

**OBTENCIÓN DE PATRONES QUE PERMITAN LA IDENTIFICACIÓN
DE PERTURBACIONES EN SEÑALES DE TENSIÓN O CORRIENTE
UTILIZANDO TRANSFORMADAS Y PARÁMETROS ESTADÍSTICOS**

LUIS GUILLERMO QUINTERO VILLAMIZAR



**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISIOMECAÑICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
COLOMBIA
2007**

**OBTENCIÓN DE PATRONES QUE PERMITAN LA IDENTIFICACIÓN
DE PERTURBACIONES EN SEÑALES DE TENSIÓN O CORRIENTE
UTILIZANDO TRANSFORMADAS Y PARÁMETROS ESTADÍSTICOS**



LUIS GUILLERMO QUINTERO VILLAMIZAR

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero Electrónico

Director: CÉSAR ANTONIO DUARTE GUALDRÓN

Prof. UIS, Ing. Electricista UIS, MPE UIS

Codirector: VALDOMIRO VEGA GARCÍA

Ing. Electricista UIS, MI UIS

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FISICOMECAÑICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y
TELECOMUNICACIONES
BUCARAMANGA
COLOMBIA
2007**

RESUMEN

TITULO:

OBTENCIÓN DE PATRONES QUE PERMITAN LA IDENTIFICACIÓN DE PERTURBACIONES EN SEÑALES DE TENSIÓN O CORRIENTE UTILIZANDO TRANSFORMADAS Y PARÁMETROS ESTADÍSTICOS *

AUTOR:

LUIS GUILLERMO QUINTERO VILLAMIZAR **

PALABRAS CLAVE: biortogonal, calidad, energía, clasificación, descriptores, identificación, monitorización, patrones, perturbaciones, transformada wavelet, valor RMS.

DESCRIPCIÓN:

En este trabajo se estudia la Transformada Wavelet Discreta (TWD) en la identificación de perturbaciones de la calidad de la energía eléctrica. Se proponen tres estrategias para la obtención de patrones que permiten la identificación de perturbaciones utilizando las funciones wavelet Bior3.7 y el valor eficaz o valor RMS. Se estudian perturbaciones de baja frecuencia como armónicos y *flicker* y de alta frecuencia como transitorios. Cuatro familias *Wavelet* fueron estudiadas, donde la Biortogonal tuvo excelente desempeño. Tres grupos de patrones son obtenidos a partir del cálculo de la energía de los coeficientes de detalle de la TWD y del valor RMS máximo y mínimo de la perturbación.

Inicialmente se presentan perturbaciones de la calidad de la energía eléctrica según la actual normatividad Colombiana. En el Capítulo 2 se presentan conceptos matemáticos de transformadas y parámetros estadísticos. El Capítulo 3 muestra el estado del arte y el análisis en frecuencia de perturbaciones. En el capítulo 4, se proponen tres estrategias para obtener patrones basados en la TWD y el valor RMS.

A partir de la TWD y el valor RMS, en el Capítulo 4 se presentan los 3 tipos de patrones obtenidos. En el Capítulo 5 los resultados de clasificación de los patrones mediante máquinas de soporte vectorial (MSV) permiten confirmar la efectividad de los patrones. Finalmente, en el capítulo 6 las conclusiones y trabajos futuros son presentados.

* Trabajo de grado

** Facultad de Ciencias Físico-mecánicas, Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones
MPE. César Antonio Duarte Gualdrón

SUMMARY

TITLE:

OBTAINING PATERNS THAT ALLOW DISTURBANCES IDENTIFICATION IN VOLTAGE AND CURRENT SIGNALS USING TRANSFORMS AND STATISTIC PARAMETERS *

AUTHOR:

LUIS GUILLERMO QUINTERO VILLAMIZAR **

KEY WORDS: biortogonal, disturbances, identification, monitoring, patterns, power quality, RMS value, wavelet transform.

DESCRIPTION:

In this document Discrete Wavelet Transform (DWT) application is studied in identification of power quality disturbances. This research proposes three strategies in order to obtain patterns that allow identification of power quality disturbances. These strategies use the Biorthogonal Wavelet Function Bior3.7 and RMS value. Disturbances under survey are: low frequency disturbances such as flicker and harmonics, and high frequency disturbances such as transient and sags. Four wavelet families were studied and Biorthogonal showed excellent performance. Three pattern set were obtained combining the detail coefficient energy of TWD and maximum and minimum RMS value of disturbance.

Initially, power quality disturbances according to current Colombian standards are presented. Chapter 2nd presents mathematical concepts about transforms and statistic parameters. In Chapter 3rd, state of the art and disturbance frequency analysis are exposed. In Chapter 4th, are proposed three strategies by obtain patterns based in TWD and RMS value.

Chapter 5th show pattern classification results by means of support vector machine (SVM) classifier, this allow confirming the effectiveness of patterns. Finally, in Chapter 6th conclusions and future works are presented.

* Degree work

** Physics and Mechanics Engineering College. Electric, Electronic and Telecommunications Engineering School
MPE. César Antonio Duarte Gualdrón

CONTENIDO

Pág.

INTRODUCCIÓN	1
1. PERTURBACIONES DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA	3
1.1. CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA	3
1.1.1. <i>Transitorio Electromagnético</i>	4
1.1.1.1. Transitorio Oscilatorio.....	4
1.1.1.2. Transitorios Tipo Impulso.....	4
1.1.2. <i>Variaciones de Corta Duración</i>	5
1.1.2.1. Hueco de Tensión (<i>Sag</i> o <i>Dip</i>).....	5
1.1.2.2. Elevación de Tensión (<i>Swell</i>).....	6
1.1.2.3. Interrupción de Corta Duración	6
1.1.3. <i>Variaciones de Larga Duración</i>	6
1.1.3.1. Sobretensión.....	6
1.1.3.2. Subtensión.....	6
1.1.3.3. Interrupciones Sostenidas	7
1.1.4. <i>Desbalance de Tensión</i>	7
1.1.5. <i>Distorsión de la Forma De Onda</i>	7
1.1.5.1. Armónico	7
1.1.5.2. Muesca de Tensión (<i>Notch</i>)	8
1.1.6. <i>Fluctuación de Tensión (Flicker)</i>	8
2. TRANSFORMADAS, VALOR EFICAZ Y PARÁMETROS ESTADÍSTICOS	10
2.1. TRANSFORMADA DE FOURIER.....	10
2.2. TRANSFORMADA DE FOURIER DE TIEMPO CORTO	10
2.3. TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA.....	11
2.4. VALOR EFICAZ (RMS).....	17
2.5. PARÁMETROS ESTADÍSTICOS	17
2.6. CONSIDERACIONES FINALES.....	18
3. SELECCIÓN DE LA FUNCIÓN WAVELET PARA LA IDENTIFICACIÓN – ANÁLISIS EN FRECUENCIA	19
3.1. ESTADO DEL ARTE EN LA IDENTIFICACIÓN DE PERTURBACIONES	19
3.2. ANÁLISIS DE LAS PERTURBACIONES	20
3.3. ANÁLISIS EN FRECUENCIA DE LA TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA.....	24
3.3.1. <i>Familia de funciones wavelet Biortogonales</i>	29
3.3.2. <i>Familia de funciones wavelet Coiflet</i>	33
3.3.3. <i>Familia de funciones wavelet Daubechies</i>	36
3.3.4. <i>Familia de filtros wavelet Symlet</i>	38
3.4. CONSIDERACIONES FINALES.....	42
4. IDENTIFICACIÓN DE PERTURBACIONES: OBTENCIÓN DE PATRONES	44
4.1. OBTENCIÓN DE PATRONES A PARTIR DEL VALOR EFICAZ Y LA TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA	44
4.1.1. <i>Diferencias de energía de coeficientes Wavelet - Patrón 1</i>	46
4.1.2. <i>Energía de la perturbación a partir de coeficientes Wavelet y valor eficaz – patrón 2</i>	48
4.1.3. <i>Cálculo de la energía de la señal diferencia y valor eficaz – patrón 3</i>	51

4.2. CONSIDERACIONES FINALES.....	53
5. RESULTADOS	54
5.1. RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN DE PATRONES UTILIZANDO MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL.....	55
6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	60
6.1. CONCLUSIONES.....	60
6.2. TRABAJOS FUTUROS.....	61
7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	62
8. BIBLIOGRAFÍA	65
8.1. LIBROS.....	65
8.2. NORMAS NACIONALES E INTERNACIONALES.....	67
8.3. ARTÍCULOS IEEE	68
8.4. ARTÍCULOS INTERNET	71
8.5. OTRAS REFERENCIAS	71
ANEXOS.....	73

LISTA DE FIGURAS

Pág.

Figura 1	Transitorio oscilatorio de baja frecuencia causado por la energización de bancos de condensadores.....	4
Figura 2	Transitorio de impulso de corriente originada por un rayo.	5
Figura 3	Forma de onda de un hueco de tensión (<i>sag</i>).	5
Figura 4	Forma de onda de una elevación de tensión (<i>swell</i>).	6
Figura 5	Onda con distorsión armónica.	7
Figura 6	Muesca de tensión (Notch) producido por un convertidor.	8
Figura 7	Familia de funciones Wavelet Daubechies de orden 2 a 10.	13
Figura 8	Esquema de descomposición <i>Wavelet</i>	14
Figura 9	Submuestreo o decimación de una señal	15
Figura 10	Esquema de reconstrucción <i>Wavelet</i>	15
Figura 11	Esquema de descomposición y reconstrucción de una señal.	16
Figura 12	Esquema de descomposición de un transitorio oscilatorio en secuencias de aproximación y de detalle para 3 niveles de resolución utilizando la función Bior3.7.	16
Figura 13	Formas de onda de perturbaciones muestreadas a 128 [m/c]	21
Figura 14	Cálculo de la magnitud de la transformada rápida de <i>Fourier</i> para la señal diferencia de las 5 perturbaciones de la Figura 13	21
Figura 15	Valor eficaz muestra a muestra normalizado con respecto a su valor máximo para las señales de prueba <i>sp</i> , <i>sd</i> y <i>sdift</i> para las perturbaciones <i>sag</i> y <i>swell</i> de la Figura 13.	23
Figura 16	Valor eficaz muestra a muestra normalizado con respecto a su valor máximo para las señales de prueba <i>sp</i> , <i>sd</i> y <i>sdift</i> para las perturbaciones Transitorio, <i>Flicker</i> y armónico de la Figura 13.	23
Figura 17	Representación de la matriz de Relación de Energías y del vector de relaciones de energía promedio para M funciones wavelet.	29
Figura 18	Magnitud de la respuesta en frecuencia de los FDPA asociados a las funciones wavelet de la Bior1.3 hasta Bior6.8.	30
Figura 19	Matriz Energía-frecuencia para la función wavelet bior6.8.	31
Figura 21	Matriz Energía-frecuencia para la función wavelet bior3.1.	31
Figura 20	Matriz Energía-frecuencia para la función wavelet bior3.7.	32
Figura 22	Comparación entre las energías en por unidad del valor máximo para las funciones wavelet Bior 3.1, 3.7 y 6.8 para el análisis en frecuencia del nivel 4.	32
Figura 23	Magnitud de la respuesta en frecuencia de los FDPA asociados a las funciones wavelet de la Coif1 hasta Coif5.	33
Figura 24	Matriz Energía-frecuencia para la función wavelet Coif 4.	34
Figura 25	Matriz Energía-frecuencia para la función wavelet Coif 1.	35
Figura 26	Comparación entre las energías en por unidad del valor máximo para las funciones wavelet Coif 4 y Coif 1 para el análisis en frecuencia del nivel 4.	35

Figura 27 Magnitud de la respuesta en frecuencia de los FDPA asociados a las funciones wavelet de la Db2 hasta Db8.....	36
Figura 28 Matriz Energía-frecuencia para la función wavelet Db 10.	37
Figura 29 Matriz Energía-frecuencia para la función wavelet Db 2.	38
Figura 30 Comparación entre las energías en por unidad del valor máximo para las funciones wavelet Db2 y Db10 para el análisis en frecuencia del nivel 4. .	38
Figura 31 Magnitud de la respuesta en frecuencia de los FDPA asociados a las funciones wavelet de la Sym2 hasta Sym8.....	39
Figura 32 Matriz Energía-frecuencia para la función wavelet Sym 9.	40
Figura 33 Matriz Energía-frecuencia para la función wavelet Sym 2.	40
Figura 34 Comparación entre las energías en por unidad del valor máximo para las funciones wavelet Sym2 y Sym9 para el análisis en frecuencia del nivel 4.	41
Figura 35 Diagrama de bloques del esquema de identificación para obtener 3 tipos de patrones.	46
Figura 36 Patrones obtenidos al evaluar DifEn con las perturbaciones de la Figura 13 utilizando para la transformación la función <i>wavelet</i> Bior3.7.	47
Figura 37 Patrones obtenidos a partir de la técnica diferencias de energía para 2 500 perturbaciones, utilizando la función wavelet Bior3.7 para la transformación.....	48
Figura 38 Vector patrón resultante de la combinación de TW y RMS.....	49
Figura 39 Patrones de la técnica 2: energía de la perturbación y valor RMS máx y RMS mín para las perturbaciones de la Figura 13, utilizando la función wavelet bior3.7 para la transformación.....	49
Figura 40 Grupo de patrones de la técnica 2: energía de la perturbación y valor RMS máx y RMS mín para 2 500 perturbaciones utilizando la función wavelet bior3.7 para la transformación.	50
Figura 41 Patrones obtenidos a partir de la técnica energía de la diferencia ..	51
Figura 42 Patrones obtenidos a partir de la técnica energía de la señal diferencia y valor RMS máx y RMS mín para 2 500 perturbaciones utilizando la función <i>wavelet</i> Bior3.7 para la transformación.....	52
Figura 43 Separación de vectores mediante hiperplanos.....	56
Figura 44 Patrón swell mal clasificado.....	58

LISTA DE TABLAS

Pág.

Tabla 1 Clasificación de los fenómenos electromagnéticos.	9
Tabla 2 Simbología y colores utilizados en la Figura 4.15.....	22
Tabla 3 Cantidades de funciones <i>Wavelets</i> utilizadas para el análisis en frecuencia.	26
Tabla 4 Intervalos ideales de frecuencia y de prueba para una frecuencia de muestreo de 7 680 Hz.....	27
Tabla 5 Representación ideal de la matriz energía-frecuencia (dimensión 8x800) en función de los 8 intervalos de frecuencia y 8 niveles de descomposición.....	28
Tabla 6 Matriz de Relación de Energías, vector de relaciones de energía promedio y Duración efectiva de la respuesta al impulso para la familia de <i>wavelets</i> Biortogonal.....	30
Tabla 7 Matriz de Relación de Energías, vector de relaciones de energía promedio y Duración efectiva de la respuesta al impulso para la familia de <i>wavelets</i> Coiflet.....	34
Tabla 8 Matriz de Relación de Energías, vector de relaciones de energía promedio y Duración efectiva de la respuesta al impulso para la familia de <i>wavelets</i> Daubechies (Db2 a Db10).....	37
Tabla 9 Matriz de Relación de Energías, vector de relaciones de energía promedio y Duración efectiva de la respuesta al impulso para la familia de <i>wavelets</i> Symlet (Sym2 a Sym10).	39
Tabla 10 Funciones <i>wavelet</i> con mejor selectividad en frecuencia, agrupadas según el número de coeficientes de la respuesta al impulso del filtro asociado a la función.	41
Tabla 11 Características de los patrones obtenidos en el Capítulo 4.	56
Tabla 12 Porcentajes de acierto para validación (500 perturbaciones) y para prueba (1500 perturbaciones) utilizando el patrón 1.....	57
Tabla 13 Clasificación de las cantidades de patrones según su correspondencia, en la prueba controlada para 500 datos.	57
Tabla 14 Clasificación de las cantidades de patrones según su correspondencia, en la prueba controlada para 1500 perturbaciones.	58
Tabla 15 Porcentajes de acierto para 1500 perturbaciones de prueba utilizando el patrón 2 en presencia de ruido con SNR de 20,40 y 60 decibeles.	58

LISTA DE ANEXOS

	Pág.
ANEXO A. CÓDIGO FUENTE EN MATLAB.....	74

INTRODUCCIÓN

En los sistemas eléctricos, constantemente aparecen fallas y otros tipos de eventos, tanto transitorios como de estado estable, que en su mayoría son registrados pero no se conoce con exactitud la clase de perturbación ocurrida. De la misma forma si se tiene un banco de datos con registro histórico de oscilogramas, se hace necesario un sistema que permita identificar que tipo de evento ocurre y con que frecuencia, lo que permitiría llevar una estadística del comportamiento de dicho sistema eléctrico.

Caracterizar un sistema permite atacar los puntos vulnerables del mismo. Las perturbaciones electromagnéticas causan pérdidas económicas considerables, tanto para el sector eléctrico y la industria así como para los usuarios comerciales y residenciales. Es por esto, que se hace necesario el análisis, la caracterización y posterior clasificación de estos fenómenos transitorios y de estado estacionario, de tal forma que permitan tomar medidas al respecto y así poder brindar soluciones adecuadas.

Este trabajo propone una técnica de identificación de perturbaciones basada en el cálculo de la energía de los coeficientes de la transformada *wavelet* y el valor eficaz. En ella se extraen 3 tipos de patrones que permiten diferenciar unas perturbaciones de otras con bajo grado de similitud. Esta tesis de grado hace parte del trabajo de investigación de maestría [Vega, 07]. En este último se propone detectar, identificar y clasificar automáticamente perturbaciones relacionadas con la calidad de la energía.

La tarea de caracterizar las perturbaciones de la calidad de la energía eléctrica requiere de un análisis, principalmente en el dominio de la frecuencia, debido a que la mayoría de sus características se ven reflejadas en su espectro. Adicional al análisis espectral, también se cuenta con herramientas que permiten realizar el seguimiento de la magnitud de la forma de onda. Es así como en este análisis se mezcla por un lado el empleo de transformadas como la transformada de *Fourier* y la transformada *wavelet* y por otro lado el cálculo del valor eficaz y de algunos parámetros estadísticos. Esta combinación permite extraer características que permiten identificar de manera eficiente diferentes tipos de perturbaciones.

Por otro lado los dispositivos construidos con base en semiconductores generan variaciones en magnitud, frecuencia y fase de la forma de onda sinusoidal, esto hace que algunos equipos sensibles a dichas variaciones presenten problemas en su funcionamiento, provocando en muchos casos el deterioro del equipo. Los eventos de mayor relevancia son: las caídas de tensión (huecos o hundimientos de tensión), los transitorios electromagnéticos (de alta y de baja frecuencia), el flicker (o parpadeo), las muescas de tensión (notching), los armónicos y la asimetría (desbalances) de las ondas de tensión y corriente en

los sistemas trifásicos [NTC 5000, 02]. Algunos de estos fenómenos son caracterizados en este trabajo utilizando diferentes herramientas de caracterización tanto en el dominio del tiempo como en dominio de la frecuencia.

Este documento está estructurado a través de seis (6) capítulos de la siguiente forma: en el primero se describen los fenómenos transitorios y de estado estacionario que afectan la calidad de onda de tensión en los sistemas de energía eléctrica según la norma [NTC 5000, 02].

En el segundo capítulo se presentan algunas definiciones de transformadas que incluyen la transformada *wavelet* discreta. También se menciona el cálculo del valor eficaz (Valor RMS) y de algunos parámetros estadísticos.

En el Capítulo 3 se presenta el estado del arte en la identificación de perturbaciones de la calidad de la energía y se propone a partir de un análisis frecuencial (barrido en frecuencia), la selección de la función *wavelet* más adecuada para la identificación de perturbaciones para las 4 familias de funciones *wavelet* utilizadas en el estudio.

Tres estrategias de identificación se han implementado utilizando descriptores obtenidos a partir de la energía de los coeficientes de detalle de la transformada *Wavelet* discreta y el valor eficaz, y son presentadas en el Capítulo 4.

En el Capítulo 5 se presentan los resultados de este trabajo, donde se resaltan los porcentajes de acierto (cercaos al 100% de acierto) en la clasificación de los patrones obtenidos utilizando la herramienta máquina de soporte vectorial implementada en [Vega, 07]. Estos resultados permiten validar las hipótesis presentadas en el Capítulo 4.

Finalmente se encuentran en el Capítulo 6 las conclusiones y trabajos futuros establecidos a partir de esta tesis de grado.

1. PERTURBACIONES DE LA CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA

En este capítulo se describen algunas perturbaciones de estado estacionario y transitorias que afectan la calidad de la onda de tensión en los sistemas de energía eléctrica. De los eventos que a continuación se presentan, sólo 5 de ellos: huecos de tensión (*sags*), elevaciones de tensión (*swells*), transitorios oscilatorios, transitorios de tipo impulso, armónicos y *flicker*, serán tomados en cuenta para este estudio debido al fuerte impacto en la economía (daños causados a equipos sensibles por el deterioro de la calidad en la onda) y en la calidad del servicio de la energía eléctrica.

1.1. CALIDAD DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA

En la literatura correspondiente a la normativa nacional, se encuentra la siguiente definición: "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 '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, se ha incrementado la exigencia de una adecuada calidad del servicio por parte de los usuarios. 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 ocurrencia de fenómenos electromagnéticos y otros tipos de eventos que se presentan en el sistema eléctrico, afectan la calidad del suministro de la energía eléctrica. Las perturbaciones más comunes son: 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 eléctrico. Estas perturbaciones son clasificados en [NTC 5000, 02] e [IEEE 1159, 95] de la siguiente forma: Transitorios Electromagnéticos (Tipo impulso y oscilatorio), armónicos, fluctuaciones de tensión (*Flicker*), 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 y se encuentran resumidos en la Tabla 1.

