnéticas causan pérdidas considerables tanto para la industria como para los usuarios residenciales, es necesario el análisis y caracterización de estos fenómenos para tomar medidas al respecto. Por tanto la monitorización de los eventos de la calidad de la energía eléctrica es fundamental para brindar soluciones a la industria y al sector eléctrico.

Entre las técnicas de procesamiento de señal más utilizadas en la monitorización de la calidad de la energía eléctrica está la Transformada de *Fourier* (TF) la cual se adapta bien para la monitorización de eventos en estado estacionario, pero presenta limitaciones en el seguimiento de eventos transitorios como los huecos de tensión y/o los transitorios oscilatorios o de tipo impulso. Debido a esto, se ha propuesto la Transformada *Wavelet* (TW) como una nueva técnica de procesamiento para la monitorización dado que ofrece la posibilidad de realizar un análisis multiresolución tanto en el dominio del tiempo como en el dominio de la frecuencia.

Aprovechando las propiedades de duración efectiva finita, espectro pasabanda, forma de onda semejante al evento en estudio y ortogonalidad, es posible localizar información en el tiempo y en la frecuencia y así obtener alta correlación cuando ocurren eventos de la calidad de la energía eléctrica y decomponer la señal en diferentes componentes sin que existan solapamientos de energía entre éstas. Este estudio utiliza la Transformada *Wavelet* Discreta (TWD) para la detección, identificación y

clasificación de eventos electromagnéticos que afectan la calidad de la onda de tensión (*Power Quality*).

Existen varios estudios [Resende, 01], [Gaouda et al, 99] en los cuales se utiliza la Transformada *Wavelet* para la detección e identificación de eventos utilizando principalmente la función *Wavelet Daubichies 4* como función base para la transformación. Asimismo, se han utilizado las redes neuronales para clasificar los diferentes eventos a partir de los resultados de la Transformada *Wavelet* de señales obtenidas de eventos sintetizados a partir de modelos matemáticos [Hong, 99], [Debnath, 01].

En [García, 00] se presenta un análisis de la Transformada *Wavelet* y su utilidad en la caracterización de algunos fenómenos electromagnéticos. No obstante, no se estudian estrategias de identificación y/o clasificación. En este trabajo se propone continuar con el trabajo realizado, contribuyendo a la comprensión de la utilidad de la Transformada *Wavelet* y desarrollando un soporte informático para simular la detección, identificación y clasificación de la mayor cantidad posible de eventos o perturbaciones que afectan la calidad de las ondas de tensión y corriente.

Adicionalmente, el Grupo de Investigación en Sistemas de Energía Eléctrica (GISEL) de la Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones fortalecerá la línea de investigación referente a la calidad de la energía eléctrica y se dará continuidad al desarrollo de estudios sobre detección, identificación, caracterización y clasificación de perturbaciones que afectan dicha calidad. Esto contribuye al crecimiento del conocimiento necesario para la implementación de sistemas de monitorización de la calidad del servicio, que se ajusten al desarrollo de la normativa y la reglamentación necesaria para promover condiciones favorables para el desarrollo de la industria y el sector eléctrico del país.

La organización de este documento se presenta a continuación. En el capítulo 1 se describen los conceptos matemáticos de la Transformada *Wavelet* Discreta y se presentan las propiedades que la hacen efectiva para este estudio (Aplicación de la Transformada *Wavelet* Discreta en la detección e identificación de eventos de la calidad de la energía eléctrica).

Los algoritmos necesarios para el cálculo de la Transformada *Wavelet* Discreta, el esquema de descomposición y reconstrucción, y la respuesta en frecuencia de los filtros utilizados para estas operaciones se presentan en el Capítulo 2.

El Capítulo 3 describe algunos fenómenos transitorios y de estado estacionario que afectan la calidad de onda de tensión en los sistemas de energía eléctrica. Asimismo se presenta el estado del arte de las técnicas de procesamiento de señales para la detección, identificación y clasificación de los eventos de la calidad de la energía.

Las estrategias para la detección e identificación de los eventos de la calidad de la energía eléctrica utilizando la Transformada *Wavelet* Discreta son estudiadas en el capítulo 4.

El Capítulo 5 se detalla la estrategia empleada en este trabajo para la clasificación automática de los eventos utilizando una red neuronal artificial (RNA) y los resultados de simulación.

Finalmente, en los Capítulos 6 y 7 se presentan la implementación de las estrategias de detección, identificación y clasificación de eventos de la calidad de la energía y las conclusiones.

1. TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA

En este capítulo se presentan las definiciones y propiedades de la Transformada *Wavelet* Discreta, teniendo en cuenta sus ventajas y desventajas frente a otros algoritmos como la Transformada de *Fourier* y la Transformada de *Fourier* de Tiempo Corto (*TFTC*) en la detección e identificación de eventos de la calidad de la energía eléctrica.

1.1 DEFINICIONES PRELIMINARES

La palabra en inglés *Wavelet* es traducida al español como ondilla, ondita u onda pequeña; en adelante se utilizará la palabra en inglés *Wavelet* para hacer referencia a esta función. La Transformada *Wavelet* se puede describir como una herramienta matemática que descompone un conjunto de datos o una función en diferentes secuencias de datos (o funciones) con rangos de frecuencia delimitados.

Los primeros desarrollos con la Transformada *Wavelet* se remontan al trabajo de *Calderón* en 1964, titulado "*Resolution of the identity in harmonic analysis*" en el área de matemáticas puras; en el área de la física se encuentra el trabajo "*Coherent status for the $(ax+b)$ -group in quantum mechanics*" por *Alaksen* y *Klauder* en 1968; en ingeniería los desarrollos sobre "*QMF filters*" por *Esteban* y *Galland* en 1977 y más tarde la introducción de los filtros *QMF* con la propiedad de reconstrucción exacta por *Smith* y *Barnwell* en 1986; finalmente *Morlet* en 1983 presenta la propuesta de utilizar la Transformada *Wavelet* para el análisis de datos sísmicos. En la última década se han recopilado todas estas diferentes aplicaciones y se han convertido en lo que hoy se conoce con el nombre de Transformada *Wavelet* [Daubichies, 92].

Antes de abordar el tema de la Transformada *Wavelet*, es necesario examinar otras herramientas matemáticas que son utilizadas en estudios similares a éste.

El estudio planteado en este proyecto tiene como propósito investigar sobre esta poderosa técnica de procesamiento, así como sobre los diferentes fenómenos electromagnéticos que afectan la calidad de la onda de tensión (*Power Quality*). Por consiguiente es conveniente anotar que la mayoría de las investigaciones referentes al estudio de la calidad del servicio de la energía eléctrica, específicamente el análisis de eventos electromagnéticos, se basan en la utilización de la Transformada de *Fourier* y/o la Transformada *Fourier* de Tiempo Corto, las cuales son descritas a continuación.

1.1.1 TRANSFORMADA DE *FOURIER*

En el año de 1.807 el francés *Jean Baptijste Joseph Fourier* propuso la representación de una señal periódica ($x(t)$) como la suma de funciones trigonométricas (senos y cosenos) o de exponenciales complejas armónicamente relacionadas; esto se conoce como la Serie de *Fourier* y se expresa de la siguiente forma:

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} a_k e^{-jk\omega_0 t} \quad (1.1)$$

Siendo

$$\omega_0 = \frac{2\pi}{T} \quad (1.2)$$

La frecuencia fundamental de la señal periódica es ω_0 (en rad/s) y T el período fundamental (en [s]). El término a_k corresponde al k -ésimo coeficiente de la Serie de *Fourier*. Para calcular los valores de los

coeficientes a_k o coeficientes espectrales, se emplea la siguiente expresión:

$$a_k = \frac{1}{T} \int_T x(t) e^{-j\omega_0 t} dt \quad (1.3)$$

Con las ecuaciones (1.1) y (1.3) es posible realizar un análisis para señales periódicas continuas en el tiempo. De otra parte, para el estudio de señales no periódicas (o aperiódicas), *Fourier* consideró que éstas son señales periódicas con período infinito; por lo tanto, de la Ecuación (1.3) se observa como al aumentar el período T , los coeficientes del espectro se hacen cada vez más cercanos describiendo una función continua; asimismo, la sumatoria de la Ecuación (1.1) se convierte en una integral. Por consiguiente, para señales aperiódicas las transformaciones expresadas en (1.1) y (1.3) se convierten en:

$$x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(j\omega) e^{j\omega t} d\omega \quad (1.4)$$

$$X(j\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-j\omega t} dt \quad (1.5)$$

Donde $X(j\omega)$ es la Transformada de *Fourier* o Integral de *Fourier*. La Ecuación (1.5) es conocida también como la *ecuación de análisis* y la Ecuación (1.4) corresponde a la Transformada Inversa de *Fourier* o *ecuación de síntesis*.

Para obtener los coeficientes de la Serie de *Fourier* a partir de la Transformada de *Fourier* se puede utilizar la siguiente relación:

$$a_k = \frac{1}{T} X_T(j\omega) \Big|_{\omega=k\omega_0} \quad (1.6)$$

Donde $X_T(j\omega)$ es la Transformada de *Fourier* de un periodo de la señal periódica.

De manera análoga para expresar la Transformada de *Fourier* de una señal periódica en función de los coeficientes de la Serie de *Fourier* se aplica la siguiente expresión:

$$X(j\omega) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} 2\pi a_k \delta(\omega - k\omega_0) \quad (1.7)$$

Por tanto, se puede interpretar la Ecuación (1.7) como un tren de impulsos ubicados en el k -ésimo armónico de la frecuencia fundamental y con un área proporcional a cada coeficiente a_k de la Serie de *Fourier* [Oppenheim, 98].

Análogamente, para el análisis de señales no periódicas discretas se obtienen las siguientes expresiones:

$$x[n] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} X(e^{j\omega}) e^{j\omega n} d\omega \quad (1.8)$$

$$X(e^{j\omega}) = \sum_{n=-\infty}^{+\infty} x[n] e^{-j\omega n} \quad (1.9)$$

Similar al caso continuo se tienen las expresiones para la Transformada de *Fourier* Discreta (1.9), conocida también como *ecuación de análisis* y su respectiva transformada inversa (1.8), conocida como *ecuación de síntesis*.

La diferencia entre (1.8) y (1.9) respecto a las expresiones (1.4) y (1.5), para señales continuas, es la periodicidad que presenta la Transformada Discreta, $X(e^{j\omega})$, en el dominio de la frecuencia, cuyo período es de 2π

[rad/muestra]. Además, para recuperar la secuencia de datos mediante la *ecuación de síntesis* (1.8) se requiere sólo de un intervalo de integración finito de longitud 2π [rad/muestra], a diferencia de la Ecuación (1.4) en la cual se necesita integrar sobre un intervalo de integración infinito, para considerar todas las frecuencias que pueden estar presentes en la señal [Oppenheim,98]. El espectro de señales discretas será entonces una función continua y dos puntos de esta transformada separados 2π [rad] tendrán el mismo valor.

Para el análisis de señales periódicas discretas se tiene una expresión similar a la Serie de *Fourier* de señales continuas:

$$x[n] = \sum_{k=\langle N \rangle} a_k e^{jk(2\pi/N)n} \quad (1.10)$$

Donde N es el periodo fundamental de la secuencia de datos $x[n]$. En este caso la Transformada de *Fourier* para señales periódicas discretas es de la forma:

$$X(e^{jw}) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} 2\pi a_k \delta\left(w - \frac{2\pi k}{N}\right) \quad (1.11)$$

Lo que indica que la Transformada de *Fourier* de señales periódicas discretas es un tren de impulsos periódico de periodo 2π [rad] cuyas áreas son proporcionales a los coeficientes de la Serie de *Fourier* y se encuentran ubicados en las frecuencias de los armónicos de la señal [Oppenheim, 98].

Al analizar la expresión de la Transformada de *Fourier* (1.5), ésta muestra un producto punto a punto de dos términos, una señal $x(t)$ y una exponencial compleja con frecuencia ω , luego los productos son

acumulados mediante la operación de integración. El resultado que se obtiene puede ser alto si la señal $x(t)$ que se está analizando tiene gran contenido de la frecuencia ω , o por el contrario puede ser muy bajo (o cero) si esa componente frecuencial es escasa (o nula).

De esta forma, la Transformada de *Fourier* es adecuada para el análisis de señales estacionarias con componentes frecuenciales constantes; pero no lo es, para el análisis de señales no estacionarias donde las frecuencias varían con el tiempo [Chui, 97]. Por consiguiente, mediante la Transformada de *Fourier* es posible conocer el contenido de las frecuencias presentes en una señal, pero es difícil precisar el instante o intervalo de tiempo donde éstas cambian.

1.1.2 TRANSFORMADA DE *FOURIER* DE TIEMPO CORTO

Debido a que la Transformada de *Fourier* es adecuada para el análisis de señales estacionarias, es posible considerar a las señales no estacionarias como estacionarias en intervalos cortos de tiempo. Es decir, se pueden tomar intervalos de la señal (ventanas) y analizar las componentes de frecuencia de cada intervalo en particular [Chui, 97]. Para realizar este procesamiento, la señal $x(t)$ se multiplica por una función ventana que se desplaza en el tiempo $h(t-b)$ y luego se calcula la Transformada de *Fourier* de este producto, como se expresa en la siguiente ecuación:

$$(G_h x)_{(b,\omega)} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) h(t-b) e^{-j\omega t} dt \quad (1.12)$$

Dónde ω representa las frecuencias que contiene la ventana de la función $x(t)$ cuya ubicación en el tiempo está determinada por la variable b .

Para analizar el procesamiento que implica la Ecuación (1.12) en el dominio de la frecuencia, considérese inicialmente el producto interno de una señal $x(t)$ con una señal ventana de valor real y de duración finita $h(t)$ ($\langle x(t), h(t) \rangle$).

$$x_v(t) = \langle x(t), h(t) \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)h(t)dt \quad (1.13)$$

Donde $x_v(t)$ es la señal $x(t)$ enventanada y $h(t)$ puede ser una ventana ideal de tiempo como se muestra en la Figura 1.1.

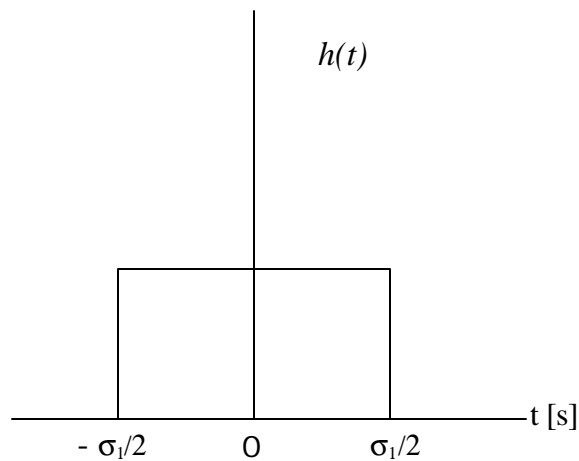


Figura 1.1 Ventana ideal $h(t)$ en el dominio del tiempo

Para que la función ventana $h(t)$ (Figura 1.1) recorra toda la señal $x(t)$ es necesario introducir un desplazamiento b en el tiempo. De esta forma el proceso de enventanado corresponde a una operación de convolución, o a un proceso de filtrado, que se expresa como:

$$x_v(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)h(t-b)dt \quad (1.14)$$

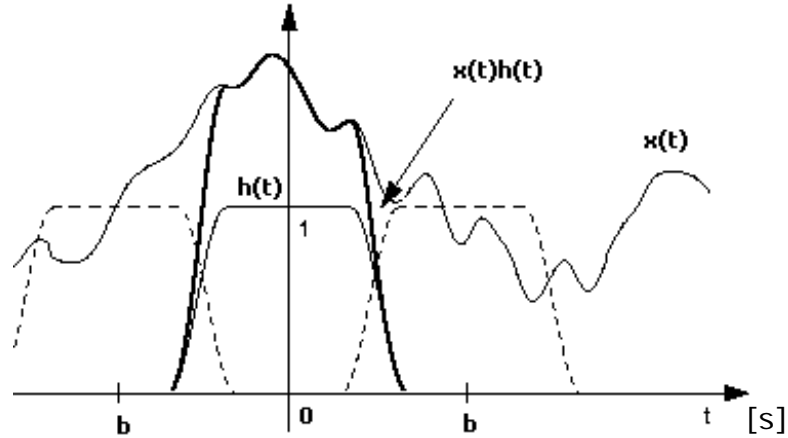


Figura 1.2 Proceso de enventanado de $h(t)$ sobre $x(t)$ [Mallat, 99].

La Figura 1.2 muestra la operación de enventanado que realiza la ventana $h(t)$ sobre la señal $x(t)$ en el dominio del tiempo. Si se aplica la identidad de Parseval a la Ecuación (1.14) se tiene que:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} x(t)h(t-b)dt = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(j\omega)\overline{H(j\omega)}e^{j\omega b}d\omega \quad (1.15)$$

El corrimiento b permite que la ventana $h(t)$ recorra toda la señal $x(t)$ en el eje del tiempo, pero no se está recorriendo el espectro $X(j\omega)$ en el eje de frecuencias. Por consiguiente, si se quiere recorrer de la misma forma el eje de frecuencias es necesario insertar un cambio de fase en el tiempo, lo que conduce a obtener la expresión de la Transformada de Fourier de Tiempo Corto.

Siendo $h(t)$ una función de valor real con $h(t), |t|^{1/2}h(t), th(t)$ en L^2 tal que $H(j0)=1$ (filtro pasa-bajas), la Transformada de Fourier de Tiempo Corto se define como [Chui, 97]:

[?] $L^2 := L^2(-8, 8)$: es definido como el espacio de señales de energía finita [Chui, 97].

$$(G_h x)_{(b,x)} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) h(t-b) e^{-j\omega t} dt \quad (1.16)$$

Este procesamiento de enventanado (filtrado) en el dominio del tiempo se puede apreciar de manera sencilla en la Figura 1.2 con $h(t)$ ponderado por $e^{-j\omega t}$. El efecto seguido en el espectro consiste en el desplazamiento de la ventana $H(j\omega)$ (Figura (1.3)) ponderada por $e^{j\omega b}$.

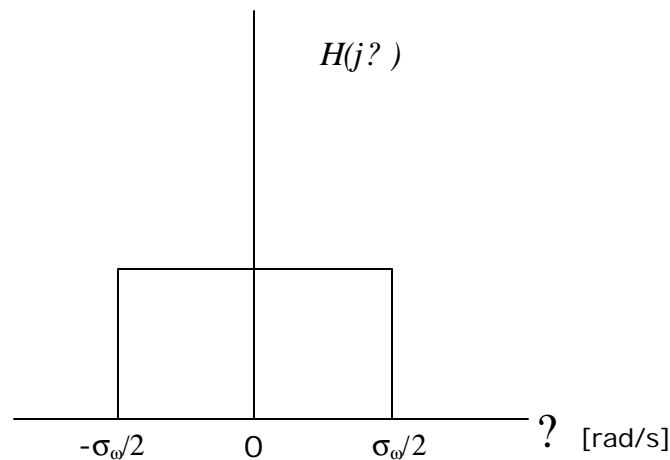


Figura 1.3 Ventana ideal en el dominio de la frecuencia

Aplicando la identidad de Parseval a la Ecuación (1.16) se tiene entonces:

$$(G_h x)_{(b,x)} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) h(t-b) e^{-j\omega t} dt = \frac{e^{-j\omega b}}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(j\omega) \overline{H(j(\omega-b))} e^{j\omega b} d\omega \quad (1.17)$$

De esta forma la Transformada de Fourier de Tiempo Corto realiza mejores estimaciones que la Transformada de Fourier, ya que permite analizar, tanto en tiempo como en frecuencia, señales no estacionarias. No obstante, el análisis se limita a los rangos de tiempo y frecuencia determinados por la duración de $h(t)$ en el tiempo y al ancho de banda de esta ventana en frecuencia, respectivamente.

La Transformada de *Fourier* de Tiempo Corto sólo permite apreciar un intervalo definido del evento transitorio que se desee analizar y no es posible precisar con claridad su ubicación exacta, ya que las ventanas tanto de tiempo como de frecuencia son de ancho constante como se muestra en la Figura 1.4.

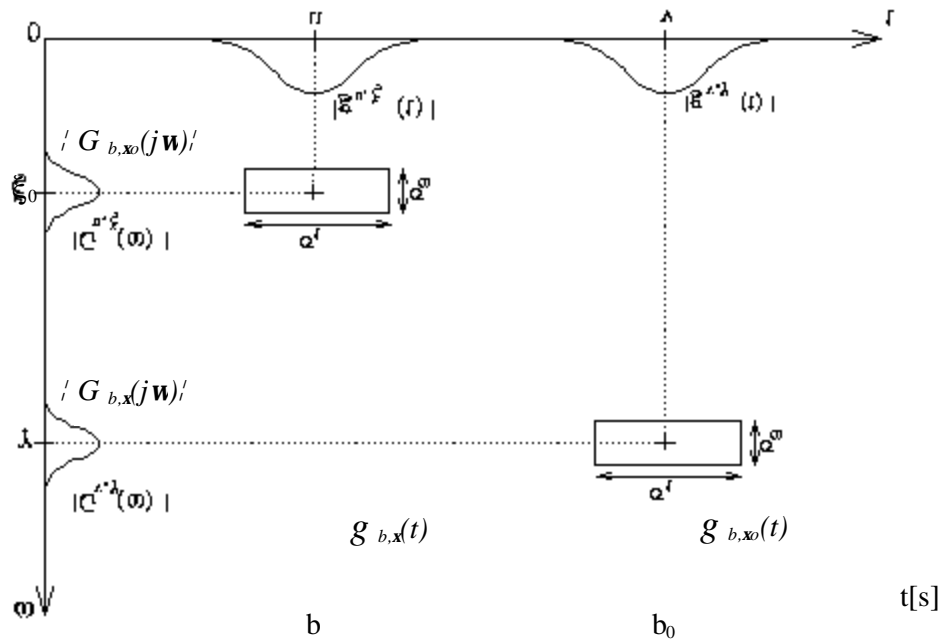


Figura 1.4 Esquema tiempo - frecuencia de la Transformada de Fourier de Tiempo Corto [Mallat, 99]

Por consiguiente al aumentar las dimensiones de la ventana en el dominio de tiempo, se tendrá una disminución del ancho de la ventana en el dominio de la frecuencia, presentando mejor resolución en este dominio pero perdiendo precisión en el del tiempo. Caso contrario ocurre cuando disminuye la longitud de la ventana en el tiempo, donde mejora la resolución, pero se sacrifica esta característica en el dominio de la frecuencia.

Para suplir las falencias de la Transformada de *Fourier* y la Transformada de *Fourier* de Tiempo Corto es necesario un esquema más dinámico

donde en un mismo sistema de coordenadas se puedan variar los anchos de ventana de forma simultánea, tanto para la localización en tiempo como en frecuencia, conservando en lo posible la resolución en ambos dominios. Esta característica sólo se logra por medio del *análisis-multirresolución* tiempo-frecuencia que ofrece la Transformada *Wavelet*, la cual se presenta a continuación.

1.2 TRANSFORMADA WAVELET

Así como la Transformada de *Fourier* se define para señales continuas y discretas, la Transformada *Wavelet* comprende la Transformada *Wavelet* Continua y la Transformada *Wavelet* Discreta, las cuales se estudian a continuación.

1.2.1 TRANSFORMADA WAVELET CONTINUA (TWC)

La Transformada *Wavelet* Continua, conocida también como Transformada Integral *Wavelet* está definida mediante la siguiente expresión [Daubechies, 92]:

$$(W_y x)_{(a,b)} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \mathbf{y} \left(\frac{t-b}{a} \right) dt = \langle x(t), \mathbf{y}_{a,b}(t) \rangle \quad (1.18)$$

Dónde $\mathbf{y}(t)$ es la "función *Wavelet* madre" o *Wavelet* de análisis de la Transformada Integral *Wavelet* y la localización en tiempo está determinada por el término:

$$\mathbf{y}_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \mathbf{y} \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad (1.19)$$

Siendo a el factor de escalamiento y b el factor de desplazamiento en el tiempo, con a y $b \in \mathbb{R}$ y $a > 0$.

Aplicando la identidad de Parseval a la Ecuación 1.18 se tiene [Mallat, 99]:

$$2p(W_y x)_{(a,b)} = \langle X(j\omega), \Psi_{a,b}(j\omega) \rangle \quad (1.20)$$

Donde:

$$\Psi_{a,b}(j\omega) = \sqrt{a} e^{-j\omega b} \Psi(aj\omega) \quad (1.21)$$

Una representación del esquema tiempo-frecuencia para la Transformada Wavelet se puede observar en la Figura 1.5.

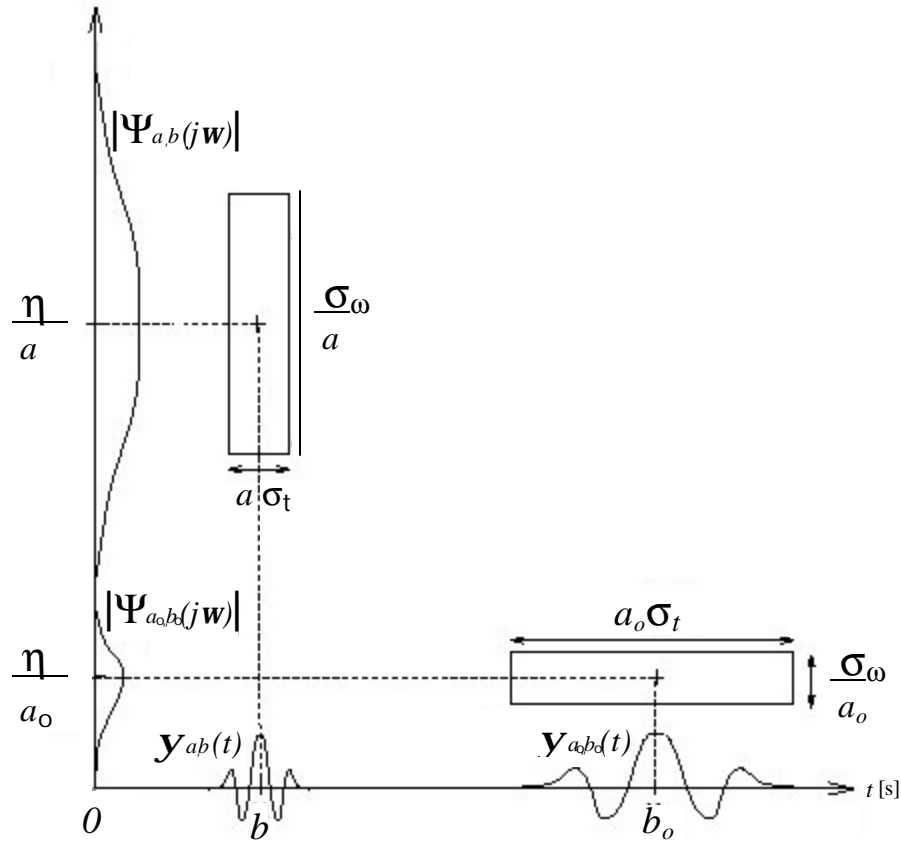


Figura 1.5 Esquema tiempo - frecuencia de la Transformada Wavelet Continua [Mallat, 99].

En sentido matemático estricto, en la expresión (1.18) la función *Wavelet* debería contener el signo conjugado, pero teniendo en cuenta que la mayor parte de las *Wavelet* son de valor real, este signo no es imprescindible para este estudio, salvo que en algún caso se desee emplear una *Wavelet* compleja para alguna aplicación especial.

A partir de la expresión (1.18) es posible reconstruir la función $x(t)$ por medio de la fórmula de "resolución de identidad" [Daubechies, 92]:

$$x(t) = \frac{1}{C_y} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{a^2} (W_y x)_{(a,b)} \mathbf{y}_{a,b}(t) da db \quad (1.22)$$

Donde $\mathbf{y}_{a,b}(t)$ representa un conjunto de *Wavelets* generadas a partir de la "función *Wavelet* madre" $\mathbf{y}(t)$, la cual se dilata y atenúa o se comprime y amplifica conforme a aumenta o disminuye respectivamente; además $\mathbf{y}(t)$ se traslada en el tiempo conforme b varía (Ecuación (1.19)). La constante C_y depende de $\Psi(j\omega)$ y está dada por [Daubechies, 92]:

$$C_y = 2\pi \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|Y(j\omega)|^2}{|\omega|} d\omega \quad (1.23)$$

Se considera que C_y debe cumplir que $C_y < \infty$, ya que de lo contrario (1.22) no sería posible. Esta condición se puede satisfacer si $\Psi(j0) = 0$, es decir si:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{y}(t) dt = 0 \quad (1.24)$$

De lo anterior se deriva que $|\Psi(j\mathbf{w})|$ debe tener las características de un espectro pasa-banda. Asimismo, de (1.24) se colige que la función $\mathbf{y}(t)$ presenta cambios de signo; es decir que esta función debe ser oscilatoria. De esta forma, en la representación con la Transformada *Wavelet* existe la correspondencia $x(t) \leftrightarrow (W_y x)_{(a,b)}$, que consiste en la transformación de una función de una variable en una función de dos variables en el dominio *Wavelet*; además, para que esta transformación sea invertible es necesario que la "función *Wavelet* madre" satisfaga determinadas condiciones, como la expresada en (1.24) [Daubichies, 92], [Chui, 97].