1.1.1. Transitorio Electromagnético

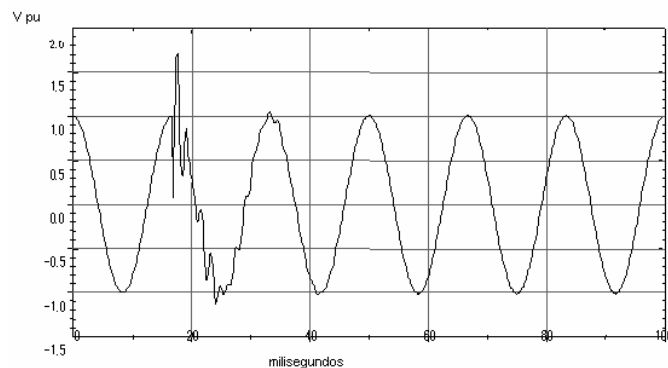
Los transitorios electromagnéticos son eventos de corta duración que se caracterizan por un contenido elevado de componentes de alta frecuencia y se clasifican en: oscilatorios y tipo impulso [IEEE 1159, 95].

1.1.1.1. Transitorio Oscilatorio

Se define como 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. Son caracterizados por su frecuencia, duración y magnitud.

Son causados principalmente por conexión de condensadores (Figura 1), re-encendidos durante la desconexión de transformadores y por la conexión de líneas. Se clasifican por su contenido de frecuencias como: oscilatorios de alta, media y baja frecuencia, como se muestra en la Tabla 1.

Figura 1 Transitorio oscilatorio de baja frecuencia causado por la energización de bancos de condensadores.

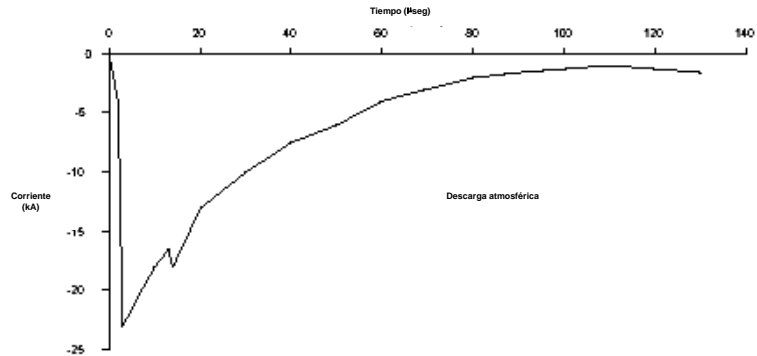


Fuente: [NTC 5000, 02].

1.1.1.2. 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. Son caracterizados normalmente, por los tiempos de subida y caída. En la figura 2 se muestra un transitorio de impulso de corriente producido por una descarga atmosférica.

Figura 2 Transitorio de impulso de corriente originada por un rayo.



Fuente: [NTC 5000, 02].

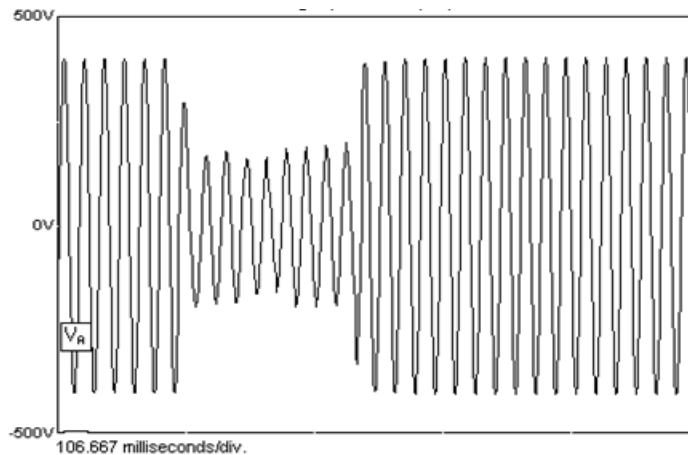
1.1.2. Variaciones de Corta Duración

Están definidas 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) [NTC 5000, 02].

1.1.2.1. 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.

Figura 3 Forma de onda de un hueco de tensión (*sag*).

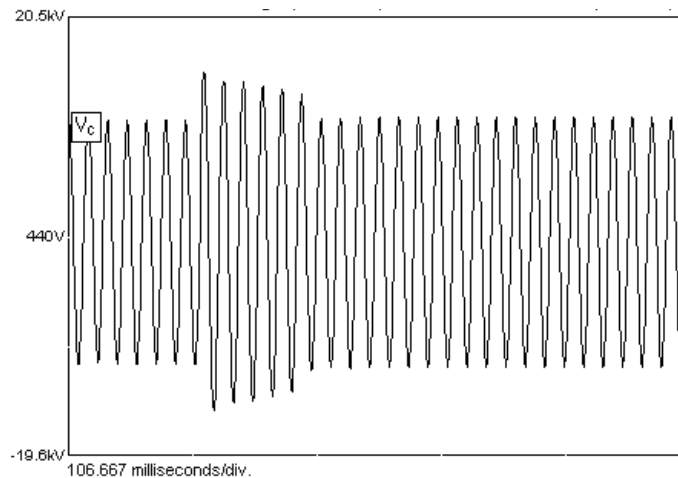


Fuente: [NTC 5000, 02].

1.1.2.2. 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 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 4.

Figura 4 Forma de onda de una elevación de tensión (*swell*).



Fuente: [NTC 5000, 02].

1.1.2.3. Interrupción de Corta Duración

Está definida 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.

1.1.3. 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. Se clasifican como sobretensiones, subtensiones e interrupciones sostenidas.

1.1.3.1. 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.

1.1.3.2. 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.

1.1.3.3. 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.

1.1.4. 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 como se expresa en la Ecuación (1), [NTC 5000, 02].

$$\text{Desbalance de tensión} = \frac{\text{máxima desviación con respecto al promedio}}{\text{Promedio de la tensión}} \times 100 \quad (1)$$

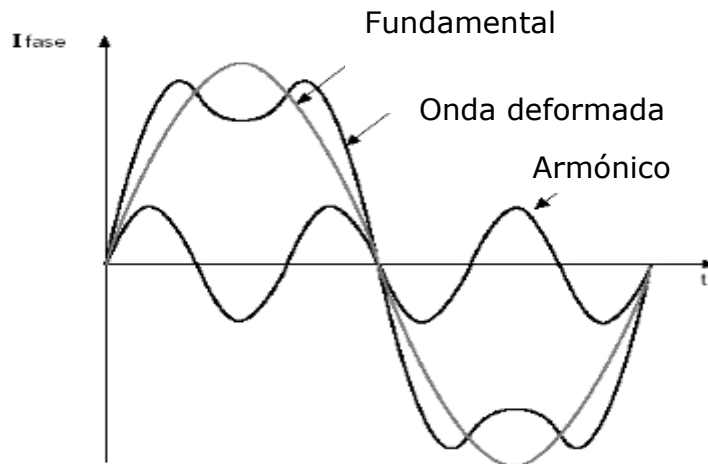
1.1.5. Distorsión de la Forma De Onda

Se define como la desviación, en estado estable, de una onda sinusoidal ideal cuya frecuencia es la frecuencia del sistema de potencia.

1.1.5.1. 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 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 5 se muestra una onda con distorsión armónica.

Figura 5 Onda con distorsión armónica.

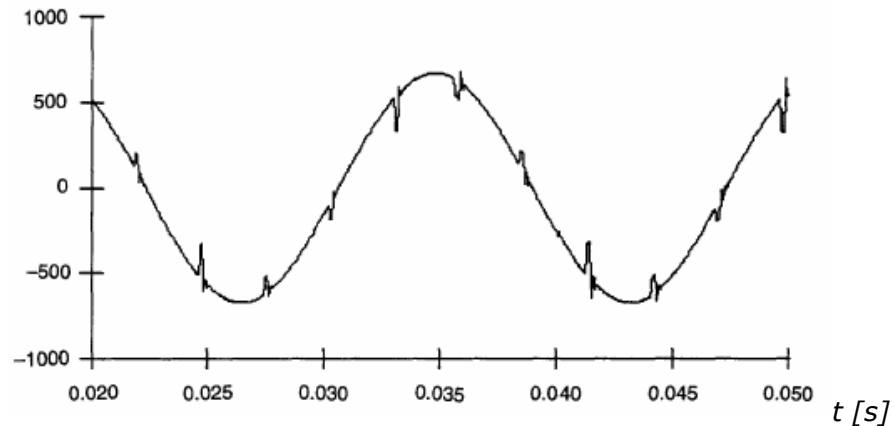


Fuente: [NTC 5000, 02].

1.1.5.2. 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 (ver Figura 6).

Figura 6 Muesca de tensión (*Notch*) producido por un convertidor.



Fuente: [NTC 5000, 02].

1.1.6. Fluctuación de Tensión (*Flicker*)

La fluctuación de tensión (la cual causa el fenómeno denominado "*flicker*") es una perturbación de la onda de tensión que ocasiona que el valor eficaz de esta señal fluctúe a una frecuencia 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 consiste 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 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]. En color azul se encuentran los eventos de estudio de esta investigación.

Tabla 1 Clasificación de los fenómenos electromagnéticos.

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
Caídas (<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
Caídas (<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 %
<i>Armónicos</i>	0-100 ^{mo} armónico	Estado estacionario	0-20 %
Interarmónicos	0-6 kHz	Estado estacionario	0-2 %
Muecas (<i>Notches</i>)		Estado estacionario	
Ruido	Banda ancha	Estado estacionario	0-1 %
FLUCTUACIONES (F)	<25 Hz	Intermitente	0,1 – 7 %
VARIACIONES DE FRECUENCIA INDUSTRIAL (VFI)		< 10 s	

2. TRANSFORMADAS, VALOR EFICAZ Y PARÁMETROS ESTADÍSTICOS

Existen numerosas transformadas para el análisis de señales. Sin embargo en este capítulo sólo se mencionan 3 de ellas debido a la amplia aplicación que éstas tienen en el estudio de señales eléctricas y son: la transformada de *Fourier*, la transformada de *Fourier* de tiempo corto y la transformada *Wavelet*

2.1. TRANSFORMADA DE FOURIER

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.

2.2. 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].

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, 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 al aumentar las dimensiones en el dominio del tiempo, se tendrá una disminución de las dimensiones en el dominio de la frecuencia, presentando mejor resolución en este dominio pero perdiendo precisión en el del tiempo. Caso contrario ocurre cuando disminuyen las dimensiones en el dominio del tiempo: allí 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*.

2.3. TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA

En los últimos años la Transformada *Wavelet* (TW) ha cobrado gran importancia dado que diversos estudios demuestran su eficacia en aplicaciones de diferentes campos como: la Ingeniería eléctrica, el análisis de fenómenos electromagnéticos, la solución numérica de integrales, la detección de singularidades, las telecomunicaciones, la compresión de audio, video e imagen y también en otras ramas como la óptica, la sismología y la medicina [García, 00], [Vega, 04], [Mora & Colomer, 03]

La transformada *Wavelet* ofrece una ventaja sobre la Transformada de *Fourier* y la Transformada *Fourier* de Corto Tiempo. Esta ventaja consiste en el análisis multiresolución tiempo-frecuencia que permite variar la ventana de análisis tanto en el tiempo como en la frecuencia, realizando un barrido desde las frecuencias altas hasta las bajas en escalas diádicas, con lo cual se analiza todo el espectro de frecuencia de la señal permitiendo separar transitorios de alta frecuencia y corta duración y componentes con bajas y medias frecuencias de mayor duración [Chui, 97], [Daubichies, 92].

Para el análisis en estado transitorio, la Transformada *Wavelet* es adecuada, pues el análisis multiresolución tiempo-frecuencia permite localizar la perturbación tanto en el tiempo como en la frecuencia [Vega, 04]. Esto es posible a partir de la definición de la TW [Daubichies, 92]:

$$(W_{\psi} f)_{(b,a)} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (2)$$

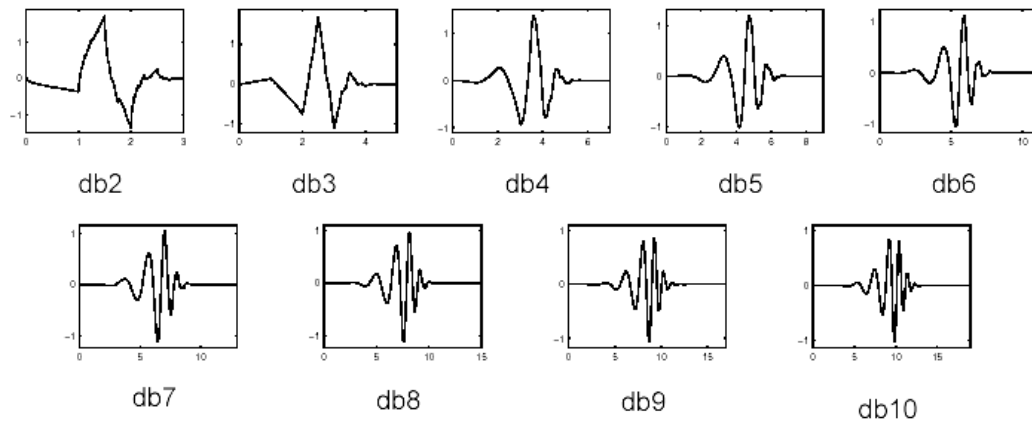
Dónde $\psi(t)$ es la *Wavelet* madre (función real) y la localización en tiempo y en la frecuencia está determinada por el término:

$$\frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3)$$

Siendo a el factor de escalamiento y b el factor de desplazamiento en el tiempo, con a y $b \in \mathcal{R}$ y $a \neq 0$. Las *Wavelets* más utilizadas en el análisis de señales transitorias son: Daubichies, Fyadic, Coiflets, Morlet y Symlets [Flores, 02]. En la

Figura 7 se aprecia la familia de funciones *Wavelet* de la Db2 a la Db10.

Figura 7 Familia de funciones Wavelet Daubechies de orden 2 a 10.



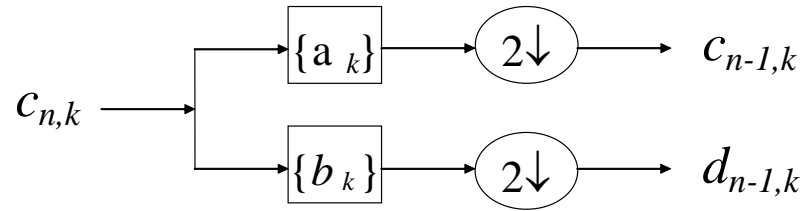
Fuente: [Mathworks, 02] .

La función *Wavelet* tiene las siguientes características:

- ✓ Es de duración efectiva finita (soporte compacto), lo cual es apropiado para localizar información en el dominio del tiempo.
- ✓ Tiene un espectro pasa-banda con ancho de banda efectivo finito, lo cual es apropiado para localizar la información en el dominio de la frecuencia.
- ✓ El área bajo la curva es cero, es decir que es oscilatoria.
- ✓ La forma de onda es semejante a la del evento en estudio. Para detectar el evento es necesario que la transformada tenga la mayor energía cuando la *Wavelet* coincide con la perturbación.
- ✓ A partir de esta función se genera un conjunto ortogonal de funciones permitiendo realizar operaciones de desplazamiento y escalamiento en ambos dominios. Esto permite realizar el análisis multiresolución y decomponer una señal en diferentes niveles de descomposición sin cruces de energía; con lo cual se puede usar la relación de *Parseval* para calcular la energía a partir de los coeficientes de la transformación [Chui, 97].

Para descomponer una señal en diferentes niveles de frecuencia, la TW utiliza un algoritmo sencillo que consiste en la convolución de las muestras de la señal $C_{n,k}$ con filtros pasa-bajos a_m y pasa-altos b_m , pasando después por un diezmado por 2. A la salida se obtienen los coeficientes *wavelet* de aproximación $c_{n-1,k}$ y los coeficientes de detalle $d_{n-1,k}$. Este proceso se puede ver gráficamente en la Figura 8 para un solo nivel de descomposición.

Figura 8 Esquema de descomposición *Wavelet*.



Fuente: [Chui, 97].

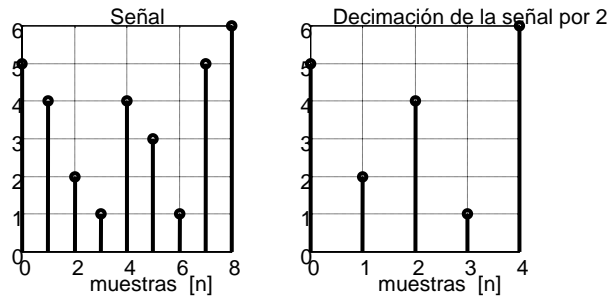
Por tanto, considerando que los coeficientes $c_{n,k}$ corresponden a las muestras de una señal χ [Chui, 97], la secuencia de coeficientes de aproximación $c_{n-1,k}$ y de detalle $d_{n-1,k}$ pueden ser calculados de la siguiente forma:

$$\begin{cases} c_{n-1,k} = \sum_m a_{m-2k} c_{n,m} \\ d_{n-1,k} = \sum_m b_{m-2k} c_{n,m} \end{cases} \quad (4)$$

Se observa de la Ecuación (4) la secuencia de entrada $c_{n,k}$ 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]. Si se desea seguir descomponiendo en el siguiente nivel, es necesario tomar como entrada los coeficientes de aproximación.

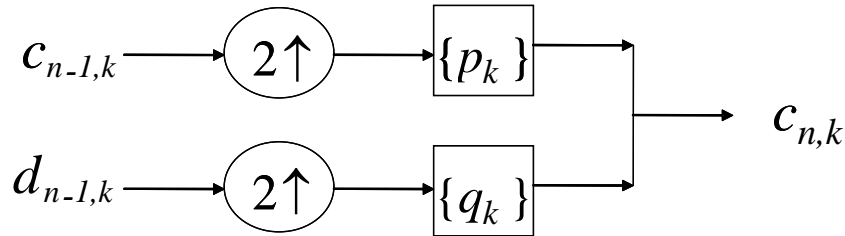
Cuando se realiza la operación de submuestreo a una señal se extraen muestras, en este caso las impares. Esta pérdida de información es definitiva e irre recuperable como se observa en la Figura 9. Esta es una operación variante en el tiempo que ocasiona la no invarianza en el desplazamiento de la Transformación *Wavelet*.

Figura 9 Submuestreo o decimación de una señal



Es posible reconstruir cada una de las descomposiciones en secuencias en el tiempo es decir convertir los coeficientes de aproximación y detalle que están en el dominio *wavelet*, en secuencias de aproximación y detalle en el tiempo para cualquier nivel de descomposición. Esto se logra a partir de un proceso de reconstrucción insertando ceros entre las muestras y filtrando con los filtros de reconstrucción pasa-altos q_k y pasa-bajos p_k adecuados. En la Figura 10 se hace una representación de este proceso.

Figura 10 Esquema de reconstrucción *Wavelet*.



Fuente: [Chui, 97].

De esta forma la secuencia de entrada $c_{n,k}$ se puede recuperar mediante una combinación de las secuencias $c_{n-1,k}$ y $d_{n-1,k}$ como:

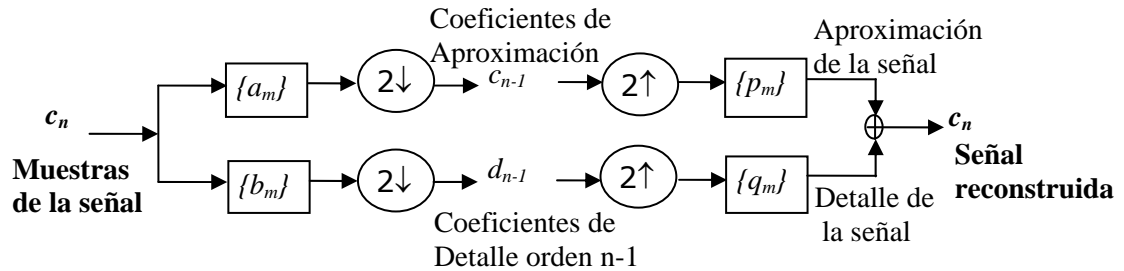
$$c_{n,k} = \sum_m \{ p_{k-2m} c_{n-1,m} + q_{k-2m} d_{n-1,m} \} \quad (5)$$

p_k y q_k son conocidas también como las secuencias de doble escala y actúan como filtros que permiten la recuperación de las secuencias en el tiempo.

En la Ecuación (5) 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. Este proceso se conoce con el nombre de sobremuestreo o interpolación y se denota por $2 \uparrow$ [Chui, 97].

De forma compacta se puede apreciar la secuencia de descomposición y reconstrucción en la Figura 11.

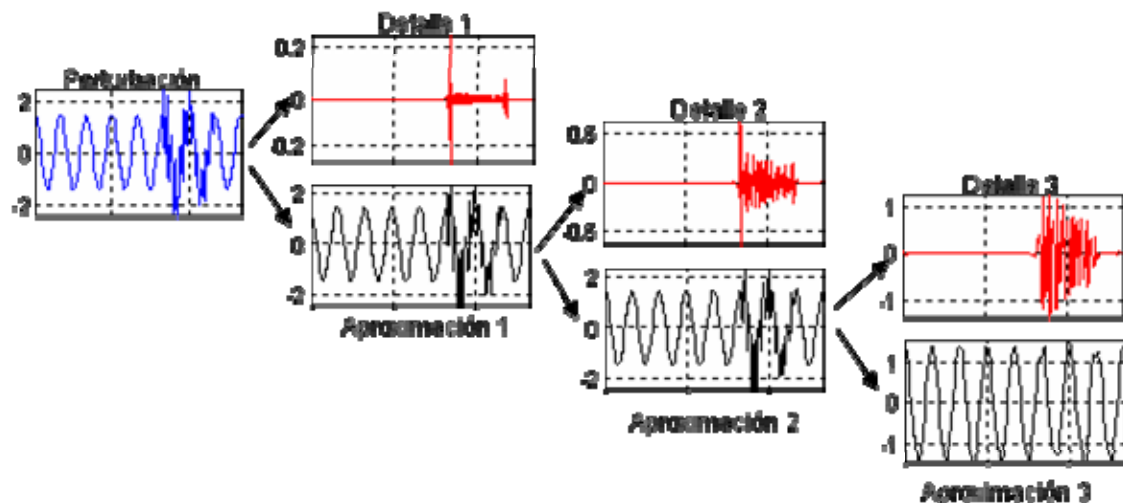
Figura 11 Esquema de descomposición y reconstrucción de una señal.



Fuente: [Chui, 97], [Mallat, 99].

En la Figura 12 se puede apreciar el esquema de descomposición de una perturbación tipo transitorio en secuencias de aproximación y de detalle para 3 niveles de resolución utilizando la función *wavelet* bior3.7. Esta descomposición permite separar la señal en rangos de frecuencia, con lo cual es posible analizar las características extraídas de cada componente aislada. Esta es la base para diferenciar cada una de las perturbaciones. Cabe recordar que la señal original se reconstruye a partir de la suma de todos los detalles y la última aproximación.

Figura 12 Esquema de descomposición de un transitorio oscilatorio en secuencias de aproximación y de detalle para 3 niveles de resolución utilizando la función Bior3.7.



Fuente: Elaborada por el autor.

2.4. VALOR EFICAZ (RMS)

En el estado del arte se encuentra que el valor eficaz o valor RMS (de sus siglas en inglés root mean square – valor medio cuadrático) es utilizado en la mayoría de los equipos de monitorización, este valor permite principalmente estimar variaciones en la amplitud de los niveles de tensión de la red. El cálculo del mismo está dado por la ecuación (6).

$$V_{RMS} = \sqrt{\left(\sum_{i=1}^N (V_i)^2\right) \frac{1}{N}} \quad (6)$$

Donde V_i corresponde a la muestra i de la onda de tensión de tamaño N .

“Las cualidades del algoritmo como son la simplicidad, velocidad de cálculo y su bajo requerimiento de capacidad de memoria para almacenar los resultados, hacen que sea la herramienta más utilizada en equipos de monitorización y medición” [Duarte, 04]. Este tipo de parámetro ayuda a detectar las variaciones de tensión o corriente. En este trabajo se utiliza el valor RMS principalmente para la identificación de perturbaciones.

2.5. PARÁMETROS ESTADÍSTICOS

En la actualidad, todas las áreas del conocimiento tienen inmersa la estadística. Esta permite presentar de manera simple el comportamiento de un conjunto de datos. Además ayuda a la predicción de eventos con características particulares a partir de una base de datos previa.

Existe un gran conjunto de parámetros estadísticos asociados a innumerables aplicaciones. Este trabajo utiliza sólo 3 de ellas para realizar pruebas con la finalidad de encontrar características en las ondas de tensión o corriente. Estos son: la desviación estándar, la media y la varianza. A continuación se presentan las ecuaciones correspondientes a cada uno de los parámetros mencionados.

$$\text{Media} \quad \bar{V} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N V_i \quad (7)$$

$$\text{Desviación Estándar} \quad \sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (V_i - \bar{V})^2} \quad (8)$$

La ecuación (7) hace referencia al cálculo de la media aritmética, la cual consiste en sumar todos los valores del conjunto de datos y dividirlos sobre el número total de datos. Por su parte la ecuación (8) calcula la suma de la diferencia entre cada valor del conjunto de datos y la media, dividido todo

sobre el número total de datos. La varianza se calcula elevando al cuadrado la desviación estándar, es decir, $varianza = \sigma^2$.

2.6. CONSIDERACIONES FINALES

En este capítulo se presentó el marco teórico necesario para abordar el desarrollo del análisis en frecuencia y de la estrategia de identificación, presentados en los capítulos 3 y 4 respectivamente. Donde se incluyen las definiciones de la transformada *Wavelet*, el valor eficaz y algunos parámetros estadísticos. A continuación se presenta un análisis en frecuencia, necesario para seleccionar la función wavelet con mejor característica de selectividad, utilizando funciones wavelet.

3. SELECCIÓN DE LA FUNCIÓN WAVELET PARA LA IDENTIFICACIÓN – ANÁLISIS EN FRECUENCIA

Este trabajo de grado hace parte del trabajo de investigación de maestría [Vega, 07], este último contempla la detección, la identificación y la clasificación de perturbaciones que afectan la calidad de la energía eléctrica. La etapa de identificación es desarrollada a profundidad en este trabajo y los resultados se contrastan en [Vega, 07].

La estrategia de identificación planteada en este trabajo se basa en la obtención de patrones a partir del cálculo de la transformada *wavelet* discreta y del valor eficaz. Para llegar a esto fue necesario hacer una revisión bibliográfica del estado del arte y un análisis de las perturbaciones consideradas en este estudio. A continuación se presentan algunos trabajos que hacen parte del estado del arte en la identificación de patrones de eventos de la calidad de la energía eléctrica. Adicionalmente, se presenta el trabajo previo para la determinación de las características que tiene el patrón obtenido, y finalmente el análisis en frecuencia realizado para la selección de la función *wavelet* con mejor característica de selectividad en frecuencia.

3.1. ESTADO DEL ARTE EN LA IDENTIFICACIÓN DE PERTURBACIONES

Algunas técnicas utilizadas en la investigación para la identificación de perturbaciones se describen a continuación:

En [Lin, 05] es propuesto un modelo de detección e identificación de perturbaciones para: armónicos, *sags* y *swells*, donde se utiliza una red neuronal probabilística-*wavelet*, con una arquitectura de dos capas, incluyendo la capa *Wavelet* (la función de activación es una función *Wavelet*) y la capa probabilística (Tiene dos subcapas ocultas y una de salida). Para extraer las características de diferentes perturbaciones; se utiliza la transformación *Wavelet* y para clasificar los patrones obtenidos, la red probabilística.

Para la extracción de características [Flores, 02] muestra que es posible utilizar la transformada *Wavelet* o los filtros *Kalman*. Las funciones *Wavelet* son muy utilizadas principalmente porque permiten cuantificar características para diferentes tipos de perturbaciones. Agrega también, que las características obtenidas dependen considerablemente del tipo de *Wavelet* madre seleccionada.

[Chen, 02] utiliza 5 condiciones binarias como patrones, extraídos del dominio *Wavelet* y del dominio del tiempo, para la cuantificación y clasificación de los mismos. Se establecen reglas condicionales binarias, es decir, si cumple la condición es asignado 1, y en caso contrario 0 y con ello son establecidos los criterios para la clasificación.

En [Gaouda, 99] es presentada una estrategia que toma cada secuencia de coeficientes de detalle de cada nivel de descomposición y es calculada su desviación estándar. A partir de este proceso se obtiene un patrón, tanto para una señal sinusoidal pura como para una señal con perturbación, con lo cual es posible diferenciar las señales. Esta diferenciación no es adecuada en algunas perturbaciones en particular, lo que provoca mayor grado de incertidumbre al clasificar los patrones posteriormente.

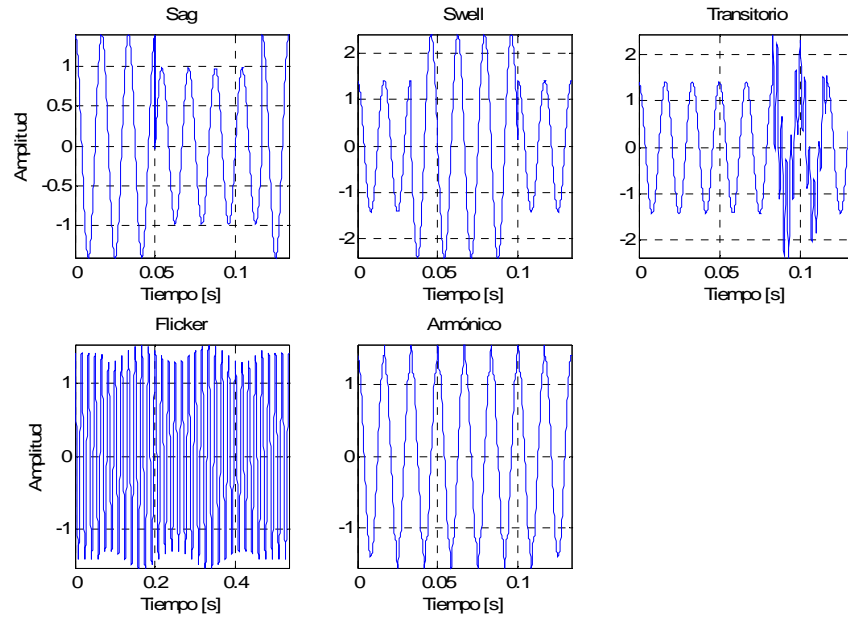
El trabajo realizado en [Resende, 01] es similar al de [Gaouda, 99], pero no utiliza la desviación estándar si no que calcula la energía de los coeficientes de cada nivel de detalle (la cual es equivalente a la energía de los detalles de la señal cuando se utiliza la *wavelet* madre *Daubechies*) tanto para la señal sinusoidal pura como para la señal perturbada y luego se hace la diferencia nivel a nivel. Esta estrategia ha permitido obtener buenos resultados en la identificación de perturbaciones [Vega, 04], [Vega, Duarte & Ordóñez, 06].

3.2. ANÁLISIS DE LAS PERTURBACIONES

Para llegar a la conclusión de por qué utilizar la transformada *wavelet* discreta y el valor eficaz para identificar las perturbaciones de la calidad de la energía, fue necesario realizar diferentes análisis de las mismas. En la Figura 13 se presentan 5 señales sintéticas que corresponden a perturbaciones electromagnéticas *sag*, *swell*, transitorio oscilatorio, *flicker* y armónico. Estas señales fueron muestreadas a 128 muestras por ciclo de 60 Hz [m/c] (3 840 Hz) y se procesaron 8 ciclos excepto para la perturbación *flicker* que se presenta con 32 ciclos. Estas perturbaciones son utilizadas para realizar el análisis previo al desarrollo de estrategia de identificación.

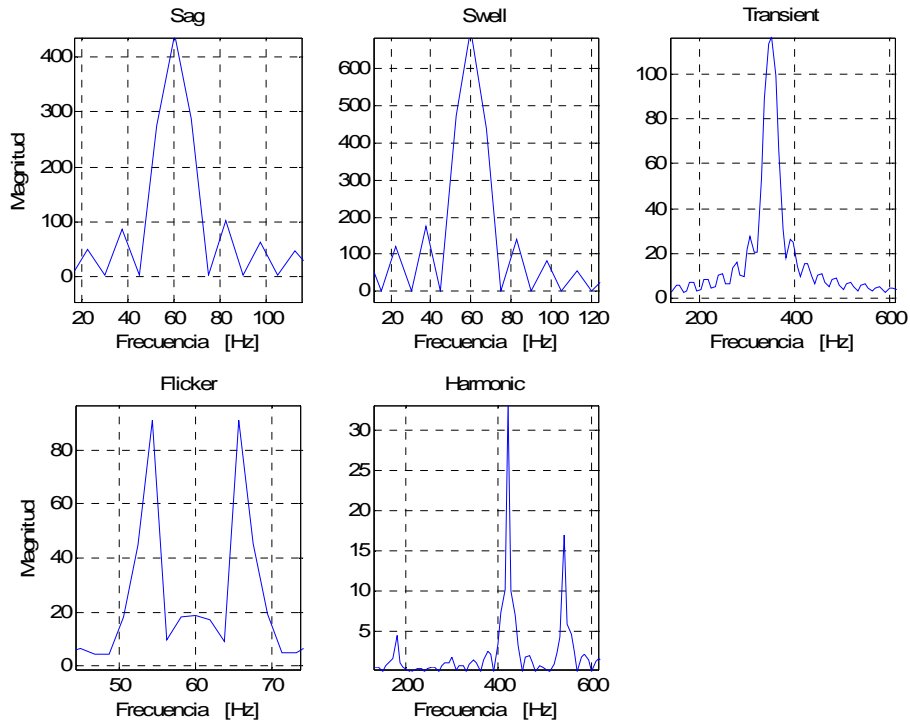
A partir del cálculo de la magnitud de la transformada rápida de *Fourier* de la señal diferencia (la señal diferencia consiste en la diferencia entre la señal perturbada y la señal pre-evento) de cada una de las 5 perturbaciones de la Figura 13, es posible observar en la Figura 14 la similitud que tienen las magnitudes de la FFT de los eventos *sag* y *swell*. Esto se debe a que el espectro es muy semejante, sólo se diferencian en el valor de la magnitud de los coeficientes de *Fourier*.

Figura 13 Formas de onda de perturbaciones muestreadas a 128 [m/c]



Fuente: [Vega, 07].

Figura 14 Cálculo de la magnitud de la transformada rápida de *Fourier* para la señal diferencia de las 5 perturbaciones de la Figura 13



Fuente: [Vega, 07].

De la Figura 14 es posible analizar otra situación, los eventos transitorio, *flicker* y armónico, presentan diferencias muy notorias en cada ancho de banda en particular. Esto es, en su espectro se ve reflejado directamente el cambio o variación de frecuencia de cada señal. Particularmente estas tres perturbaciones pueden ser diferenciadas con una herramienta que extraiga información en el dominio de la frecuencia. Caso contrario ocurre para las dos primeras (*sag* y *swell*).

Otro trabajo previo para la obtención de patrones a partir de las perturbaciones, se basó esencialmente en la combinación de la transformada rápida de *fourier*, valor RMS y algunos parámetros estadísticos. Inicialmente se utilizó el valor eficaz y los parámetros estadísticos como la varianza, media y desviación estándar para las siguientes señales de prueba:

- ✓ Señal perturbada (*sp*)
- ✓ Señal pre-evento (*sb*)
- ✓ Señal diferencia ($sd = sp - sb$).
- ✓ Señal *sfd*, resultado de calcular la magnitud de la FFT de *sd*.
- ✓ Señal *sdift*, resultado de calcular la diferencia entre la magnitud de la FFT de *sb* y la magnitud de la FFT de *sp*.

El cálculo de la FFT de *sd* y *sp* se realiza sobre una ventana deslizante de duración equivalente a un ciclo de la componente fundamental. Esta ventana de desplaza muestra a muestra.

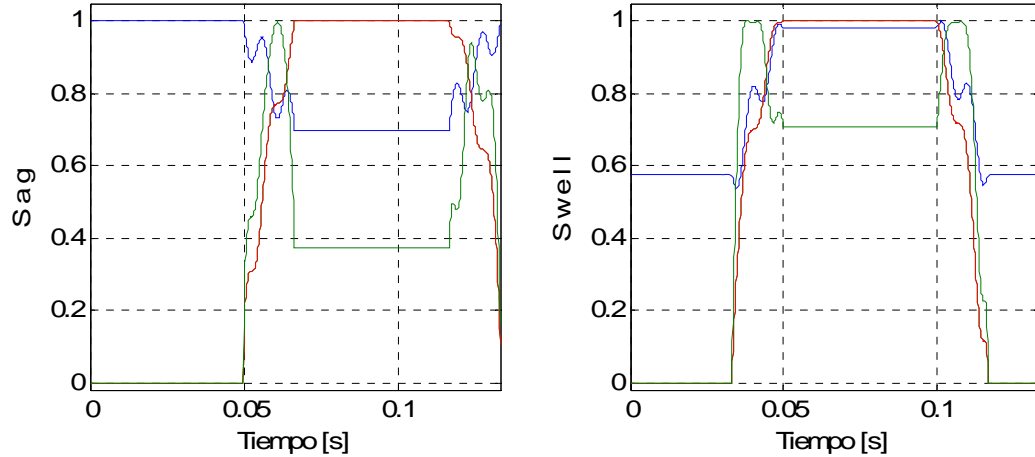
En la Figura 15 se presenta el resultado de aplicar el cálculo del valor eficaz sobre las señales de prueba *sp*, *sd*, y *sdift* correspondiente a las perturbaciones: hueco de tensión *-sag-* y elevación de tensión *-swell-*. No se grafica el cálculo del valor RMS sobre la señal *sb* ni *sfd* porque la primera es un valor constante y la segunda es proporcional al valor eficaz de *sd* por la relación de *Parseval*. Las gráficas se encuentran normalizadas con respecto al valor máximo para tener una mejor apreciación de las mismas. En la Figura 16, se presenta el resultado obtenido para las tres perturbaciones restantes: transitorio, fluctuación de tensión *-flicker-* y armónico. Es decir, que por cada perturbación se presentan 3 gráficas. Cada color corresponde al cálculo de valor RMS de una señal de prueba en particular. En la Tabla 2, se encuentra especificado el color correspondiente para cada señal de prueba.

Tabla 2 Simbología y colores utilizados en la Figura 4.15.

Símbolo	Significado	Color
<i>sp</i>	Señal con perturbación	Azul
<i>sd</i>	Señal diferencia entre <i>sb</i> y <i>sp</i>	Rojo
<i>sdift</i>	Diferencia de la magnitud de la FFT de <i>sb</i> y <i>sp</i>	Cyan

Fuente: Elaborada por el autor.

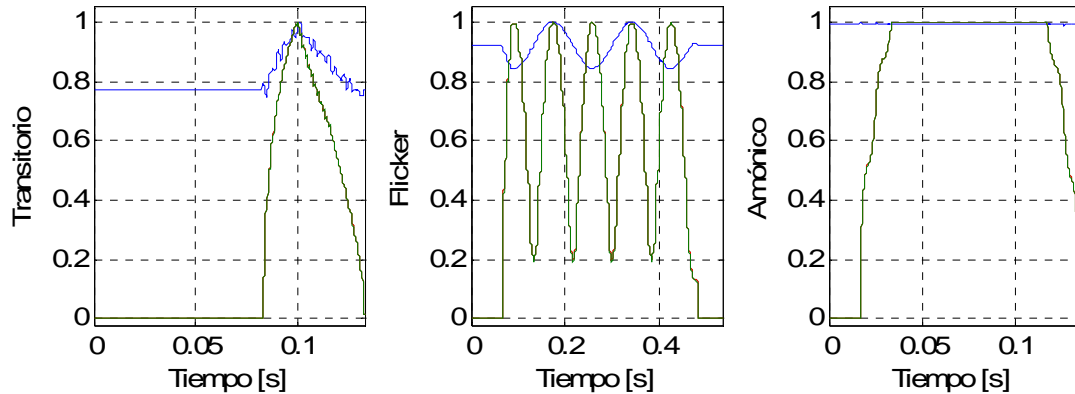
Figura 15 Valor eficaz muestra a muestra normalizado con respecto a su valor máximo para las señales de prueba *sp*, *sd* y *sdiff* para las perturbaciones *sag* y *swell* de la Figura 13.



Fuente: Elaborada por el autor.

De la Figura 15 se observa que es posible diferenciar claramente los fenómenos *sag* y *swell* a partir del cálculo del valor RMS muestra a muestra de la señal perturbada (color azul).

Figura 16 Valor eficaz muestra a muestra normalizado con respecto a su valor máximo para las señales de prueba *sp*, *sd* y *sdiff* para las perturbaciones Transitorio, *Flicker* y armónico de la Figura 13.



Fuente: Elaborada por el autor.

Para los eventos transitorios, *flicker* y armónico de la Figura 16, el cálculo de valor eficaz presenta muchas variaciones, es decir, para el transitorio por ejemplo crece y decrece su valor durante la duración del evento, en el caso del

flicker, se observan oscilaciones sinusoidales y en el armónico, se presenta muy poca variación de la magnitud en el cálculo de valor eficaz de la señal perturbada, las gráficas RMS de las señales *sd* y *sdift* presentan un comportamiento muy similar, mas no igual, superponiéndose *sdift* sobre *sd*.

Adicional a las anteriores estrategias (valor RMS y transformada de *Fourier*), también se calcularon los valores de la media, desviación estándar y el valor absoluto para cada grupo de señales de prueba. El resultado fue muy similar al observado en el cálculo de valor RMS, por tanto sólo se presenta el cálculo de la transformada rápida de *Fourier* y del valor RMS.

En este análisis de patrones hay que tener en cuenta que para la posterior clasificación de los mismos, es necesario establecer un número máximo de descriptores para realizar el proceso de clasificación. Para el cálculo del valor RMS o FFT, el vector patrón tendría un tamaño igual a la mitad del número de muestras de la señal analizada. Esto puede provocar efectos indeseados en el método de clasificación como: tiempo de entrenamiento prolongado y sobredimensionamiento (en el caso de las redes neuronales) al momento de entrenar. Por ejemplo, si se toma un ciclo de señal muestreada a 128 [m/c] de 60 [Hz], se tendrán 128 (para RMS muestra a muestra) ó 64 (para la FFT) datos para analizar, lo cual hace tediosa la implementación en cualquier sistema de clasificación.

Lo anterior hace necesario idear una estrategia que permita extraer características de la perturbación en lo posible con un conjunto de datos muy inferior al de la señal original. Esto con el fin de hacer más rápida su posterior clasificación.

El análisis presentado, permite proponer una estrategia de extracción de características que combine cambios o variaciones en la magnitud (como es el caso del valor RMS) con variaciones en el dominio de la frecuencia (como en el caso de la Transformada de *Fourier* o la Transformada *Wavelet*). En el Capítulo 4 se proponen 3 alternativas que combinan el cálculo de la transformada *Wavelet* con el cálculo del valor eficaz. Para esto es necesario seleccionar una función *wavelet* adecuada para la transformación. A continuación se presenta un análisis en frecuencia que permite realizar dicha selección.

3.3. ANÁLISIS EN FRECUENCIA DE LA TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA

Los principales problemas que se presentan al clasificar perturbaciones, son los relacionados con la obtención de descriptores adecuados que permitan una alta diferenciación entre cada uno de esos patrones. Lograr obtener descriptores adecuados, garantiza una posterior clasificación con menos incertidumbre. A continuación se presenta un análisis en frecuencia que permite la selección de

la *wavelet* más adecuada para la identificación y se describen las técnicas utilizadas para la identificación de perturbaciones (obtención de patrones).

Para decidir qué función *Wavelet* es adecuada para la identificación de las perturbaciones, se hace necesario idear una técnica que permita seleccionar la función *wavelet* con mejor selectividad para el rango de frecuencias de cada nivel de descomposición *wavelet*.