1.2.2 TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA (TWD)

La Transformada *Wavelet* Discreta se deriva a partir de la Transformada *Wavelet* Continua considerando que los parámetros de escalamiento a y de desplazamiento b toman valores discretos: $a = a_o^j$, $b = kb_o a_o^j$, con $j, k \in \mathbf{Z}$ y $a_o > 1$ y $b_o > 0$. Reemplazando estos valores en la Ecuación (1.18) se tiene [Daubechies, 92]:

$$(W_y x)_{j,k} = \frac{1}{\sqrt{a_o^j}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \mathbf{y}(a_o^{-j}t - kb_o) dt = \langle x(t), \mathbf{y}_{j,k}(t) \rangle \quad (1.25)$$

Donde el conjunto de funciones *Wavelet* $\mathbf{y}_{j,k}(t)$ esta dada por:

$$\mathbf{y}_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{a_o^j}} \mathbf{y}(a_o^{-j}t - kb_o) \quad (1.26)$$

Para el caso discreto no existe en general una fórmula de "resolución de identidad", análoga a la Ecuación (1.22) en el caso continuo, debido a que sólo se conoce la Transformada *Wavelet* para un conjunto discreto de

valores de a y b . No obstante, para determinadas “funciones *Wavelet* madre” y factores a_0 y b_0 apropiados, es posible invertir la transformación mediante la siguiente expresión [Daubechies, 92]:

$$x(t) = \sum_{j \in \mathbb{Z}} \sum_{k \in \mathbb{Z}} (W_y x)_{j,k} \mathbf{y}_{j,k}(t) \quad (1.27)$$

De esta manera, la señal $x(t)$ se puede expresar como una combinación lineal de funciones *Wavelet* escaladas y desplazadas en el tiempo $\mathbf{y}_{j,k}(t)$. El caso particular más utilizado para el cálculo de la Transformada *Wavelet* discreta es con $a_0 = 2$ y $b_0 = 1$. Este caso particular se conoce como *Escala Diádica* por la característica de escalamiento en potencias de 2. Esta forma de representación tiene una implementación eficiente y rápida, y además permite que algunas funciones $\mathbf{y}(t)$ tengan buenas propiedades de localización tiempo-frecuencia [Daubechies, 92].

1.3 CARACTERÍSTICAS DE LA TRANSFORMADA WAVELET

1.3.1 BASES WAVELET ORTONORMALES

Como se mencionó en el apartado anterior, es posible recuperar la señal original $x(t)$ a partir de los coeficientes de la Transformada *Wavelet* Discreta; para esto es conveniente que el conjunto de funciones *Wavelet* $\mathbf{y}_{j,k}(t)$ sean ortogonales entre si. Es decir, que el producto interno entre estas funciones sea igual a cero.

De la Ecuación (1.27) se interpreta que la señal $x(t)$ se puede descomponer como una suma ponderada de funciones $\mathbf{y}_{j,k}(t)$ donde los factores de ponderación corresponden a los valores de la Transformada *Wavelet* Discreta. Por tanto, si estas funciones ($\mathbf{y}_{j,k}(t)$) son ortogonales

entre si, la energía de la señal $x(t)$ será la suma de las energías de cada una de las funciones $\mathbf{y}_{j,k}(t)$ ponderadas que conforman la señal.

Así entonces, la ortogonalidad permite que no exista cruce de energías entre los espectros de las funciones $\mathbf{y}_{j,k}(t)$ ponderadas. Asimismo, si estas funciones además tienen energía total unitaria, es decir si son ortonormales, es posible calcular directamente la energía de la señal $x(t)$ a partir de la magnitud al cuadrado de los valores de la Transformación *Wavelet* Discreta. De esta forma, se puede conocer cómo se distribuye la energía de la señal en el dominio discreto (j,k) de la transformación *Wavelet*; de manera similar a como se puede analizar la distribución de la energía para las diferentes frecuencias utilizando la transformación de *Fourier* garantizando que no existen cruces de energía entre diferentes frecuencias.

El conjunto de funciones *Wavelets* $\mathbf{y}_{j,k}(t)$ se define como ortonormal si cumple la siguiente condición:

$$\langle \mathbf{y}_{j,k}(t), \mathbf{y}_{l,m}(t) \rangle = \mathbf{d}_{j-l} \mathbf{d}_{k-m} \quad (1.28)$$

Donde \mathbf{d}_i denota la función delta *Kronecker* y se define de la siguiente forma:

$$\mathbf{d}_i = \begin{cases} 1, & i=0 \\ 0 & \text{otro } i \end{cases} \quad (1.29)$$

De esta manera se define que $\mathbf{y}_{j,k}(t)$ constituye una base ortonormal para $L^2 ? \hat{\mathbf{A}}$, si satisface las siguientes dos condiciones [Daubechies, 92]:

1. Que el conjunto de funciones *Wavelets* $y_{j,k}(t)$ sea ortonormal.
2. Que cualquier función $x(t)$ del espacio L^2 puede ser aproximada como una combinación lineal finita de las funciones $y_{j,k}(t)$.

Para ilustrar los conceptos mencionados anteriormente, se estudiará la función *Wavelet Haar*, para la cual el conjunto de funciones $y_{j,k}(t)$ con escala diádica es una base ortonormal para $L^2 \mathfrak{R}$.

$$y(t) = \begin{cases} 1 & 0 \leq t < \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} \leq t < 1 \\ 0 & \text{resto} \end{cases} \quad (1.30)$$

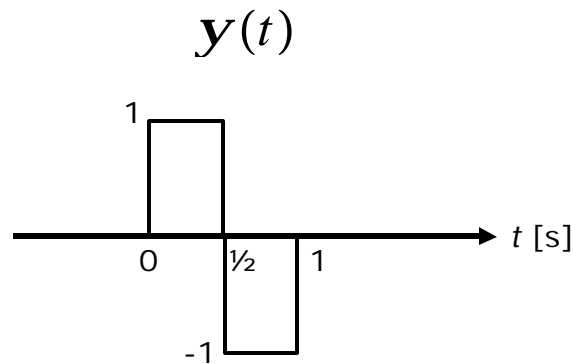


Figura 1.6 Wavelet Haar [Daubechies, 92].

En adelante, para simplificar las expresiones, se realizarán los siguientes cambios en la notación: $y_{j,k}$ en lugar de $y_{j,k}(t)$ y c en lugar de $x(t)$.

Dado que el soporte[≈] de $y_{j,k}$ es el intervalo de tiempo $[2^j k, 2^j(k+1)]$, y que dos funciones *Wavelet Haar* con el mismo nivel de escalamiento (j) nunca se traslapan en el tiempo; el producto interno entre $y_{j,k}$ y $y_{j,m}$ es igual al cero.

Asimismo, cuando se traslapan en el tiempo dos funciones *Wavelets Haar* de diferente duración ($y_{j,k}$ y $y_{l,m}$ con $j \neq l$) como se muestra en la Figura 1.7; el soporte de $y_{j,k}$ se encuentra en su totalidad dentro de un intervalo donde $y_{l,m}$ es constante. Por tanto el producto interno entre $y_{j,k}$ y $y_{l,m}$ es cero, ya que es equivalente a la integral de $y_{j,k}$ ponderada por una constante. Por consiguiente, el conjunto de funciones $y_{j,k}$ es ortonormal.

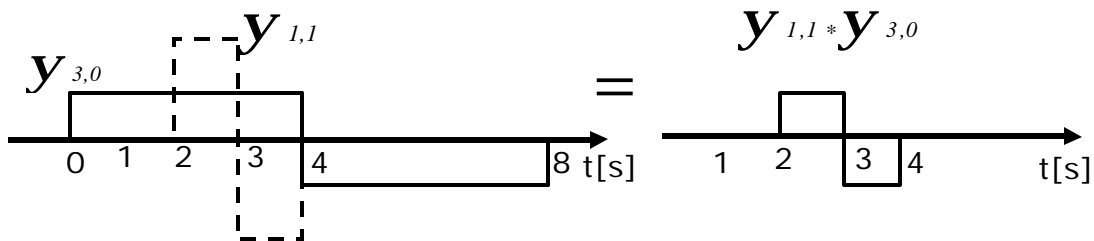


Figura 1.7 Producto de dos Wavelet Haar escaladas y desplazadas [Daubechies, 92].

Considérese una función arbitraria c que consiste en una combinación lineal de *Wavelets Haar* $y_{j,k}$; y que tiene un soporte de longitud constante $[-2^{j_1}, 2^{j_1}]$. Como se muestra en la Figura 1.8, c es entonces una función constante por intervalos de tiempo de duración 2^{j_0} , la cual puede ser el resultado de aproximar una función cualquiera de energía finita.

[≈] El término soporte se refiere a la duración en tiempo de una señal, que puede ser compacto (finito) o infinito.

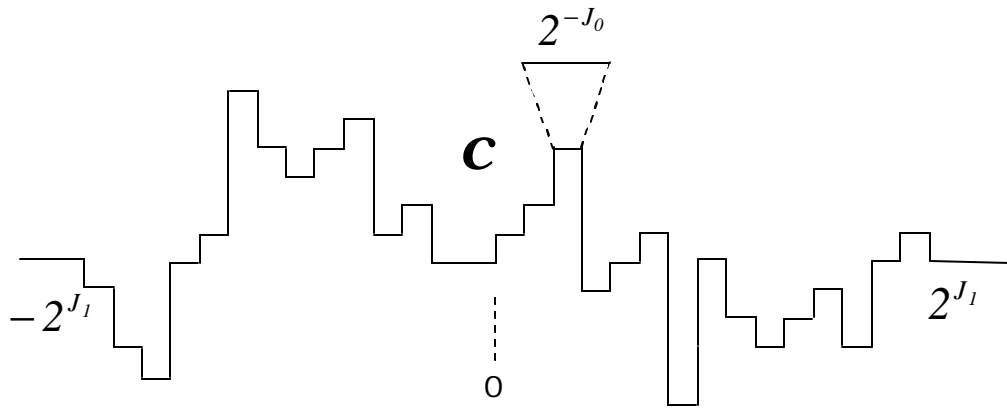


Figura 1.8 Función \mathbf{c} como combinación lineal de funciones Wavelet Haar [Daubechies, 92].

Considérese ahora que \mathbf{c}_m^0 es igual a \mathbf{c} en el intervalo de tiempo $[m 2^{-J_0}, (m+1)2^{-J_0}]$ y que es cero para otro tiempo. Por consiguiente, se puede definir la función \mathbf{c}^0 como:

$$\mathbf{c}^0 = \sum_m \mathbf{c}_m^0 = \mathbf{c} \quad (1.31)$$

La función \mathbf{c}^0 se puede descomponer como la suma de otras dos funciones, también constantes por intervalos de tiempo:

$$\mathbf{c}^0 = \mathbf{c}^1 + \mathbf{g}^1 \quad (1.32)$$

Donde cada porción constante de \mathbf{c}^1 tiene el doble de duración de cada porción de \mathbf{c}^0 y corresponde al promedio de dos porciones consecutivas

de \mathbf{c}^0 ; de esta manera, la aproximación \mathbf{c}^1 es una versión suavizada* de \mathbf{c}^0 . La porción \mathbf{c}_k^1 será igual al valor constante de \mathbf{c}^1 en el intervalo de tiempo $[k2^{J_0+1}, (k+1)2^{J_0+1}]$, e igual a cero en otro tiempo. Por consiguiente, \mathbf{c}_k^1 se puede calcular como:

$$\mathbf{c}_k^1 = \frac{1}{2}(\mathbf{c}_{2k}^0 + \mathbf{c}_{2k+1}^0) \quad (1.33)$$

De otra parte, para formar \mathbf{c}^0 como en la Ecuación (1.32), la función g^1 debe ser el complemento de \mathbf{c}^1 , de tal forma que g^1 contiene la información de detalle para reconstruir \mathbf{c}^0 a partir de la aproximación \mathbf{c}^1 . Entonces, cada porción de g^1 (g_m^1) deberá tener una duración en el tiempo igual a la de cada porción de \mathbf{c}^0 y se calculará así:

$$g_{2m}^1 = \mathbf{c}_{2m}^0 - \mathbf{c}_m^1 = \frac{1}{2}(\mathbf{c}_{2m}^0 - \mathbf{c}_{2m+1}^0) \quad (1.34)$$

$$g_{2m+1}^1 = \mathbf{c}_{2m+1}^0 - \mathbf{c}_m^1 = \frac{1}{2}(\mathbf{c}_{2m+1}^0 - \mathbf{c}_{2m}^0) = -g_{2m}^1$$

En la Figura 1.9 se presenta un ejemplo de la descomposición, descrita anteriormente, de una función \mathbf{c}^0 .

* El término suavizado hace referencia en este caso al filtrado pasa-bajas que se realiza durante la operación de promedio.

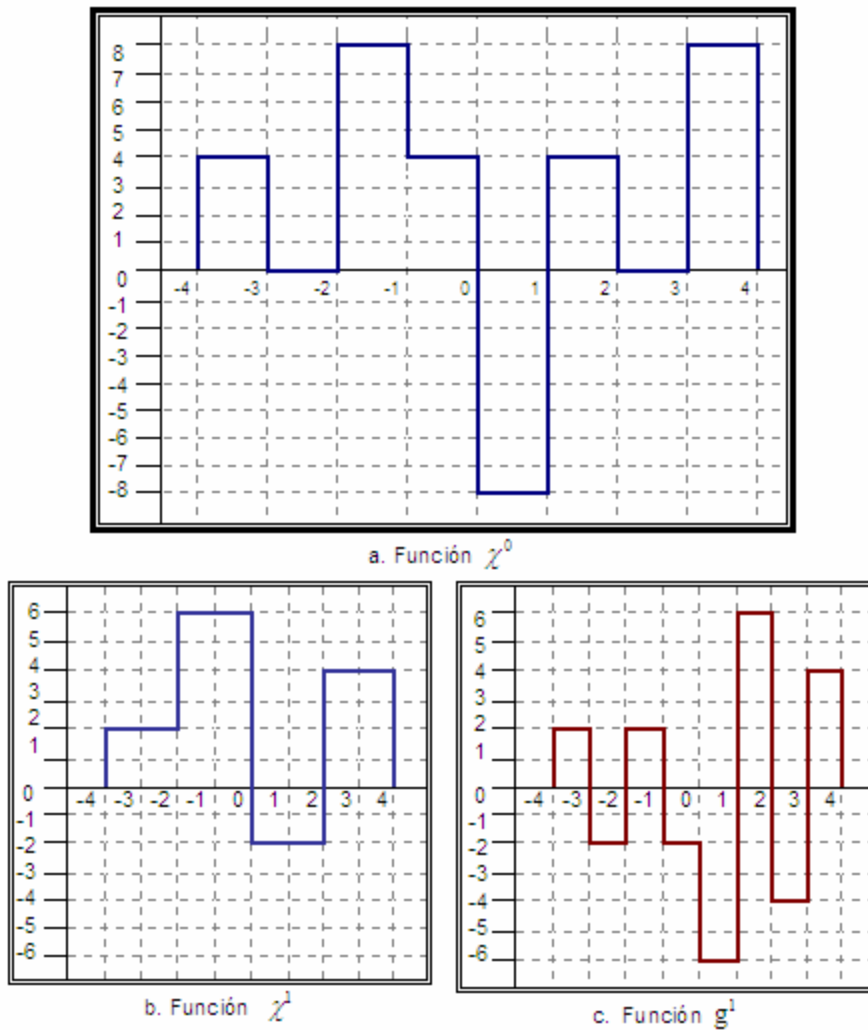


Figura 1.9 Primer nivel de descomposición de una señal $c^0 = c^1 + g^1$.

De la Ecuación (1.34) y de la Figura 1.9 se observa que la porción g_{2m}^1 es igual a la porción g_{2m+1}^1 con signo contrario. Por lo tanto, dos porciones consecutivas de g^1 se pueden expresar como una función *Wavelet Haar* multiplicada por el valor g_{2m}^1 . En consecuencia g^1 se puede expresar como:

$$g^1 = \sum_l g_l^1 = \sum_{m=-2^{J_1+J_0-1}+1}^{2^{J_1+J_0-1}} g_{2m}^1 \mathbf{y}(2^{J_0-1}t - m) \quad (1.35)$$

De (1.35) se colige que g^1 es una combinación lineal de funciones *Haar* escaladas y desplazadas en el tiempo. Por consiguiente, la función c se puede descomponer como [Daubechies, 92]:

$$\mathbf{c} = \mathbf{c}^0 = \mathbf{c}^1 + \sum_m C_{-J_0+1,m} \mathbf{y}_{-J_0+1,m} \quad (1.36)$$

De esta manera, la información de detalle (g^1) para reconstruir \mathbf{c}^0 a partir de la aproximación \mathbf{c}^1 consiste en una combinación lineal de funciones *Wavelet* escaladas y desplazadas en el tiempo. Como \mathbf{c}^1 contiene primordialmente información de las frecuencias bajas de \mathbf{c}^0 , es de esperarse que g^1 tenga un espectro con características pasa-banda, lo cual es coherente, ya que el espectro de la función *Wavelet* también es pasa-banda (ver numeral 1.2.1). Es decir, que g^1 , así como \mathbf{c}^1 , se obtiene a partir de un proceso de filtrado.

Asimismo, \mathbf{c}^1 se puede descomponer también en la suma de su versión suavizada \mathbf{c}^2 , más su función complemento g^2 ; la cual también será una combinación lineal de funciones *Wavelet* escaladas y desplazadas en el tiempo; pero con una duración en el tiempo del doble de las funciones *Wavelet* utilizadas para representar g^1 , y fundamentalmente con frecuencias menores a las de la información contenida en g^1 :

$$\mathbf{c}^1 = \mathbf{c}^2 + \sum_m C_{-J_0+2,m} \mathbf{y}_{-J_0+2,m} \quad (1.37)$$

$$\mathbf{c}^0 = \mathbf{c}^2 + g^1 + g^2$$

Con \mathbf{c}^2 aún contenida en el intervalo de tiempo $[-2^{J_1}, 2^{J_1}]$ pero con porciones constantes en intervalos de tiempo mayores $[k2^{-J_0+2}, (k+1)2^{-J_0+2}]$.

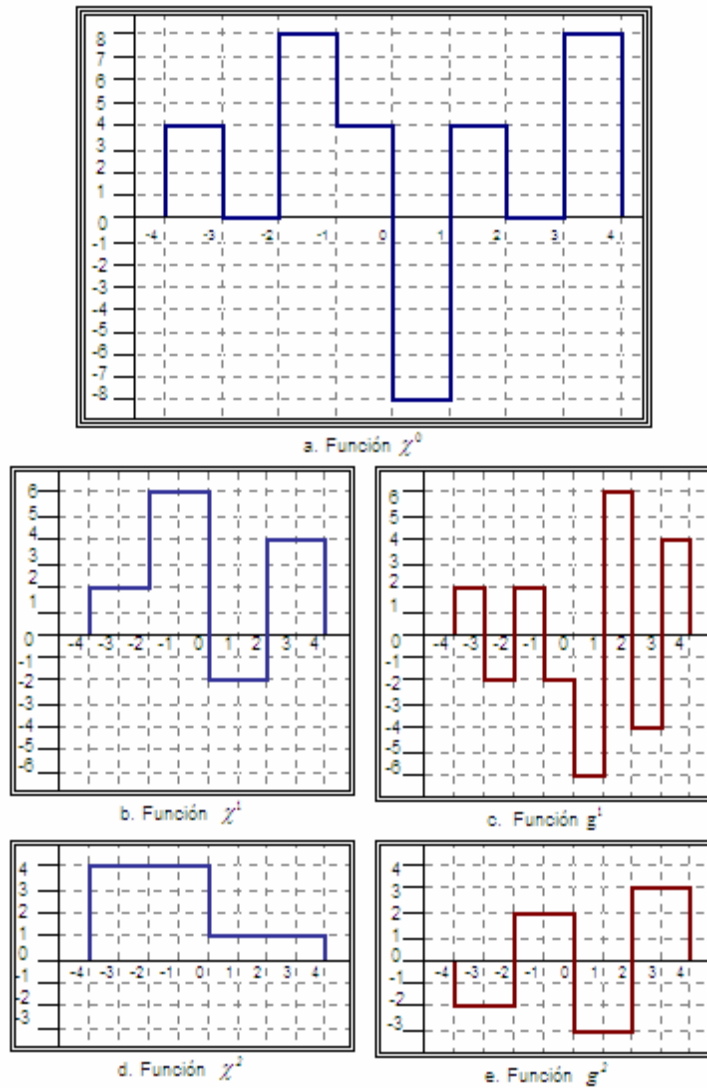


Figura 1.10 Primer y segundo nivel de descomposición de una Función c^0

Si se continúa con este proceso de descomposición de las aproximaciones c^j , es posible expresar la función c como:

$$c = c^{J_0+J_1} + \sum_{r=-J_0+1}^{J_1} \sum_m C_{r,m} y_{r,m} \quad (1.38)$$

El término $c^{J_0+J_1}$ corresponde a una aproximación con soporte $[-2^{J_1}, 2^{J_1}]$ y constante en dos intervalos de tiempo de duración 2^{J_1} . No obstante, es

posible seguir descomponiendo esta aproximación, aunque en tal caso se obtendrían aproximaciones con un soporte mayor que $[-2^J, 2^J]$. Así entonces, si se continúa con la descomposición, se podrá llegar a expresar a la función c tan sólo como combinación lineal de funciones *Wavelet* escaladas y desplazadas en el tiempo, tal como se establece en la ecuación de Transformada *Wavelet* Discreta Inversa (Ecuación (1.27)).

En general, la función c se puede expresar como una función de aproximación c^j , para un nivel de descomposición j dado, más las funciones de detalle (o complemento) de todos los niveles de descomposición calculados ($g^1 + g^2 + \dots + g^j$). En la medida que aumenta el nivel de descomposición, se obtiene información de la señal con diferentes grados de resolución en el tiempo (ver Figura 1.10), razón por la cual a esta forma de descomposición se le denomina también **análisis multi-resolución**; y debido a la propiedad de ortogonalidad de las funciones *Wavelet* es posible que la suma de la función de aproximación más las funciones de detalle reconstruyan la señal original [Daubechies, 92].

Como se ha mostrado anteriormente, el cálculo de las funciones de aproximación y de detalle, puede interpretarse también como un proceso de filtrado sucesivo. Dependiendo de las características del espectro de la función *Wavelet* es posible localizar la información de la señal en el dominio de la frecuencia con diferentes grados de resolución determinados por el nivel de descomposición seleccionado. No obstante, cabe anotar que, por ejemplo, la función *Wavelet Haar* no tiene buena localización en frecuencia, dado que su Transformada de *Fourier* $\Psi(j\omega)$ decae de forma oscilatoria con una envolvente de la forma $1/|\omega|$ cuando $\omega \rightarrow \mu$.

1.3.2 ANÁLISIS MULTIRESOLUCIÓN

Considerando lo anterior, entonces para realizar el análisis multi-resolución se requiere aproximar una señal $x(t)$ como una combinación lineal de una función base $f(t)$ con un nivel de escalamiento dado y con diferentes desplazamientos en el tiempo:

$$x(t) = \sum_k C_{j,k} f(2^j t - k) \quad (1.39)$$

Para que esto sea posible la función base $f(t)$ debe cumplir ciertas propiedades, las cuales se presentan a continuación y constituyen las propiedades que determinan el análisis multiresolución.

Considérese una función base cualquiera $f(t)$ (en adelante f), la cual puede ser escalada y desplazada en el tiempo $f(2^j t - k)$, realizando cualquier combinación lineal de estas funciones se genera el subespacio de funciones V_j .

$$V_j = \sum_k a_{j,k} f(2^j t - k) \quad (1.40)$$

De esta manera, la señal $x(t)$ se aproxima (Ecuación (1.39)) con un elemento del subespacio V_j ; es decir, como una combinación lineal de funciones f con un grado de resolución determinado por el nivel de escalamiento j del subespacio $V_j \subset L^2$.

El análisis multi-resolución consiste en que la aproximación de la señal c en el nivel j puede expresarse también con otras señales de mayor resolución (por ejemplo, señales en el nivel $j-1$). Para esto se requiere que el subespacio V_j esté contenido en el subespacio V_{j-m} (con $m > 0$). Así

entonces, es necesario que estos subespacios tengan las siguientes propiedades [Daubechies, 92]:

$$1) \quad \dots \subset V_3 \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset V_{-2} \subset V_{-3} \dots \quad (1.41)$$

$$2) \quad \bigcap_{j \in \mathbb{Z}} V_j = \{0\}, \quad \overline{\bigcup_{j \in \mathbb{Z}} V_j} = L^2 \quad (1.42)$$

$$3) \quad \mathbf{c}(t) \in V_j \iff \mathbf{c}(2^j t - k) \in V_0 \quad (1.43)$$

$$4) \quad \mathbf{c}(t) \in V_0 \implies \mathbf{c}(t - k) \in V_0 \quad (1.44)$$

La propiedad 1) se conoce como *propiedad de anidamiento* y significa que es posible obtener un subespacio a partir de los anteriores. La propiedad 2) implica que no existe intersección entre los subespacios de V_j , esta es la *propiedad de ortogonalidad*; asimismo, plantea que la unión de todos los espacios de V_j generan L^2 . La propiedad 3) expresa que todos los subespacios son versiones escaladas y desplazadas de un subespacio dado, esta es la *propiedad de multiresolución*.

La mayoría de las señales de interés en ingeniería son de tipo pasa-bajas. Como la función $f(2^j t)$ en la Ecuación (1.39), posee el mismo ancho de banda de la señal $x(t)$, por lo tanto, la función $f(2^j t)$ es de tipo pasa bajas. La función base $f(t)$, también pasa-bajas, se denomina *función de escala* $f(t)$ y sus desplazamientos y escalamientos generan el subespacio V_j y constituye una base ortogonal (Ecuación 1.42).

De acuerdo con el análisis multi-resolución, la aproximación de la señal \mathbf{c} en el nivel j (\mathbf{c}^j), se puede descomponer como en la Ecuación (1.32) y de manera más general como:

$$\mathbf{c}^j = \mathbf{c}^{j+1} + \mathbf{g}^{j+1} \quad (1.45)$$

Dónde el complemento de \mathbf{c}^{j+1} (\mathbf{g}^{j+1}) debe contener la información del rango de frecuencias más altas de \mathbf{c}^j ; esto se debe a que \mathbf{c}^{j+1} es una señal pasa-bajas con una ancho de banda menor al de \mathbf{c}^j . Por lo tanto, para obtener \mathbf{g}^{j+1} a partir de \mathbf{c}^j es necesario descomponer esta última utilizando una función base con las características de una señal pasa-banda. Esta función base es la función *Wavelet* $\mathbf{y}(t)$. Esta función genera, al igual que la función de escala $\mathbf{f}(t)$, un subespacio que se denomina W_j , el cual constituye también una base ortogonal.

Como la función de escala $\mathbf{f}(t)$ es en general una señal pasa-bajas, entonces debe satisfacer la siguiente condición, la cual es análoga a la condición expresada en la Ecuación (1.24) para la función *Wavelet*:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \mathbf{f}(t) dt = 1 \quad (1.46)$$

De esta forma, para la descomposición de la señal $x(t)$ se utiliza $\mathbf{f}(t)$ para extraer las aproximaciones de la señal (frecuencias bajas) y $\mathbf{y}(t)$ para obtener los detalles de la señal (altas frecuencias), teniendo así todo el rango del espectro de frecuencia de la señal $x(t)$.

Además de la propiedad de anidamiento (Ecuación (1.41)), los subespacios V_j y W_j deben cumplir que:

$$\begin{cases} V_j = V_{j+1} + W_{j+1} \\ V_j \perp W_j \end{cases} : V_j \cap W_j = \{0\} \quad (1.47)$$

La Ecuación (1.47) muestra que el subespacio W es el complemento ortogonal del subespacio V para formar el subespacio V en un nivel de mayor resolución en el tiempo.