Para realizar un análisis en frecuencia (barrido en frecuencia) que permita determinar la función o funciones *wavelets* con buena selectividad, es decir, que separen la energía correspondiente a cada nivel de la mejor forma, es necesaria la siguiente metodología:

1. Seleccionar el conjunto de funciones *wavelets* a utilizar en el análisis en frecuencia.
2. Determinar los rangos de frecuencia correspondientes a cada nivel de descomposición. Los rangos ideales y los rango necesarios para las simulaciones y pruebas.
3. Determinar la cantidad de señales necesarias para hacer un barrido en frecuencia y los niveles de descomposición adecuados para el análisis en frecuencia de las funciones *wavelet*.
4. Calcular la magnitud de la respuesta en frecuencia del filtro de descomposición pasa altas (FDPA) asociado a cada una de las funciones *wavelet* seleccionadas. Esto con el fin de observar a primera vista la selectividad de cada función *wavelet*.
5. Calcular la energía de los coeficientes de detalle de cada nivel de descomposición para cada una de las señales sinusoidales de prueba y graficar en 3D. Después de calcular estas energías, se agrupan y se suman de acuerdo al rango perteneciente a cada nivel. Esto permite cuantificar la energía que es capaz de separar la función *wavelet* utilizada. Por medio de una relación de energías entre la correspondiente al rango deseado y la del rango no deseado, se tiene una estimación de la selectividad en frecuencia de la función para cada nivel de descomposición. Finalmente se promedian todos los niveles, para obtener un sólo valor para cada función.
6. El procedimiento del ítem anterior, se repite para cada una de las funciones *wavelet* seleccionadas para cada familia. El menor valor del promedio de las relaciones de energía de todos los niveles calculados, representa el mayor grado de selectividad en frecuencia de la función.

7. El siguiente criterio para seleccionar la función *wavelet* necesaria para calcular los patrones de perturbaciones de la calidad de la energía, son las muestras de la respuesta al impulso del filtro pasa-altos de descomposición asociado a la función *wavelet*. La menor cantidad de muestras posibles con buena selectividad, hace más rápido es el cálculo del patrón.

Para la selección de la función *Wavelet* o el conjunto de funciones *Wavelets* que permitan realizar una buena diferenciación de las perturbaciones a analizar, se procede a evaluar cada una de ellas en un determinado grupo de familias¹ definido. Las familias *Wavelets* a analizar son: Biorortogonales (Bior), *Coiflets* (Coif), *Symlets* (Sym) y *Daubechies* (Db); estas familias son funciones discretas de duración efectiva finita y poseen un numeroso conjunto de funciones *Wavelets* para desarrollar las pruebas. No se utilizan otras *Wavelets* porque en su mayoría son funciones continuas.

Las características principales del conjunto de *Wavelets* utilizado en la búsqueda de la función *Wavelet* más adecuada para el proceso de identificación son [Daubichies, 92]:

- ✓ Ortogonalidad
- ✓ Biorortogonalidad
- ✓ Soporte compacto
- ✓ Simetría
- ✓ Posibilidad de calcular la transformada *wavelet* discreta

En la Tabla 3 se presenta la cantidad de funciones *Wavelets* para cada una de las 4 familias seleccionadas.

Tabla 3 Cantidades de funciones *Wavelets* utilizadas para el análisis en frecuencia.

	Biorortogonales	Coiflets	Daubechies	Symlets
Cantidad (34)	15	5	7	7
Wavelets Seleccionadas	Bior1.1 a Bior3.9	Coif1 a coif5	Db2 a Db10	Sym2 a Sym10

Fuente: [Vega, 07].

En la Tabla 4 se presentan los rangos ideales de frecuencia para 8 niveles de detalle (niveles de descomposición *wavelet* asociados a filtros pasa-altas). Estos rangos están dados para una señal de 60 [Hz] muestreada a 128 [m/c], por consiguiente se tiene una frecuencia de muestreo de 7 680 [Hz]. También se encuentran los rangos utilizados para las simulaciones y prueba. Estos

¹ A partir de una función *Wavelet* madre pueden ser generadas más funciones *Wavelet*. por ejemplo la *Wavelet* Daubechies (Db) tiene la familia Db1, Db2, Db3...DbN (Cap. 2).

rangos son obtenidos de la división del ancho de banda en F_s/N donde N varía en potencia de dos [Vega, 04].

Tabla 4 Intervalos ideales de frecuencia y de prueba para una frecuencia de muestreo de 7 680 Hz.

<i>Nivel de Descomposición</i>	<i>Intervalo ideal de frecuencia en [Hz] para 128 [m/c]</i>	<i>Intervalo de frecuencia [Hz] Utilizado en la prueba</i>
1	1 920 – 3 840	1 921 – 3 800
2	960 – 1 920	961 – 1 920
3	480 – 960	481 – 960
4	240 – 480	241 – 480
5	120 – 240	121 – 240
6	60 – 120	61 – 120
7	30 – 60	31 – 60
8	15 – 30	15 – 30

Fuente: Elaborada por el autor.

Inicialmente se calcula la magnitud de la respuesta en frecuencia del FDPA asociado a cada función *wavelet* seleccionada, esto permite observar parcialmente la selectividad que tiene cada FDPA permitiendo tener una idea general de cuales pueden ser las posibles funciones que tienen mayor selectividad. Luego se procede a realizar el barrido en frecuencia, para lo cual se generan sintéticamente 800 señales sinusoidales de amplitud unitaria, 100 para cada rango de frecuencia desde 15 hasta 3 800 [Hz] igualmente espaciadas. A partir de las 800 señales seleccionadas, se realiza el análisis en frecuencia para cada una de las funciones *wavelet* de la Tabla 3.

El análisis en frecuencia consiste en calcular la energía de los coeficientes de detalle de cada uno de los 8 niveles de descomposición, utilizando cada una de las 800 señales sinusoidales de prueba. De esta forma se obtiene una matriz con dimensión 8x800 para cada función *wavelet*; ésta puede ser graficada para observar el comportamiento de la energía de los coeficientes de detalle de cada nivel de descomposición en función de la frecuencia de cada señal sinusoidal (se llamará en adelante matriz energía-frecuencia **MEF**). En la Tabla 5 está la representación ideal de la matriz energía-frecuencia para los 8 intervalos de frecuencia y 8 niveles de descomposición. En color rojo está el intervalo de las frecuencias que idealmente pertenecen al nivel de descomposición seleccionado. En color blanco están los intervalos de frecuencia que no pertenecen a dicho nivel.

Tabla 5 Representación ideal de la matriz energía-frecuencia (dimensión 8x800) en función de los 8 intervalos de frecuencia y 8 niveles de descomposición.

Niveles	Interv 1	Interv 2	Interv 3	Interv 4	Interv 5	Interv 6	Interv 7	Interv 8
1								
2								
3								
4								
5								
6								
7								
8								

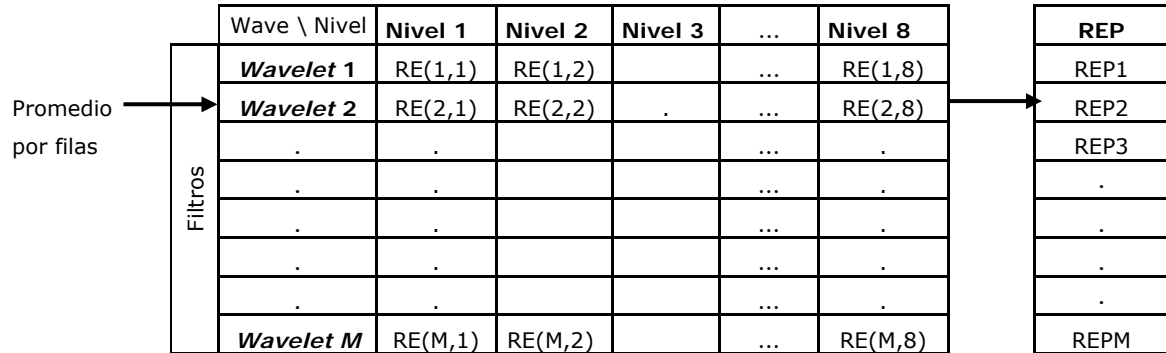
Fuente:[Vega, 07].

Después de calculada la matriz energía-frecuencia, suman todas las energías pertenecientes a cada uno de los 8 intervalos en cada nivel de descomposición, con lo cual se tiene una matriz de 8x8. A partir de esta matriz se calcula para cada nivel de descomposición, la relación (relación de energía **RE**) entre la energía del intervalo ideal de frecuencia perteneciente al nivel de descomposición respectivo ($EnNivel$) y la suma de la energía de los intervalos restantes ($EnCero$), donde idealmente la energía debe ser cero, por medio de la expresión $RE = EnCero/EnNivel$. De esta operación se tiene un vector de 8 posiciones para cada función *wavelet*. Por ejemplo para el nivel de descomposición 1, se calcula la suma de las energías del intervalo 8 (100 energías pertenecientes a las frecuencias entre 1 921 y 3 800 Hz) y las energías de los restantes intervalos del 1 al 7.

La relación RE que idealmente debe ser cero, representa una estimación de la selectividad en frecuencia del filtro pasa-altas asociado a la función *wavelet*, para cada nivel de descomposición. Debido a que es necesario tener una función *wavelet* con buena selectividad en frecuencia para todos los niveles, es necesario promediar el valor de RE de todos los niveles para obtener un sólo valor para cada función *wavelet*. La relación de energías promedio (REP) sigue siendo un indicador de la selectividad en frecuencia de la función *wavelet*, entre más cercano a cero sea el valor REP, mayor será la selectividad en frecuencia de dicha función.

En la Figura 17 se hace una representación de una matriz de relación de energías acompañada (MRE) a la derecha del vector de relaciones de energías promedio (VREP) para M funciones *wavelet*.

Figura 17 Representación de la matriz de Relación de Energías y del vector de relaciones de energía promedio para M funciones *wavelet*.



Fuente: Elaborada por el autor.

Dependiendo de la familia de funciones *wavelet*, se presenta una tabla con la MRE acompañada del respectivo VREP, con el cual se ordenan las la funciones *wavelets* de menor a mayor valor de REP. Seguida a esta tabla se muestran las gráficas de las matrices energía-frecuencia para la función *wavelet* con menor y mayor selectividad respectivamente según el criterio de selección señalado anteriormente. Cabe anotar que como ejercicio se analiza hasta el nivel 8 de descomposición, pero para el análisis en particular del problema de las perturbaciones de energía eléctrica, es suficiente hasta el nivel 7 debido a que en el nivel 8 la información no tiene relevancia en esta investigación (información por debajo de los 30 Hz). Por lo tanto, para calcular el promedio de la Relación de energía sólo se tiene en cuenta hasta el nivel 7.

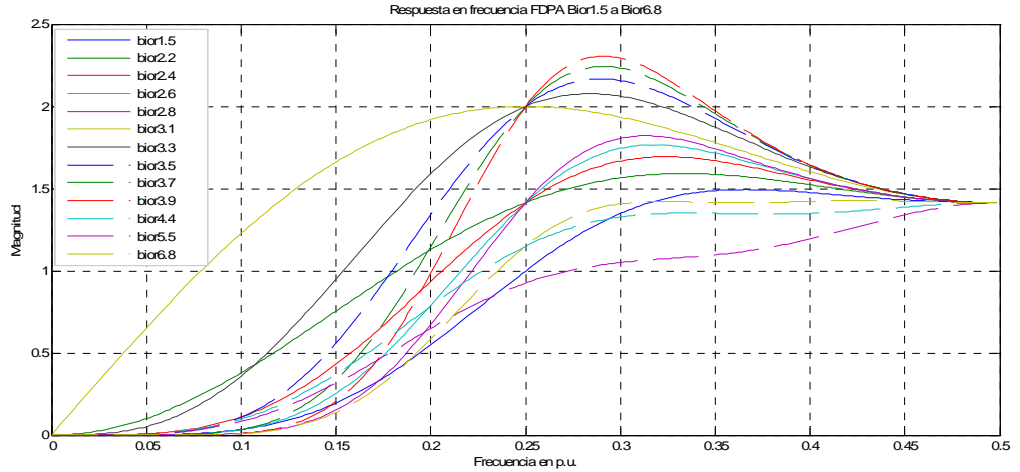
3.3.1. Familia de funciones *wavelet* Biortogonales

De la función *wavelet* Biortogonal madre se derivan 15 *wavelet* hijas y estas son:

Bior 1.1 bior 1.3 bior 1.5 bior 2.2 bior 2.4 bior 2.6
 bior 2.8 bior 3.1 bior 3.3 bior 3.5 bior 3.7 bior 3.9
 bior 4.4 bior 5.5 y bior 6.8.

De estas 15 funciones *wavelet* biortogonales se descartó la función bior 1.1 y la bior1.3 por presentar una banda de transición muy amplia. En la Figura 18 se muestra la magnitud de la respuesta en frecuencia de cada uno de los FDPA asociados a las funciones *wavelet* biortogonales de la bior1.5 hasta la bior6.8.

Figura 18 Magnitud de la respuesta en frecuencia de los FDPA asociados a las funciones *wavelet* de la Bior1.3 hasta Bior6.8.



Fuente: Elaborada por el autor.

Puede notarse en la Figura 18 que a medida que aumenta el número de la función *wavelet* bior, la pendiente tiende a ser mayor, excepto para la función bior3.1.

En la Tabla 6 se encuentran los resultados del análisis en frecuencia. Se presenta la matriz de Relación de Energías, el vector de relaciones de energía promedio y la duración de la respuesta al impulso (Duración efectiva - D.E.) de cada FDPA para la familia de *wavelets* Biortogonal.

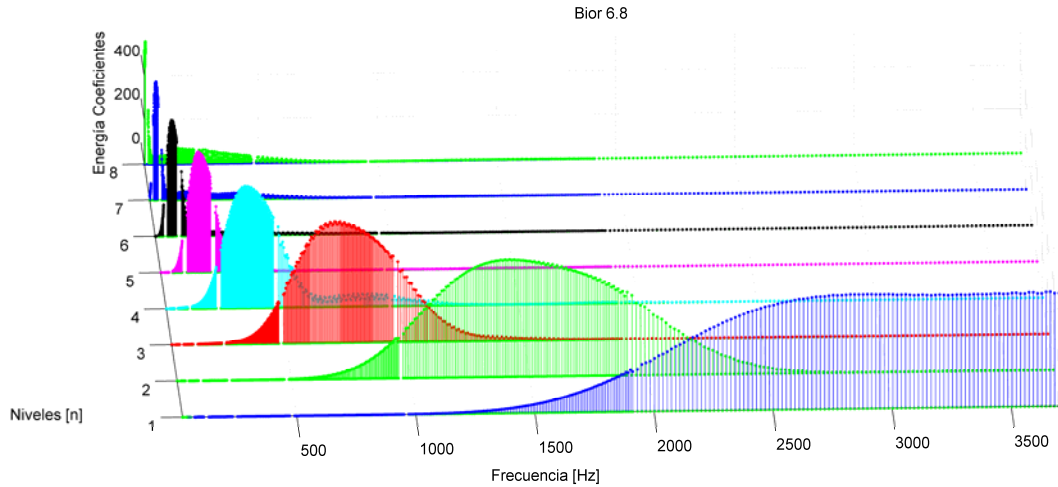
Tabla 6 Matriz de Relación de Energías, vector de relaciones de energía promedio y Duración efectiva de la respuesta al impulso para la familia de *wavelets* Biortogonal.

Bior	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4	Nivel 5	Nivel 6	Nivel 7	VREP	D.E.
6.8	0,114	0,2443	0,2699	0,3456	0,2575	0,3184	0,3909	0,2772	11
3.7	0,0686	0,2483	0,342	0,3941	0,3217	0,3665	0,4175	0,3084	4
3.9	0,0686	0,2149	0,2815	0,4987	0,3509	0,3554	0,4512	0,3173	4
5.5	0,1231	0,3301	0,365	0,333	0,3516	0,3745	0,3863	0,3234	11
2.8	0,1726	0,2765	0,3043	0,4201	0,2973	0,3759	0,4717	0,3312	3
2.6	0,1726	0,3107	0,3356	0,3251	0,3718	0,4247	0,4408	0,3402	3
4.4	0,1336	0,3303	0,3577	0,3425	0,3783	0,436	0,4305	0,3441	7
2.4	0,1726	0,3601	0,3878	0,3816	0,4403	0,5164	0,5297	0,3984	3
3.5	0,0686	0,2942	0,3889	0,4525	0,4115	0,4649	0,7087	0,3985	4
2.2	0,1728	0,4558	0,5079	0,5763	0,6082	0,6229	0,6593	0,5147	3
3.3	0,0687	0,3779	0,5284	0,6154	0,6526	0,8359	0,8068	0,5551	4
1.5	0,5378	0,7676	0,7043	0,6703	0,669	0,6738	0,526	0,6498	2
3.1	0,0688	0,5378	1,0192	1,7424	2,6833	4,1405	7,4001	2,5132	4

Fuente: Elaborada por el autor.

En la Tabla 6 se resalta en color rojo y negrilla la función *wavelet* con la menor REP (Bior6.8), es decir, aquella con mejor selectividad. En color gris se muestra la función *wavelet* con la mayor REP (Bior3.1). En la Figura 19 y Figura 20 se presentan las gráficas de la MEF para cada una de estas dos funciones, respectivamente.

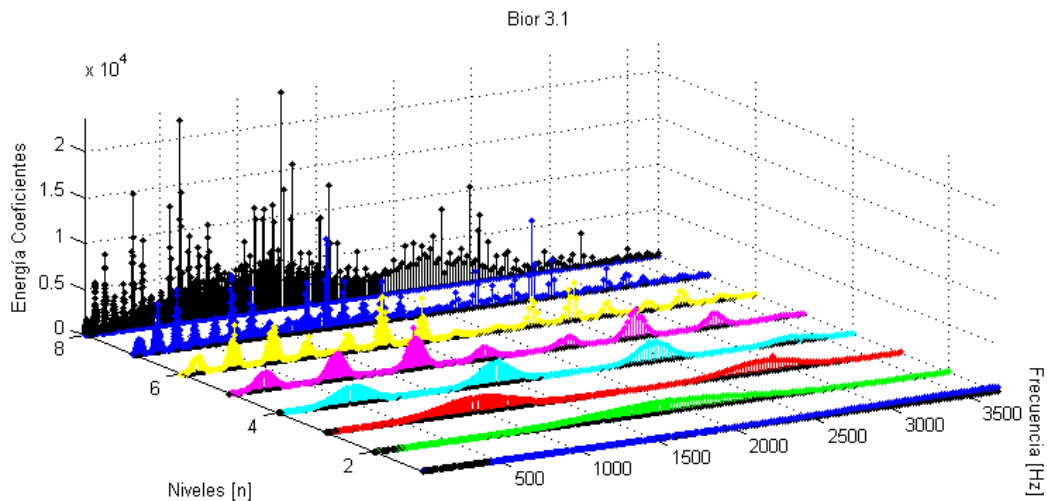
Figura 19 Matriz Energía-frecuencia para la función *wavelet* bior6.8.



Fuente: Elaborada por el autor.

En la Figura 19 es posible observar que en cada nivel de descomposición, las energías correspondientes al intervalo de frecuencia ideal se diferencian con facilidad (bior 6.8). Caso contrario ocurre en la Figura 20 donde las energías correspondientes a diferentes intervalos de frecuencias se encuentran esparcidas en todo el nivel de descomposición.

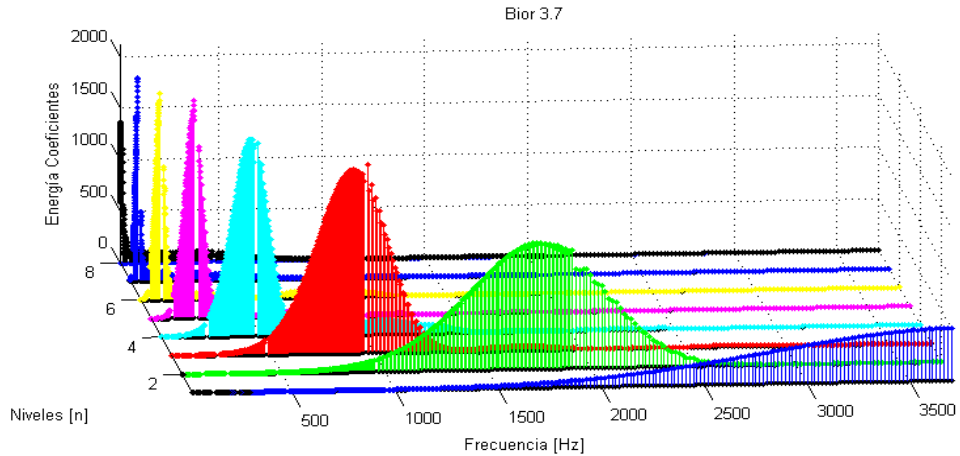
Figura 20 Matriz Energía-frecuencia para la función *wavelet* bior3.1.



Fuente: Elaborada por el autor.

De la Tabla 6, las dos funciones *wavelet* con mejor selectividad en frecuencia son la Bior6.8 y la Bior3.7, esta última con respuesta al impulso de menor duración (4 muestras y la otra con 11). En la Figura 21 se presenta gráfica de la MEF de la función Bior3.7.

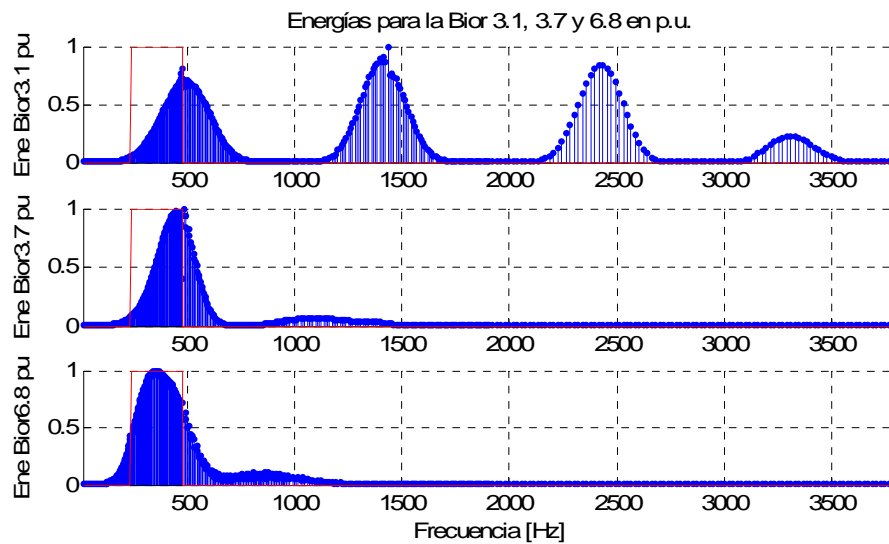
Figura 21 Matriz Energía-frecuencia para la función *wavelet* bior3.7.



Fuente: Elaborada por el autor.

En la Figura 22 se hace una comparación entre las funciones *wavelet* Bior3.1, Bior3.7 y Bior6.8 a partir del análisis en frecuencia para el nivel de descomposición 4 (Se pudo haber utilizado otro nivel de descomposición, pero se seleccionó éste por estar en mitad). La línea continua (rojo) muestra el filtro ideal para el nivel de descomposición 4. Las energías se encuentran normalizadas respecto al valor máximo para cada función.

Figura 22 Comparación entre las energías en por unidad del valor máximo para las funciones *wavelet* Bior 3.1, 3.7 y 6.8 para el análisis en frecuencia del nivel 4.



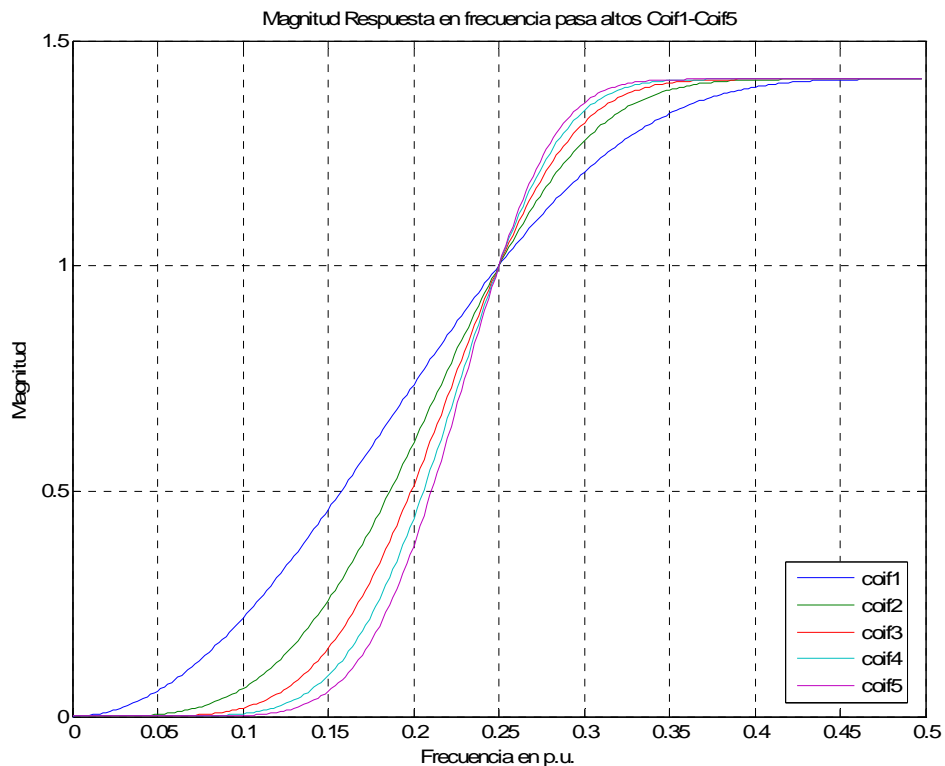
Fuente: Elaborada por el autor.

Es posible observar en la Figura 22 que la función *wavelet* Bior 6.8 tiene mayor selectividad en frecuencia respecto a la Bior 3.1 debido a que esta última tiene componentes de energía de gran amplitud en intervalos de frecuencia no deseados (para el nivel 4 se ha considerado el intervalo ideal de frecuencias entre 250 y 470 Hz). Por otro lado la función *wavelet* Bior 3.7 atenúa bien los rangos de frecuencia que están en la banda de rechazo, no obstante la función *wavelet* Bior6.8 se ajusta mejor al rango ideal de frecuencias que se ha considerado.

3.3.2. Familia de funciones *wavelet* Coiflet

La magnitud de la respuesta en frecuencia de los cinco (5) FDPA asociados a la función *wavelet* Coif (Coif1 a Coif5) se presentan en la Figura 23. Se puede observar que a medida que aumenta el orden del filtro, también mejora la selectividad del mismo.

Figura 23 Magnitud de la respuesta en frecuencia de los FDPA asociados a las funciones *wavelet* de la Coif1 hasta Coif5



Fuente: Elaborada por el autor.

De la Figura 23 se puede notar que el FDPA dado por la función *wavelet* coif5, tiene buena selectividad comparado con el resto pertenecientes a la misma familia. Sin embargo, la longitud de la respuesta al impulso (30) de este FDPA,

es mayor que cualquiera de las longitudes de los FDPA asociados a la familia Biortogonal.

En la Tabla 7 se presenta el resultado del análisis en frecuencia para las 5 funciones *wavelets* pertenecientes a esta familia.

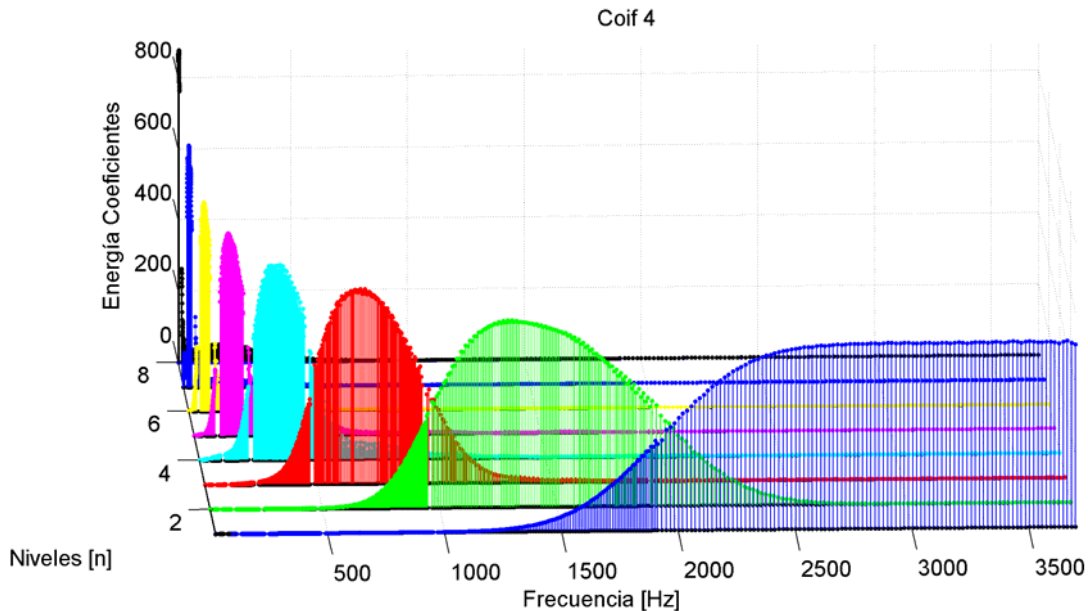
Tabla 7 Matriz de Relación de Energías, vector de relaciones de energía promedio y Duración efectiva de la respuesta al impulso para la familia de *wavelets* Coiflet.

Coif	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4	Nivel 5	Nivel 6	Nivel 7	REP	D.E.
4	0,133	0,2419	0,2634	0,3376	0,3269	0,2851	0,3153	0,2719	24
5	0,118	0,2119	0,2405	0,3414	0,5019	0,2682	0,2697	0,2788	30
3	0,1559	0,2868	0,3181	0,3659	0,2948	0,3657	0,4068	0,3134	18
2	0,1965	0,371	0,3785	0,3835	0,4034	0,4536	0,4514	0,3768	12
1	0,3063	0,5891	0,6017	0,6329	0,6393	0,6492	0,6649	0,5833	6

Fuente: Elaborada por el autor.

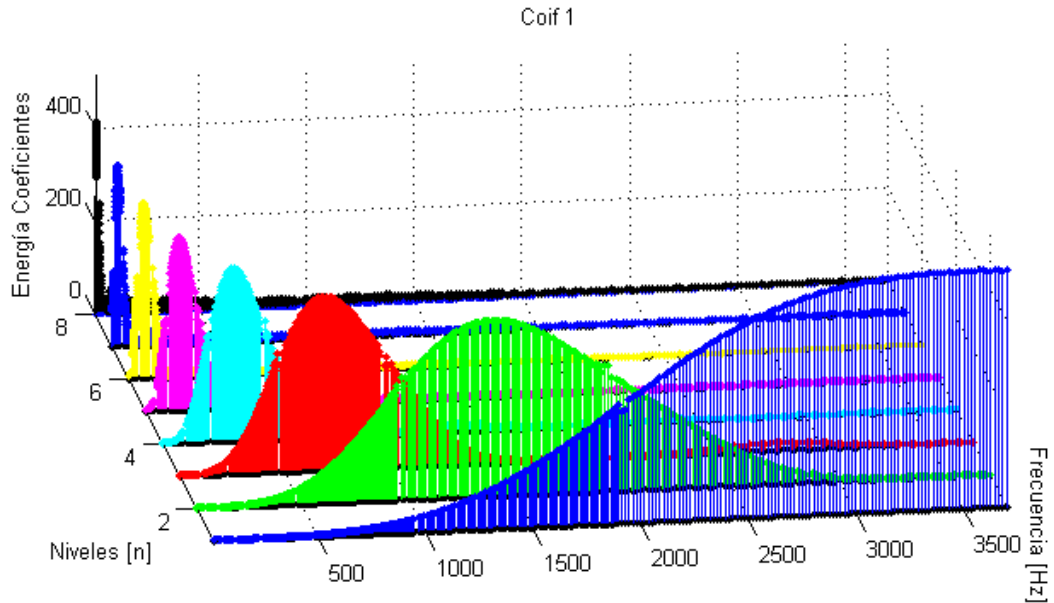
De la Tabla 7 se tiene que la función *wavelet* con mejor selectividad de frecuencia es Coif 4, la cual tiene asociados filtros con respuesta al impulso de 24 muestras. En la Figura 24 y Figura 25 se presentan las gráficas de la MEF para cada una de estas dos funciones, respectivamente.

Figura 24 Matriz Energía-frecuencia para la función *wavelet* Coif 4.



Fuente: Elaborada por el autor.

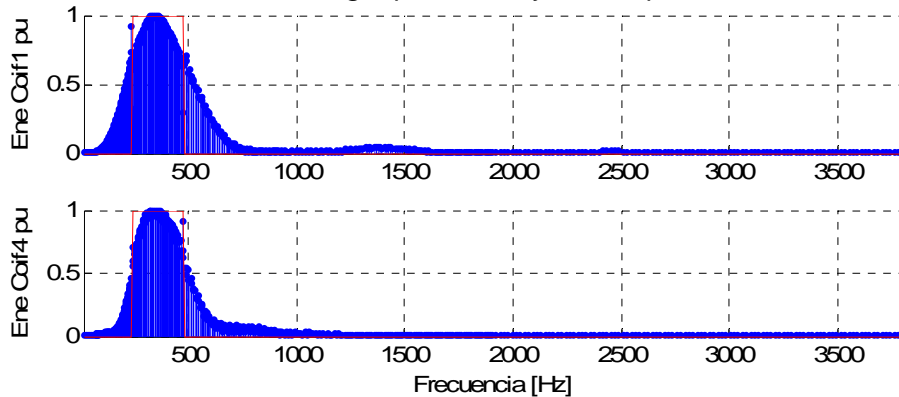
Figura 25 Matriz Energía-frecuencia para la función *wavelet* Coif 1.



Fuente: Elaborada por el autor.

En la Figura 26 se hace una comparación entre las funciones *wavelet* Coif1 y Coif4 a partir del análisis en frecuencia para el nivel de descomposición 4.

Figura 26 Comparación entre las energías en por unidad del valor máximo para las funciones *wavelet* Coif 4 y Coif 1 para el análisis en frecuencia del nivel 4.
Energías para la Coif 1 y Coif 4 en p.u.



Fuente: Elaborada por el autor.

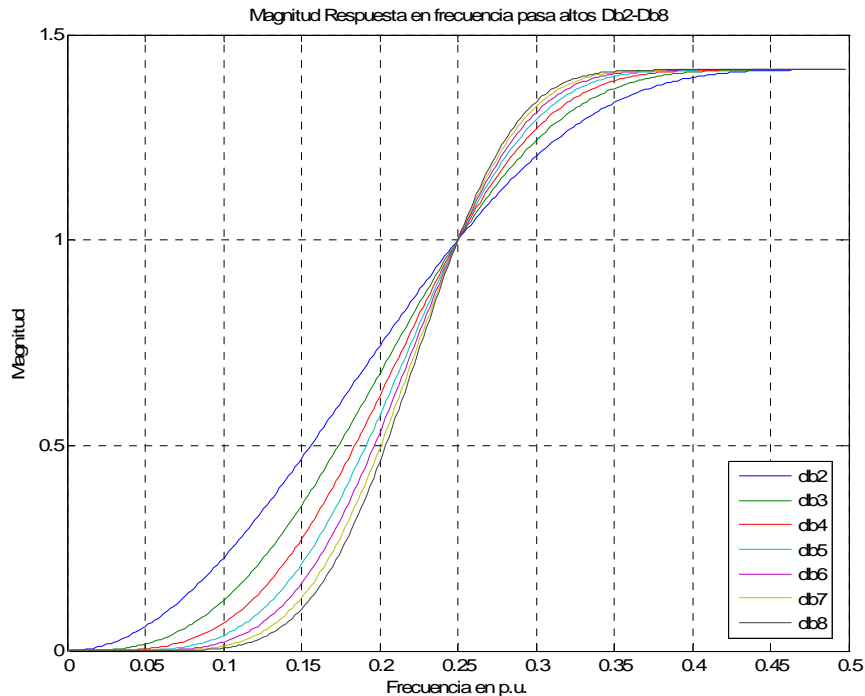
De la Figura 26 se tiene que la función *wavelet* Coif4 tiene mayor selectividad en frecuencia ya que concentra mejor la energía en el intervalo ideal de frecuencia y atenúa mejor en la banda de rechazo que la función *wavelet* Coif1.

3.3.3. Familia de funciones *wavelet* Daubechies

La longitud de la respuesta al impulso de los FDPA asociados a esta familia a diferencia de los correspondientes a otras familias *wavelets*, se definen a partir de una ecuación matemática. Esta función es desarrollada en [Daubichies, 92] y la longitud de la respuesta a impulso del FDPA ($2*N$) se relaciona con el grado N de la función *wavelet* (DbN). Por ejemplo, la función Daubechies 4 (Db4) tiene 8 coeficientes.

En la Figura 27 se presenta la magnitud de la respuesta en frecuencia de los FDPA asociados a la función *wavelet daubechies* desde Db2 hasta Db8. En la misma figura se muestra cómo a medida que se aumenta el orden la *wavelet*, la pendiente mejora notablemente.

Figura 27 Magnitud de la respuesta en frecuencia de los FDPA asociados a las funciones *wavelet* de la Db2 hasta Db8



Fuente: Elaborada por el autor.

La Figura 27 las respuestas en frecuencia de los FDPA asociados a las funciones *wavelet daubechies* muestran un comportamiento similar al presentado en la familia de funciones *wavelet Coiflet* (Figura 23).

En la Tabla 8 se presenta el resultado del análisis en frecuencia para las 9 primeras *wavelets* pertenecientes a esta familia considerando una longitud máxima de respuesta al impulso de 20 muestras, para los filtros asociados a estas funciones.

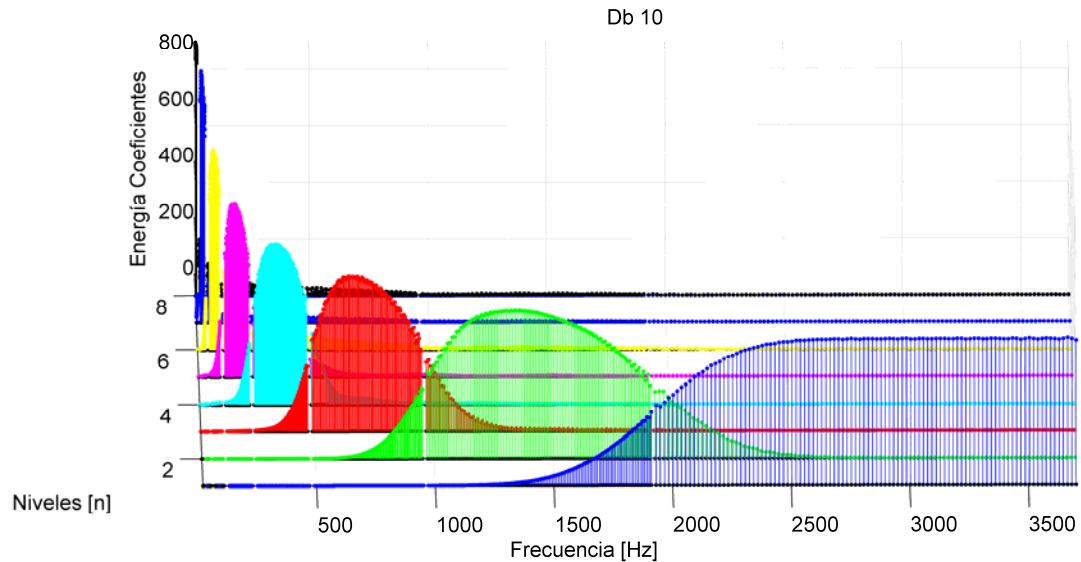
Tabla 8 Matriz de Relación de Energías, vector de relaciones de energía promedio y Duración efectiva de la respuesta al impulso para la familia de *wavelets* Daubechies (Db2 a Db10).

Db	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4	Nivel 5	Nivel 6	Nivel 7	REP	D.E.
10	0,1225	0,2125	0,2261	0,2565	0,3295	0,3238	0,2087	0,2399	20
8	0,1449	0,2594	0,2702	0,3099	0,2695	0,2682	0,3216	0,2634	16
9	0,1344	0,2277	0,2465	0,3142	0,2811	0,3687	0,2107	0,2548	18
7	0,1534	0,2735	0,2763	0,3531	0,2853	0,3033	0,3208	0,2808	14
6	0,1612	0,2856	0,2901	0,329	0,3376	0,2823	0,3113	0,2853	12
5	0,1735	0,3304	0,3551	0,3489	0,3308	0,3106	0,3704	0,3171	10
4	0,1965	0,3771	0,3745	0,3672	0,3949	0,457	0,5323	0,3856	8
3	0,238	0,4435	0,4589	0,472	0,4966	0,5145	0,5359	0,4513	6
2	0,3161	0,6095	0,6079	0,5876	0,5726	0,553	0,4944	0,5344	4

Fuente: Elaborada por el autor.

De la Tabla 8 se tiene que la función Db 10 tiene mejor selectividad en frecuencia, esto es de esperarse pues la tendencia de los filtros asociados a esta familia es la de mejorar su selectividad a medida que aumenta el orden de la función. En la Figura 28 y Figura 29 se presenta el análisis en frecuencia para la función Db10 y Db2, respectivamente.

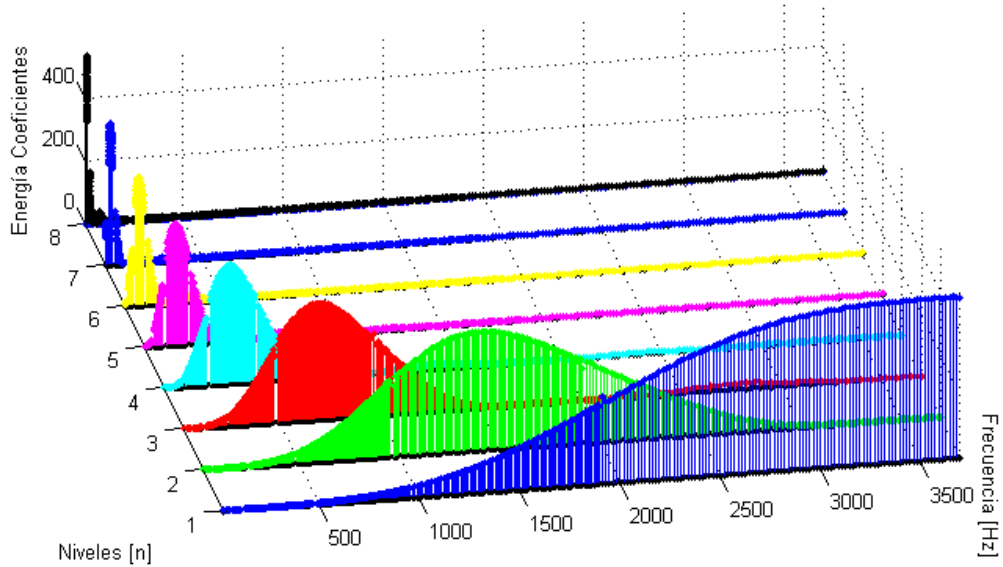
Figura 28 Matriz Energía-frecuencia para la función *wavelet* Db 10.



Fuente: Elaborada por el autor.

Figura 29 Matriz Energía-frecuencia para la función *wavelet* Db 2.

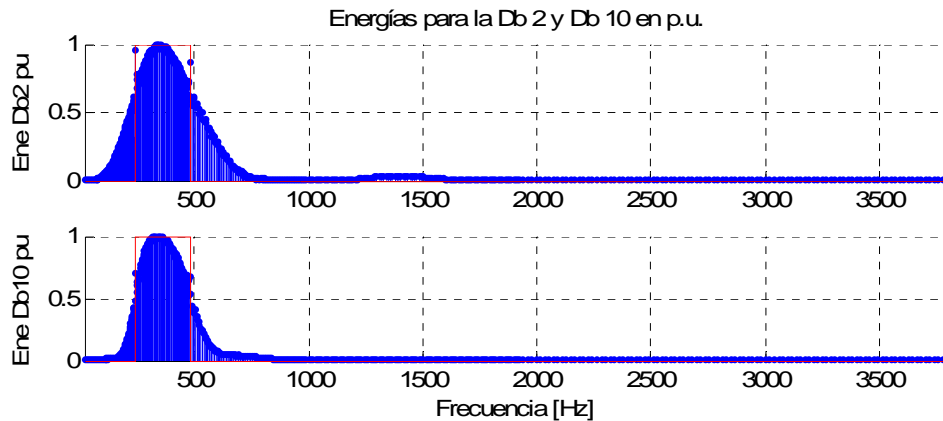
Db 2



Fuente: Elaborada por el autor.