En síntesis, la señal \mathbf{c}^j en un nivel de resolución j se puede descomponer como la suma de dos elementos, un elemento del subespacio V_{j+1} y otro de subespacio complemento ortogonal W_{j+1} . Esta descomposición puede obtenerse a partir de las Ecuaciones (1.40) y (1.45) como:

$$\mathbf{c}^j = \sum_k c_{j+1,k} \mathbf{f}(2^{-(j+1)}t - k) + \sum_k d_{j+1,k} \mathbf{y}(2^{-(j+1)}t - k) \quad (1.48)$$

Para que la Ecuación (1.48) sea posible, es necesario que la función de escala $\mathbf{f}(t)$ y la función *Wavelet* (o los subespacios V y W) cumplan con las propiedades (1.41) a (1.44) y (1.47). Específicamente, a partir de la propiedad de anidamiento (Ecuación (1.41)) la función de escala $\mathbf{f}(t)$ debe satisfacer la siguiente condición:

$$\mathbf{f}(t) = \sum_k p_k \mathbf{f}(2t - k) \quad (1.49)$$

Donde la secuencia p_k se conoce como *función o secuencia de doble escala* [Daubichies, 92]. Asimismo, considerando que la función *Wavelet* $\mathbf{y}(t)$ genera el espacio complemento W , ésta debe expresarse en términos de la función de escala como:

$$\mathbf{y}(t) = \sum_k q_k \mathbf{f}(2t - k) \quad (1.50)$$

En consecuencia la secuencia q_k puede ser expresado en función de la relación de doble escala como:

$$q_k = (-1)^k p_{-k+1} \quad (1.51)$$

Las secuencias p_k y q_k se utilizan para obtener los coeficientes $c_{j,k}$ y $d_{j,k}$ (Ecuación (1.48)) necesarios para la descomposición y reconstrucción de la señal. En las referencias [Chui, 97] y [Daubechies, 92] se encuentran las demostraciones para obtener tanto la *secuencia de doble escala* p_k de diferentes funciones Wavelet, así como la demostración de las propiedades (1.41) a (1.44) y (1.47).

En la Figura 1.11 se presentan algunas funciones *Wavelet* con sus respectivas funciones de *escala*; no obstante existen algunas funciones *Wavelet* que no poseen *función de escala* asociada.

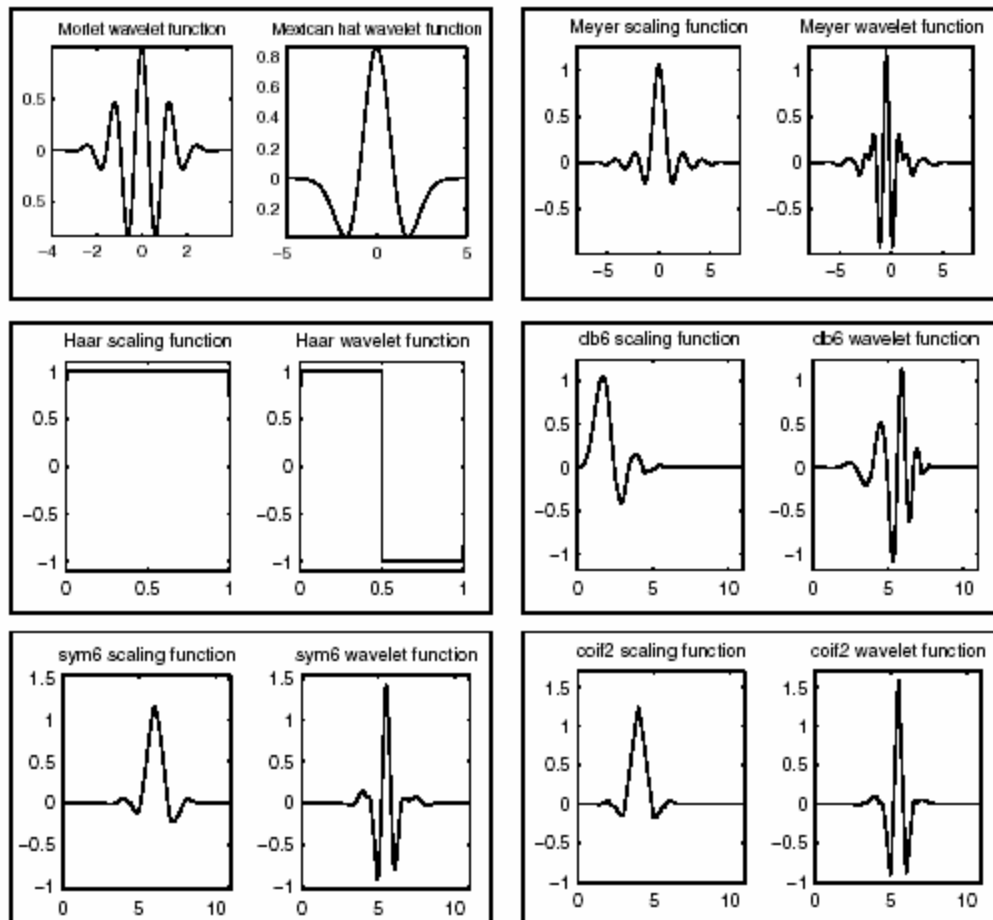


Figura 1.11 Algunas funciones Wavelet con su función de escala [Mathworks, 02].

Además de la función *Wavelet Haar*, las funciones *Wavelets Daubechies* y las *Meyer*, existe otro grupo de funciones *Wavelets* como: *Fyadic*, *Coiflets*, *Morlet* y *Symlets* usadas principalmente junto con las *Daubechies* para el análisis de señales transitorias [Flores, 02].

Igualmente, existen también las funciones *Wavelet Biortogonales*, *Gausiana*, *Sombrero Mejicano*, *Gausiana compleja*, *Shanon*, *B-spline* y *Morlet compleja*. Todas estas funciones están implementadas en el programa *MatLab*. La referencia [Mathworks, 02] puede ser consultada para conocer las características de cada una de ellas.

1.3.3 SOPORTE COMPACTO

El soporte de una función es el intervalo de tiempo en el cual la función es diferente de cero. Si la duración de la función es finita, entonces es una función de soporte compacto.

Desde el punto de vista del procesamiento digital es indispensable que la función *Wavelet* sea de soporte compacto y asimismo que tenga secuencia de doble escala. Además, una función *Wavelet* de soporte compacto permite localizar en el tiempo intervalos finitos de información de la señal detectando la información de la señal que es semejante a la función *Wavelet*.

Existen funciones *Wavelet* ortogonales de soporte no compacto las cuales son indefinidamente diferenciables, un caso de éstas son las funciones *Wavelet Meyer*. Este tipo de *Wavelets* son generalmente implementadas utilizando la Transformada de *Fourier*. Como ejemplo de funciones *Wavelets* de soporte compacto se encuentran funciones *Wavelet Daubechies*, las cuales tienen una longitud finita conocida [Mallat, 99].

1.3.4 MOMENTOS DESVANECIENTES

El concepto de momentos desvanecientes se expresa mediante la siguiente definición:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} t^k \mathbf{y}(t) dt = 0 \quad \text{para} \quad 0 \leq k < n \quad (1.52)$$

La Ecuación (1.52) es la condición para que la función *Wavelet* tenga n momentos desvanecientes y n derivadas continuas con un rápido decaimiento. Una *Wavelet* de rápido decaimiento tiene n momentos

desvanecientes si y sólo si es la n -ésima derivada de una función que decae rápidamente.

Por tanto si una señal puede ser representada por un polinomio de grado menor al número de momentos desvanecientes de la función *Wavelet*, el error entre la representación de la señal utilizando de la función de escala y la señal, será bastante bajo. Si este error es uniforme sobre un intervalo de tiempo, se tiene una herramienta para el análisis de cambios bruscos de pendiente en una señal en un intervalo definido (detección de singularidades) utilizando la función *Wavelet* [Mallat, 99].

1.3.5 LIMITACIONES DE LA FUNCIÓN WAVELET

La función *Wavelet* y la función de escala presentan limitantes inherentes, algunas de importancia, otras no. A continuación se presentan dos de ellas: la no invarianza al desplazamiento y el principio de incertidumbre.

1.3.5.1 NO INVARIANZA AL DESPLAZAMIENTO

Uno de los inconvenientes que presenta Transformada *Wavelet* Diádica para el análisis de eventos de la calidad de la energía eléctrica, es la carencia de invarianza al desplazamiento. En el análisis de descomposición *Wavelet*. Si la señal de entrada es desplazada por una distancia múltiplo entero del intervalo de muestreo, el resultado de la transformación no será desplazado la misma cantidad de tiempo, por lo tanto los valores de los coeficientes *Wavelet* variarán. Este error de "*aliasing*" se debe al submuestreo por un factor de dos como se analizará en el próximo capítulo [Poularikas, 00]. Ésta es una desventaja de la Transformada *Wavelet* Diádica, porque muchas aplicaciones como el análisis de señales en tiempo real requieren una Transformada *Wavelet* invariante al desplazamiento. Este inconveniente puede ser solucionado

utilizando las *Wavelets Spline* Cuadráticas no ortonormales, las cuales no se han considerado en este estudio.

1.3.5.2 PRINCIPIO DE INCERTIDUMBRE

El principio de incertidumbre de Heisemberg-Gabor, establece que el producto entre el ancho de banda efectivo σ_ω (en [rad/s]) en el dominio de la frecuencia y la duración efectiva σ_t (en [s]) en el dominio del tiempo de una función monovariante es siempre mayor que $\frac{1}{2}$ [Mallat, 99]. Esto implica que es imposible que la Transformada *Wavelet* permita tener alta resolución en tiempo y frecuencia simultáneamente. En la figura 1.12 se observa la conformación de las cajas de *Heisenberg* y se observa el compromiso tiempo-frecuencia mencionado ya anteriormente.

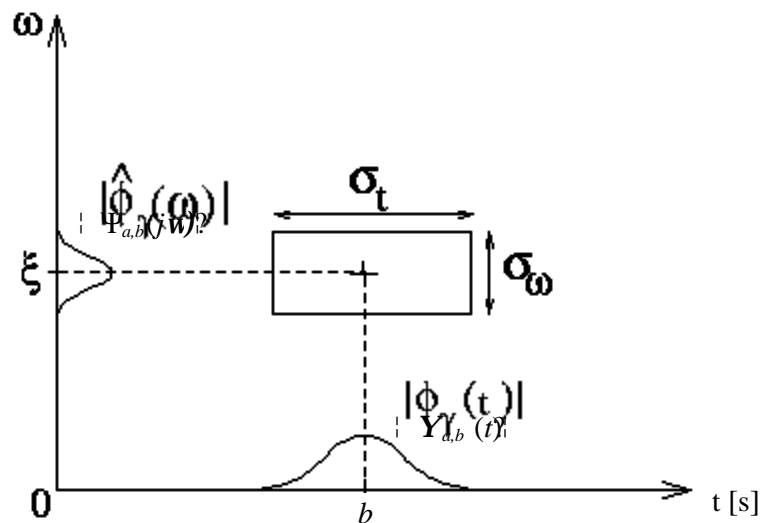


Figura 1.12 Representación del principio de incertidumbre de Heisemberg [Mallat, 99].

2. ALGORITMOS

En esta sección se presentan los algoritmos básicos de descomposición y reconstrucción de la señal por medio de la función *Wavelet*, los cuales fueron utilizados en las simulaciones realizadas. También se presenta en detalle el proceso de cálculo de los coeficientes de la Transformada *Wavelet* Discreta por medio de la convolución de la señal a analizar con un par de filtros en paralelo.

2.1 ALGORITMO DE DESCOMPOSICIÓN

Para la descripción de los algoritmos se realiza el siguiente cambio de notación. En lugar de j para hacer referencia al nivel de descomposición, se utilizará n ; y el nivel $n-1$ corresponderá a un nivel de menor resolución (anteriormente $j+1$). Es decir, la Ecuación (1.45) se expresa ahora como:

$$\mathbf{c}_n = \mathbf{c}_{n-1} + \mathbf{g}_{n-1} = \sum_k c_{n-1,k} \mathbf{f}(2^{n-1}t - k) + \sum_k d_{n-1,k} \mathbf{y}(2^{n-1}t - k) \quad (2.1)$$

De la Ecuación (1.25) puede notarse cómo el cálculo de los coeficientes de la Transformada Wavelet Discreta $((W_\psi x)_{j,k})$ se obtiene a partir de una operación de convolución seguida de un escalamiento en el tiempo. Debido a esto, la implementación del esquema de descomposición (Ecuación (2.1)); es decir, el cálculo de los coeficientes $c_{n-1,k}$ y $d_{n-1,k}$, se realiza utilizando dos filtros pasa-bajas y pasa-altas respectivamente; seguido de un proceso de diezmado por dos.

La aproximación de una señal en el nivel de resolución n se representa como una combinación lineal de funciones de escala así (Ecuación (1.40)):

$$\mathbf{c}_n = \sum_k c_{n,k} \mathbf{f}(2^n t - k) \quad (2.2)$$

Por tanto, considerando que los coeficientes $c_{n,k}$ corresponden a las muestras de la señal \mathbf{c} [Chui, 97], la secuencia de coeficientes de aproximación $c_{n-1,k}$ y de detalle d_{n-1} , pueden ser calculados de la siguiente forma:

$$\begin{cases} c_{n-1,k} = \sum_m a_{m-2k} c_{n,m} \\ d_{n-1,k} = \sum_m b_{m-2k} c_{n,m} \end{cases} \quad (2.3)$$

Se observa de la Ecuación (2.3) la secuencia de entrada $c_{n,k} = c_n$ es convolucionada con los filtros con respuesta al impulso a_{-k} y b_{-k} . Además del proceso de convolución ordinario se observa que en la salida se retienen las muestras pares, originado por el argumento $2k$. Por tanto, las muestras impares desaparecen en este proceso. A esta operación se le conoce con el nombre de submuestreo o diezmado, que en este caso es por un factor de 2 y se denota por $2\downarrow$ [Chui, 97]. Este proceso se aprecia de manera gráfica en la Figura 2.1.

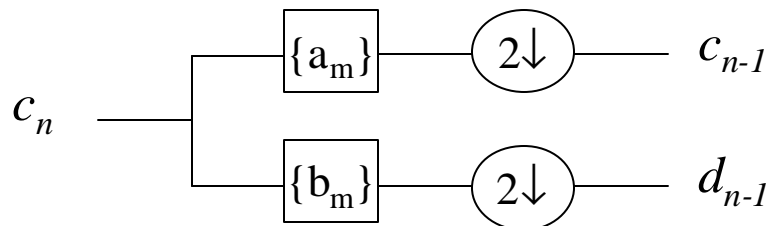


Figura 2.1 Esquema de descomposición Wavelet [Chui, 97].

Cuando se realiza la operación de submuestreo a una señal se extraen muestras, en este caso las impares. Esta pérdida de información es definitiva e irrecuperable como se observa en la Figura 2.2. Esta es una operación variante en el tiempo que ocasiona la no invarianza en el desplazamiento de la Transformación *Wavelet* (Numeral 1.3.5.1).

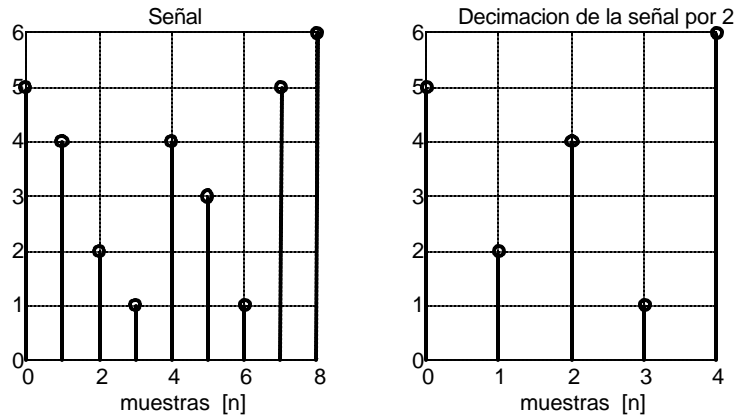


Figura 2.2 Submuestreo o decimación de una señal

2.2 ALGORITMO DE RECONSTRUCCIÓN

A partir de los coeficientes *Wavelet* es posible reconstruir las muestras señal c_n utilizando un esquema similar al de descomposición. Este esquema está determinado por la propiedad (1.47) que deben satisfacer los subespacios V y W : $V_n = V_{n-1} + W_{n-1}$. De esta forma la secuencia de entrada c_n se puede recuperar mediante una combinación de las secuencias c_{n-1} y d_{n-1} como:

$$c_{n,k} = \sum_m \{ p_{k-2m} c_{n-1,m} + q_{k-2m} d_{n-1,m} \} \quad (2.4)$$

Donde p_k y q_k son las secuencias de las Ecuaciones (1.49) y (1.51).

En la Ecuación (2.4) anterior la secuencia $c_{n,k}$ se puede calcular como una operación de convolución si en las secuencias $c_{n-1,k}$ y $d_{n-1,k}$ primero se insertan ceros entre cada muestra (Figura 2.3). Este proceso se conoce con el nombre de sobremuestreo o interpolación y se denota por $2 \uparrow$ [Chui, 97]. El esquema de reconstrucción se aprecia en la Figura 2.4.

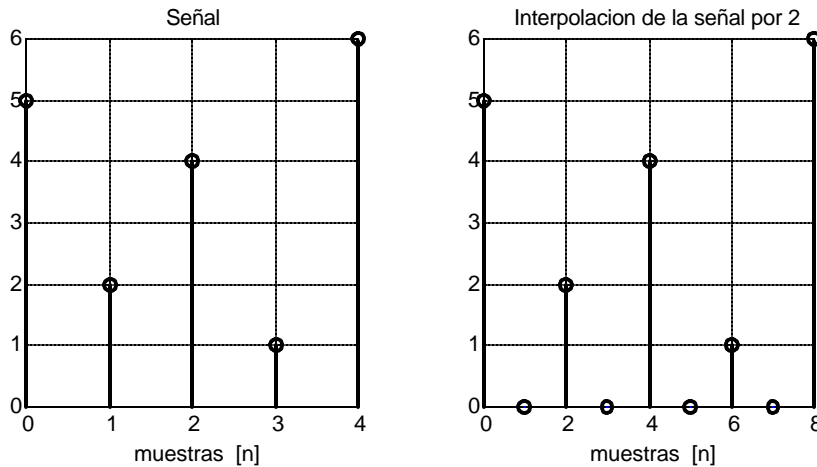


Figura 2.3 Esquema de sobremuestreo, donde se insertan ceros entre las muestras de la señal

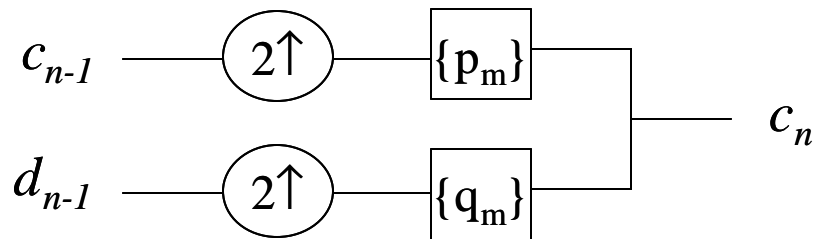


Figura 2.4 Esquema de reconstrucción Wavelet [Chui, 97].

De forma compacta se puede apreciar la secuencia de descomposición y reconstrucción en la Figura 2.5.

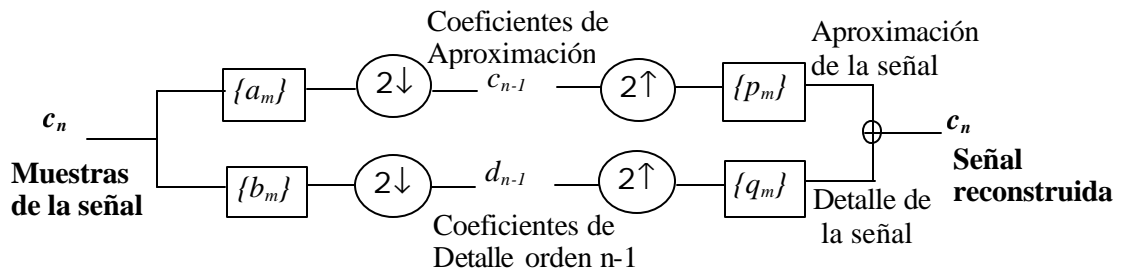


Figura 2.5 Esquema de descomposición y reconstrucción de una señal [Chui, 97], [Mallat, 99].

En la Figura 2.5 la *aproximación de la señal* corresponde a las muestras de la señal c_{n-1} ; y el *detalle de la señal* corresponde a las muestras de la señal g_{n-1} .

Para encontrar los coeficientes de aproximación y de detalle en otro nivel de resolución se aplica el algoritmo de descomposición sucesivamente a los coeficientes de aproximación obtenidos en cada nivel de resolución. Para determinar las respectivas secuencias de aproximación y de detalle en cada uno de los niveles de resolución se aplica el algoritmo de reconstrucción a los coeficientes correspondientes (ver Figura 2.6).

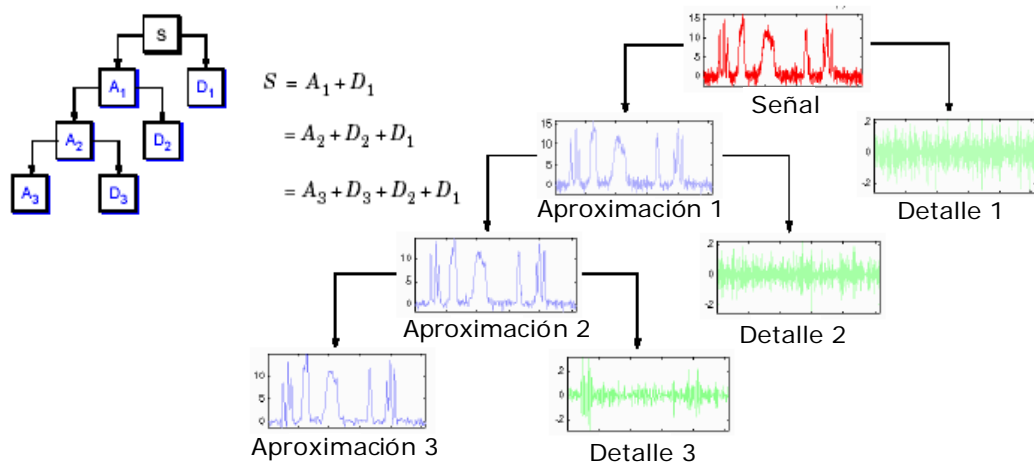


Figura 2.6 Esquema de descomposición de una señal en secuencias de aproximación y de detalle para 3 niveles de resolución [Matworks, 92].

2.3 CARACTERÍSTICAS DE LOS FILTROS PARA DESCOMPOSICIÓN Y RECONSTRUCCIÓN

La utilización de los algoritmos de descomposición (2.3) y de reconstrucción (2.4) permite hacer una perfecta reconstrucción de las muestras de la señal de entrada. ¿De qué manera puede ser posible esto? a continuación se presentan las condiciones necesarias para lograrlo.

Desde el punto de vista de procesamiento digital de la señal, es posible considerar un conjunto de bancos de filtros ubicados estratégicamente de tal manera que permitan una codificación de subbandas de frecuencia, en este caso, dos filtros pasa-bajas a_m y p_m y dos pasa-altas b_m y q_m por cada subbanda.

De los algoritmos descritos en las secciones anteriores se tiene que la descomposición de la señal se realiza usando bancos de filtros discretos seguido de un submuestreo. Para la reconstrucción de la señal se insertan ceros entre las muestras de los coeficientes *Wavelet*, seguido por un filtrado y al final una suma de las secuencias de aproximación y de detalle.

Para entender de manera práctica este proceso se considera el esquema de la Figura 2.5, donde a la entrada se tiene s_k , la cual será convolucionada con dos filtros en paralelo, el primero un filtro pasa-bajas l_k y el segundo un filtro pasa-altas h_k y luego la salida es submuestreada como se expresa las siguientes ecuaciones.

$$\begin{cases} c_k = (s_k * l_k) \downarrow 2 \\ d_k = (s_k * h_k) \downarrow 2 \end{cases} \quad (2.5)$$

Estas salidas c_k y d_k se conocen con el nombre de coeficientes de aproximación y coeficientes de detalle respectivamente. Posteriormente la reconstrucción de la señal se obtiene al filtrar las secuencias c_k y d_k expandidas con ceros mediante un filtro pasa-bajas dual l'_k y un filtro pasa-altas dual h'_k . Ahora, si $Z(x)$ denota la señal x con la inserción de un cero entre cada una de sus muestras, es posible escribir la secuencia s'_n como [Mallat, 99]:

$$s'_k = Z(c_k) * l'_k + Z(d_k) * h'_k \quad (2.6)$$

Esta secuencia se puede visualizar en la Figura 2.7, que es análoga a la Figura 2.5.

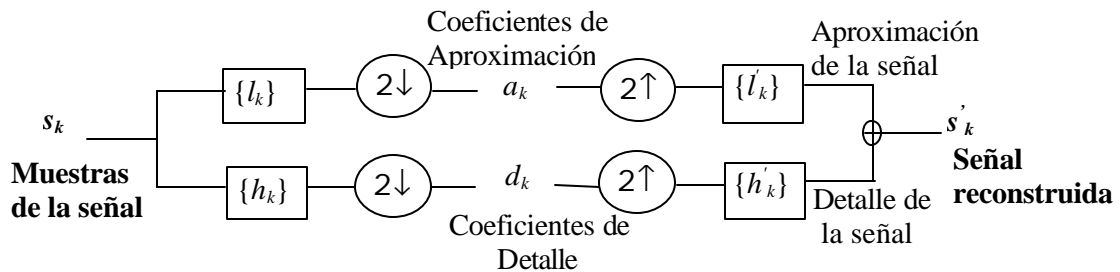


Figura 2.7 Esquema de bancos de filtros para descomposición y reconstrucción de una señal [Mallat, 99].

Este conjunto de bancos de filtros se denominan de perfecta reconstrucción cuando $s_k = s'_k$ y los filtros l_k y h_k se denominan filtros espejos conjugados (Conjugate Filter Mirror - CMF) o filtros espejos en cuadratura (Quadrature Mirror Filter - QMF) [Mallat, 99].

Como se expresó en el Capítulo 1 (Numeral 1.3.2), a partir de la secuencia de doble escala p_k es posible calcular q_k (Ecuación (1.51));

asimismo las secuencias a_k y b_k se pueden obtener también a partir de la secuencia de doble escala p_k , de la siguiente forma [Chui, 97]:

$$\begin{cases} a_k = \frac{1}{2} p_{-k} \\ b_k = \frac{1}{2} q_{-k} = \frac{1}{2} (-1)^k p_{k+1} \end{cases} \quad (2.7)$$

Es decir sólo es necesario obtener la secuencia de doble escala p_k para luego calcular los filtros necesarios tanto para descomposición como para reconstrucción. Este conjunto de filtros está determinado por la "función *Wavelet* madre" seleccionada para la transformación. La Ecuación (1.27) es equivalente a la Ecuación (2.4), sólo que con esta última se descomponen las muestras de la señal.

Si la función de escala o la función *Wavelet* es de soporte compacto, los filtros generados a partir de estas funciones son de tipo FIR (Respuesta al impulso de duración finita). Además *Ingrid Daubechies* ha probado que para generar una *Wavelet* ortogonal con n momentos desvanecientes, se debe usar un filtro FIR con una longitud mínima de $2n$ muestras. Debido a esto los filtros *Daubechies* generados a partir de las funciones *Wavelet Daubechies* tienen longitud $2n$ [Mallat, 99].

En la Figura 2.8 se presentan la respuesta al impulso y la respuesta en frecuencia de los filtros de descomposición y reconstrucción obtenidos a partir de la función *Wavelet Daubechies 4*. En el anexo A se encuentran las funciones del programa *MatLab* que permiten implementar los algoritmos de descomposición y reconstrucción.

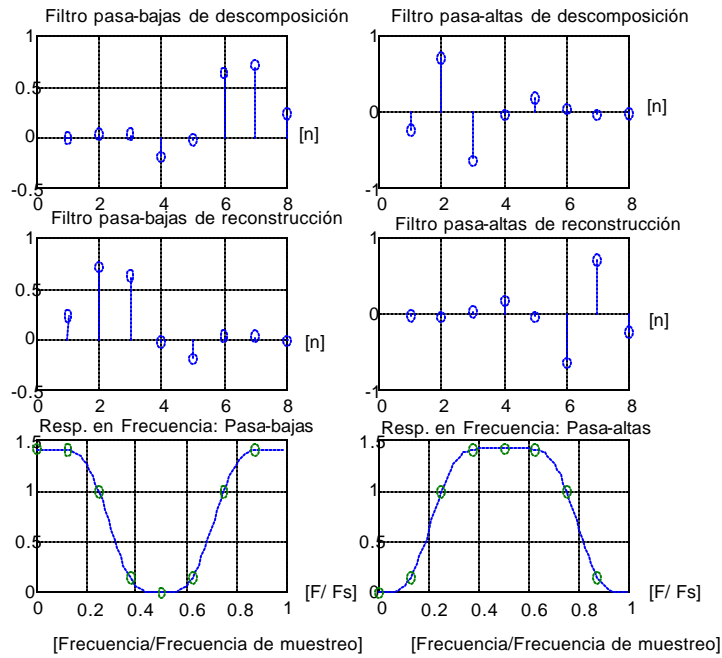


Figura 2.8 Conjunto de filtros de descomposición y reconstrucción de la secuencia "db4"

Además del algoritmo descrito, existe otro alternativo conocido como "Wavelet Packet". Este algoritmo sencillamente aplica el proceso de descomposición *Wavelet* tanto a los coeficientes de aproximación como a los coeficientes de detalle resultantes. El esquema de este algoritmo se muestra en la Figura 2.9.

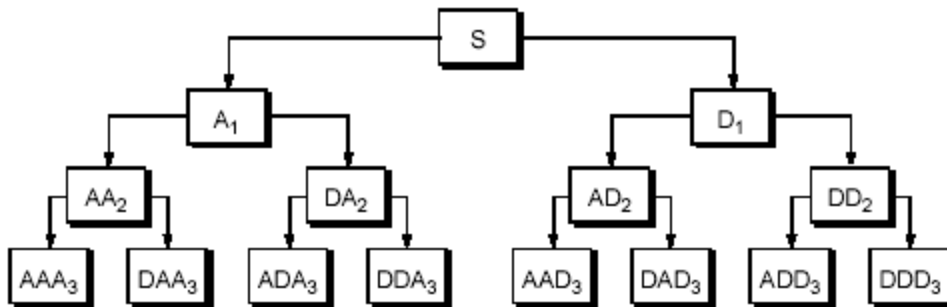


Figura 2.9 Esquema de descomposición Wavelet Packet [Matworks, 02].

Este algoritmo tiene muchas aplicaciones y posiblemente en el campo de la calidad de la energía eléctrica tiene cabida, especialmente para análisis de armónicos pues se tiene una división de todo el espectro para un análisis más detallado. No obstante, en este proyecto este algoritmo no es utilizado.

3. EVENTOS DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA

En este capítulo se describen algunos fenómenos transitorios y de estado estacionario que afectan la calidad de onda de tensión en los sistemas de energía eléctrica. De los eventos que a continuación se presentan, sólo 7 de ellos serán analizados en este estudio debido a su impacto en la calidad de la energía eléctrica y asimismo porque son los eventos que también han sido considerados en los estudios que se utilizaron como referencia para este proyecto.

3.1 CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA

La calidad de la energía eléctrica es el conjunto de características físicas de las señales de tensión y corriente, para un tiempo y lugar determinados, que tienen el propósito de satisfacer las necesidades del cliente [NTC 5000, 02].

El término de calidad del servicio de la energía eléctrica ha tomado auge en los últimos años debido a la cantidad de nuevos equipos sensibles a las perturbaciones de la onda de tensión; debido a esto, los usuarios hoy en día exigen por una adecuada calidad del servicio. Esta calidad comprende tres aspectos esenciales: La continuidad del suministro, la calidad de la energía eléctrica y la calidad de atención comercial al cliente. El primero se mide por el número y la duración de las interrupciones del servicio y el segundo se mide por las desviaciones de la amplitud, la forma de onda, la frecuencia y la simetría de las ondas de tensión.

La calidad de la energía eléctrica se ve afectada por diferentes eventos o fenómenos electromagnéticos que se presentan en el sistema eléctrico. Éstos son causados principalmente por: descargas atmosféricas, fallas en el sistema, cargas no lineales, maniobras (como conmutación de bancos de condensadores) y otras operaciones que se realizan en el sistema. Estos fenómenos se clasifican en [NTC 5000, 02] e [IEEE 1159, 95] de la siguiente manera: Transitorios Electromagnéticos (Tipo impulso y oscilatorio), Armónicos, Fluctuaciones de tensión (*Fliker*), huecos de tensión (*sags, dips*), sobretensiones (*swells*), desbalances de tensión, interrupciones, muescas de tensión (*notching*) y variaciones de frecuencia. A continuación se presenta la definición y caracterización de estos fenómenos.

3.2 TRANSITORIO ELECTROMAGNÉTICO

Los transitorios electromagnéticos en sistemas de potencia son eventos de corta duración que se caracterizan por un contenido elevado de componentes de alta frecuencia. Los transitorios se clasifican en: transitorios oscilatorios y transitorios tipo impulso [IEEE 1159, 95].

3.2.1 TRANSITORIO OSCILATORIO

Es el cambio repentino a una frecuencia diferente a la de suministro en la condición de estado estacionario de la tensión, la corriente, o ambas, cuyos valores instantáneos cambian de polaridad rápidamente. Se caracterizan por su frecuencia, duración y magnitud.

Los transitorios oscilatorios son causados principalmente por conexión de condensadores, por re-encendidos durante la desconexión de transformadores y por la conexión de líneas. Existen transitorios oscilatorios de alta, media y baja frecuencia, los cuales se describen a continuación.

Transitorio oscilatorio de alta frecuencia: este transitorio posee una componente de frecuencia característica mayor que 500 kHz y una duración típica del orden de microsegundos. Se presentan por maniobras en el sistema y también como respuesta del sistema a un transitorio tipo impulso.

Transitorio de media frecuencia: es un transitorio con una componente de frecuencia característica entre 5 Hz y 500 kHz, con una duración del orden de microsegundos. Se presentan por la energización de condensadores como muestra la Figura 3.1. También pueden presentarse como respuesta del sistema a un transitorio tipo impulso.

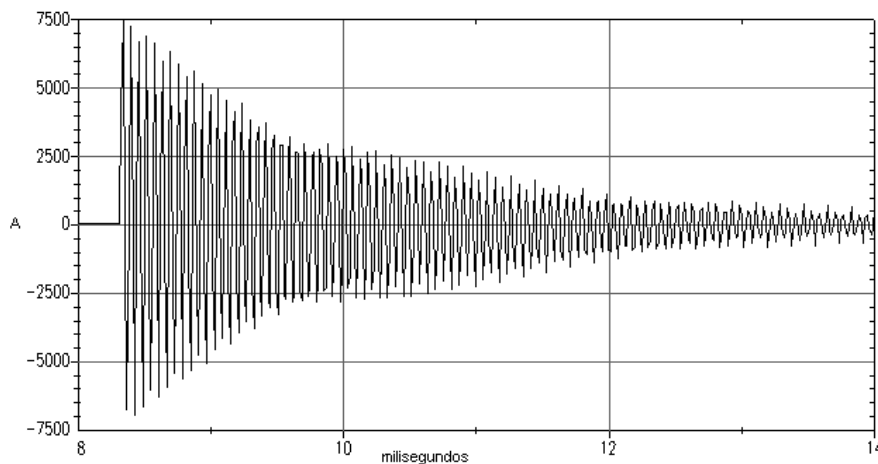


Figura 3.1 Transitorio oscilatorio causado por el fenómeno Back to Back en la conmutación de condensadores [NTC 5000, 02].

Transitorio de baja frecuencia: es un transitorio con una componente de frecuencia característica menor que 5 kHz y una duración de 0,3 ms a 50 ms. Estos transitorios ocurren frecuentemente en los sistemas de distribución y son causados principalmente por la energización de bancos de condensadores con frecuencias características entre 300 Hz y 900 Hz,

una magnitud pico entre 1,3 pu a 1,5 pu; y una duración entre 0,5 ciclos y 3 ciclos. Un ejemplo de este tipo de evento se muestra en la Figura 3.2.

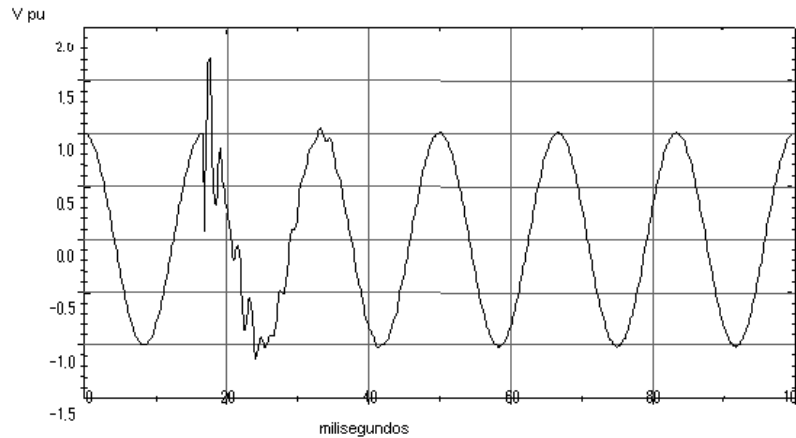


Figura 3.2 Transitorio oscilatorio de baja frecuencia causado por la energización de bancos de condensadores [NTC 5000, 02].

3.2.2 TRANSITORIOS TIPO IMPULSO

El transitorio de impulso o impulsivo se define como un cambio súbito a una frecuencia distinta a la de suministro, en condición de estado estacionario para la tensión, la corriente, o ambos, que es unidireccional en polaridad. Se caracterizan, normalmente, por los tiempos de subida y caída. La onda modelo para este fenómeno es la onda 1,2/50 μ s de 2000 V; la cual aumenta a su valor pico a 2000 V en 1,2 μ s y luego decae a la mitad de su valor pico en 50 μ s.

Estos transitorios son causados principalmente por descargas atmosféricas y pueden provocar transitorios oscilatorios por inducción electromagnética. En la figura 3.3 se muestra un transitorio de impulso de corriente producido por una descarga atmosférica.

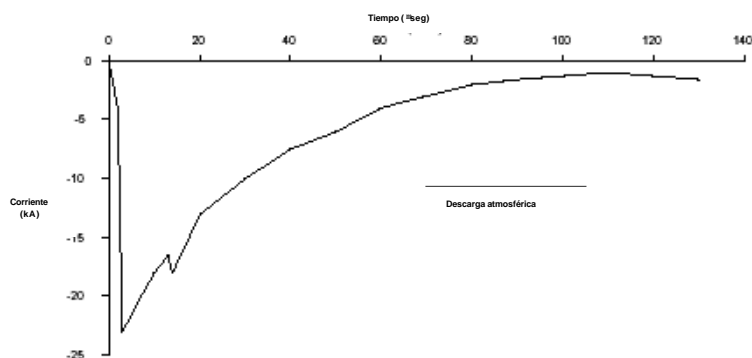


Figura 3.3 Transitorio de impulso de corriente originada por un rayo [NTC 5000, 02].

3.3 VARIACIONES DE CORTA DURACIÓN

Se definen como la desviación del valor eficaz (valor RMS) de la onda de tensión del valor nominal para un tiempo mayor que 0,5 ciclos y menor o igual que un minuto, a frecuencia nominal (60 Hz).

3.3.1 HUECO DE TENSIÓN (*SAG O DIP*)

El término en inglés *sag* es traducido al español como hueco de tensión y se define como la reducción del valor RMS de la señal de tensión a la frecuencia industrial con una duración entre 0,5 ciclos y 1 minuto. Los valores típicos para la profundidad de un hueco de tensión están entre 0,1 y 0,9 p.u. Estos eventos son causados por: fallas, conmutación de cargas grandes y arranque de motores. Un ejemplo de este fenómeno se puede apreciar en la Figura 3.4.

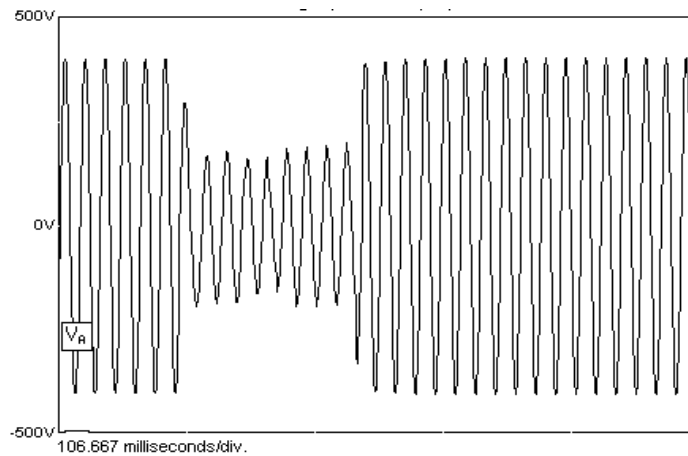


Figura 3.4 Forma de onda de un hueco de tensión (sag) [NTC 5000, 02].

3.3.2 ELEVACIÓN DE TENSIÓN (SWELL)

El término en inglés *swell* es traducido al español como elevación de tensión y se define como el incremento en el valor RMS de la tensión o la corriente a la frecuencia del fundamental con duraciones entre 0,5 ciclos y 1 minuto y con magnitudes entre 1,1 y 1,8 p.u.

Las principales causas de las elevaciones de tensión son: la desconexión de cargas grandes y la conexión de grandes bancos de condensadores. La forma de onda característica de este evento se presenta en la Figura 3.5.

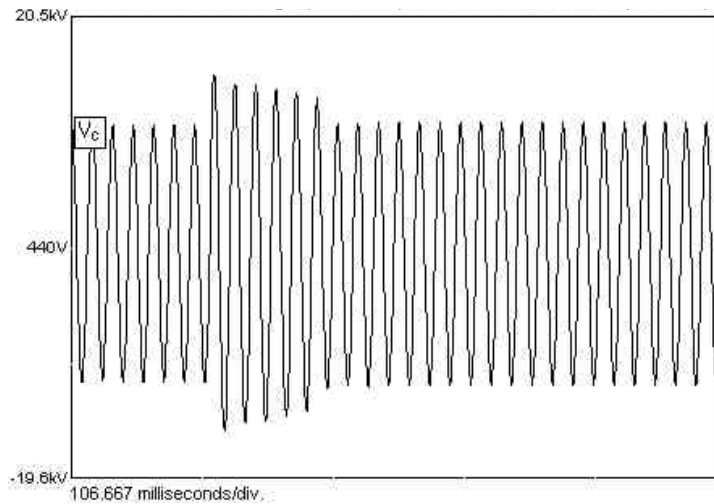


Figura 3.5 Forma de onda de una elevación de tensión (swell) [NTC 5000, 02].

3.3.3 INTERRUPCIÓN DE CORTA DURACIÓN

Se define como la ausencia de tensión. Se considera como tal, cuando la señal de tensión decrece a menos de 0,1 p.u. para un tiempo mayor a 0,5 segundos.

3.4 VARIACIONES DE LARGA DURACIÓN

Corresponden a la desviación del valor eficaz (valor RMS) de la tensión, a partir de la tensión nominal, para un tiempo mayor que 1 minuto.

3.4.1 SOBRETENSIÓN

Es definida como la variación en estado estacionario durante más de un (1) minuto, cuyo valor está, por lo menos, un 10% por encima de la tensión nominal del circuito o del sistema.

3.4.2 SUBTENSIÓN

Es la variación en estado estable durante más de un (1) minuto, cuyo valor está, por lo menos, un 10% por debajo de la tensión nominal del circuito o del sistema.

3.4.3 INTERRUPCIONES SOSTENIDAS

Se definen como una tensión menor al 0,1 p.u. durante más de un (1) minuto. Son por naturaleza interrupciones permanentes y requieren de la intervención manual para restaurar el suministro.

3.5 DESBALANCE DE TENSIÓN

Se considera como la desviación máxima del promedio de la tensión trifásica dividido por el promedio de la tensión, expresado en porcentaje. El desbalance de tensión es causado generalmente por cargas desbalanceadas o por anomalías en bancos de condensadores.

$$\text{Desbalance de tensión} = \frac{\text{máxima desviación con respecto al promedio}}{\text{Promedio de la tensión}} \times 100 \quad (3.1)$$

3.6 DISTORSIÓN DE LA FORMA DE ONDA

Se define como la desviación, en estado estable, de una onda sinusoidal ideal cuya frecuencia es la frecuencia del sistema de potencia. Esta desviación se caracteriza principalmente por su contenido espectral. Las principales distorsiones de la forma de onda se presentan a continuación.

3.6.1 ARMÓNICO

Un armónico es una onda sinusoidal de tensión o corriente cuya frecuencia es múltiplo entero de la frecuencia fundamental del sistema. Una señal con distorsión armónica se define como la suma de varios armónicos los cuales pueden o no estar en fase con la componente fundamental.

Los armónicos son causados por cargas y dispositivos no lineales o variantes con el tiempo. Se modelan como fuentes de corriente inyectadas al sistema y se caracterizan con el espectro, la distorsión armónica total (*Total Harmonic Distortion-THD*) y la distorsión total de demanda (*Total Demand Distortion-TDD*). En la Figura 3.6 se muestra una onda con distorsión armónica.

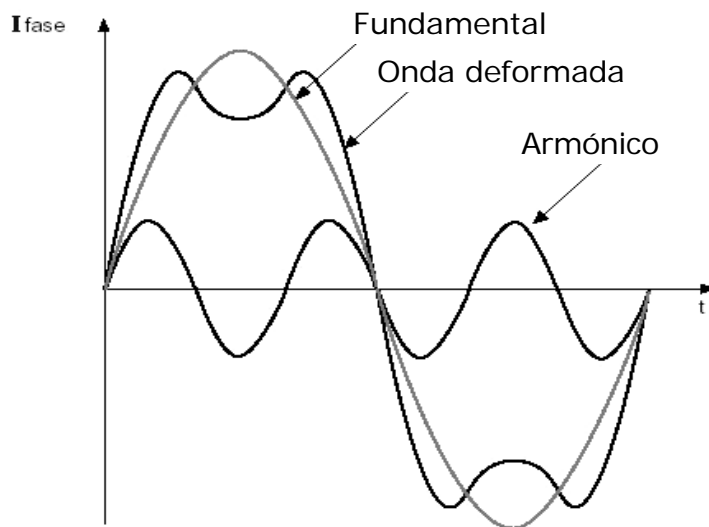


Figura 3.6 Onda con distorsión armónica [NTC 5000, 02].

3.6.2 MUESCA DE TENSIÓN (*NOTCH*)

La palabra en inglés *notch* es traducida al español como muesca de tensión y se define como una perturbación periódica sobre la onda de tensión causada por la operación normal de equipos electrónicos de potencia cuando la corriente es conmutada de una fase a otra. En la Figura 3.7 se puede apreciar este fenómeno.

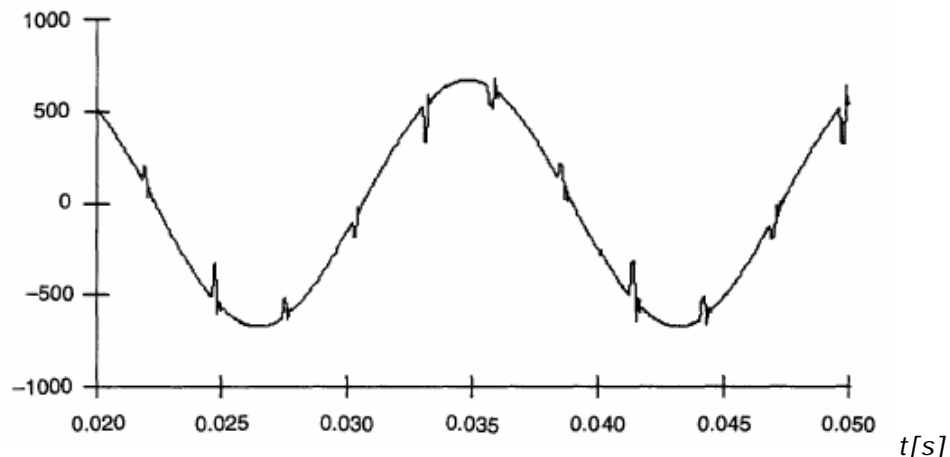


Figura 3.7 Muesca de tensión (*Notch*) producido por un convertidor [NTC 5000, 02].

3.7 FLUCTUACIÓN DE TENSIÓN (*FLICKER*)

La fluctuación de tensión (la cual causa el fenómeno denominado "*flicker*") es una perturbación que se presenta en la onda de tensión que ocasiona que el valor eficaz de esta señal fluctúe a una frecuencia que puede ir desde 1 hasta 30 Hz y con una amplitud que no excede en la mayoría de los casos el $\pm 10\%$ de la tensión nominal.

El "*flicker*" se evidencia por una sensación fisiológica producida por la perturbación eléctrica y consisten en la modulación del valor eficaz de la tensión, lo cual hace que la intensidad en la iluminación de lámparas incandescentes titile produciendo una sensación molesta a los ojos conocida como parpadeo.

En la Tabla 3.1 se presenta la clasificación de los eventos electromagnéticos que afectan la calidad de la energía eléctrica, de acuerdo con la norma [NTC 5000, 02].

Categorías	Contenido Espectral Típico	Duración Típica	Magnitud Típica de Tensión
TRANSITORIOS ELECTROMAGNÉTICOS (TEM)			
<i>De Impulso</i>			
Nanosegundos	5ns de pendiente	< 50 ns	
Microsegundos	1 μ s de pendiente	50ns – 1 ms	
Milisegundos	0,1 ms de pendiente	>1 ms	
<i>Oscilatorios</i>			
Baja frecuencia	< 5 kHz	0,3 – 50 ms	0 – 4 pu
Media frecuencia	5 – 500 kHz	20 μ s	0 – 8 pu
Alta frecuencia	0,5 – 5 MHz	5 μ s	0 – 4 pu
VARIACIONES DE CORTA DURACIÓN (VCD)			
<i>Instantáneas</i>			
Caidas (<i>Sags</i>)		0,5 - 30 ciclos	0,1 – 0,9 pu
Subidas (<i>Swells</i>)		0,5 - 30 ciclos	1,1 – 1,8 pu
<i>Momentáneas</i>			
Interrupción		0,5 s - 3s	< 0,1 pu
Caidas (<i>Sags</i>)		0,5 s - 3s	0,1 – 0,9 pu
Subidas (<i>Swells</i>)		0,5 s - 3s	1,1-1,4 pu
<i>Temporales</i>			
Interrupción		3s-1min	<0,1 pu
Caidas (<i>Sags</i>)		3s-1min	0,1 – 0,9 pu
Subidas (<i>Swells</i>)		3s-1min	1,1 – 1,2 pu
VARIACIONES DE LARGA DURACIÓN (VLD)			
<i>Interrupción, sostenida</i>		>1min	0,0 pu
<i>Subtensiones</i>		>1min	0,8 – 0,9 pu
<i>Sobretensiones</i>		>1min	1,1 – 1,2 pu
DESBALANCE (D)		Estado estacionario	0,5 – 2 %
DISTORSIÓN DE LA FORMA DE ONDA (DF)			
DC adicional		Estado estacionario	0 – 0,1 %
Armónicos	0-100 ^{mo} armónico	Estado estacionario	0-20 %
Interarmónicos	0-6 kHz	Estado estacionario	0-2 %
Muecas (Notches)		Estado estacionario	
Ruido	Banda ancha	Estado estacionario	0-1 %
FLUCTUACIONES (F)	<25 Hz	Intermitente	0,1 – 7 %
VARIACIONES DE FRECUENCIA INDUSTRIAL (VFI)		< 10 s	

Tabla 3.1 Clasificación de los fenómenos electromagnéticos [NTC 5000, 02].

3.8 ESTADO DEL ARTE SOBRE EL ANÁLISIS DE LOS EVENTOS QUE DETERMINAN LA CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA

En esta sección se describen los estudios relacionados con el análisis de perturbaciones de la onda de tensión utilizando técnicas de procesamiento de señales tradicionales y novedosas.

En [Flores, 02] se presenta la evolución en cuanto a las técnicas de procesamiento de señales utilizadas para la clasificación automática de los eventos de la calidad de la energía. Entre las técnicas más empleadas se encuentra el cálculo del valor RMS para aproximar la amplitud de la componente de frecuencia fundamental; no obstante esta técnica no permite diferenciar la componente de frecuencia fundamental de los armónicos ni del ruido.

Para garantizar la estimación de la componente de frecuencia fundamental y de los armónicos es necesario utilizar la transformada discreta de *Fourier* (DFT) o la transformada rápida de *Fourier* (FFT). Sin embargo, este algoritmo no es recomendable para la detección de cambios en la forma de onda, como en el caso de los transitorios y los huecos de tensión. En este caso, la Transformada de Fourier de Tiempo Corto (TFTC) permite realizar mejores estimaciones en términos de resolución en el tiempo y selectividad en frecuencia selectiva. Sin embargo, debido que la resolución en frecuencia tiene un ancho de banda fijo, resulta ser más adecuada para el análisis de armónicos.

Los bancos de filtros (QMF) han sido también utilizados para estudiar sub-bandas de frecuencia del espectro. De esta forma permiten detectar cambios rápidos en las ondas como los causados por la conmutación de capacitores y asimismo permiten estimar componentes armónicas.

Una de las técnicas de procesamiento avanzado propuesta también para la estimación de componentes de la señal es el filtro *Kalman*; esta técnica consiste en un modelo de espacio de estados para realizar el seguimiento en tiempo real de la amplitud y la fase de las diferentes componentes de frecuencia, considerando que existe incertidumbre (ruido) tanto en el modelo de espacio de estados como en la medición de la señal.

La Transformada *Wavelet* se ha propuesto para el estudio de eventos no estacionarios o transitorios. Esta herramienta es adecuada para estudiar señales no periódicas que contienen componentes de tipo impulso de corta duración como es típico en los transitorios de los sistemas de potencia. Entre las funciones *Wavelets* más utilizadas se encuentran: *Daubechies*, *Fyadic*, *Coiflets*, *Morlet* y *Symlets*.

En [Heydt & Galli, 97] se propone utilizar la función *Wavelet Morlet*, para el análisis de transitorios simulados en EMPT correspondientes a la conexión de una línea, la conexión de capacitores, la corriente *inrush* en transformadores entre otros. En este caso empleando la parte real del la *Wavelet Morlet* es posible detectar el evento transitorio.

En [Poison, 99] se comparan tres (3) de las nuevas técnicas de procesamiento de la señal para el análisis de la calidad de la energía eléctrica, las cuales son: La Transformada *Wavelet* Continua, el Análisis de Multi-resolución (Transformada *Wavelet* Discreta) y la Transformada Cuadrática. Se seleccionan como señales de estudio las 4 perturbaciones más frecuentes en los sistemas de potencia como son: huecos de tensión, *flicker*, armónicos y transitorios. Finalmente, cada tipo de perturbación es analizada con ejemplos representativos para cada técnica de procesamiento. Una comparación cualitativa de resultados muestra las ventajas y desventajas de cada técnica en el análisis de la perturbación.

La Transformada *Wavelet* Continua demuestra ser un método confiable para detectar huecos de tensión, *flicker* y transitorios; asimismo sucede para el análisis multi-resolución. La transformada Cuadrática ofrece una precisión adecuada en la estimación de la magnitud del fenómeno, así como también en la detección de cambios bruscos en el tiempo, no obstante los resultados son menos significativos que los obtenidos con las técnicas anteriores especialmente con el evento *flicker*.

[Kezunovic & Liao, 00] plantean un método de detección y clasificación de eventos de la calidad de la energía eléctrica basado en reglas, implementado en una interfaz gráfica en *MatLab*. Para la detección y clasificación de eventos se realiza inicialmente una conversión del formato de los datos; luego se extraen las características de las señales utilizando los algoritmos de la Transformada de *Fourier* y de la Transformada *Wavelet*. Finalmente, mediante un sistema experto *Fuzzy* se detecta y clasifica el evento, mostrando como resultado el tipo de perturbación.

El sistema está basado en 15 reglas que utilizan como argumentos de entrada valores RMS, valores pico, coeficientes de la Transformada de *Fourier* y de la Transformada *Wavelet*, la componente fundamental, la distorsión armónica total y otras características de las señales en estudio.

En [Shy-Jier, 99] se propone la Transformada *Wavelet* utilizando la función *Wavelet Morlet* para supervisar perturbaciones del sistema de potencia. El método es comprobado en la detección de diversas perturbaciones simuladas, incluyendo huecos de tensión, sobretensiones, interrupciones momentáneas y transitorios oscilatorios. Adicionalmente se analizan los armónicos en un horno de arco a partir de datos medidos en una prueba de campo. Los resultados demostraron la utilidad y las ventajas del método propuesto.

En síntesis, cuando se tienen señales no estacionarias, éstas presentan en su mayoría cambios abruptos, por lo tanto en el dominio de la frecuencia la perturbación tiende a esparcirse por todo el eje. En este caso la TF no realiza estimaciones apropiadas; razón por la cual se implementa la Transformada *Wavelet* para analizar los huecos y las discontinuidades en las formas de onda. Esta transformada permite realizar un acercamiento en el área de interés (donde ocurre la perturbación) y presenta la información de tiempo y frecuencia simultáneamente.

4. DETECCIÓN E IDENTIFICACIÓN DE EVENTOS DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA

En este capítulo se analizan las estrategias utilizadas para detectar e identificar los eventos de la calidad de la energía eléctrica utilizando la transformación *Wavelet* Discreta.