En la Figura 30 se hace una comparación entre las funciones *wavelet* Db2 y Db10 a partir del análisis en frecuencia para el nivel de descomposición 4.

Figura 30 Comparación entre las energías en por unidad del valor máximo para las funciones *wavelet* Db2 y Db10 para el análisis en frecuencia del nivel 4.



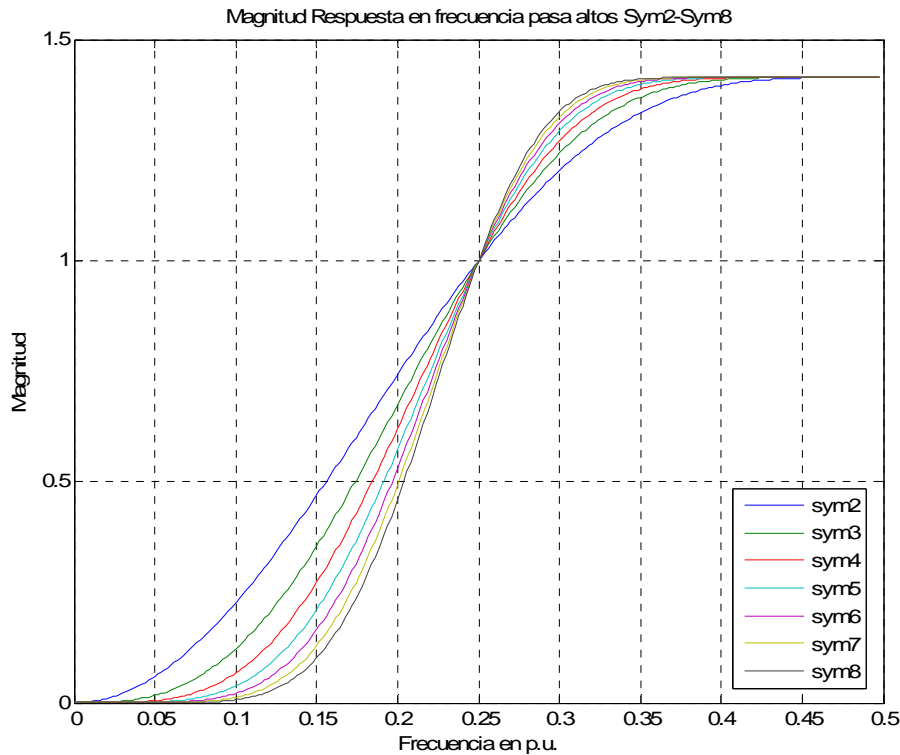
Fuente: Elaborada por el autor.

3.3.4. Familia de filtros *wavelet* Symlet

Los FDPA de las funciones *wavelets* *Symlet* tienen características muy parecidas a las de los filtros de las *Daubechies*. Su estructura es similar pues se generan de la misma forma, por medio de una ecuación matemática desarrollada también por [Daubechies, 92]. El número de coeficientes también guarda la misma relación de las *daubechies*. En la Figura 31 se muestra la

magnitud de la respuesta en frecuencia de los filtros pasa-altos *Symlet* desde sym2 hasta sym8.

Figura 31 Magnitud de la respuesta en frecuencia de los FDPA asociados a las funciones *wavelet* de la Sym2 hasta Sym8



Fuente: Elaborada por el autor.

En la Tabla 9 se presenta el análisis en frecuencia para las 9 primeras funciones de esta familia.

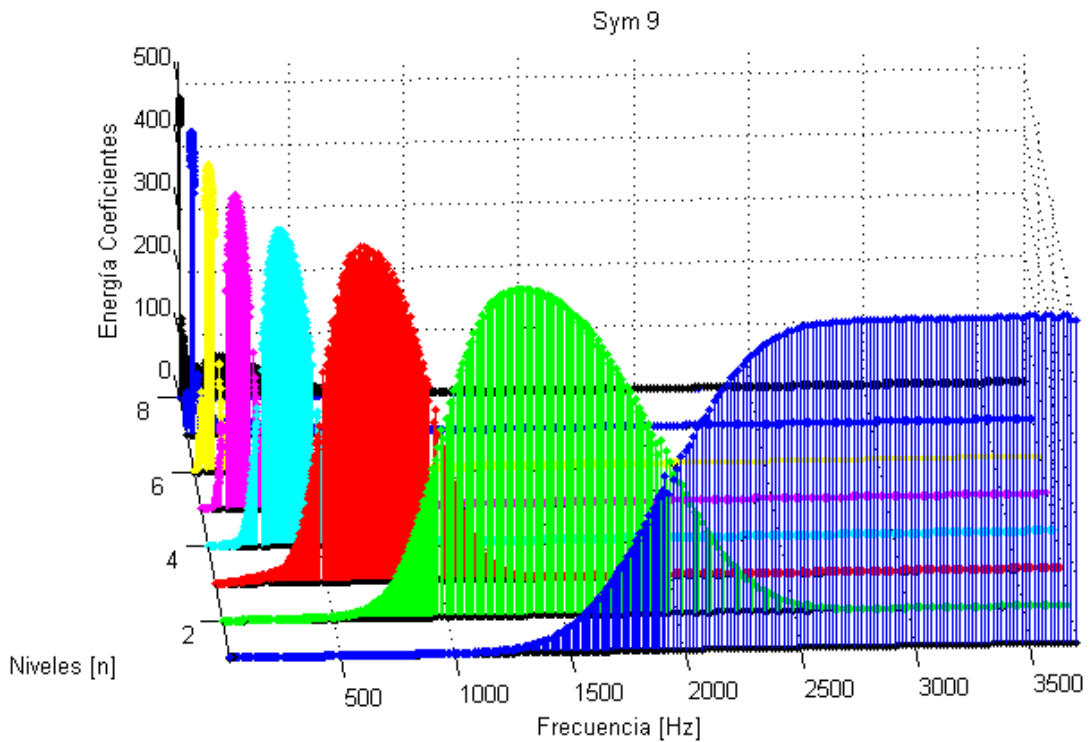
Tabla 9 Matriz de Relación de Energías, vector de relaciones de energía promedio y Duración efectiva de la respuesta al impulso para la familia de *wavelets* Symlet (Sym2 a Sym10).

Sym	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	Nivel 4	Nivel 5	Nivel 6	Nivel 7	REP	D.E.
9	0,137	0,2505	0,2757	0,2459	0,2307	0,2391	0,2714	0,2358	18
10	0,1263	0,2265	0,2463	0,3333	0,256	0,3097	0,3663	0,2663	20
8	0,1416	0,2515	0,2759	0,306	0,3025	0,311	0,3639	0,2789	16
7	0,1466	0,2616	0,2979	0,2737	0,2804	0,3197	0,3883	0,2812	14
5	0,1855	0,3487	0,3319	0,318	0,3061	0,3297	0,2979	0,3025	10
6	0,1648	0,3047	0,3171	0,3095	0,3454	0,3813	0,4353	0,3226	12
4	0,2059	0,379	0,3859	0,4058	0,4244	0,4616	0,5323	0,3993	8
3	0,238	0,4435	0,4589	0,472	0,4966	0,5145	0,5359	0,4513	6
2	0,3161	0,6095	0,6079	0,5876	0,5726	0,553	0,4944	0,5344	4

Fuente: Elaborada por el autor.

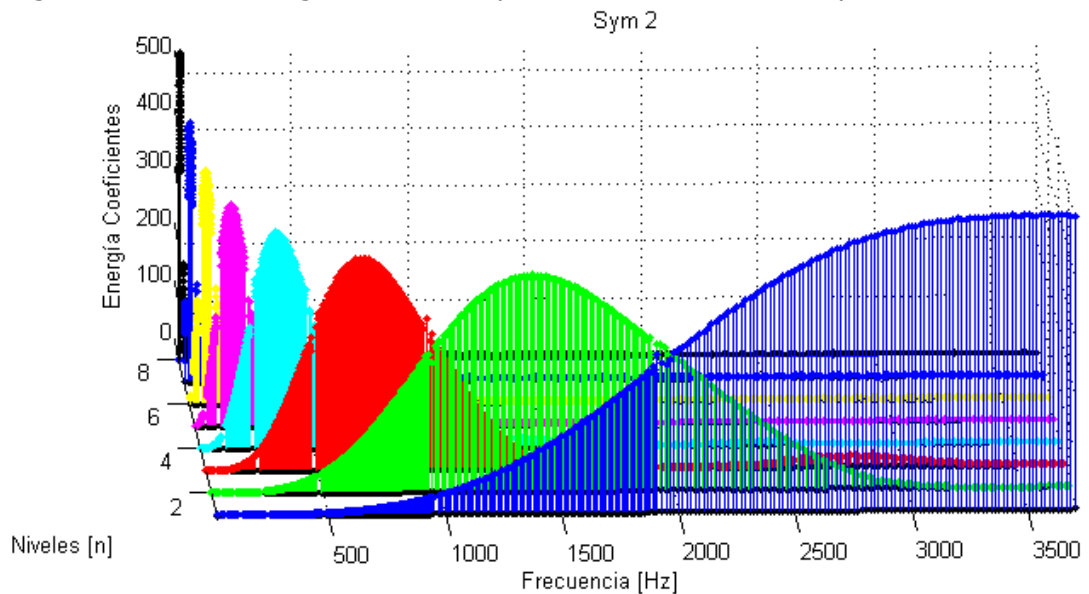
En la Figura 32 se presenta el análisis en frecuencia (MEF) de la función Sym9 para cada nivel de descomposición y en la Figura 33 el respectivo análisis en frecuencia para la función Sym 2.

Figura 32 Matriz Energía-frecuencia para la función *wavelet* Sym 9.



Fuente: Elaborada por el autor.

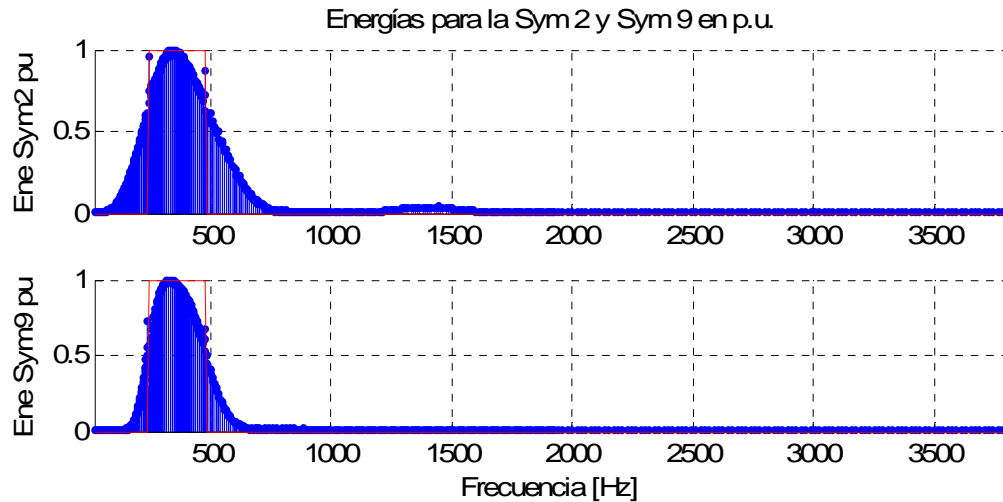
Figura 33 Matriz Energía-frecuencia para la función *wavelet* Sym 2.



Fuente: Elaborada por el autor.

En la Figura 34 se hace una comparación entre las funciones *wavelet* Sym2 y Sym9 a partir del análisis en frecuencia para el nivel de descomposición 4.

Figura 34 Comparación entre las energías en por unidad del valor máximo para las funciones *wavelet* Sym2 y Sym9 para el análisis en frecuencia del nivel 4.



Fuente: Elaborada por el autor.

En la Figura 34 se observa que la función Sym9 tiene mejor selectividad en frecuencia que la función Sym2, porque la energía se concentra mucho más en el rango de frecuencia ideal y no tiende a esparcirse en otras frecuencias.

Para seleccionar la función *wavelet* adecuada se considerará también la cantidad de muestras de la respuesta al impulso de los filtros de descomposición. La *wavelet* seleccionada se espera que tenga el menor promedio de relación de energía y menor número posible de coeficientes.

En Tabla 10 se presentan las funciones *wavelet* con mejor selectividad en frecuencia (dada por la REP de menor a mayor) y agrupadas según el número de coeficientes de la respuesta al impulso del filtro pasa-altas asociado a cada la función. En rojo se representa la función *wavelet* con mejor selectividad para cada grupo.

Tabla 10 Funciones *wavelet* con mejor selectividad en frecuencia, agrupadas según el número de coeficientes de la respuesta al impulso del filtro asociado a la función.

Wavelet	Bior3.7	Coif1	Db3	Sym3	Bior6.8	Coif2	Db6	Sym6	Sym9	Db9	Coif3
REP	0,308	0,583	0,451	0,451	0,277	0,377	0,285	0,323	0,236	0,255	0,313
D.E.	4	6	6	6	11	12	12	12	18	18	18

Fuente: Elaborada por el autor.

De la Tabla 10 es posible seleccionar una función *wavelet* que se adapte a las necesidades requeridas, por ejemplo, si es indispensable que la duración de la respuesta al impulso sea lo más corta posible (aplicaciones en tiempo real), es aconsejable utilizar la función Bior3.7. Si por el contrario lo que se requiere es una excesiva selectividad sin importar el número de muestras de la respuesta al impulso, es posible utilizar una función *Daubechies* o *Symlet* de orden muy superior (orden 80 por ejemplo).

A continuación en el Capítulo 4 se plantean las estrategias de identificación a partir del valor eficaz y la transformada *wavelet* para determinar los patrones que permitan caracterizar las perturbaciones de la calidad de la energía.

3.4. CONSIDERACIONES FINALES

Se ha presentado en este capítulo el estado del arte en la identificación de perturbaciones que afectan la calidad de la energía eléctrica, acompañado del un análisis en frecuencia y de magnitud de 5 perturbaciones típicas utilizando herramientas como la transformada de *Fourier*, el valor eficaz y algunos parámetros estadísticos. Este análisis permitió el desarrollo una la metodología que permite encontrar fuertes diferencias entre las perturbaciones.

El análisis previo desarrollado utiliza: el cálculo de la transformada de *Fourier*, para estudiar las componentes de frecuencia de cada perturbación; el valor RMS, para realizar seguimiento a los cambios de magnitud de las formas de onda y los parámetros estadísticos para resaltar características que puedan permitir alguna diferenciación entre las perturbaciones.

Debido a que cada perturbación tiene información en determinados niveles de energía o rangos de frecuencia, es posible diferenciar un evento de otro utilizando como herramienta el cálculo de la energía de los coeficientes *wavelet* por nivel de descomposición. Adicional a esto el cálculo del valor RMS o valor eficaz, es de gran ayuda para diferenciar perturbaciones que presentan significativos cambios de amplitud. A partir de estas dos propuestas que combinan la identificación de señales con el contenido espectral y con los cambios de amplitud, en el Capítulo 4 se plantean 3 tipos de patrones para identificación de perturbaciones que afectan la calidad de la energía eléctrica.

Se planteó una estrategia para seleccionar una función *wavelet* adecuada para identificación de patrones, es decir, la posibilidad seleccionar un filtro pasaltas asociado a una función *wavelet* capaz de identificar de manera adecuada las características de cada perturbación. Para esto se planteó un análisis en frecuencia (barrido en frecuencia) utilizando señales sinusoidales generadas sintéticamente para calcular la energía de los coeficientes de detalle para 8 niveles de descomposición (utilizando el conjunto de funciones *wavelet* de la

Tabla 3), a partir de estas energías se calcula una relación que permite seleccionar de manera adecuada las funciones *wavelet* con mejor selectividad.

La metodología utilizada para la selección de una función *wavelet* con adecuada selectividad en frecuencia, es una propuesta razonable que puede ser considerada en trabajos que deseen utilizar este tipo de herramienta para el procesamiento de datos.

En esta capítulo se encontraron varios tipos de funciones *wavelet* con FDPA con buena selectividad en frecuencia según el criterio propuesto. En el estado del arte es muy utilizada la función *wavelet* Daubechies4 para el tratamiento de señales eléctricas, biológicas, etc. Los resultados de la Tabla 10 son un punto de inicio para considerar otras funciones *wavelet* diferentes a las que comúnmente son empleadas en la identificación de señales.

4. IDENTIFICACIÓN DE PERTURBACIONES: OBTENCIÓN DE PATRONES

En esta sección se presentan los 3 tipos de patrones implementados en este trabajo. Estos descriptores permiten la identificación de perturbaciones y se obtienen, a partir de la energía de los coeficientes de detalle de la transformada *Wavelet* discreta y el valor eficaz (valor RMS), utilizando por supuesto la función *wavelet* con mejor selectividad según los criterios expuestos en el Capítulo 3. El análisis de las figuras se hará para la función *wavelet* Bior3.7, debido a la gran cantidad de gráficas resultantes si se toman también las funciones Bior6.8 y Sym9.

4.1. OBTENCIÓN DE PATRONES A PARTIR DEL VALOR EFICAZ Y LA TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA

La transformada *Wavelet* ha sido muy utilizada para la identificación de perturbaciones en trabajos como [Gaouda, 99],[Gaouda, 02][Gaouda, 02] [Resende, 01], [Vega, 04]. Los resultados obtenidos en estos trabajos son buenos pero se ha contemplado en este trabajo de grado la posibilidad de mejorarlos. Es así como se analizaron otras alternativas que combinan el cálculo de valor eficaz y la transformada *Wavelet*.

En esta estrategia de identificación, se obtuvieron 3 grupos o tipos de patrones. El primero calcula la diferencia de las energías de los coeficientes de detalle de 7 niveles de descomposición *Wavelet* de la señal de pre-evento y la señal perturbada. La segunda propuesta calcula la energía de los coeficientes de detalle de 6 niveles de descomposición sólo de la señal perturbada y adicional a esto se considera el valor máximo y mínimo del cálculo del valor eficaz de la perturbación analizada. Por último, la opción tres calcula la energía de los coeficientes de detalle de la señal diferencia, es decir, de la diferencia entre la señal pre-evento y la señal perturbada, y considera al igual que en la anterior propuesta, el valor máximo y mínimo del cálculo del valor RMS de la señal perturbada.

Para entender el principio de funcionamiento de cada una de las tres alternativas de identificación, se presenta en la Figura 35 el diagrama de bloques del esquema de identificación para obtener 3 tipos de patrones. Por ejemplo, para la obtención del Patrón 1, es necesario primero extraer la señal pre-evento (*sb*) a partir de la señal perturbada (*sp*) (señal de entrada del sistema), luego se calculan los coeficientes de detalle de transformada *Wavelet* para 7 niveles de descomposición. A estos coeficientes se les calcula la energía tanto para la señal *sb* como para la señal *sp* para cada nivel de

descomposición. Seguido se calcula la diferencia entre estos dos vectores de energía y se obtiene el Patrón 1.

El patrón 2 se forma a partir de la energía de los coeficientes de detalle de la transformada *Wavelet* para 6 niveles de descomposición para la señal perturbada (*sp*) y se adicionan dos términos que son:

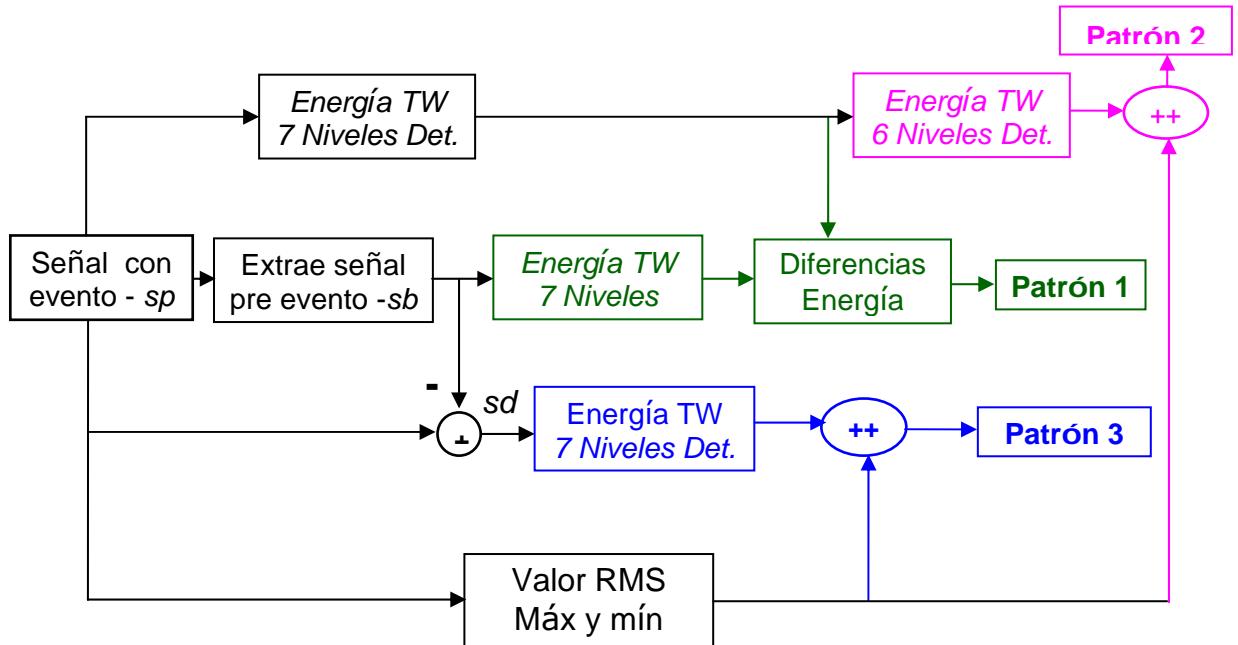
1. La diferencia entre el valor RMS máximo obtenido de la perturbación y el valor RMS promedio del pre-evento (RMS máx).
2. La diferencia entre el valor RMS mínimo obtenido de la perturbación y el valor RMS promedio del pre-evento (RMS mín).

Estos dos términos son multiplicados por el valor máximo del vector de energías resultante de los 6 niveles de descomposición. La anterior ponderación se basa en la observación de los valores obtenidos en el vector de energías de detalle resultante y los obtenidos a partir de valor RMS. Debido a que el vector de energías obtenido para cada perturbación varía significativamente en magnitud, es necesario que los valores RMS máx y RMS mín, no presenten magnitudes demasiado grandes que opaquen al vector de energías de detalle ni tampoco magnitudes tan pequeñas que los hagan insignificantes ante el vector de energías de detalle.

En el cálculo del Patrón 3 se requiere por su parte hacer la diferencia entre la señal *sp* y la señal *sb*, a esa señal diferencia *sd* calcularle la energía de los coeficientes de detalle de 7 niveles de descomposición y luego adherir los términos RMS máx y RMS mín al vector anterior.

En la Figura 35, el símbolo \oplus significa suma vectorial y $\oplus\oplus$ significa que se añaden datos a otro vector, es decir, que ocurre la concatenación entre dos vectores para formar un nuevo vector de mayor tamaño.

Figura 35 Diagrama de bloques del esquema de identificación para obtener 3 tipos de patrones.



Fuente: Elaborada por el autor.

4.1.1. Diferencias de energía de coeficientes *Wavelet* - Patrón 1

En esta primera propuesta se utiliza el concepto de las diferencias de energía por nivel, de los coeficientes de descomposición *Wavelet* (coeficientes de detalles) para 7 niveles de descomposición, obtenidos tanto para la perturbación como para la señal pre-evento. Esta técnica de identificación es planteada por [Resende, 01] y es utilizada también en [Vega, 04] obteniéndose buenos resultados utilizando para la transformación la función *wavelet* Db4 y se tomaron 8 niveles de descomposición.

De la Tabla 4 se tiene que en el nivel de descomposición 8 la componente de frecuencia ideal 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 este rango de frecuencias no es significativo; por tal razón, en este trabajo se considera sólo hasta el nivel 7 y no se sigue descomponiendo la señal en más niveles de menor resolución. Además, sólo se puede llegar hasta el nivel 8 para cierta cantidad de muestras porque la operación de diezmado por 2 retira siempre la mitad de las muestras cada vez que realiza una descomposición, es decir, si se tienen 1024 muestras de una señal, en el nivel 8 quedarían sólo 4 muestras finales.

[Resende, 01] propone la ecuación (9):

$$dp(j)(\%) = \left[\frac{En_per(j) - En_ref(j)}{En_ref(m)} \right] * 100 \quad (9)$$

Donde:

$dp(j)(\%)$: es la desviación de la energía de la perturbación respecto a la señal pre-evento en cada nivel j .

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

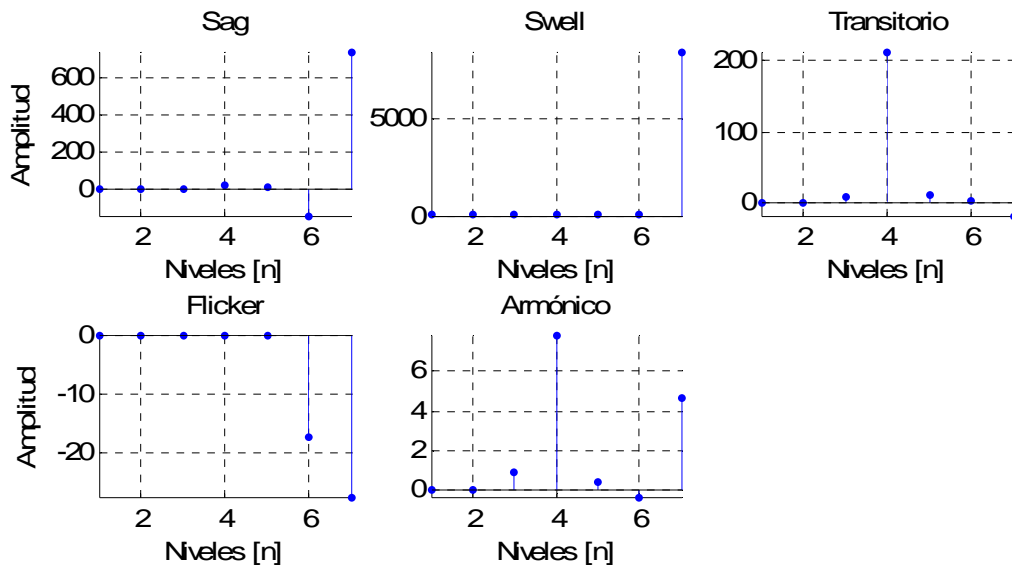
$En_ref(j)$: es la energía de la señal de pre-evento en cada nivel j .

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

* $j = 1, 2, 3, \dots N$ (N es el número de niveles de descomposición)

A partir de (9) se propone una ecuación más sencilla, en la cual sólo se hace la diferencia entre los En_per y En_ref de la siguiente forma $DifEn = En_per - En_ref$, es decir, sin calcular el porcentaje respecto a la referencia y se llamará diferencia de las energías. Al calcular $DifEn$ a las formas de onda de la Figura 13, se obtienen los patrones de la Figura 36 utilizando la función *wavelet* Bior3.7 para la transformación.

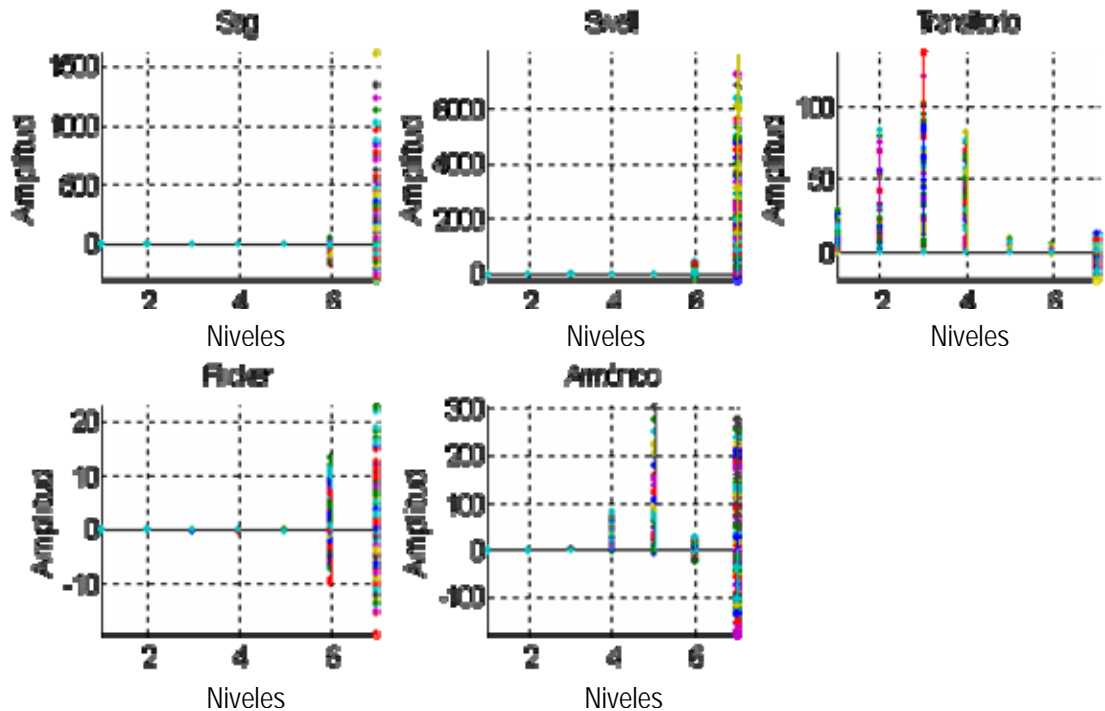
Figura 36 Patrones obtenidos al evaluar $DifEn$ con las perturbaciones de la Figura 13 utilizando para la transformación la función *wavelet* Bior3.7.



Fuente: Elaborada por el autor.

El patrón obtenido a partir de esta estrategia de identificación con 7 valores de energía, se exponen en la Figura 37 tomado 2 500 señales de la base de datos y utilizando la función *Wavelet* Bior3.7 para la transformación.

Figura 37 Patrones obtenidos a partir de la técnica diferencias de energía para 2 500 perturbaciones, utilizando la función *wavelet* Bior3.7 para la transformación.



Fuente: Elaborada por el autor.

En la Figura 37 es posible apreciar la variación positiva y negativa de gran amplitud en el mismo nivel que presentan la mayoría de los eventos, principalmente en el nivel 6 y 7. Esto hace que se dificulte la posterior clasificación para estos eventos. Es de notar que los patrones cambian de acuerdo a la variación de las características de magnitud y frecuencia de la perturbación. Por ejemplo, la elevación de tensión –*swell*– presenta un valor positivo en el nivel de descomposición 7, la magnitud de este valor es proporcional a la variación de la elevación de tensión de la perturbación. A continuación se presenta otro esquema que utiliza algunos de los elementos de esta técnica y la adición de valor RMS.

4.1.2. Energía de la perturbación a partir de coeficientes *Wavelet* y valor eficaz – *patrón 2*

En esta estrategia se toma la señal perturbada *sp*, se calcula inicialmente la energía de los coeficientes de detalle de cada uno de los 7 niveles de descomposición, luego a este vector se le añaden dos posiciones más correspondientes al valor RMS máx y RMS mín descrito en el numeral 4.1 y se representa en la Figura 38, dónde N7 significa nivel 7. La adición de los valores RMS máx y RMS mín permite diferenciar de manera contundente las perturbaciones *sag* y *swell*, esto se fundamenta en el análisis previo de las

características de estas dos perturbaciones cuando se calcula el valor RMS muestra a muestra (RMS-MM) de la señal *sp* como se presentó en la Figura 15. De igual forma es posible apreciar en la misma figura que valor RMS-MM calculado en el pre-evento sirve de referencia para diferenciar el valor RMS-MM calculado para el instante donde ocurre el evento *sag* que es menor que la referencia y el del *swell* que por el contrario es mayor que esta misma referencia.

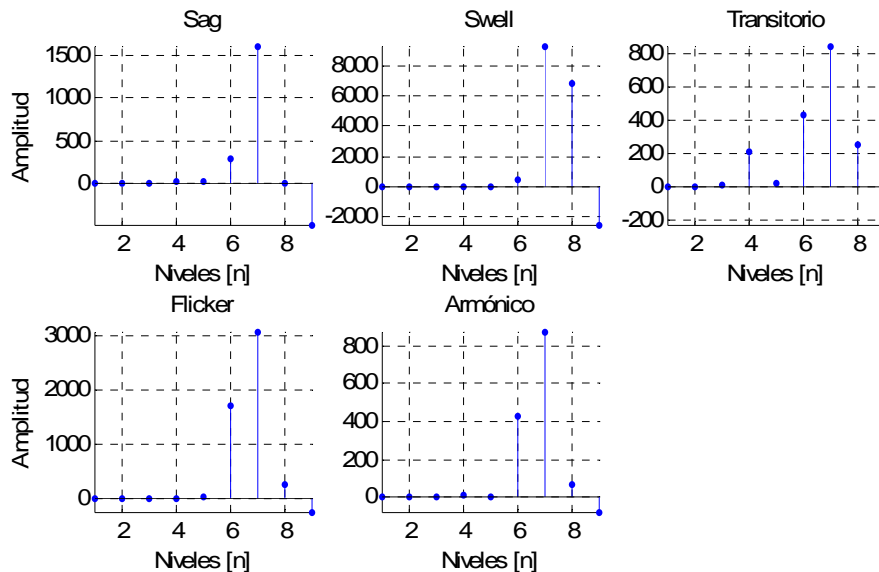
Este análisis y el realizado a la Figura 14 al comienzo de este capítulo, evidencia que las perturbaciones con cambios o variaciones de amplitud se reflejan en la magnitud del cálculo del valor eficaz y las perturbaciones con alto contenido frecuencial, se identifican mejor utilizando una transformación espectral como es el caso de la transformada *Wavelet*, que realiza un proceso de descomposición en niveles o bandas de frecuencia.

Figura 38 Vector patrón resultante de la combinación de TW y RMS.

N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7	RMS máx	RMS Mín
----	----	----	----	----	----	----	------------	------------

En la Figura 39 se presentan los patrones obtenidos a partir de la energía los coeficientes *wavelet* y el cálculo del valor RMS máx y RMS mín para las perturbaciones de la Figura 13, utilizando para la transformación la función *wavelet* Bior3.7.

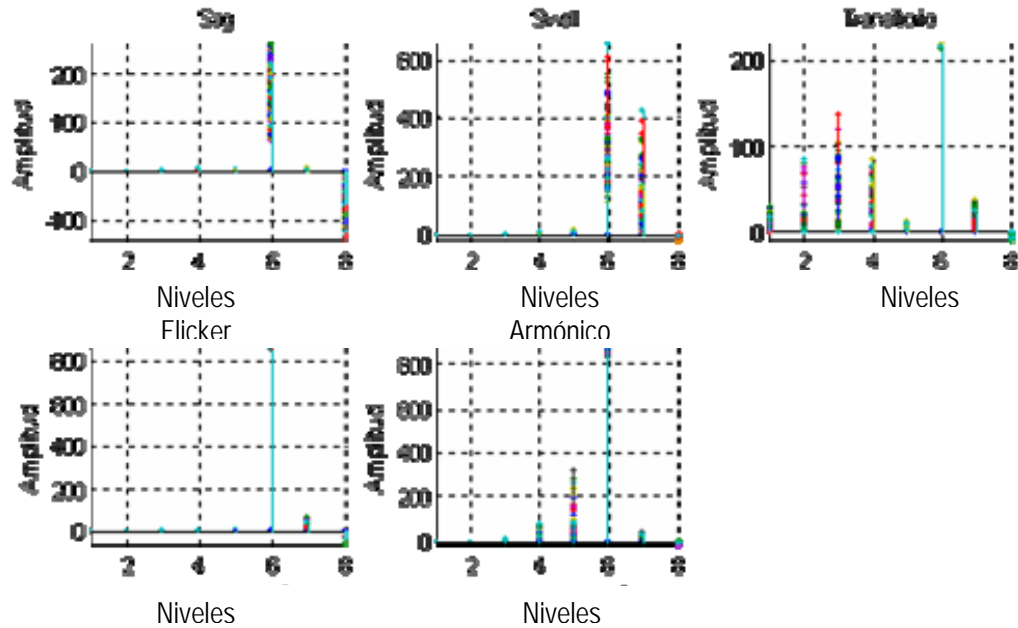
Figura 39 Patrones de la técnica 2: energía de la perturbación y valor RMS máx y RMS mín para las perturbaciones de la Figura 13, utilizando la función *wavelet* bior3.7 para la transformación



Fuente: Elaborada por el autor.

Es posible apreciar en la Figura 39 que en todas las perturbaciones el nivel 7 presenta un gran contenido de energía, esto es debido a la componente de frecuencia fundamental. Esto hace que no se resalten las componentes de frecuencia de las perturbaciones. Por este motivo se elimina este nivel y los descriptores finales, en total 8, se presentan en la Figura 40 utilizando el conjunto de señales de prueba de la base de datos.

Figura 40 Grupo de patrones de la técnica 2: energía de la perturbación y valor RMS máx y RMS mín para 2 500 perturbaciones utilizando la función *wavelet bior3.7* para la transformación.



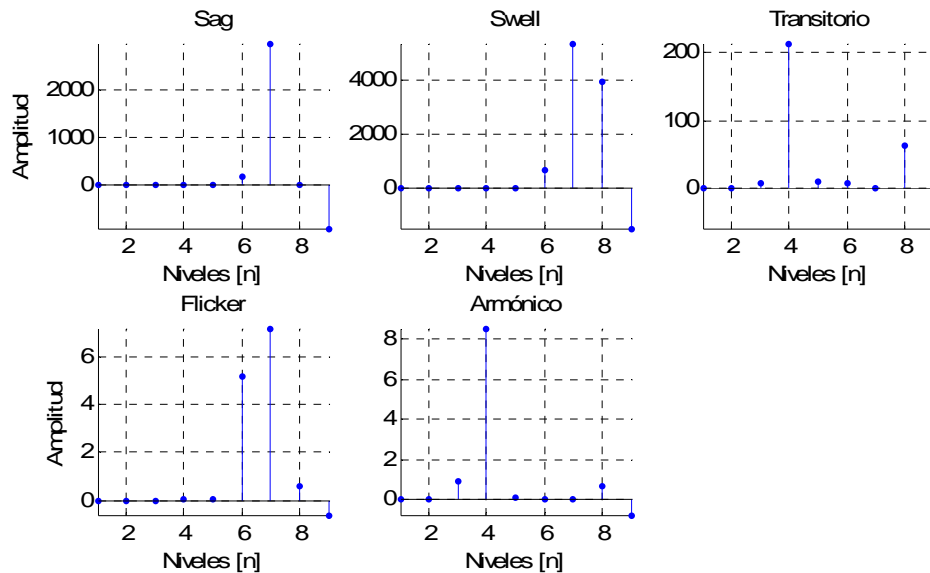
Fuente: Elaborada por el autor.

De la Figura 40 se tiene que es posible diferenciar las perturbaciones a partir de éstos descriptores. Para el caso del *sag* y *swell* con la ayuda del valor máx y mín es posible establecer la diferencia debido a que el valor RMS máx en el evento *sag* es muy pequeño mientras que en el evento *swell* es considerablemente grande respecto al valor máximo del patrón. Por otro lado el valor RMS mín es de valor negativo y con gran amplitud para el *sag* y por el contrario es bastante pequeño para el *swell*. Los eventos con variaciones en sus componentes de frecuencia como son el transitorio, el *flicker* y el armónico, presentan diferencias notorias en su patrón. Para el caso del *flicker* el valor RMS máx y RMS mín, presentan la misma magnitud pero con signo contrario, esto no sucede en los otros eventos. El transitorio presenta mayores componentes de energía en los niveles 1 al 4, contenido de frecuencia en el rango de 240 a 3 840 Hz que es característico del mismo. Por su parte el evento armónico tiene componentes en gran parte del espectro pero sobre todo en los niveles 3, 4 y 5 que tienen un rango de frecuencias entre los 120 a 960 Hz.

4.1.3. Cálculo de la energía de la señal diferencia y valor eficaz – patrón 3

En esta técnica se realiza el cálculo de la energía de los coeficientes de detalle de la transformada *Wavelet* de la señal diferencia *sd* para 7 niveles de descomposición, obtenida ésta última a partir de la diferencia de *sp* y *sb*. Al igual que la técnica anterior se añade también el valor RMS máx y RMS mín como se muestra en la Figura 41.

Figura 41 Patrones obtenidos a partir de la técnica energía de la diferencia

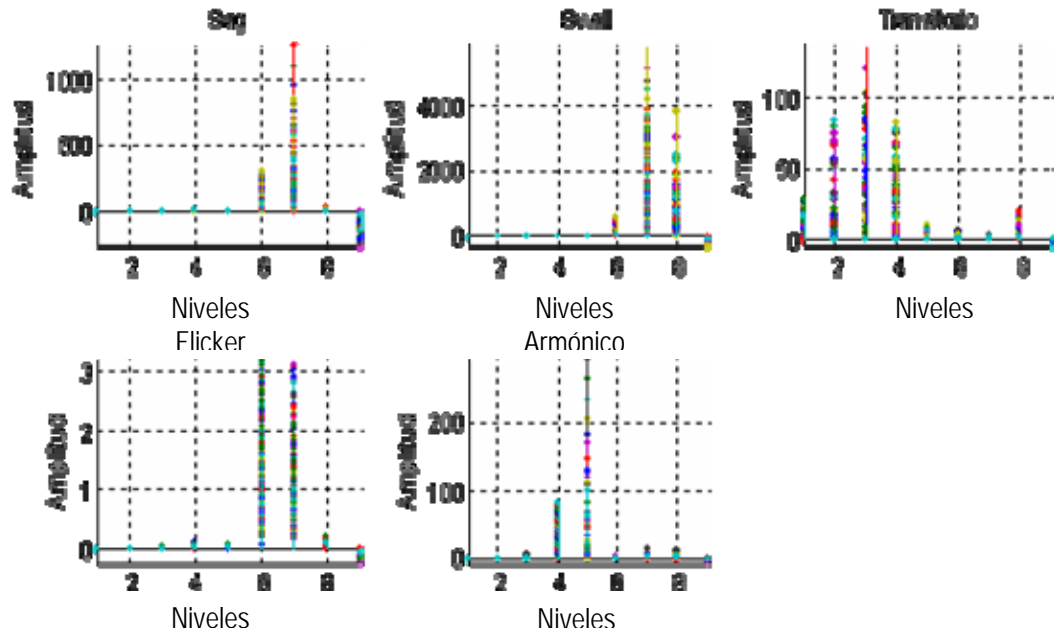


Fuente: Elaborada por el autor.

El resultado presentado en la Figura 41 muestra una fácil diferenciación entre los patrones de cada perturbación. Principalmente en los eventos *sag* y *swell*, donde la diferencia la hace el valor RMS máx y RMS mín (posiciones 8 y 9). El evento transitorio y armónico pueden presentar algunas similitudes en su forma pero los valores de las amplitudes hacen la diferencia. El evento *flicker* es totalmente distinto a los demás y esto sucede porque las frecuencias contenidas en este evento están en las cercanías de los 60 Hz. Como la componente fundamental de la señal es eliminada, es posible observar las frecuencias respectivas de este evento, también es acompañado de un valor RMS máx y RMS mín de la misma amplitud y diferente signo.

En la Figura 42 se presenta el patrón 3 (de tamaño 9) utilizando el conjunto de señales de prueba de la base de datos y la función *wavelet* Bior3.7 para la transformación.