Para detectar un evento transitorio es necesario contar con una herramienta que sea capaz de diferenciar discontinuidades o pequeñas variaciones en la forma de onda. La función *Wavelet* con un número adecuado de momentos desvanecientes (Ecuación (1.51)) permite detectar cambios abruptos (cambios de pendiente) en la forma de onda. Por lo tanto es de esperar que dependiendo de la característica o forma que tenga la función *Wavelet*, pueda obtenerse una adecuada o inadecuada detección del evento.

4.1 DETECCIÓN DE EVENTOS MEDIANTE LA SECUENCIA DE DETALLES

Empleando el algoritmo de descomposición (Ecuación (2.3)) se obtienen los coeficientes de detalle $c_{n-1,k}$ y de aproximación $d_{n-1,k}$ de la secuencia de muestras de la señal hasta el nivel de resolución deseado $n-m$ (siendo $m > 0$). Aplicando la Transformada *Wavelet* Inversa (algoritmo de reconstrucción) a cada uno de estos coeficientes se obtienen respectivamente las secuencias de aproximación y de detalle de la señal en el dominio del tiempo.

La estrategia planteada en este estudio, utiliza las secuencias de detalles de la señal para detectar el comienzo y/o final de un evento relacionado con la calidad de la energía eléctrica. Esto es posible debido a que la función *Wavelet* discrimina los cambios bruscos de pendiente (altas frecuencias) dadas sus características ya mencionadas. Por tanto, es posible localizar en el tiempo el instante donde se presenta la discontinuidad o el cambio brusco en la onda.

Para el caso particular de un hueco de tensión (*sag*), es posible detectar el comienzo y final del evento en el tiempo a partir de la primera secuencia de detalles como se aprecia en la Figura 4.1. Este evento ocurre en una señal de 60 Hz muestreada a 128 muestras por ciclo para un total de 8 ciclos de la señal. El evento *sag* tiene una magnitud de 0.8 en p.u. de la amplitud de la señal y una fase de $\pi/2$ [rad].

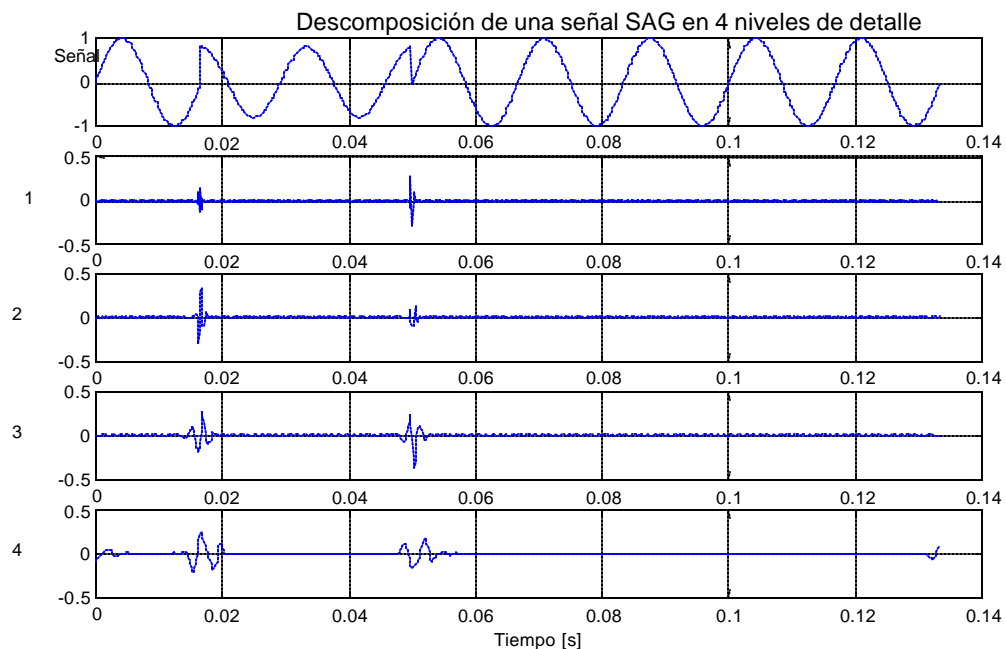


Figura 4.1 Descomposición de un hueco de tensión "sag" en 4 niveles de detalle utilizando la función Db4.

La función *Wavelet* utilizada para la descomposición de la señal es la *Db4* (función *Wavelet Daubechies 4*). En general la mayoría de las funciones *Wavelet Daubechies* detectan el fenómeno. Se seleccionó la función *Wavelet Db4* ya que en las referencias estudiadas para realizar este proyecto, esta función ha mostrado resultados satisfactorios para el análisis de los eventos que afectan la calidad de la energía eléctrica [Resender, 99], [Goauda, 99], [Goauda, 00] y [Karimi et al, 00]. Adicionalmente, su respuesta en frecuencia es apropiada para la extracción de información en el dominio de la frecuencia (Figura 2.8).

La función *Wavelet Symlet* también ha sido propuesta para el análisis de perturbaciones electromagnéticas que afectan la calidad de la energía eléctrica. En la Figura 4.2 se observa el comportamiento de esta función para el mismo fenómeno analizado con la función *Wavelet Daubechies 4* (Figura 4.1).

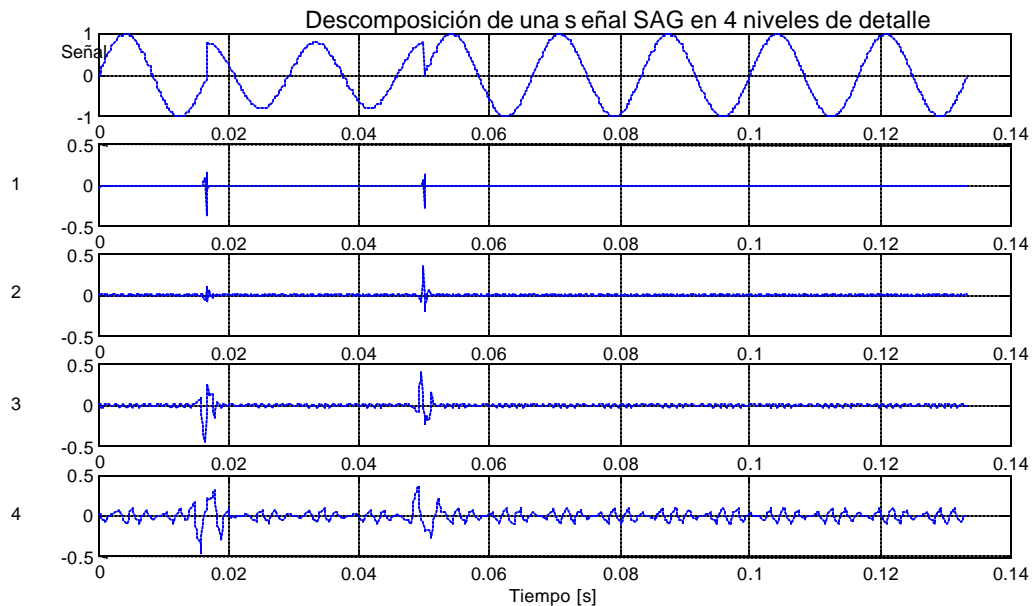


Figura 4.2 Descomposición de un hueco de tensión "sag" en 4 niveles de detalle utilizando la función *Wavelet Sym2*.

La función *Wavelet Symlet sym2* tiene mayor simetría que la función *Wavelet Db2* correspondiente. Estas Funciones *Wavelet (Symlet)* provienen del familia de *Wavelet Daubechies*, por lo cual presentan características similares. Ambas funciones permiten detectar la perturbación pero la función *Wavelet Daubechies* por tener menos simetría permite detectar más fácilmente, ya que la perturbación analizada tampoco presenta simetría.

La familia de funciones *Wavelet Daubechies* es representada por DbN , donde N es el número de orden de la *Wavelet*. Algunas de su características son: asimetría, soporte compacto $(2N-1)$, N momentos desvanecientes y ortogonalidad [Daubechies, 92] y [Mathworks, 02]. Estas funciones *Wavelets* no tienen una fórmula definida y se generan a partir de iteraciones sucesivas de la anterior, es decir, la función *Wavelet DbN+1* se genera a partir de la DbN donde la *Wavelet Db1* es la función *Wavelet Haar*. En las Figuras 4.3 y 4.4 se muestran respectivamente la familia de funciones *Wavelet Daubechies* de la 2 hasta la 10 y la familia de funciones *Wavelet symlet* de la 2 hasta la 8.

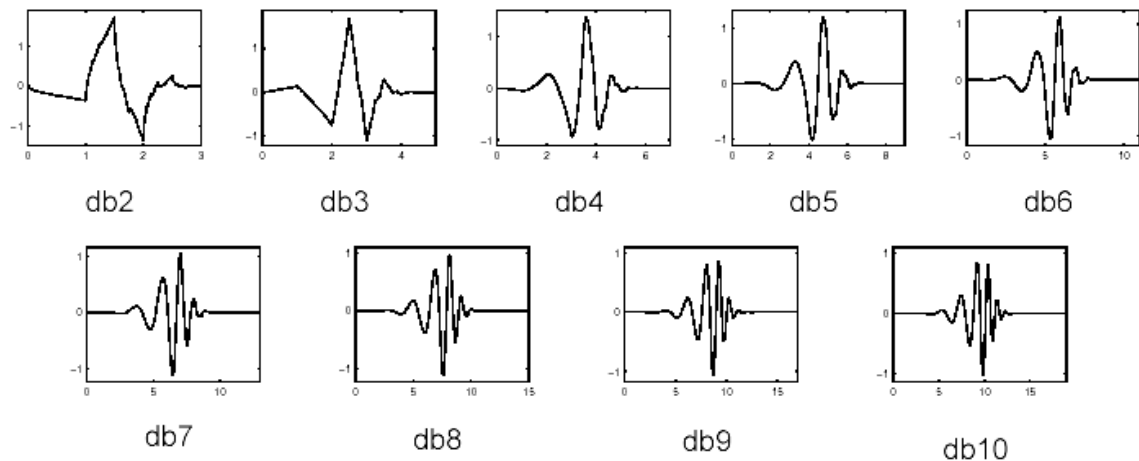


Figura 4.3 Familia de funciones *Wavelet Daubechies* de orden 2 a 10 [Mathworks, 02].

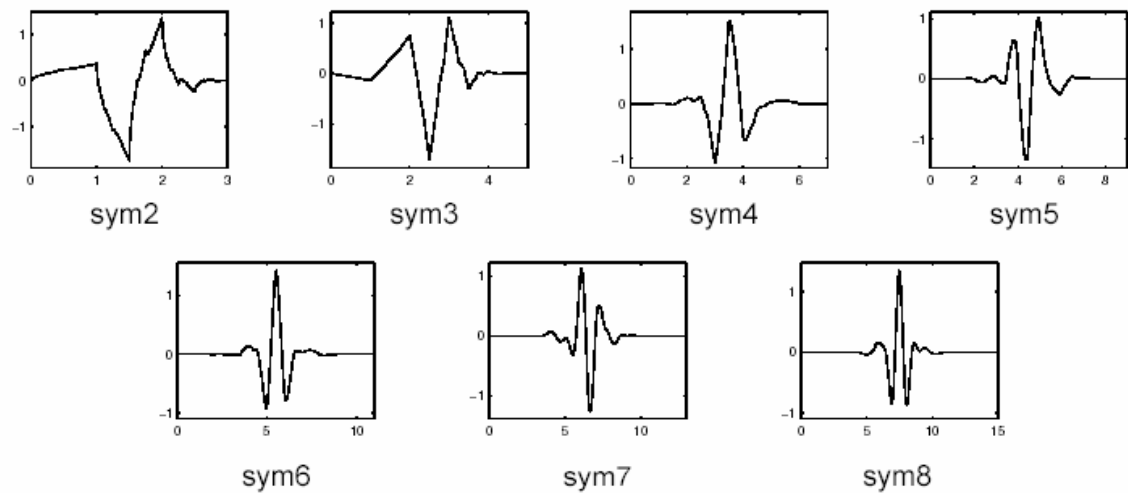


Figura 4.4 Familia de funciones Wavelet Symlet de orden 2 a 8 [Matworks, 02].

En el Capítulo 3 se presentó la clasificación y las características de los eventos que afectan de la calidad de la energía eléctrica. Para este estudio se tomaron siete (7) de esas perturbaciones y de acuerdo al rango de frecuencias donde éstas ocurren, se dividieron en dos grupos. Se consideraron eventos muestreados a razón de 128 muestras por ciclo ([m/c]) de una onda sinusoidal de 60 [Hz] y eventos muestreados a una rata de 1024 [m/c].

En la Figura 4.5 se presentan cinco eventos muestreados a 128 [m/c] (*sag*, *swell*, *transitorio de baja frecuencia*, *armónico* y *flicker*) así como la señal sin perturbación. En la Figura 4.6 se encuentran las respectivas secuencias de detalles del primer nivel de descomposición.

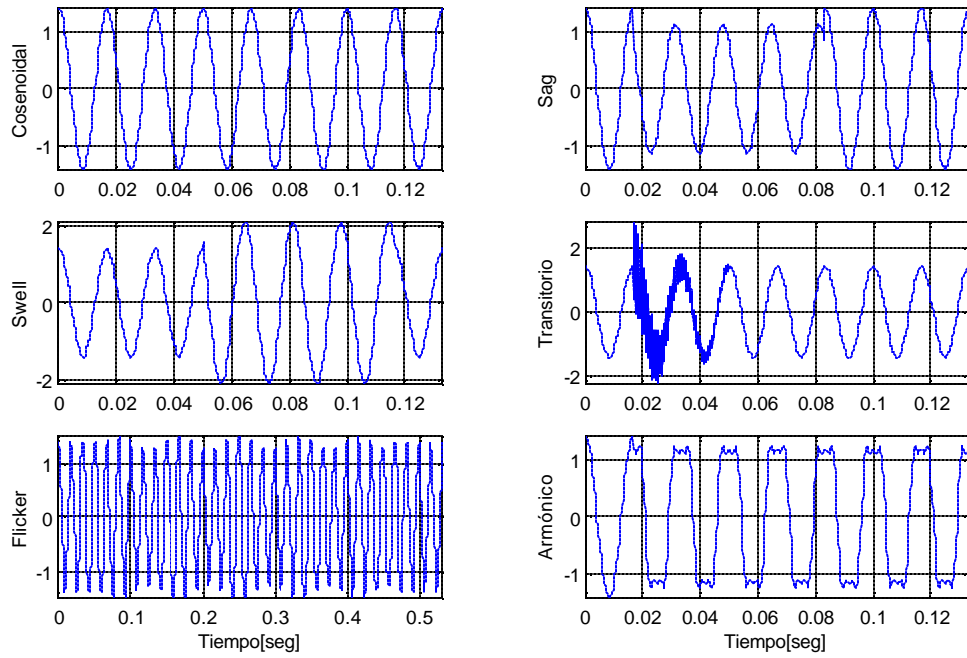


Figura 4.5 Formas de onda de perturbaciones muestreadas a 128 [m/c]

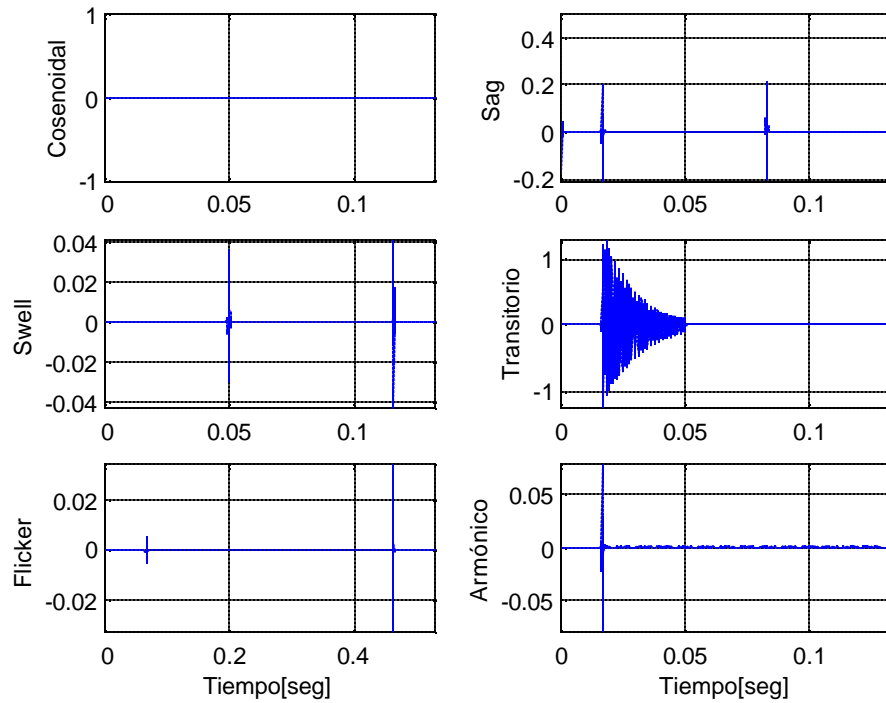


Figura 4.6 Secuencias de detalles del primer nivel de descomposición para las perturbaciones de la Figura 4.5.

De la Figura 4.6 puede notarse como es posible detectar el inicio y/o el final de diferentes perturbaciones en el primer nivel de detalle. Esto se debe a que el inicio y el final de las perturbaciones contiene fundamentalmente frecuencias altas, las cuales son detectadas principalmente en la función de detalle del primer nivel de descomposición.

En la Figura 4.7 se muestran las formas de onda para un transitorio tipo impulso (onda 1,2/50 μ s. Ver numeral 3.2.2) y para muescas de tensión (*notching*). En ambos casos se han sintetizado las señales utilizando una frecuencia de muestreo de 1024 [m/c] dado que estas perturbaciones se caracterizan con componentes de alta frecuencia. En la Figura 4.8 se presentan también las secuencias de detalle del primer nivel de descomposición para estos eventos y puede observarse como es posible localizar el comienzo de la perturbación.

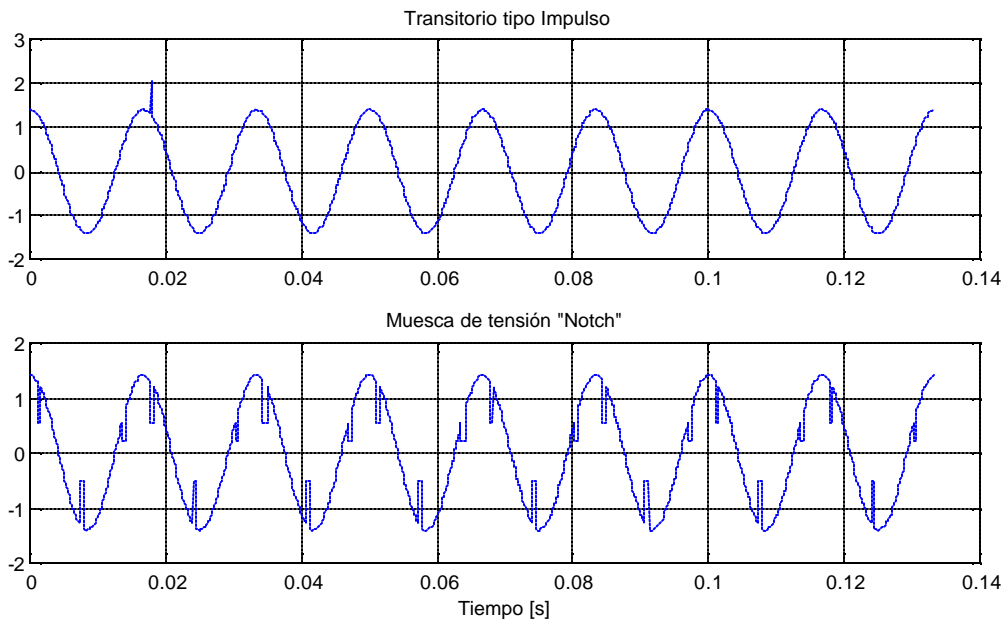


Figura 4.7 Formas de onda de un transitorio tipo impulso y de muescas de tensión muestreadas a 1024 [m/c].

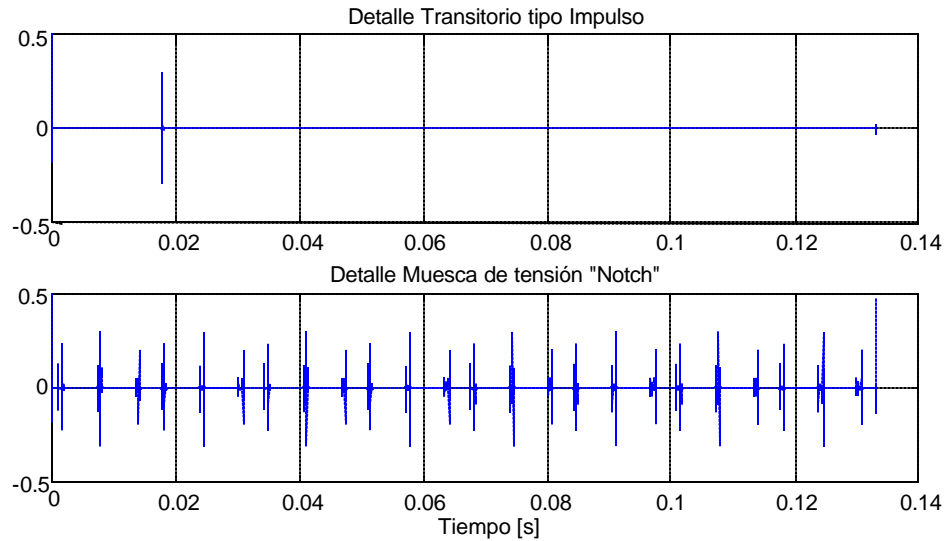


Figura 4.8 Secuencias de detalles del primer nivel de descomposición para las perturbaciones de la Figura 4.7.

4.2 IDENTIFICACIÓN DE EVENTOS MEDIANTE LA ENERGÍA DE LOS COEFICIENTES *WAVELET*

En este numeral se muestra cómo a partir de la energía de los coeficientes *Wavelet* (coeficientes de aproximación y de detalle) es posible identificar (y diferenciar) cada uno de los siete (7) eventos considerados en este proyecto: huecos de tensión (*sag*), elevaciones de tensión (*swell*), transitorios oscilatorios, transitorios tipo impulso, armónicos, fluctuaciones de tensión (*flicker*) y muescas de tensión (*notching*).

Si la función *Wavelet* genera una base ortonormal ($\mathbf{y}_{j,k}(t)$), la energía de la señal es igual a la sumatoria de la magnitud al cuadrado de los coeficientes de aproximación del último nivel de descomposición y de todos los coeficientes de detalle calculados. Debido a esto, es posible conocer la distribución de la energía de la señal en el rango de

frecuencias que exista en cada nivel de descomposición. Dependiendo de la frecuencia de muestreo (F_s) y de la función *Wavelet* de análisis (en este caso *Db4*) se determina el ancho de banda de cada nivel de descomposición.

En el caso de los filtros de descomposición para la función *Wavelet Daubechies 4* (Figura 2.8) los rangos de frecuencia de las funciones de detalle (D) y aproximación (A) se pueden considerar idealmente como se muestran en la Figura 4.9 hasta el cuarto nivel de descomposición. El número de muestras por ciclo o la frecuencia de muestro de la señal especifican el ancho de banda que se va a analizar, por lo tanto, el primer detalle de la señal toma el primer rango de frecuencia entre $F_s/4$ y $F_s/2$, el segundo detalle entre $F_s/8$ y $F_s/4$ y así sucesivamente hasta el nivel deseado.

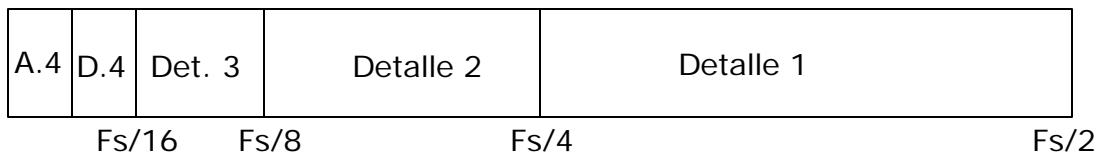


Figura 4.9 Ancho de banda ideal en cada nivel de detalle y aproximación.

Para el desarrollo de este proyecto se han estudiado dos estrategias de identificación de cada uno de los eventos propuestas en [Goauda, 99] y [Resende, 99], las cuales se basan en cómo se distribuye la energía de la señal en los diferentes niveles de descomposición.

La estrategia desarrollada en [Goauda, 99] consiste en tomar cada secuencia de coeficientes de detalle de cada nivel de descomposición y calcular su desviación estándar. De tal forma que se obtiene un valor de desviación estándar para cada nivel de descomposición calculado. Este procedimiento se realiza para la señal con perturbación como para una señal sinusoidal pura.

Estos valores de desviación estándar para cada nivel de descomposición determinan un patrón tanto de la señal pura como de la señal con perturbación, a partir del cual se pueden diferenciar las dos señales. En la Figura 4.10 se presenta este patrón para una señal sinusoidal pura y para una señal perturbada con el hueco de tensión presentado en la Figura 4.1.

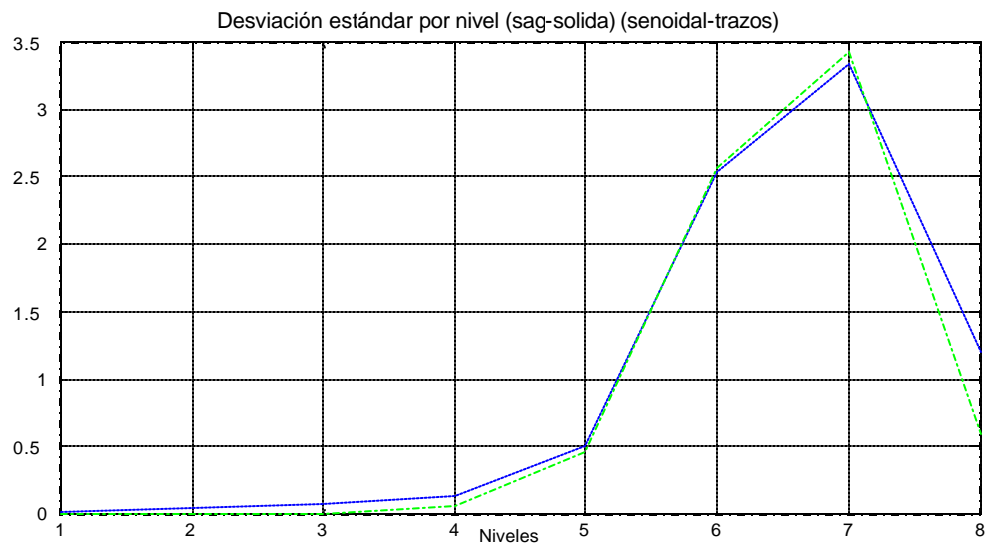


Figura 4.10 Patrones de identificación para una señal pura y una señal con un hueco de tensión utilizando la desviación estándar de los coeficientes de detalle.

Las diferencias entre el patrón de la señal pura y el patrón de la perturbación (*sag*) son muy pequeñas. En [Goauda, 99] se utilizan estas diferencias para determinar el tipo de perturbación mediante una red neuronal, la cual requiere gran cantidad de información de entrenamiento, dado que no existen marcadas diferencias entre los patrones.

El método planteado en [Resende, 99] se basa en el cálculo de las diferencias de energía por nivel, es decir, se calcula la energía de los coeficientes de cada nivel de detalle (la cual es equivalente a la energía

de los detalles de la señal) tanto para la señal sinusoidal pura como para la señal con perturbaciones y luego se comparan mediante la siguiente expresión:

$$dp(j)(\%) = \left[\frac{En_per(j) - En_ref(j)}{En_ref(m)} \right] * 100 \quad (4.1)$$

Donde:

$dp(j)(\%)$: es la desviación de la energía de la perturbación respecto a la señal de referencia (sinusoidal pura) en cada nivel j .

$En_per(j)$: es la energía de la señal perturbada en cada nivel j .

$En_ref(j)$: es la energía de la señal de referencia en cada nivel j .

$En_ref(m)$: es la energía de la señal de referencia en el nivel de mayor energía (m).

Estos valores de desviación de la energía para cada nivel de descomposición determinan un patrón de la señal pura como de la señal con perturbación, a partir del cual es posible diferenciar diferentes tipos de perturbación; no obstante, en [Resende, 99] no se utiliza una estrategia de clasificación automática como las redes neuronales utilizadas en [Goauda, 99]. En la Figura 4.11 se presenta este patrón para una señal sinusoidal pura y para una señal perturbada con el hueco de tensión presentado en la Figura 4.1.

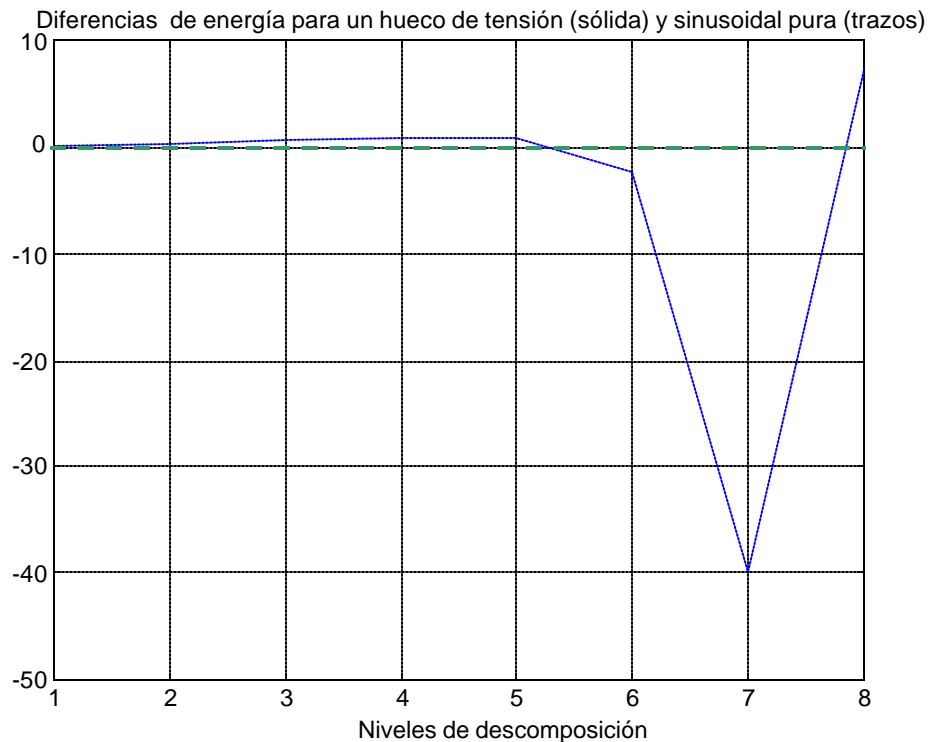


Figura 4.11 Patrón de identificación de un hueco de tensión, utilizando la desviación de la energía entre la señal perturbada y la señal de referencia.

Como se muestra en la Figura 4.11, las diferencias con el patrón de la señal pura son bastante notables. Es por esto que esta última estrategia de identificación se ha seleccionado para el desarrollo de este trabajo, dado que permite obtener los patrones de los diferentes tipos de perturbaciones con bajo grado de similitud entre los mismos, como se observa en la Figura 4.12, lo cual permite clasificar de manera sencilla los eventos.

Debe notarse que los patrones para el evento "swell" y para el flicker tienen características similares. Asimismo, para eventos de un mismo tipo que se presenten en tiempos diferentes, se obtienen variaciones significativas en la magnitud del patrón debido a la no invarianza al desplazamiento de la Transformada *Wavelet* (Ecuación 1.18).

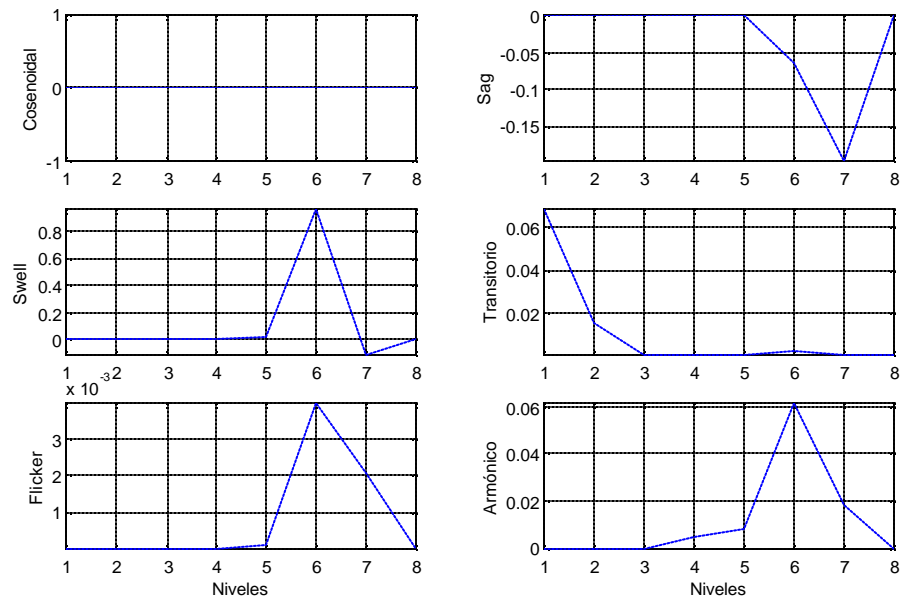


Figura 4.12 Patrones para las perturbaciones de la Figura 4.5.

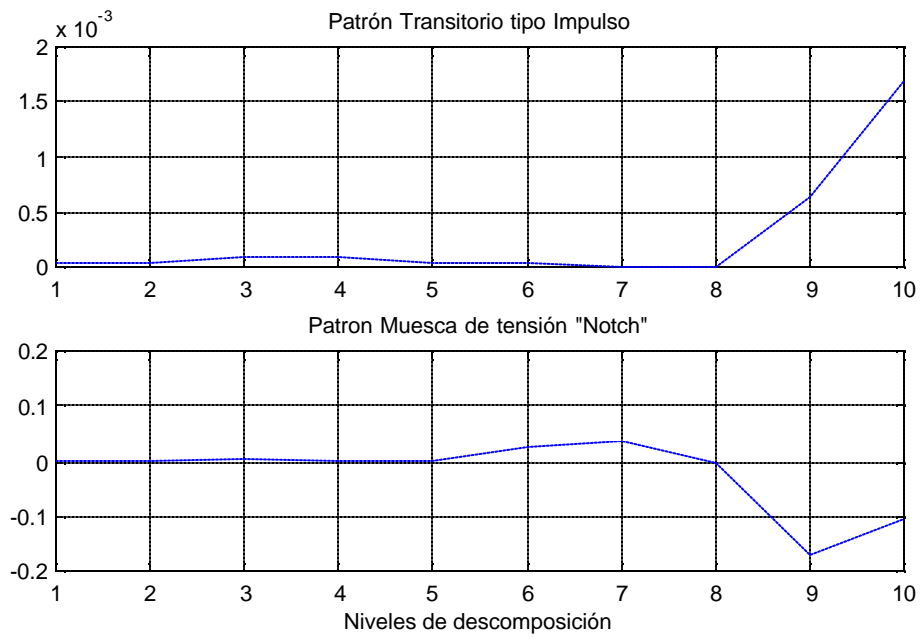


Figura 4.13 Patrones para las perturbaciones de la Figura 4.7

En la Tabla 4.1 se encuentran los rangos ideales de frecuencia para cada nivel de detalle. Estos rangos están dados para una señal de 60 Hz

muestreada a 128 [m/c], por consiguiente se tiene una Frecuencia de muestreo de 7680 Hz.

Nivel de descomposición	Intervalo ideal de frecuencia [Hz] para 128 [m/c]
1	1 920 – 3 840
2	960 – 1 920
3	480 – 960
4	240 – 480
5	120 – 240
6	60 – 120
7	30 – 60
8	15 – 30

Tabla 4.1 Intervalos ideales de frecuencia para 128 [m/c]

De la Tabla 4.1 se tiene que en el nivel de descomposición 8 la componente de frecuencia de la señal que se desee analizar está en el rango de 15 a 30 [Hz]. El contenido de la información característico de los eventos de la calidad de la energía eléctrica para un rango de frecuencias menores no es significativo; por tal razón, no se sigue descomponiendo la señal en más niveles de menor resolución.

De igual forma en la Tabla 4.2 se encuentran los rangos ideales de frecuencia para cada nivel de detalle considerando una señal de 60 Hz muestreada a 1024 [m/c], por consiguiente se tiene una Frecuencia de muestreo de 61 440 [Hz].

Nivel de Descomposición	Intervalo ideal de frecuencia [Hz] Para 1024 [m/c]
1	15 360 – 30 720
2	7 680 – 15 360
3	3 840 – 7 680
4	1 920 – 3 840
5	960 – 1 920
6	480 - 960
7	240 - 480
8	120 - 240
9	60 - 120
10	30 - 60

Tabla 4.2 Intervalos ideales de frecuencia para 1024 [m/c].

De la Tabla 4.2 se tiene que en el nivel de descomposición 10 la componente de frecuencia de la señal que se desee analizar está en el rango de 30 a 60 Hz. El contenido de la información característico de los eventos de la calidad de la energía eléctrica en un rango menor a los 30 [Hz] no es considerable; por tal razón, no se sigue descomponiendo la señal en más niveles de menor resolución.

5. CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE LOS EVENTOS: IMPLEMENTACIÓN DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL (RNA)

En este capítulo se expone la estrategia de clasificación de los siete (7) eventos de la calidad de la energía eléctrica analizados en este estudio.

En los trabajos desarrollados en el área de clasificación de eventos [Goauda, 99], [Kezunovic & Liao, 00], [Xiangxun, 02], se presenta en su gran mayoría la utilización de Redes Neuronales Artificiales, Lógica *Fuzzy* o la combinación de ambas. En el caso particular de este trabajo se utiliza un modelo basado en el trabajo realizado en [Barrera & Cormane, 03].

5.1 DISEÑO DE LA RED NEURONAL ARTIFICIAL

El diseño del modelo neuronal, inicia con la selección de la arquitectura de la red, la cual incluye los siguientes parámetros: tipo de red, número de capas, número de neuronas por capa, funciones de activación y de inicialización de pesos, criterios de convergencia y algoritmo de entrenamiento. Estos parámetros se seleccionaron con base en los resultados obtenidos en [Barrera & Cormane, 03], en donde se utilizan las redes neuronales artificiales para predicción de corrientes distorsionadas (con armónicos) en cargas de tipo residencial.

5.2 SELECCIÓN DE LOS PATRONES DE ENTRENAMIENTO

Los patrones de entrada de la red neuronal se han obtenido del cálculo de las diferencias de energía de cada nivel de descomposición ($dp(j)$) entre la perturbación y la señal de referencia (Ecuación (4.1)). El resultado del

cálculo de $dp(j)$ depende de la frecuencia de muestreo escogida (muestras por ciclo de la señal). Para una rata de 128 muestras por ciclo, $dp(j)$ es un vector de 8 posiciones donde cada posición representa el nivel de descomposición (nivel de resolución) y el valor contenido equivale a la diferencia de las energías entre la perturbación y la señal de referencia. Para una razón de muestreo de 1024 [m/c], $dp(j)$ es un vector de 10 elementos.

Se diseñaron dos redes neuronales con las mismas características de funcionamiento pero con un número de entradas y de capas distintas. La salida de la red neuronal es un identificador asignado al patrón de cada evento (ver Tabla 5.2).

Para el cálculo de los patrones fue necesario generar un gran número de señales sintéticas con las características de los diferentes tipos de perturbación. Los parámetros para la creación de esta base de datos de señales se tomaron de las definiciones de la norma [NTC 5000, 00] (Ver Tabla 3.1).

Para la creación de las señales perturbadas se tuvo en cuenta la característica de no invarianza al desplazamiento de la Transformada *Wavelet*, por lo cual fue necesario localizar el evento en diferentes instantes de tiempo. Como resultado se tiene que la magnitud de la secuencia de coeficientes (en especial los de detalle) varía con cada desplazamiento, lo mismo ocurre para los patrones correspondientes (ver Figura 5.2), donde el aumento del valor máximo es proporcional al desplazamiento en el tiempo. Para solucionar este inconveniente se decidió normalizar la amplitud de los patrones con el valor máximo para que las variaciones entre uno y otro fueran menos significativas.

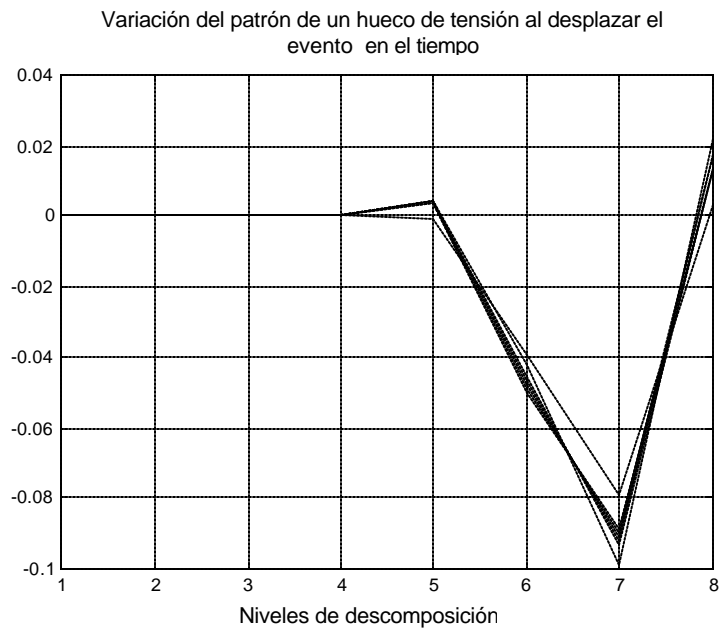


Figura 5.1 Característica de los patrones para un hueco de tensión que se desplaza en el tiempo.

Se generó una base de datos de 19 430 señales sintéticas, para los siete (7) tipos de perturbación analizadas (ver Tabla 5.1).

Evento	Cantidad	Evento	Cantidad
<i>Sag</i>	4 640	<i>Transitorio Impulso</i>	350
<i>Swell</i>	4 640	<i>Transitorio Oscilatorio</i>	3 130
<i>Flicker</i>	1 860	<i>Armónico</i>	3 210
<i>Notch</i>	1 600	Total	19 430

Tabla 5.1 Relación del número de eventos generados sintéticamente para cada tipo de perturbación.

Para la generación de las señales, como por ejemplo el evento hueco de tensión (*sag*), se tuvieron en cuenta los siguientes parámetros: la magnitud, la duración total de la señal (en ciclos) y la duración del evento (también en ciclos). Los valores de la magnitud varían entre 0,1 y 0,9 en

p.u. (ver Tabla 3.1), las duraciones de la señal fueron 8, 4, 2 y 1 ciclo(s). Las duraciones del evento fueron 4, 2, 1, $\frac{1}{2}$ y $\frac{1}{4}$ de ciclo(s). Cada evento se desplazó a lo largo de la señal en un número entero de ciclos (ver Anexo C.).

De las posibles combinaciones se generaron alrededor de 4 600 señales tipo *sag* la mitad con una razón de 128 [m/c] y la otra mitad con 1 024 [m/c]. Este mismo procedimiento se realizó para generar los eventos tipo muesca de tensión (*notching*) y elevación de tensión (*swell*). Para el caso de los eventos tipo armónico, transitorio electromagnético (oscilatorio y tipo impulso) y fluctuación de tensión (*flicker*), además de los parámetros anteriores, se tuvo en cuenta el rango de frecuencias donde estos ocurren (ver Tabla 3.1). En el Anexo B se encuentran los límites y los incrementos de variación de los parámetros para los eventos generados sintéticamente.

La gran cantidad de señales generadas se debe al paso de variación seleccionado para la duración, la amplitud, el desplazamiento y/o la frecuencia. Por tanto, la selección de las señales para el entrenamiento y para la validación se realizó de manera regular. Por ejemplo, para un evento tipo hueco de tensión se generaron 2320 eventos de los cuales se seleccionaron cada 5 eventos para una selección aproximada de 400 eventos.

Cada evento tiene un número identificador que es utilizado para relación entrada-salida en el entrenamiento de la red. Esta relación entrada-salida se puede apreciar en la Tabla 5.2.

Evento (128 [m/c])	Identificador	Evento (1024 [m/c])	Identificador
<i>Sag</i>	1	<i>Sag</i>	1
<i>Swell</i>	2	<i>Swell</i>	2
<i>Transitorio Oscilatorio</i>	3	<i>Transitorio Oscilatorio</i>	3
<i>Flicker</i>	4	<i>Transitorio Impulso</i>	4
<i>Armónico</i>	5	<i>Notch</i>	5
<i>No evento</i>	6	<i>No evento</i>	6

Tabla 5.2 Relación entrada salida de la red neuronal.

Adicional a los eventos estudiados se sintetizó la señal sinusoidal pura, la cual representa el “no evento”. Una vez seleccionados los patrones se determinó la arquitectura de la red.

5.3 SELECCIÓN DE LA ARQUITECTURA DE LA RED NEURONAL

Se seleccionó la arquitectura ***perceptrón multicapa*** dado su buen desempeño en problemas de clasificación de gran envergadura y su característica de aproximador universal de funciones [Barrera & Cormane, 03]. Asimismo, para el problema de clasificación de los eventos de la calidad a partir de los patrones seleccionados no se requiere un esquema con un elevado grado de complejidad, debido a que las entradas de la red están bien definidas y oscilan entre valores no tan lejanos. Además, la salida de la red es definida por un solo valor.

5.4 SELECCIÓN DE LOS PARÁMETROS DE LA RED

Los parámetros de la RNA se seleccionaron de acuerdo a la aplicación desarrollada en [Barrera & Cormane, 03]. A continuación se presentan los parámetros utilizados para el diseño de la red neuronal artificial.

5.4.1 FUNCIÓN DE DESEMPEÑO DE LA RED

El modelo de red neuronal necesario para esta aplicación particular debe tener característica unidireccional (*feedforward*), debido a que la salida responde sólo a una entrada específica. Se utilizó como función de desempeño (*performance*) el error medio cuadrado (*mean square error-mse*), el cual se define teniendo en cuenta las Ecuaciones (5.1), (5.2) y (5.3) [Barrera & Cormane, 03].

$$e_{ij} = t_{ij} - a_{ij} \quad (5.1)$$

$$r_j = \sum_{i=1}^{N_p} \left[\sum_{i=1}^{N_s} e_{ij}^2 \right] \quad (5.2)$$

$$mse = \frac{1}{N_s * N_p} \sum_{j=1}^{N_p} r_j = \frac{1}{N_s * N_p} \sum_{j=1}^{N_p} \left[\sum_{i=1}^{N_s} e_{ij}^2 \right] = \frac{1}{N_s * N_p} \sum_{j=1}^{N_p} \left[\sum_{i=1}^{N_s} (t_{ij} - a_{ij})^2 \right] \quad (5.3)$$

Donde,

- i** Unidad de salida donde el error es medido
- j** Patrón de entrenamiento
- Ns** Número de salidas del modelo
- Np** Número de patrones de entrenamiento
- a_{ij}** Valor observado en la unidad de salida **i** debida al patrón **j**
- t_{ij}** Valor deseado en la unidad de salida **i** debida al patrón **j**

5.4.2 NÚMERO DE CAPAS Y DE NEURONAS POR CAPA

Para una red neuronal el número de capas es un parámetro imprescindible al momento de plantear el modelo, debido a que se pueden provocar efectos indeseados, como memorización de datos de entrada y tiempo de entrenamiento prolongado. Es necesario no sobredimensionar la red con un número elevado de capas [Barrera & Cormane, 03]. En la Figura 5.2 se puede apreciar la conformación de una red neuronal multicapa.

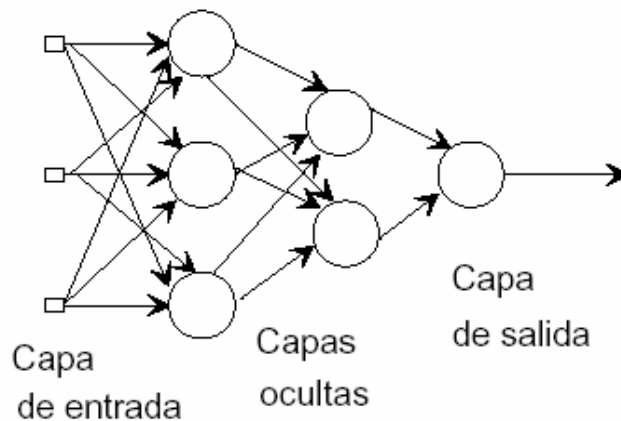


Figura 5.2 Red Neuronal multicapa [Haikin, 99].

En la selección del número de capas ocultas para la primera red neuronal (eventos muestreados a 128 [m/c]) se tomaron dos posibilidades, la combinación de 2 capas ocultas y 1 de salida y la de 3 capas ocultas y 1 de salida. Las combinaciones internas se seleccionaron a partir del número de entradas de la red de la siguiente forma: para la primera posibilidad se tomaron combinaciones a partir de las 8 entradas (vector del patrón de la señal), la estrategia consistió en tomar 4 valores por encima y 4 por debajo en intervalos de dos. Es decir, en las dos capas ocultas definidas se toma un número de neuronas que varía entre $8+4=12$ y $8-4=4$. Los resultados de estas pruebas se encuentran en las Tablas 5.3 y 5.4.

Configuración Número Capas	Tiempo [Seg]	Épocas	Error de Entrenamiento [mse]	Error de Validación [mse]
[4 4 1]	20.544	183	0.0725	0.0906
[6 6 1]	32.171	93	0.0544	0.0949
[8 8 1]	61.016	108	0.0363	0.0953
[10 10 1]	96.531	83	0.0188	0.0988
[12 12 1]	16.000	70	0.0407	0.1262
[4 6 1]	11.813	129	0.0780	0.0986
[6 4 1]	25.531	186	0.0438	0.1043
[4 8 1]	36.328	105	0.0352	0.1015
[8 4 1]	55.312	132	0.0657	0.0889
[8 6 1]	26.828	69	0.0675	0.1230
[6 8 1]	41.391	132	0.0363	0.1141
[10 6 1]	82.437	145	0.0270	0.1039
[6 10 1]	34.391	86	0.0329	0.1188
[8 10 1]	122.032	196	0.0161	0.0824
[10 8 1]	106.343	125	0.0431	0.1074
[8 12 1]	51.828	65	0.0492	0.1171
[12 8 1]	137.515	125	0.0088	0.1012

Tabla 5.3 Entrenamiento para 128 m/. Red con 2 capas ocultas y una de salida.

Los errores de entrenamiento y validación de la red están dados por el error cuadrático medio [mse] (Ecuación 5.3) entre las salidas dadas por la red y las salidas correctas para los patrones de entrenamiento y validación. Este error de validación es el parámetro para escoger la configuración de la red, ya que indica un mayor grado de acierto cuanto menor sea. Para el caso de la Tabla 5.3 la mejor configuración es la [8 10 1].

Configuración Número Capas	Tiempo [Seg]	Épocas	Error de Entrenamiento [mse]	Error de Validación [mse]
[4 4 4 1]	0.359	92	0.0872	0.1134
[6 6 6 1]	51.921	119	0.0229	0.0921
[4 6 4 1]	33.375	145	0.0905	0.1102
[6 4 4 1]	20.07	71	0.0369	0.1100
[4 4 6 1]	34.047	159	0.0476	0.0850
[4 4 8 1]	19.547	73	0.0656	0.1136
[4 8 4 1]	26.61	79	0.0300	0.0996
[8 4 4 1]	56.656	142	0.0366	0.0916
[6 6 8 1]	50.560	124	0.0365	0.0961
[6 8 6 1]	45.719	71	0.0322	0.1065
[8 8 6 1]	215.890	220	0.0090	0.1031
[8 10 8 1]	203.156	118	0.0106	0.1004
[8 10 4 1]	320.156	108	0.2851	0.1155
[8 6 6 1]	78.812	105	0.0285	0.0789
[8 6 4 1]	76.328	135	0.0170	0.0772
[4 6 8 1]	90.859	215	0.0190	0.0832
[8 4 6 1]	42.422	84	0.0575	0.0980
[8 8 4 1]	107.766	159	0.0080	0.0969
[8 10 6 1]	172.047	117	0.0107	0.1025
[8 12 10 1]	187.484	63	0.0194	0.1245
[10 8 8 1]	163.547	78	0.0688	0.1100
[10 8 4 1]	135.578	123	0.0299	0.0959
[10 8 6 1]	182.203	139	0.0239	0.0773
[10 6 4 1]	247.485	309	0.0145	0.0789

Tabla 5.4 Entrenamiento para 128 [m/c], red con 3 capas ocultas y una de salida.

Se hicieron en total 44 entrenamientos para señales de 128 muestras por ciclo. La mejor configuración, es decir, la de menor error de validación (parámetro de referencia) fue: [8 6 4 1] con 3 capas ocultas y una de salida con 10 neuronas en la primera, 8 en la segunda y 6 en la tercera.

El entrenamiento de la red se realizó con 8 entradas de 700 datos cada una para un total de 5600 datos para el entrenamiento con sus

respectivas 700 salidas. Para la validación de la red se utilizaron 8 entradas con 210 datos para un total de 1600 datos de validación con sus respectivas 210 salidas.

En la selección del número de capas ocultas para la segunda red neuronal (eventos muestreados a 1024 [m/c]) se tomó la combinación de 3 capas ocultas y 1 de salida dados los resultados presentados en el experimento anterior. Las combinaciones internas se seleccionaron a partir del número de entradas de la red de la siguiente forma: se tomaron 2 valores por encima y 6 por debajo en intervalos de dos. Esto es debido también a los resultados anteriores (Tablas 5.3 y 5.4), donde la tendencia es a disminuir el número de neuronas por capa a medida que se avanza (ver Tabla 5.5).

Configuración Número Capas	Tiempo [Seg]	Epocas	Error de Entrenamiento [mse]	Error de Validación [mse]
[10 8 6 1]	123.078	54	4.115e-06	4.197e-04
[12 8 6 1]	126.765	53	4.327e-06	4.253e-04
[12 10 4 1]	266.593	56	4.847e-06	2.001e-04
[12 8 4 1]	247.875	59	4.858e-06	1.641e-04
[12 10 6 1]	189.516	58	4.439e-06	3.059e-04
[12 10 8 1]	373.486	55	4.165e-06	1.998e-04

Tabla 5.5 Entrenamiento para 1024 [m/c]. Red con 3 capas ocultas y una de salida.

Para 1024 muestras por ciclo se realizaron 6 entrenamientos. La mejor configuración fue [12 8 4 1] también con 3 capas ocultas y una de salida con 12 neuronas en la primera, 8 en la segunda y 4 en la tercera. Esta configuración tiene el menor error de validación. Se tomaron sólo 6 entrenamientos con 3 capas teniendo en cuenta los resultados que se habían obtenido para el caso de 128[m/c].

5.4.3 LA FUNCIÓN DE ACTIVACIÓN

Se debe tener en cuenta que para definir este parámetro de la red se necesita utilizar una función continua y diferenciable. Debido a que los algoritmos de ajuste de pesos utilizan las derivadas de estas funciones en sus procedimientos. Por tanto, se utilizó la función de activación *tangente sigmoideal* (*tansig*), para las capas ocultas y la función lineal pura (*purelin*) para la de salida [Barrera & Cormane, 03].

5.5 NORMALIZACIÓN DE LOS PATRONES DE ENTRENAMIENTO

La función de activación sufre saturación cuando los parámetros de entrada tienen valores grandes. Para evitar una prematura saturación se procede a normalizar los patrones de entrada-salida, es decir, escalarlos por un factor para que puedan quedar en un rango específico, con la intención de mantenerlos dentro de la región lineal de la función de activación [Barrera & Cormane, 03].

La función de activación (*tansig*) presenta una región lineal entre -1 y 1, por tanto existe la necesidad de normalizar los patrones de entrada-salida para garantizar que dichos datos se encuentren siempre contenidos en la región lineal. La normalización se realizó usando la ecuación.

$$P_n = 2 \left(\frac{p - \min(p)}{\max(p) - \min(p)} \right) - 1 \quad (5.3)$$

Donde,

P_n patrones normalizados

p patrones sin normalizar

min (p) valor mínimo del conjunto de valores de p

Max (p) valor máximo del conjunto de valores de p

Esta implementación permitió generar dos Redes Neuronales Artificiales, una con 8 entradas, 3 capas ocultas y 1 de salida y otra con 10 entradas, 3 capas ocultas y 1 de salida. Esto permite tener una relación entrada salida más cómoda al momento de identificar y clasificar un evento.

5.6 EVALUACIÓN DE DESEMPEÑO DE LA RNA

De la Tabla 5.4 y 5.5 puede observarse cómo los errores (validación y entrenamiento) son menores cuando se tiene mayor información por unidad de tiempo (1024 [m/c]) para cada evento.

Para probar la efectividad del esquema de detección e identificación propuesto, se analizaron 100 señales por cada perturbación (seleccionadas aleatoriamente de la base de datos de señales sintetizadas) y se encontraron los siguientes porcentajes de acierto (Tabla 5.6).

Evento a 128 [m/c]	Porcentaje de acierto[%]	Evento a 1024 [m/c]	Porcentaje de acierto[%]
Sag	85	Sag	91
Swell	71	Swell	93
Flicker	43	Transitorio Oscilatorio	90
Transitorio Oscilatorio	79	Transitorio Impulso	86
Armónico	89	Muecas de Tensión	76

Tabla 5.6 Porcentajes de aciertos de las RNAs.

En la Tabla 5.6 se muestra que el porcentaje de acierto obtenido en la evaluación de la estrategia de detección, identificación y clasificación planteada, para la mayor parte de los tipos de eventos estudiados, es superior al 70%. No obstante los eventos con menor porcentaje de

acuerdo son el *flicker* y las muescas de tensión (*notch*). Esto se debe a que el patrón del *flicker* es similar al patrón del *swell* y el del *notch* presenta semejanza con el del *sag* (Ver Figuras 4.12 y 4.13).

Cabe anotar que la no invarianza al desplazamiento de la Transformada *Wavelet* provoca que el patrón para identificar un evento determinado presente cambios en sus características cuando el evento se desplaza en el tiempo.

6. IMPLEMENTACIÓN DE LA ESTRATEGIA DE DETECCIÓN, IDENTIFICACIÓN Y CLASIFICACIÓN DE EVENTOS DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA

Las estrategias de detección, identificación y clasificación de eventos estudiadas en los capítulos anteriores se implementaron utilizando el programa *MatLab* y se integraron mediante una interfaz gráfica. El esquema de operación de la implementación está dividido en 4 fases: adquisición de la señal, cálculo de los coeficientes *Wavelet*, localización (detección) del evento y por último identificación-clasificación automática del mismo (ver anexo C).

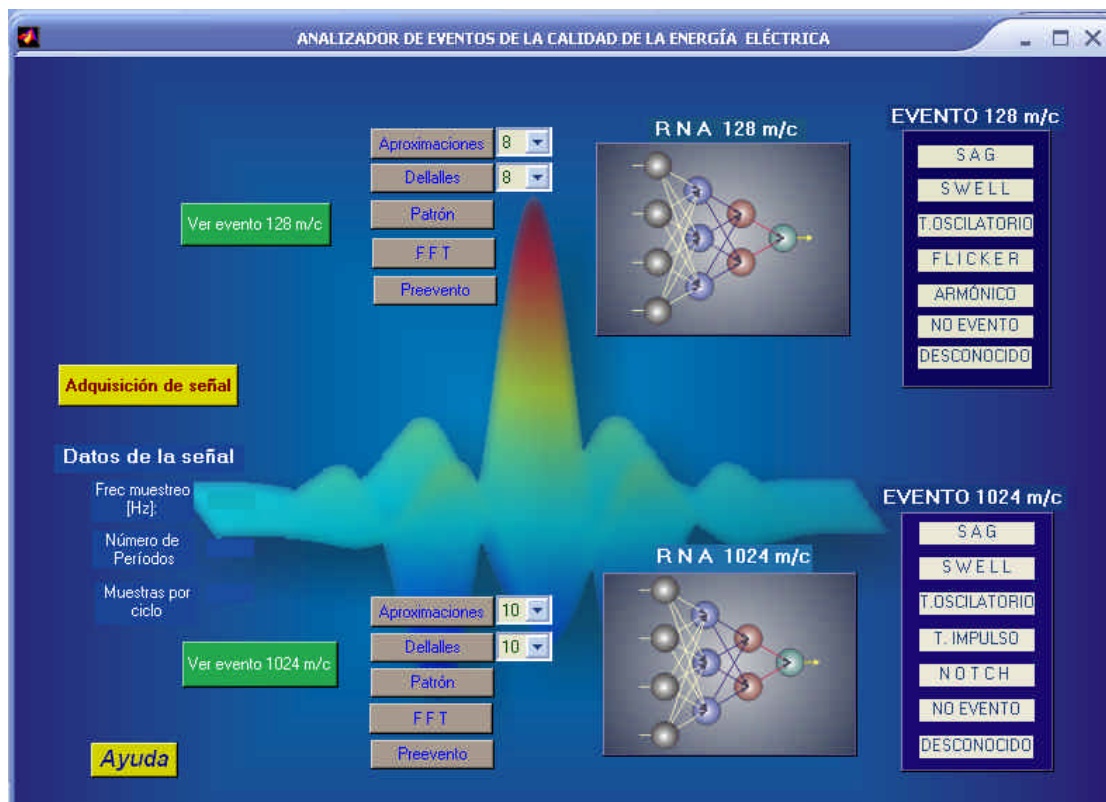


Figura 6.1 Interfaz gráfica desarrollada para la detección, identificación y clasificación de eventos de la calidad.

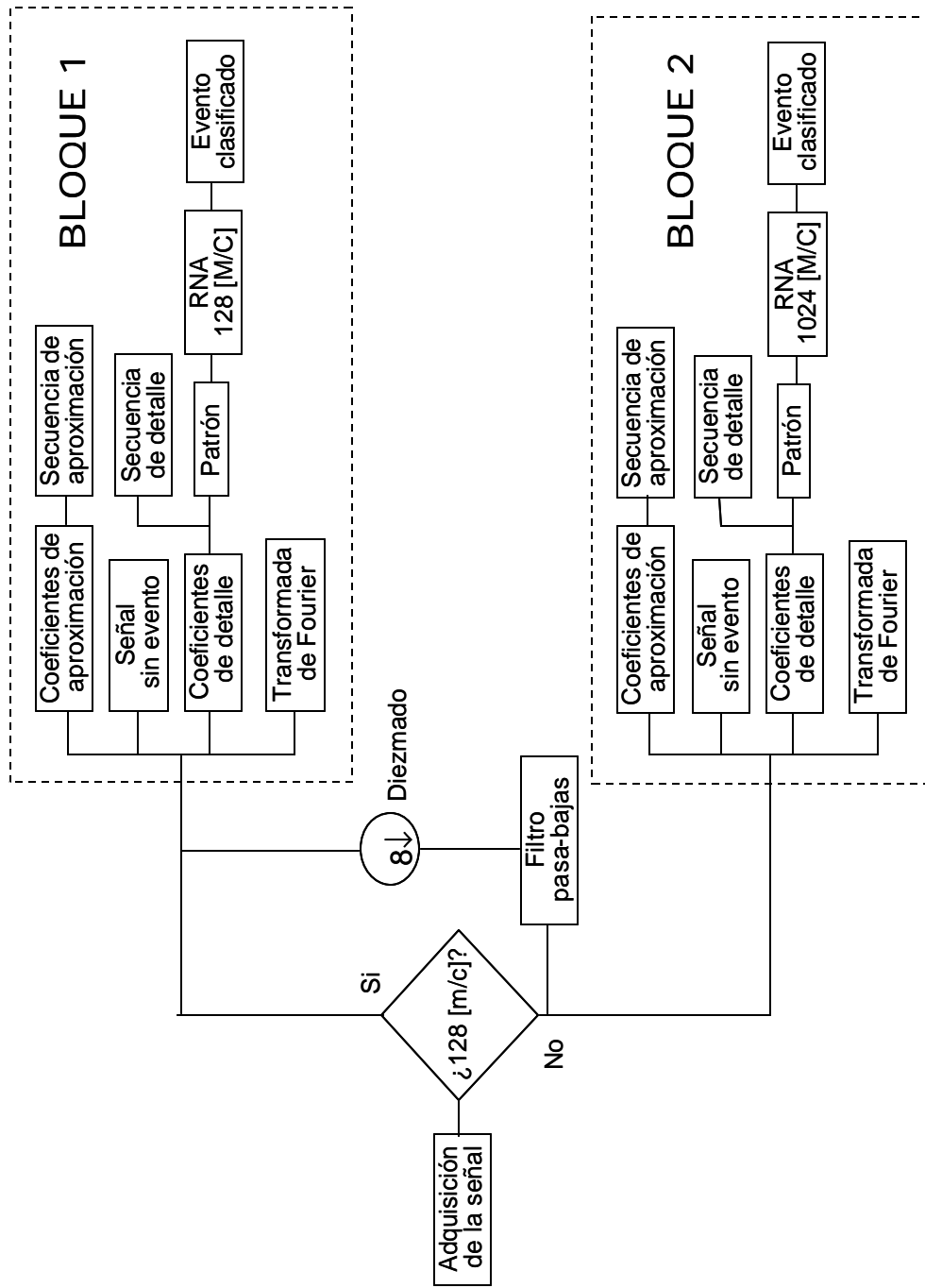


Figura 6.2 Diagrama de bloques del esquema de detección, identificación y clasificación de eventos de la calidad.

6.1 ADQUISICIÓN DE LA SEÑAL

El vector de datos que recibe la interfaz debe estar almacenado en un archivo .mat el cual debe contener una matriz de 2 columnas llamada *signal*. En la primera columna de la matriz debe ir el tiempo y en la segunda la señal a analizar. Es indispensable que la señal se encuentre en este formato para poder ser analizada por el programa.

La matriz que contiene la señal es cargada en el programa por medio del botón "*Adquisición de señal*" como muestra la Figura 6.1. Inmediatamente se calcula el periodo de muestreo, el número de períodos y muestras por ciclo de la señal. Con esta información el programa toma la decisión del procesamiento a realizar. Si el número de muestras por ciclo es 128 toma sólo el bloque 1 y si es de 1024 toma ambos bloques 1 y 2 (ver Figura 6.2).

El bloque 1 procesa todas las señales que fueron muestreadas a 128 [m/c] y el bloque 2 las muestreadas a 1024[m/c]. Cuando el número de muestras por ciclo es de 1024 se realizan dos operaciones paralelas; la descrita anteriormente y el paso de la señal por un filtro pasa-bajas con frecuencia de corte de 3840 Hz para eliminar las componentes de alta frecuencia que no son adquiridas cuando se muestrea a 128 [m/c], lo que evita el solapamiento de los espectros cuando se realiza el diezmado por 8.

6.2 CÁLCULO DE LOS COEFICIENTES DE APROXIMACIÓN Y DE DETALLE

Ambos bloques en la Figura 6.2 realizan en general el mismo procedimiento. La diferencia entre los bloques son las señales de entrada (determinadas por la frecuencia de muestreo) y por ende por los niveles

de descomposición (8 para 128 [m/c] y 10 para 1024 [m/c]), por tanto las RNA son distintas.

Cuando la señal entra al bloque, se calculan inicialmente: los coeficientes de aproximación y de detalle hasta el nivel correspondiente (8 para el bloque 1 y 10 para el bloque 2 aplicando el algoritmo de descomposición de la Ecuación 2.3), la transformada rápida de *Fourier* (FFT) y se construye la señal de sin el evento (que se utiliza para calcular el patrón), estas dos anteriores pueden ser visualizadas.

6.3 LOCALIZACIÓN – DETECCIÓN DEL EVENTO

A partir de los coeficientes de aproximación ya calculados se reconstruye la secuencia de aproximación correspondiente a cada nivel (el nivel de reconstrucción puede ser escogido por el usuario). De igual forma es posible reconstruir las secuencias de detalle y calcular el patrón a partir de los coeficientes de detalle.

La estrategia de detección estudiada en el apartado 4.1 utilizando la función *Wavelet Db4* permite obtener el tiempo en el cual el evento sucede. Las características de la forma de onda de la función *Wavelet* permite detectar con facilidad los cambios bruscos de pendiente.

La reconstrucción del primer nivel de detalle permite detectar el inicio y/o el final de los eventos. Los dos o tres siguientes niveles mostrarán también ese cambio. Si el fenómeno es de muy alta frecuencia sólo se verá en los primeros niveles de detalle, por otra parte si el fenómeno es de baja frecuencia es necesario revisar los niveles posteriores. El Botón "DETALLES" permite observar los niveles de detalle de la señal analizada y es posible localizar el evento a partir de la gráfica de esta función de detalle.

6.4 IDENTIFICACIÓN-CLASIFICACIÓN AUTOMÁTICA DE EVENTOS

Finalmente, utilizando una red neuronal artificial se identifica y clasifica el evento señalizando el nombre del tipo de evento (*Sag*, *Swell*, etc.). Cabe recordar que existen 2 redes neuronales una para cuando la señal tiene 128 muestras por ciclo y la otra para cuando la señal de entrada tiene 1024 muestras por ciclo.

7. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

7.1 CONCLUSIONES

Se ha implementado una estrategia para detectar e identificar eventos de la calidad de la energía eléctrica, combinando las ventajas de una estrategia de identificación de eventos basada en la Transformada *Wavelet* Discreta con las ventajas de las Redes Neuronales Artificiales para clasificar información automáticamente.

También se generó una base de datos de 19 430 señales sintéticas, con diferentes tipos de eventos y distintas variaciones de los mismos, para que el entrenamiento, validación y evaluación del desempeño de la RNA fuesen realizados considerando la mayor cantidad de posibilidades para las perturbaciones estudiadas.

En el texto elaborado en este trabajo se presenta una síntesis y una interpretación que puede ser base para el desarrollo de otros proyectos (no necesariamente sobre la calidad de la energía eléctrica) que necesiten implementar la Transformada *Wavelet* en una aplicación específica, ya que presenta de forma clara las características y propiedades que la hacen adecuada en el desarrollo de muchas aplicaciones.

En este trabajo se comprobó que es posible identificar una señal extrayendo sus características utilizando la Transformada *Wavelet* Discreta, mediante la descomposición en diferentes niveles de resolución de la señal y posteriormente con el cálculo de la energía de los coeficientes de detalle.

También se comprobó que además de poder descomponerse una señal en secuencias de detalles (componentes de alta frecuencia) y secuencias de aproximaciones (bajas frecuencias) es posible hacer una reconstrucción perfecta de la misma utilizando los filtros espejo en cuadratura (QMF) que se forman a partir de la función *Wavelet* madre. Esto es posible gracias a la respuesta en frecuencia que brinda la misma (Figura 2.8).

En el desarrollo de este trabajo se prueba que la combinación de estrategias de detección, identificación (Transformada *Wavelet*) y clasificación (redes neuronales) permite la posibilidad de crear un sistema experto capaz de tomar decisiones autónomamente y que puede mejorarse empleando de forma adicional otras estrategias como lógica *fuzzy* o el razonamiento basado en casos que no fueron tomadas en este estudio.

La estructura de red neuronal utilizada respondió de manera satisfactoria ante la necesidad de clasificar los eventos automáticamente, ya que los patrones de entrenamiento que se seleccionaron para la entrada de la RNA estaban bien definidos de tal forma que el grado de similitud con el resto de los patrones era bastante reducido. La RNA para señales muestreadas a una razón de 1024 [m/c] respondió de forma más efectiva que la de 128 [m/c], debido principalmente a que la cantidad de entradas y el número de neuronas por capa de la primera es mucho mayor, y a que la cantidad de información contenida en la señal es más precisa.

El porcentaje de acierto obtenido en la evaluación de la estrategia de detección, identificación y clasificación planteada, para la mayoría de los tipos de eventos estudiados, es superior al 70% (Tabla 5.6) pese a la no invarianza al desplazamiento de la Transformada *Wavelet*; lo cual hace que el patrón para identificar un evento determinado presente cambios en

sus características cuando el evento se desplaza en el tiempo (Figura 5.2).

Dado que el clasificador de eventos (RNA) no es completamente efectivo al diferenciar dos patrones que son muy similares, como es el caso del evento *swell* y el evento *flicker*, es necesario utilizar una estrategia de clasificación asociada que considere otros parámetros de la señal diferentes a los coeficiente de la Transformada *Wavelet* como por ejemplo los coeficientes de la Transformada de *Fourier*, el valor RMS, la distorsión armónica, etc.

Para este trabajo se empleó un mayor número de variaciones para cada señal (entre 130 y 260 para el entrenamiento de la red) en comparación con otros trabajos como [Resende, 99] y [Goauda, 99] donde en el primero por ejemplo sólo se utilizaron 24 variaciones para cada señal. Por lo cual en este trabajo hay un mayor acercamiento al comportamiento real de los fenómenos.

Con este trabajo se incentiva al desarrollo de proyectos de investigación en otras aplicaciones como en el análisis de señales biológicas (como la cardiaca, la ocular, etc), imágenes, video, audio (voz) y en el campo de calidad de la energía puede aprovecharse el algoritmo de la *Wavelet Packet* para el análisis de armónicos.

7.2 TRABAJOS FUTUROS

Se propone retomar este trabajo y mejorar su efectividad para detectar identificar y clasificar más eventos que los propuestos. Para lograrlo es indispensable aumentar la cantidad y las variaciones de eventos sintéticos para el entrenamiento de la red neuronal. También es necesario utilizar para el entrenamiento señales reales. Mejorar la interfaz gráfica haciendo que adquiera y procese los datos en tiempo real, utilizando una etapa de adecuación y adquisición de la señal. Además que sea capaz de predecir la fuente que produce el evento a partir de una caracterización en cada fenómeno en particular.

Se propone implementar los algoritmos de la Transformada *Wavelet* en un Procesador Digital de Señales (DSP). Esto permitiría su uso en la monitorización de los eventos de la calidad de la energía en tiempo real.

Para la generación de las señales sintetizadas se consideraron las definiciones de la norma [NTC 5000, 00] donde los rangos de variación de amplitud, duración y frecuencia consideran una gran gama de eventos. En la vida real estos eventos ocurren dependiendo del ambiente o entorno donde se encuentre, es decir, los fenómenos ocurridos en transmisión son diferentes a los fenómenos ocurridos en el sector industrial y residencial. Por tanto se propone usar un esquema de detección, identificación y clasificación para cada ambiente o entorno energético.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[Daubichies, 92] Daubechies, Ingrid. *"Ten Lectures on Wavelets"*, Philadelphia: SIAM. (1992). Pp. 357.

[Oppenheim, 98] Alan V. Oppenheim & Alan S. Willsky, *"Señales y Sistemas"*, Editorial Prentice Hall, Segunda Edición (1998). Pp.956.

[Chui, 97] Chui, Charles K., *"Wavelets: a mathematical tool for signal analysis"*, SIAM, Philadelphia, (1997). Pp. 210.

[Mathworks, 02] *"User's Guide Wavelet Toolbox"*. Mathworks. 2002.

[Mallat, 99] Mallat Stéphane, *"A Wavelet Tour of Signal Processing"* Academic Press, 2° edition. 1.999. P.p. 241.

[Poularikas, 00] Poularikas, Alexander D. *"The transforms and applications handbook"* CRC Press 2° edition 2000.

[NTC 5000, 02] Norma Técnica Colombiana 5000: *"Calidad de la potencia eléctrica (CPE). Definiciones y términos fundamentales"*, Instituto Colombiano de Normas Técnicas (ICONTEC), 2002.

[IEEE 1159, 95] [IEEE 1159,95] IEEE Std 1159-1995, CEI 61000-4-7 *Compatibilidad Electromagnética (CEM)*.

[Flores, 02] Rafael A. Flores, *Member, IEEE "State of the Art in the Classification of Power Quality Events"* 10th International Conference in Harmonics and Quality of Power, Brazil, Oct 2002 Pp. 4. Available in: <http://www.s2.chalmers.se/research/signal/index.php?user=flores> 2002

[Heydt & Galli, 97] Heydt, G.T. ; Galli, A.W. " *Transient Power Quality Problem Analyzed using Wavelet* ", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 12, No. 2, April 1997. Page(s): 908 –915.

[Poison, 99] [Poison, 99] Poison, O. ; Rioual P. ; Meunier, M. " *New Signal Processing Tool Applied to Power Quality Analysis* ", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol. 14, No. 2, April 1999. Page(s): 561 –915.

[Kezunovic & Liao, 00] Mladen Kezunovic and Yuan Liao, " *A Novel Software Implementation Concept for Power Quality Study*", 2000. Available in: <http://eent1.tamu.edu/people/bkezunov.html> [Shy-Jier, 99].

[Resende, 01] Resende J.W.,Chaves M.L.R. Penna, C." *Identification of power quality disturbances using the MATLAB wavelet transform toolbox*". Universidade Federal de Uberlandia (MG)-Brazil. Pp. 8 Available in: <http://www.ipst.org/TechPapers/2001/IPST01Paper110.pdf> 2001.

[Goauda, 99] Gaouda, A. ; Chikhani, A. " *Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition* " Power Systems, IEEE Transactions on Published: Oct 1.999 Volume: 14 4 , Page(s): 1469 – 1476.

[Goauda, 00] Gaouda, A. ; Chikhani, A. " *Wavelet-based intelligent system for monitoring non-stationary disturbances*" Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2000. Proceedings. DRPT 2000. International Conference on Published: 2000 , Page(s): 84 -89.

[Karimi et al, 00] Karimi, Masoud; Mokthari, Hossein; Iravani, Reza. " *Wavelet based on line disturbance detection for power quality applications*". IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 17, No. 1, January 2002.

[Xiangxun, 02] Xiangxun, Cheng. "Wavelet based detection, localization, quantification and classification of short duration power quality disturbances". IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, 2002, Vol. 2, 2002.

[Barrera & Cormane, 03] Barrera, Victor ; Cormane, Jorge "*Predicción de corrientes armónicas en ventanas de carga residenciales, mediante modelos neuronales artificiales*". Tesis de grado Pp 164, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2003.

BIBLIOGRAFÍA

LIBROS.

[Chui, 97] Chui, Charles K., *"Wavelets: a mathematical tool for signal analysis"*, SIAM, Philadelphia, (1997). Pp. 210.

[Daubechies, 92] Daubechies, Ingrid. *"Ten Lectures on Wavelets"*, Philadelphia: SIAM. (1992). Pp. 357.

[Oppenheim,98] Alan V. Oppenheim & Alan S. Willsky, *"Señales y Sistemas"*, Editorial Prentice Hall, Segunda Edición (1998). Pp.956.

[Oppenheim & Schafer, 00] Oppenheim, Alan y Schafer, Ronald. *"Tratamiento de señales en tiempo discreto"*. Segunda edición, Prentice Hall, Madrid, 2000. Pp. 873.

[Arrillaga, 00] J. Arrillaga, N.R. Watson, S. Chen, *"Power quality assessment"*, John Wiley & Sons Ltd, 2000. Pp. 300.

[García,00] García Q. Edwin *"Armónicos: "Aplicación de la Transformada Wavelet para el análisis de transitorios electromagnéticos"* Tesis Pregrado UIS (2000). Pp109.

[Mathworks, 99] *"User's Guide neural Network Toolbox"*. Mathworks. 1999.

[Haikin, 99] Haikin, Simon. *"Neural Network. A comprehensive foundation"*. Prentice Hall, 1999. Pp.320.

[Barrera & Cormane, 03] Barrera, Victor ; Cormane, Jorge "*Predicción de corrientes armónicas en ventanas de carga residenciales, mediante modelos neuronales artificiales*". Tesis de grado Pp 164, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2003.

[Rodríguez & Uribe, 03] Rodríguez, Juan; Uribe, Olga. "*Propuesta de Norma Técnica Colombiana de Medición de Armónicos*". Tesis de grado. Dirigida por Gabriel Ordóñez Plata. Pp. 184, Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2003.

[Delgado & Romero, 03] Delgado, José ; Romero, José. "*Flicker en Baja Tensión: Caracterización Y Análisis*" Tesis de grado Pp 150 Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2003.

[Mathworks, 02] "*User's Guide Wavelet Toolbox*". Mathworks. 2002.

[Mallat, 99] Mallat Stéphane, "*A Wavelet Tour of Signal Processing*" Academic Press, 2° edition. 1.999. P.p. 241.

[Styvaktakis, 02] Styvaktakis, Emmanouil., "*Automating power quality analysis*", Thesis for the degree of Doctor of Philosophy, Chalmers University of Technology, Sweden, 2002.

[Poularikas, 00] Poularikas, Alexander D. "*The transforms and applications handbook*" CRC Press 2° edition 2000.

NORMAS NACIONALES E INTERNACIONALES

[NTC 5000, 02] Norma Técnica Colombiana 5000: *"Calidad de la potencia eléctrica (CPE). Definiciones y términos fundamentales"*, Instituto Colombiano de Normas Técnicas (ICONTEC), 2002.

[IEEE 1159,95] IEEE Std 1159-1995, CEI 61000-4-7 *Compatibilidad Electromagnética (CEM)*

[IEC 61000-4-30, 03] INTERNATIONAL ELECTROTECHNICAL COMMISSION. IEC 61 000-4-30. *"Electromagnetic compatibility (EMC)-Part 4-30: Testing and measurements techniques- Power quality measurements methods"*. 89 p., Geneve, Switzerland, 2003.

[NTC-IEC 61000-1-1, 00] Norma Técnica Colombiana – IEC 61000-1-1: *"Compatibilidad electromagnética. Parte I: Generalidades. Sección I: Aplicación e interpretación de definiciones y términos fundamentales"*, Instituto Colombiano de Normas Técnicas (ICONTEC), 2000.

ARTÍCULOS IEEE

[Goauda, 99] Gaouda, A, ; Chikhani, A. *"Power quality detection and classification using wavelet-multiresolution signal decomposition "* Power Systems, IEEE Transactions on Published: Oct 1.999 Volume: 14 4 , Page(s): 1469 – 1476.

[Goauda, 00] Gaouda, A, ; Chikhani, A. *"Wavelet-based intelligent system for monitoring non-stationary disturbances"* Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2000. Proceedings. DRPT 2000. International Conference on Published: 2000 , Page(s): 84 -89 .

[Goauda 01] Gaouda, A.M.; El-Saadany, E.F.; Salama, M.M.A.; Sood, V.K.; Chikhani, A.Y. "*Monitoring HVDC systems using wavelet multi-resolution analysis*" *Power Systems, IEEE Transactions on* Published: Nov. 2001 Volume: 16 4 , Page(s): 662 -670 .

[Goauda 02] Gaouda, A.M.; Kanoun, S.H.; Salama, M.A.; Chikhani, A.Y. "*Wavelet-based signal processing for disturbance classification and measurement*" *Generation, Transmission and Distribution, IEE Proceedings-* Published: May 2002 Volume: 149 3 , Page(s): 310 –318

[Heydt & Galli, 97] Heydt, G.T. ; Galli, A.W. " *Transient Power Quality Problem Analyzed using Wavelet* ", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 12, No. 2, April 1997. Page(s): 908 –915.

[Poison, 99] Poison, O. ; Rioual P. ; Meunier, M. " *New Signal Processing Tool Applied to Power Quality Analysis* ", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 14, No. 2, April 1999. Page(s): 561 –915.

[Shyh-Jier, 99] Shyh-Jier, H. ; Chen-Tao, H. ; Ching-Lien, H. "*Application of Morlet Wavelet to Supervise Power System Disturbances*", *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol. 14, No. 1, January 1999. Page(s): 235 –243.

[Karimi et al, 00] Karimi, Masoud; Mokthari, Hossein; Iravani, Reza. "*Wavelet based on line disturbance detection for power quality applications*". *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 17, No. 1, January 2002.

[Santoso & Hoffman, 96] Santoso, Surya; Hoffman, Peter. "*Power quality assessment via Wavelet transform analysis*". *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 11, No. 2, April 1996.

[Xiangxun, 02] Xiangxun, Cheng. "Wavelet based detection, localization, quantification and classification of short duration power quality disturbances". IEEE Power Engineering Society Winter Meeting, 2002, Vol. 2, 2002.

[Zheng et al, 99] Zheng, Tongxin; Makran, Elham; Girgis, Adly. "Power system transient and harmonic studies using wavelet transform". IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 14, N° 4, October 1999.

ARTÍCULOS INTERNET

[Resende, 01] Resende J.W.,Chaves M.L.R. Penna, C." *Identification of power quality disturbances using the MATLAB wavelet transform toolbox*". Universidade Federal de Uberlandia (MG)-Brazil. Pp. 8 Available in: <http://www.ipst.org/TechPapers/2001/IPST01Paper110.pdf> 2001

[Flores, 02] Rafael A. Flores, *Member, IEEE* "State of the Art in the Classification of Power Quality Events" 10th International Conference in Harmonics and Quality of Power, Brazil, Oct 2002 Pp. 4. Available in: <http://www.s2.chalmers.se/research/signal/index.php?user=flores> 2002

[Hong,99] Cheng Hong, Loh Poh Chiang, S. Elangovan National University of Singapore "Wavelet packets analysis and artificial intelligence based adaptive fault diagnosis" 2002 Pp. 6 Available in: <http://www.itee.uq.edu.au/~aupec/aupec99/hong99.pdf>

[Kezunovic & Liao, 00] Mladen Kezunovic and Yuan Liao, "A Novel Software Implementation Concept for Power Quality Study", 2000. Available in: <http://eent1.tamu.edu/people/bkezunov.html>

[Debnath, 01] K. Debnath , M. Negnevitsky , K. Ho, C. Jun School of Engineering University of Tasmania "*Recognition of Power Quality Disturbances*" 2001 Available in:

http://www.itee.uq.edu.au/~aupec/aupec01/038%20Debnath_AUPEC01paper%20revised.pdf

[Björn & Sweldens] Björn, Jawerth; Wim, Sweldens, Department of Mathematics, University of South Carolina, Columbia "*An Overview Of Wavelet Based Multiresolution Analysis*" 2002

Available in: <http://cm.bell-labs.com/who/wim/papers/overview.pdf>

ANEXOS

ANEXO A. IMPLEMENTACIÓN DE LA DWT UTILIZANDO MATLAB

El algoritmo empleado por *MatLab*_o es el mismo descrito en el Capítulo 2. Los coeficientes de aproximación se conocen como cA_j y los de detalle cD_j . Se considera una señal de entrada $s = cA_0$ (nivel de aproximación cero) que será convolucionada con dos filtros en paralelo, un filtro pasa-bajas llamado L_0_D de descomposición y otro filtro pasa-altas llamado H_1_D también de descomposición, seguido de un diezmado por un factor de 2.

Las salidas en un primer nivel de descomposición para aproximación y detalles serán: cA_1 y cD_1 respectivamente como muestra la Figura A.1.

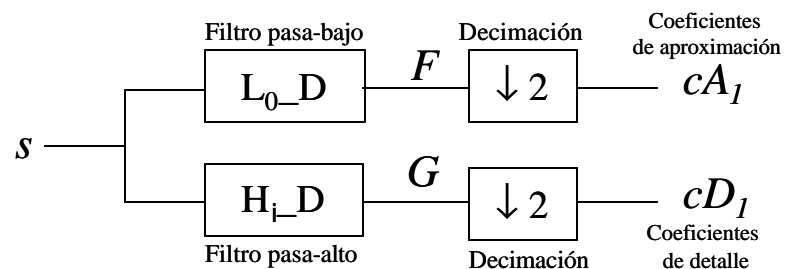


Figura A.1 Esquema del algoritmo de descomposición de MatLab [Matworks, 02]

Como se observa en la Figura A.1, el esquema es igual al planteado en la Figura 2.1. Para descomponer en un nivel superior, se aplica el mismo procedimiento, tomando como entrada los coeficientes de aproximación de la salida es decir, la entrada s ahora será $s = cA_1$ y como resultado se tendrán las salidas cA_2 y cD_2 siendo estos últimos los coeficientes de aproximación y de detalle del nivel 2 respectivamente. Para avanzar al siguiente nivel de menor resolución se desarrolla el mismo procedimiento hasta el nivel deseado.

El comando utilizado para la descomposición de la señal en un solo nivel es *"dwt"*. La secuencia de descomposición sigue una estructura de árbol como muestra la Figura 2.6 donde se realiza una descomposición hasta el nivel 3. Para hacer una descomposición a un nivel específico el comando a utilizar es *"wavedec"*.

Para el caso del proceso de reconstrucción, se presenta el esquema análogo al de la Figura 2.4.

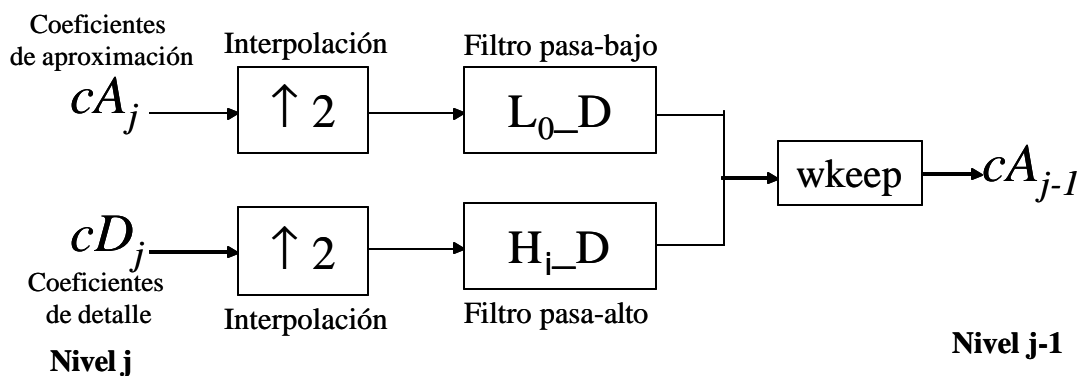


Figura A.2 Esquema del algoritmo de reconstrucción de MatLab [Matworks, 00].

Este proceso ya había sido descrito en la sección 2.2 del Capítulo 2, es decir, primero una inserción de ceros entre las muestras, luego el filtrado con los filtros de reconstrucción y al final la suma total, en este caso la diferencia es el bloque *"wkeep"*, que simplemente toma un intervalo de los valores centrales del resultado hasta un número conveniente de muestras.

Los comandos empleados para la reconstrucción son: *"idwt"*, el cual realiza la reconstrucción en un solo nivel, *"waverec"* que hace una reconstrucción completa hasta el nivel especificado y *"wrcoef"* que hace una reconstrucción selectiva.

Un ejemplo numérico de descomposición en un (1) nivel de resolución menor se puede apreciar en la Figura A.3, donde se utiliza la función *Wavelet Daubechies 2 (Db2)*.

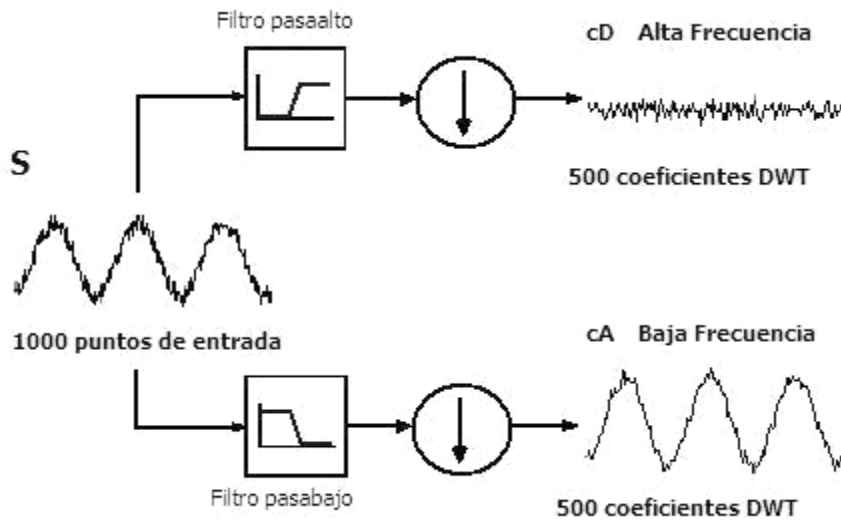


Figura A.3 Esquema del algoritmo de descomposición para una señal real de 1000 muestras empleando la *Wavelet Daubechies 2 'Db2'* [Matworks, 02]

La función *Wavelet* tiene un comportamiento o está determinada por un filtro pasa-altas asociado a la secuencia de detalles de la señal en el proceso de descomposición. Por otro lado la función de escala determina un filtro espejo en cuadratura pasa-bajas, asociado a la aproximación de la señal en el proceso de descomposición.

La creación de los filtros se desarrolla a partir de la obtención de un filtro escala inicial (función de escala normalizada). Por ejemplo en el caso de la función *Wavelet Daubechies 4*, a partir de ésta se calculan los 2 filtros de descomposición y los 2 filtros de reconstrucción respectivos. El comando empleado es *orthfilt(w)* donde w indica el filtro escala original. No obstante si se desea calcular sólo el filtro espejo en cuadratura (QMF), se utiliza el comando *qmf(w)*.

La forma de obtener los 4 filtros en *Matlab* es la siguiente:

$[Lo_D, Hi_D, Lo_R, Hi_R] = \text{orthfilt}(\text{db4})$; donde Lo_D y Hi_D son los filtros pasa-bajas y pasa-altas de descomposición respectivamente, Lo_D y Hi_D son los filtros pasa-bajas y pasa-altas de reconstrucción.

En la Figura A.4 se presenta el filtro escala original y en la Figura 2.8 se presentan los cuatro filtros y su respectiva respuesta en frecuencia. Puede notarse que la magnitud en frecuencia de los filtros pasa-bajas de reconstrucción y descomposición es igual, de manera similar ocurre para los filtros pasa-altas, esto es debido a que lo que cambia los filtros es la fase.

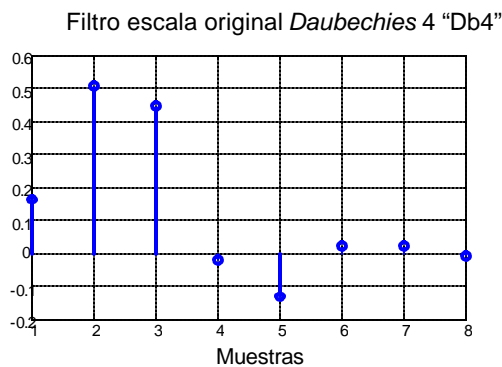


Figura A.4 Filtro escala base Daubechies 4 utilizado para la generación de los filtros de descomposición y de reconstrucción.

Código utilizado en *MatLab* para la creación de los filtros.

```
close all, clear all, clc
load db4; w = db4;
figure(1)
plot(421); stem(w); title('Filtro escala original'), grid on;

% Calculo de los filtros

figure(2)
[Lo_D,Hi_D,Lo_R,Hi_R] = orthfilt(w);
subplot(321); stem(Lo_D);title('Filtro pasa-bajo de descomposición
Lo{\_}D'),grid;
subplot(322); stem(Hi_D);title('Filtro pasa-alto de descomposición
Hi{\_}D'),grid;
subplot(323); stem(Lo_R);title('Filtro pasa-bajo de reconstrucción
Lo{\_}R'),grid;
```

```

subplot(324); stem(Hi_R);title('Filtro pasa-alto de reconstrucción
Hi{\_}R'),grid;

% Respuesta en frecuencia de los filtros

n = length(Hi_D);
freqfft = (0:n-1)/n;
nn = 1:n;
N = 10*n;
for k=1:N
lambda(k) = (k-1)/N;
XLo_D(k) = exp(-2*pi*j*lambda(k)*(nn-1))*Lo_D';
XHi_D(k) = exp(-2*pi*j*lambda(k)*(nn-1))*Hi_D';
end
fftlD = fft(Lo_D);
ffthD = fft(Hi_D);
subplot(325); plot(lambda,abs(XLo_D),freqfft,abs(fftlD),'o'),grid;
title('Magnitud Frecuencia: Pasa-bajo (Lo{\_}D or Lo{\_}R)');
subplot(326); plot(lambda,abs(XHi_D),freqfft,abs(ffthD),'o'),grid;
title('Magnitud Frecuencia: Pasa-alto (Hi{\_}D or Hi{\_}R)');

```

ANEXO B. PARÁMETROS UTILIZADOS EN LA GENERACIÓN DE LA BASE DE DATOS DE SEÑALES SINTÉTICAS

Para la generación de las señales sintetizadas se consideraron las definiciones de la norma [NTC 5000, 00]. A partir de estas especificaciones los rangos de variación de amplitud, duración, desplazamiento del evento, número de ciclos del eventos, número de ciclos de la señal y frecuencia se especifican en las siguientes tablas para cada uno de los (7) que fueron tomados en cuenta para este proyecto.

Evento	Ciclos de señal	Ciclos de evento	Magnitud evento [p.u.]	Inicio evento en ciclos	Fase evento
Hueco de tensión (sag)	16	16 8 4 2 y 1	0,1-0,9 paso 0,1	$\frac{1}{2}$ $\frac{1}{4}$ y $\frac{1}{8}$	$\pm p/2 \pm p/4$
	8	4 2 1 y $\frac{1}{2}$	0,1-0,9 paso 0,1	$\frac{1}{2}$ $\frac{1}{4}$ y $\frac{1}{8}$	$\pm p/2 \pm p/4$
	4	2 1 y $\frac{1}{2}$	0,1-0,9 paso 0,1	$\frac{1}{2}$ $\frac{1}{4}$ y $\frac{1}{8}$	$\pm p/2 \pm p/4$
	2	$\frac{1}{2}$ y $\frac{1}{4}$	0,1-0,9 paso 0,1	$\frac{1}{4}$ y $\frac{1}{8}$	$\pm p/2 \pm p/4$

Tabla B.1 Parámetros utilizados en la generación del evento sag.

Evento	Ciclos de señal	Ciclos de evento	Magnitud evento [p.u.]	Inicio evento en ciclos	Fase evento
Elevación de tensión (swell)	16	16 8 4 2 y 1	1.1-1.9 paso 0,1	$\frac{1}{2}$ $\frac{1}{4}$ y $\frac{1}{8}$	$\pm p/2 \pm p/4$
	8	4 2 1 y $\frac{1}{2}$	1.1-1.9 paso 0,1	$\frac{1}{2}$ $\frac{1}{4}$ y $\frac{1}{8}$	$\pm p/2 \pm p/4$
	4	2 1 y $\frac{1}{2}$	1.1-1.9 paso 0,1	$\frac{1}{2}$ $\frac{1}{4}$ y $\frac{1}{8}$	$\pm p/2 \pm p/4$
	2	$\frac{1}{2}$ y $\frac{1}{4}$	1.1-1.9 paso 0,1	$\frac{1}{4}$ y $\frac{1}{8}$	$\pm p/2 \pm p/4$

Tabla B.2 Parámetros utilizados en la generación del evento swell.

Evento	Ciclos de señal	Duración del evento(ciclos)	Magnitud evento [p.u.]	Inicio evento en ciclos
Muesca de tensión (notch)	16 8 4	1/32 1/64 1/128	0,4-0,9 paso 0,1	$2^n / (1024 * \text{ciclos señal})$ n=4,6...

Tabla B.3 Parámetros utilizados en la generación del evento muesca de tensión (notch).

Evento	Ciclos de señal	Duración del evento(ciclos)	Magnitud fluctuación %	Frecuencia fluctuación	Inicio evento
Flicker	16 8 y 4	14 12 6 y 3	2-25 paso= 3	3-30 Hz p=3	½ ¼ y 1/8

Tabla B.4 Parámetros utilizados en la generación del evento Fluctuación de tensión (flicker).

Evento	Orden de armónico	Magnitud de armónico	Fase armónicos
Armónico	3	0-25 p=4	$\pm p/2$
	5	0-18 p=3	$\pm p/4$
	7	0-12 p=2	$\pm p/3$
	9	0-9 p=2	

Tabla B.5 Parámetros utilizados en la generación del evento Armónico.

Evento	Duración del evento(ciclos)	Magnitud transitorio	Constante de atenuación [s]	Frecuencia transitorio[Hz]	Inicio (ciclos)	
Transitorio Oscilatorio	Baja frecuencia	4 2 1 ½ ¼ y 1/8	3-20% paso=2	4e-3 - 40e-3 paso = 4e-3	300 – 4500 paso=250	½ ¼ y 1/8
	Alta frecuencia	4 2 1 ½ ¼ y 1/8	3-20% paso=2	5e-4 - 40e-4 paso=8e-4	5000 – 30000 paso=2000	½ ¼ y 1/8

Tabla B.6 Parámetros utilizados en la generación del evento transitorio oscilatorio de alta y baja frecuencia.

ANEXO C. CÓDIGO UTILIZADO PARA LA IMPLEMENTACIÓN DEL ESQUEMA DE DETECCIÓN, IDENTIFICACIÓN Y CLASIFICACIÓN

El código utilizado para la construcción de la interfaz gráfica (Figura 6.1) en el programa *MatLab* es el siguiente:

Adquisición de la señal:

```
function [t,v,Fs,Nmc,Nper]=abrir()
%PARA CARGAR EL ARCHIVO '*.mat' con la matriz 'signal' de dos
columnas tiempo y tension.

[ArchivoMat,ruta]=uigetfile('*.mat','Seleccione archivo MAT');

RutaActual=pwd;
cd(ruta);

load(ArchivoMat);
t=signal(:,1)';
v=signal(:,2)';

Fs=( signal(2,1)-signal(1,1) )^(-1),%Frecuencia de muestreo
Nmc=Fs/60,%Numeros de muestras por ciclo
Nper=length(signal(:,1))/Nmc;%Numero de periodos

clear signal ans;
```

Obtención de los coeficientes de Fourier y de la señal sin evento:

```
%*****
clc;clear all

[t,v,Fs,Nmc,Nper]=abrir;% Almacena los valores de tiempo,
%Volataje,Múmero de muetras por ciclo y Número de períodos.

[sfund,vpicofund,fftv]=fourier(t,v);% Calcula la señal fundamental
%y el Valor pico de la fundamental
%*****
vfundlc(1:Nmc)=v(1:Nmc);% Tomo el primer ciclos de la señal
fundamental
vfund=vfundlc;
for i=1:Nper-1
    vfund(i*Nmc+1:(i+1)*Nmc)=vfundlc(1:Nmc);%Se genera la señal el
número de periodos de la señal perturbada
end
%*****
vpicofund=max(vfund)
sfund=vfund
```

```

% %Normalizacion

spu=sfund/vpicofund*sqrt(2);%Señal fundamental (pura) p.u
vpu=v/vpicofund*sqrt(2);% Señal con perturbación (real) p.u
%figure
%plot(t,spu),title('Señal fundamental (pura) p.u'),hold on;
%plot(t,vpu,'r'),title('señal con perturbación (real) p.u')

if Nmc==128,
    [MDE,MDETpura,MDETreall,MAPRreal]=descomposicion(spu,vpu,8,6);
    %simulacion red
    load net128;
    [sal,salreal,event]=red(red128,MDE);
end
if Nmc==1024,
    [MDE,MDETpura,MDETreall,MAPRreal]=descomposicion(spu,vpu,10,9);
    %simulacion red
    load net1024;
    [sal,salreal,event]=red(red1024,MDE);

end

%IMPRESION DE DATOS
%[t,v,Fs,Nmc,Nper]=abrir;%

set( findobj(gcf,'tag','fs') , 'string',num2str(Fs));
set( findobj(gcf,'tag','N') , 'string',num2str(Nper));
set( findobj(gcf,'tag','mc') , 'string',num2str(Nmc));

```

Cálculo de los coeficientes de aproximación y de detalle de la señal pura y la señal con perturbación y también del patrón de la señal:

```

function[MDE,MDETpura,MDETreall,MAPRreal]=descomposicion(sfund,sv,nw,
nm)
%ENTRADA
% sfund: Señal fundamental de 60Hz
% sv: Señal no estacionaria (perturbacion)
% para 128 muestras
% nw=8,nm=6
% para 1024 muestras
% nw=10,nm=9
%SALIDA
% MDE: Matriz de diferencias de energia
% MDETpura: Matriz de detalles de la señal fundamental
% MDETreall: Matriz de la señal con perturbacion

%*****
% Descomposición para señal pura
[c2,l2]=wavedec(sfund,nw,'db4'); % en el vector c2 se almacena la
%informacion de los coeficientes de detalle y aproximacion

```



```

% en l2 se almacenan los tamaños de los coeficientes de aproximacion y
%detalle y de la longitud total de la señal

for k= 1:nw
    cdet=detcoef(c2,l2,k); %coeficientes de detalle
    %MDETPura(k,:)=cdet(1,:);%almacena cada los detalles en cada fila
    de MDETPura
    MDETPura(k,:)=wrcoef('d',c2,l2,'db4',k); %reconstrucción de los
    coeficientes de detalle

    E2(k)=sum(abs(cdet).^2);%Energía de los coeficientes de detalle
End

%*****

[c1,l1]=wavedec(sv,nw,'db4'); % en el vector c1 se almacena la
%informacion de los coeficientes de detalle y de aproximacion de los
%nw niveles, en l1 se almacenan los tamaños de los coeficientes de
% aproximacion y detalle y de la longitud total de la señal

    for k= 1:nw
        cdet=detcoef(c1,l1,k);%Cálculo de los coeficientes de
        %detalle pero por nivel escogido
        MAPRreal(k,:)=wrcoef('a',c1,l1,'db4',k); %reconstrucción
        %de los coeficientes de aproximación
        MDETreal(k,:)=wrcoef('d',c1,l1,'db4',k); %reconstrucción
        %de los coeficientes de detalle
        E1(k)=sum(abs(cdet).^2);%Energía de los coeficientes de
        %detalle
    end

%*****

% CALCULO DE LAS DIFERENCIAS DE ENERGIA

    for k= 1:nw
        MDE(k)=((E1(k)-E2(k))/E2(nm));
    end
MDE; % Matriz de diferencias de energias

```

Cálculo de la transformada de Fourier del evento:

```

function [sfund,vpicofund,fftv]=fourier(t,v)

clc
Fs=(t(2)-t(1))^-1%frecuencia de muestreo
N=length(t)%Numero de muestras
Nmc=Fs/60,%Numeros de muestras por ciclo (se pueden obtener de
'abrir')
Nper=N/Nmc;%Numero de periodos

%*****

```

```

v1=v;% Se toma la señal con evento y se le extrae la señal sin
perturbación
for i=1:Nper-1 % Se supone que la señal muestreada tiene al menos un
periodo de pre-evento
    v1(i*Nmc+1:(i+1)*Nmc)=v(1:Nmc);
end

fftv=fft(v,N);% Transformada de Fourier de de la señal CON evento
fftv1=fft(v1,N);% Transformada de Fourier de de la señal SIN evento

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
filtro=fftv*0;
posffund=N/Fs*60;%Posicion de la frecuencia fundamental en el vectro
'fftv'

filtro(posffund+1)=1;% Componente fundamental de 60 Hz

filtro(length(v)-posffund+1)=1;%Componente fundamental 60 Hz reflejo

length(filtro)

vpicofund=abs(fftv1(posffund+1))*2/N;

fftvfund=fftv1.*filtro;%Señal de tension con solo fundamental o
filtrada a 60Hz

%sfund=real(ifft(fftvfund));
sfund=real(ifft((fftvfund)));

```

Identificación y clasificación del evento por medio de la red neuronal previamente entrenada:

```

function [sal,salreal,event]=red(net,MDE)
%ENTRADA
% MDE Vector de diferencias de energia
% 'net' es la red escogida (128 o 1024 muestras por ciclo)
% Si length(MDE)
%SALIDA
%sal-->Salida normalizada de la red
%salreal-->Salida desnormalizada de la red
%event-->Evento o perturbacion identificada de la señal (cadena de
string)

sal=sim(net,MDE)%Evaluacion de la red 'net'
salreal=2*sal+2.5 %'salreal' es la sal desnormalizada

if(0.3<=salreal & salreal<1.4),
    event=1;'SAG';
    activar(event);break
end

```

```

if (1.5<salreal & salreal<2.4),
    event=2;% 'SWELL';
    activar(event);break
end

if(2.5<salreal & salreal<3.4),
    event=3;% 'TRANSIENT';
    activar(event);break
end

if(3.5<salreal & salreal<4.4),
    event=4;% 'FLICKER';
    activar(event);break
end

if (4.5<salreal & salreal<=5.5),
    event=5;% 'HARMONIC';
    activar(event);break
end
if (5.5<salreal),
    event=6;% 'indefinido';
    activar(event);break
end
if (salreal<0.2),
    event=7;% 'no hay evento';
    activar(event);break
end

function activar(evt)
coloron=[1 0 0];
coloroff=[0 0 1];
if evt==1,
    set( findobj(gcf, 'tag', 't_sag_128') , 'backgroundcolor', coloron);
else
    set( findobj(gcf, 'tag', 't_sag_128') , 'backgroundcolor', coloroff);
end
if evt==2,
    set( findobj(gcf, 'tag', 't_swell_128')
, 'backgroundcolor', coloron);
else
    set( findobj(gcf, 'tag', 't_swell_128')
, 'backgroundcolor', coloroff);
end
if evt==3,
    set( findobj(gcf, 'tag', 't_trans_128')
, 'backgroundcolor', coloron);
else
    set( findobj(gcf, 'tag', 't_trans_128')
, 'backgroundcolor', coloroff);
end
if evt==4,

```

```

        set( findobj(gcf,'tag','t_flick_128')
,'backgroundcolor',coloron);
else
    set( findobj(gcf,'tag','t_flick_128')
,'backgroundcolor',coloroff);
end
if evt==5,
    set( findobj(gcf,'tag','t_arm_128') ,'backgroundcolor',coloron);
else
    set( findobj(gcf,'tag','t_arm_128') ,'backgroundcolor',coloroff);
end
if evt==7,
    set( findobj(gcf,'tag','t_noevento_128')
,'backgroundcolor',coloron);
else
    set( findobj(gcf,'tag','t_noevento_128')
,'backgroundcolor',coloroff);
end
if evt==6,
    set( findobj(gcf,'tag','t_indefinido_128')
,'backgroundcolor',coloron);
else
    set( findobj(gcf,'tag','t_indefinido_128')
,'backgroundcolor',coloroff);
end

```

Entrenamiento de la red neurona de 128 [m/c] :

```

%GENERALIZACION DE LA ARQUITECTURA ESCOGIDA

clc
clear all
close all

load mentrenorm_128
MDFT=MENE; %Matriz de datos de entrada (Entrenamiento)
SALT=MENS; %Matriz de salida
MDFV=MVAE;% Datos de Validación las entradas anteriores
SALV=MVAS;% Datos de Validación las salidas anteriores

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%normalizacion de ENTRADAS para el
ENTRENAMIENTO
[fil col]=size(MDFT);
for i=1:col,
    minMDFT(i)=min(MDFT(:,i));
    maxMDFT(i)=max(MDFT(:,i));
    MDFTnorm(:,i)=2*((MDFT(:,i)-minMDFT(i))/(maxMDFT(i)-
minMDFT(i)))-1;
end
clear fil col MDF1 MDF2;

```

```

%%%%%%%%%%normalizacion de SALIDAS para el ENTRENAMIENTO
[fil col]=size(SALT);
for i=1:col,
    minSALT=min(SALT);
    maxSALT=max(SALT);
    SALTnorm(1,i)=2*((SALT(1,i)-minSALT)/(maxSALT-minSALT))-1;
end
clear fil col;

%%%%%%%%%%normalizacion de ENTRADAS de los datos de
VALIDACION
[fil col]=size(MDFV);
for i=1:col,
    minMDFV(i)=min(MDFV(:,i));
    maxMDFV(i)=max(MDFV(:,i));
    MDFVnorm(:,i)=2*((MDFV(:,i)-minMDFV(i))/(maxMDFV(i)-
minMDFV(i)))-1;
end
clear fil col;

%%%%%%%%%%normalizacion de SALIDAS de los datos de
VALIDACION
[fil col]=size(SALV);
for i=1:col,
    minSALV=min(SALV);
    maxSALV=max(SALV);
    SALVnorm(1,i)=2*((SALV(1,i)-minSALV)/(maxSALV-minSALV))-1;
end
clear fil col;

%%%%%%%%%%Valores normalizados para entrenamiento%%%%%%%%%%
MDFT=MDFTnorm;% Matriz de datos de entrada (Entrenamiento)
Transpuesta
SALT=SALTnorm;%Matriz de salida Transpuesta
MDFV=MDFVnorm;% Datos de Validación las entradas anteriores
Transpuesta
SALV=SALVnorm;% Datos de Validación las salidas anteriores
Transpuesta

clear MDFTnorm SALTnorm MDFV=MDFVnorm SALV=SALVnorm

VV.P=MDFV;% ALMACENAMIENTO MATRIZ DE VALIDACIÓN
VV.T=SALV;
error=100;
for i=1:10,
    net=newff([-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1;-1 1],[8 6 4 1
],{'tansig' 'tansig' 'tansig' 'purelin'},'trainlm');
    net=init(net);
    net.trainParam.show =inf;% grafique siempre
    net.trainParam.epochs =1000;% Número de itraciones por
% entrenamiento
    net.trainParam.goal = 1e-9;% error de entrenamiento
    net.trainparam.mem_reduc=2;
    net.trainparam.max_fail=50;% parada temprana

```

```

net.trainparam.lr=1.05;
temp=clock;
[net_valdo,result]=train(net,MDFT,SALT,[],[],VV);% Entrenamiento
de la red
clock;
tiempo=etime(clock,temp);

result.epoch=length(result.epoch)-1;%épocas
result.perf=result.perf(result.epoch+1);%error de entrenamiento
result.vperf=result.vperf(result.epoch+1);%error de validacion
result.tperf=0;
result.mu=0;

result.time=tiempo;
result.neuronas='ojo';
result.red=net_valdo;
clear temp
disp(result.vperf)
%beep on
%beep
if result.vperf<error,
    error=result.vperf;
    data.red=net_valdo;
    data.vperf=error;
    data.perf=result.perf;
    data.ciclo=i;
    data.param=result;
end
end
net_valdo=data.red;
[fil col]=size(MDFT);
for i=1:col,
    red_final(:,i)=sim(net_valdo,MDFT(:,i));% simulación de la red
con la matriz para probarla
end

disp(data.param)

figure
plot(MDFT(:,1),'r')
hold on
plot(red_final(:,1),'b')

```