Figura 42 Patrones obtenidos a partir de la técnica energía de la señal diferencia y valor RMS máx y RMS mín para 2 500 perturbaciones utilizando la función *wavelet* Bior3.7 para la transformación.



Fuente: Elaborada por el autor.

De la Figura 42 se puede apreciar la alta diferenciación entre los patrones de las perturbaciones. Al calcular la diferencia entre la señal pre-evento y la señal perturbada, se obtiene automáticamente la característica de la perturbación en el dominio tiempo. Cuando se calcula la energía por nivel de descomposición se obtienen las características en cada rango de frecuencia (señales que poseen variaciones en las componentes de frecuencia) y con el cálculo del valor eficaz se obtiene la información de las variaciones en amplitud (caídas y elevaciones de tensión). Con esta técnica es posible resaltar las características de las perturbaciones analizadas en este estudio, debido a la alta diferenciación que obtiene en sus patrones al ser comparados de forma visual.

Es necesario evaluar cada uno de los 3 patrones con una técnica de clasificación que permita estimar cual de los 3 grupos de patrones posee la mayor diferenciación. El patrón 2 se presenta como uno de los patrones más opcionados para la labor de identificar perturbaciones.

4.2. CONSIDERACIONES FINALES

En este capítulo se presentó la investigación relacionada con el proceso de identificación de perturbaciones de la calidad de la energía eléctrica, el cual debe permitir la posterior clasificación de las mismas. Se aborda el tema del problema que se presenta al clasificar perturbaciones y se plantea una metodología para la obtención de descriptores adecuados que permitan una alta diferenciación entre cada uno de los patrones. Esto permite garantizar una adecuada clasificación con un menor rango de incertidumbre.

Se planteó una estrategia para seleccionar una función *wavelet* adecuada para identificación de patrones, es decir, la posibilidad seleccionar un filtro pasaltas asociado a una función *wavelet* capaz de identificar de manera adecuada las características de cada perturbación. Para esto se planteó un análisis en frecuencia (barrido en frecuencia) utilizando señales sinusoidales generadas sintéticamente para calcular la energía de los coeficientes de detalle para 8 niveles de descomposición (utilizando el conjunto de funciones *wavelet* de la Tabla 3), a partir de estas energías se calcula una relación que permite seleccionar de manera adecuada las funciones *wavelet* con mejor selectividad.

Debido a que cada perturbación tiene información en determinados niveles de energía o rangos de frecuencia, es posible diferenciar un evento de otro utilizando como herramienta el cálculo de la energía de los coeficientes *wavelet* por nivel de descomposición. Adicional a esto el cálculo del valor RMS o valor eficaz, es de gran ayuda para diferenciar perturbaciones que presentan significativos cambios de amplitud. A partir de estas dos propuestas que combinan la identificación de señales con el contenido espectral y con los cambios de amplitud, se plantean 3 tipos de patrones para identificación de perturbaciones que afectan la calidad de la energía eléctrica.

De igual forma se presentó también el trabajo previo desarrollado que permitió conformar estas estrategias (cálculo de la transformada de *Fourier*, valor RMS y parámetros estadísticos) y se resaltó la ventaja de obtener la energía de los coeficientes de detalle de la transformada *Wavelet* ante los coeficientes de la transformada *Fourier* por el tamaño del vector resultante. Al aplicar la TF a una señal, el vector resultante es de la mitad del número de muestras de la señal en cambio utilizar la TW, a lo sumo 7 ó 9 datos se tendrían (esto depende de la frecuencia de muestreo de la señal y del tamaño de la señal a analizar).

Para determinar cuál patrón es adecuado o no, se someten los 3 obtenidos a una estrategia de clasificación automática conocida como Máquinas de Soporte Vectorial – MSV, la cual permitirá decidir la selección del mejor patrón. En el Capítulo 5, se presenta la estrategia de clasificación mencionada.

5. RESULTADOS

Como resultados de este trabajo de grado se tiene que fue posible proponer una metodología para seleccionar una función *wavelet* con buena selectividad en frecuencia a partir del cálculo de la energía de los coeficientes de detalle de la transformada *wavelet* por cada nivel de descomposición. Para esto se realizó análisis en frecuencia (barrido en frecuencia) utilizando 800 señales sinusoidales generadas sintéticamente para calcular la energía de los coeficientes de detalle para 8 niveles de descomposición. A partir de estas energías, se calcula la relación de la suma de las energías de los intervalos de frecuencia donde idealmente la energía debe ser cero, con respecto a la suma de las energías pertenecientes al intervalo ideal de frecuencia. Para cada función *wavelet*, se promedian 8 relaciones (1 por cada nivel de descomposición).

La selección de la función *wavelet* con mayor selectividad en frecuencia se ha determinado por el menor valor del promedio de esta relación promedio, dado que el valor ideal de esta relación debe ser cero. Adicionalmente, se ha considerado la menor duración de la respuesta al impulso del filtro asociado a la función *wavelet*. Esto permitió evaluar inicialmente la selectividad entre funciones *wavelet* de una misma familia y finalmente entre funciones de diferentes familias.

En los resultados de las simulaciones realizadas con el cálculo de la relación de energías, se encontró que la función *wavelet* con mejor selectividad es la Bior6.8 con una respuesta al impulso de 11 muestras de duración. El valor de esta relación de energías para la función Bior6.8 es menor que el obtenido para las otras funciones *wavelet* con duraciones similares. La función *wavelet* Bior3.7 presenta buenas características de selectividad y tiene una duración de la respuesta al impulso del FDPA de 4 muestras. Supera inclusive a funciones *wavelet* con respuestas al impulso de 6 muestras de duración.

Por otro lado se desarrolló un trabajo previo para caracterizar 5 perturbaciones de la calidad de la energía eléctrica, que incluía un análisis del cálculo de la magnitud de la transformada rápida de *fourier*, del cálculo del valor eficaz y de algunos parámetros estadísticos. Esto permitió resaltar características de variaciones de algunas perturbaciones en el espectro y otras en la magnitud.

A partir de la selección de la función *wavelet* adecuada para la identificación de perturbaciones y del desarrollo previo para caracterizar las perturbaciones, se propusieron 3 tipos de patrones para identificar 5 tipos de perturbaciones muestreadas a 128 [m/c]. Estos descriptores son adecuados y permiten una alta diferenciación en los patrones, esto permite garantizar una adecuada clasificación con un menor rango de incertidumbre. Debido a que cada

perturbación tiene información en determinados niveles de energía o rangos de frecuencia, es posible diferenciar una perturbación de otra utilizando el cálculo de la energía de los coeficientes *wavelet* por nivel de descomposición de detalle y el cálculo del valor eficaz (valor RMS) el cual permite diferenciar perturbaciones que presentan significativos cambios de amplitud. Asimismo, se seleccionó la función *wavelet* adecuada (función *wavelet* Bior3.7) a partir de una figura de mérito que consiste en calcular una relación entre las energías contenidas en cada nivel de descomposición de acuerdo con el rango de frecuencia ideal correspondiente.

Debido a que cada perturbación posee información en rangos característicos de frecuencia, es posible caracterizar cada perturbación utilizando la energía contenida en los niveles de descomposición de detalles de la TW. Con base en esto se propusieron 3 tipos de patrones, donde el primero toma las diferencias de las energías calculadas en 7 niveles de descomposición tanto para una señal pre-evento como para la perturbación. La segunda propuesta consiste en calcular la energía de la perturbación hasta 6 niveles de descomposición junto con 2 valores RMS (valores RMS máx y mín) obtenidos a partir de la diferencia entre cálculo del valor eficaz del pre-evento y el correspondiente a la perturbación, ponderados estos dos valores por el valor máximo del vector de energías previamente calculado. Por último, el patrón 3, se construyó a partir del cálculo de la energía de los coeficientes, hasta 7 niveles, de la diferencia entre una señal pre-evento y la perturbación; junto con esto se consideraron, también, los mismos dos valores RMS calculados para el patrón 2.

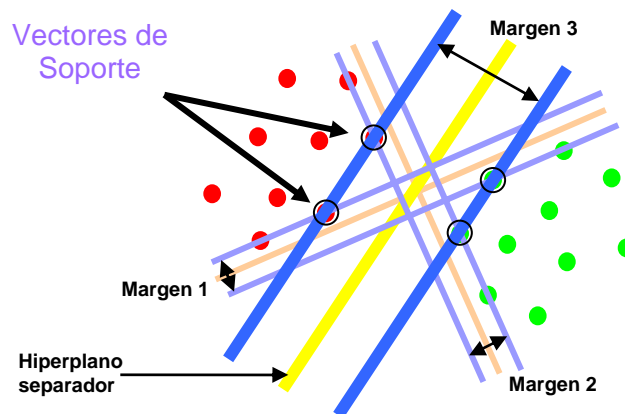
Para evaluar que patrón es mejor que otro, en [Vega, 07] se implementó un sistema de clasificación automática utilizando máquinas de soporte vectorial (MSV). Esta herramienta matemática está descrita detalladamente tanto en [Morales & Gómez, 05] como en [Campos & Suárez, 07], aquí sólo se presentan las tablas con los porcentajes de acierto obtenidos en [Vega, 07] para el conjunto de patrones del Capítulo 4 de este trabajo.

5.1. RESULTADOS DE CLASIFICACIÓN DE PATRONES UTILIZANDO MÁQUINAS DE SOPORTE VECTORIAL

Las Máquinas de Soporte Vectorial (MSV) es una herramienta de clasificación y reconocimiento de patrones que en los últimos años, han dado buenos resultados. Sus características hacen que supere a otras técnicas empleadas como las redes neuronales artificiales (RNAs), los árboles de clasificación (CART), las técnicas bayesianas, etc, [Morales & Gómez, 05], [Vapnik, 95]. Por ejemplo, frente a las RNAs ofrecen la ventaja de reducir la cantidad de parámetros necesarios para su evaluación, es decir, para que la MSV funcione sólo necesita escalar los datos de entrenamiento y validación, considerar una función *kernel* adecuada (que comúnmente es la función de base radial) y encontrar los valores adecuados de sus parámetros (C y σ) [Vega, 07].

Como ejemplo para el entendimiento de su funcionamiento, considérese un grupo de datos distribuidos en dos clases, así entonces, una MSV lineal busca un hiperplano de tal manera que la mayor cantidad de puntos de la misma clase queden al mismo lado, mientras que se maximiza la distancia (margen) de tales clases al hiperplano [Hena, 04]. De acuerdo con [Vapnik, 95], este hiperplano minimiza el riesgo de clasificaciones erróneas en el grupo de datos tomado para realizar el proceso de validación, ya que el margen o distancia se ha maximizado (Ver Figura 43) [Vega, 07].

Figura 43 Separación de vectores mediante hiperplanos.



Fuente: [Morales & Gómez, 05]

Las características de los patrones obtenidos en el Capítulo 4, son presentadas en la Tabla 11. Cada grupo consta de 2500 de patrones con 500 para cada perturbación y por supuesto cada uno con su dimensión (número de descriptores). En el proceso de clasificación, [Vega, 07] renombra las perturbaciones como clases y son:

- ✓ La clase 1, corresponde a los huecos de tensión (*sags*)
- ✓ La clase 2, corresponde a las elevaciones de tensión (*swells*)
- ✓ La clase 3, corresponde a los transitorios oscilatorios
- ✓ La clase 4, corresponde a las fluctuaciones de tensión (*flicker*)
- ✓ La clase 5, corresponde a los armónicos

Tabla 11 Características de los patrones obtenidos en el Capítulo 4.

Tipo de patrón	Cantidad total	Cantidad / Clase	Dimensión	Características
Patrón 1	2500	500	7	Diferencias de la energía de coeficientes <i>Wavelet</i>
Patrón 2	2500	500	8	Energía de la perturbación a partir de coeficientes <i>Wavelet</i> y valor eficaz
Patrón 3	2500	500	9	Cálculo de la energía de la señal diferencia y valor eficaz

Fuente: [Vega, 07].

En [Vega, 07] se obtienen los siguientes porcentajes de acierto para los tres patrones obtenidos en el Capítulo 4, utilizando 2 500 perturbaciones. Del total 500 fueron utilizadas para el entrenamiento, 500 para la validación y 1500 para la prueba final. En la Tabla 12 se presenta el porcentaje de acierto obtenido en la validación y en la prueba final.

Tabla 12 Porcentajes de acierto para validación (500 perturbaciones) y para prueba (1500 perturbaciones) para los tres patrones.

Perturbación	Patrón 1		Patrón 2		Patrón 3	
	Validación	Prueba	Validación	Prueba	Validación	Prueba
<i>Sag</i>	86	85	100	100	96	96
<i>Swell</i>	96	97	99	98	94	95
Trans	78	76	100	100	93	94
<i>Flicker</i>	100	100	100	100	100	100
Armónico	59	100	100	100	74	100

Fuente: [Vega, 07].

De los resultados presentados en la Tabla 12, el patrón 2 presenta el mayor porcentaje de acierto (el modelo MSV tiene parámetro $C=0,707$ y parámetro $\sigma=2^{22}$), a partir de las pruebas realizadas para 500 y 1500 perturbaciones

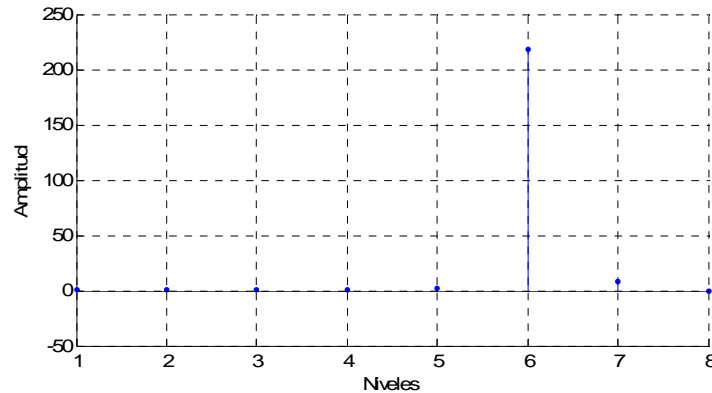
En la prueba controlada realizada a los datos de validación (500 perturbaciones) del patrón 2, se tiene que el elemento mal clasificado es *swell*, el cual fue confundido por un transitorio como se presenta en la Tabla 13 y la representación del patrón en la Figura 44.

Tabla 13 Clasificación de las cantidades de patrones según su correspondencia, en la prueba controlada para 500 datos.

	Sag	Swell	Transitorio	Flicker	Armónico
Sag	100	0	0	0	0
Swell	0	99	1	0	0
Transitorio	0	0	100	0	0
Flicker	0	0	0	100	0
Armónico	0	0	0	0	100

Fuente: [Vega, 07].

Figura 44 Patrón swell mal clasificado



Fuente: [Vega, 07].

Para las 1 500 perturbaciones, también se hace una prueba controlada y los resultados se presentan en la Tabla 14.

Tabla 14 Clasificación de las cantidades de patrones según su correspondencia, en la prueba controlada para 1500 perturbaciones.

	Sag	Swell	Transitorio	Flicker	Armónico
Sag	300	0	0	0	0
Swell	3	295	2	0	0
Transitorio	0	0	300	0	0
Flicker	0	0	0	300	0
Armónico	0	0	0	0	300

Fuente: [Vega, 07].

También se realizaron pruebas en presencia de ruido, para medir el comportamiento del patrón 2, utilizando 1500 perturbaciones de prueba para SNR (relación señal a ruido, siglas en inglés - signal noise ratio) de 20, 40 y 60 decibeles como se presentan en la Tabla 15.

Tabla 15 Porcentajes de acierto para 1500 perturbaciones de prueba utilizando el patrón 2 en presencia de ruido con SNR de 20,40 y 60 decibeles.

Perturbación	Modelo 4		
	SNR 20dB	SNR 40dB	SNR 60dB
Sag	99	100	100
Swell	95	98	98
Transitorio	95	100	100
Flicker	100	100	100
Armónico	71	100	100

Fuente: [Vega, 07].

Es de notar que la clasificación del patrón 2 es inmune al ruido cuando la SNR es de 40 y 60 decibeles utilizando el modelo 4. Para una SNR de 20 dB el porcentaje de acierto disminuye considerablemente en un 29% para el armónico. Por el contrario el *flicker* mantiene el porcentaje de acierto y el resto de perturbaciones disminuyen entre un 1% y un 5% de su porcentaje de acierto [Vega, 07].

6. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

6.1. CONCLUSIONES

Se obtuvo una metodología para seleccionar una función *wavelet* con buena selectividad en frecuencia a partir del cálculo de la energía de los coeficientes de detalle de la transformada *wavelet* por cada nivel de descomposición.

Se presentan también diferentes grupos de funciones *wavelet* (se evaluaron 32 funciones pertenecientes a 4 familias) con buena selectividad, de acuerdo con el criterio de selectividad propuesto y con la duración de la respuesta al impulso del FDPA asociado a dicha función. Las más representativas son: Bior3.7, Bior6.8 y Sym9 según los resultados de la Tabla 10.

Tomando como referencia una duración 12 muestras en la respuesta al impulso de los FDPA, se tiene que la función *wavelet* con mejor selectividad es la Bior6.8 con 11 muestras de duración. Con menos muestras está la función *wavelet* Bior3.7 quien presenta buenas características de selectividad y tiene una duración de sólo 4 muestras. Esta última supera inclusive a funciones *wavelet* como la Db3 con 6 muestras de duración.

Se propusieron 3 tipos de patrones para el conjunto de perturbaciones en estudio en la estrategia de identificación. Estos patrones se obtienen a partir del cálculo de la energía de los coeficientes *wavelet* (función Bior3.7) por nivel de descomposición de detalle y el cálculo del valor eficaz.

Se evaluaron los tres tipos patrones obtenidos utilizando la herramienta de clasificación máquina de soporte vectorial (MSV). Los resultados de simulación utilizando MSV (con un modelo MSV con $C=2^{22}$ y $\sigma=0,7071$) permitieron seleccionar el segundo patrón como el mejor con un porcentaje de acierto del 100% todas las perturbaciones, excepto la perturbación tipo *swell* que tiene 98% para 1 500 perturbaciones clasificadas.

Se evaluó el desempeño del modelo MSV obtenido en ambientes con ruido. El modelo presentó alta inmunidad al ruido para $SNR \geq 40$ dB y para una SNR de 20 dB el porcentaje de acierto disminuyó hasta en un 29% para armónico y para las demás perturbaciones entre el 1% el 5%.

Se evaluaron parámetros estadísticos como la desviación estándar, la media y la varianza. Se observó que ninguno de ellos representaba una forma eficiente ni confiable de obtener patrones para la identificación de perturbaciones.

Asimismo, se evaluó el aporte de la Transformada Rápida de Fourier para este estudio y se observó que la Transformada Wavelet presenta fuertes ventajas

sobre ella, debido a su característica de permitir el análisis multirresolución. Esto permitió un análisis adecuado de perturbaciones transitorias.

Se identificaron los alcances y limitaciones de cada uno de los patrones obtenidos al haber sido contrastados con el estudio de clasificación de patrones por medio de la MSV.

6.2. TRABAJOS FUTUROS

A partir de los resultados obtenidos en este trabajo de investigación, se propone mejorar la metodología para seleccionar la función *wavelet* adecuada, agregando un nuevo criterio de selectividad. El criterio utilizado en este trabajo es punto de partida para posteriores trabajos que necesiten seleccionar una función *wavelet* con adecuada selectividad.

Se hace necesario realizar un estudio más profundo en la estrategia de identificación, donde proponen 3 tipos de patrones, dos de los cuales presentan muy buen desempeño para identificar y diferenciar las 5 perturbaciones estudiadas. La propuesta está encaminada a la recolección de señales reales en una base de datos con el fin de establecer posibles variaciones que pueden ocurrir respecto a los resultados obtenidos con las señales sintéticas utilizadas en este trabajo.

A partir de la estrategia de identificación de perturbaciones, se propone el mejoramiento de los patrones y junto con la propuesta de clasificación de [Vega, 07], implementarlos en un sistema *hardware* para la monitorización que permita conocer el comportamiento del sistema eléctrico.

7. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[Vega, 07] Vega, Valdomiro "Detección y Clasificación Automática de Perturbaciones que Afectan la Calidad de la Energía Eléctrica" Trabajo de Investigación Pp. 135 Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2007. Director, César Antonico Duarte Gualdrón ; codirector, Gabriel Ordóñez Plata.

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

[CREG 024, 05] Comisión de Regulación de Energía y Gas – CREG, "Resolución CREG 024 de Mayo 2005", Comisión de Regulación de Energía y Gas – CREG, Santa Fé de Bogotá, Mayo de 2005.

[Lin, 05] Lin, C.-H. Tsao, M.-C. "Power quality detection with classification enhanceable wavelet-probabilistic network in a power system" Generation, Transmission and Distribution, IEEE Proceedings- 4 Nov. 2005 Volume: 152 , Issue: 6 On page(s): 969 – 976.

[Duque, 05] Duque, C.A. Ribeiro, M.V. Ramos, F.R. Szczupak, J. "Power quality event detection based on the divide and conquer principle and innovation concept" Power Delivery, IEEE Transactions on. Oct. 2005, Volume: 20 , Issue: 4 On page(s): 2361 – 2369.

[Vapnik, 95] Vladimir Vapnik, "The nature or statistical Learning Theory" Springer, NY., 1995. ISBN 0-387-94559-8.

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

[Ordóñez, 02] Ordóñez, G. "Seminario: Calidad del Suministro de Energía Eléctrica", Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga. 2002.

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

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

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

[Gold & Morgan, 00] Gold, Ben y Morgan, Nelson. "Speech and Audio Signal Processing", John Wiley & Sons, USA, 2000.

[Flores, 02] Flores, Rafael A. Member, IEEE "State of the Art in the Classification of Power Quality Events" 10th International Conference in Harmonics and Quality of Power, Brazil, 6-9 Oct. 2002. Volume: 1, On page(s): 17- 20 vol.1. ISBN: 0-7803-7671-4.

[Duarte, 04] Duarte, César A. "Técnicas de Procesamiento de Señales para la Monitorización de la Calidad de la Energía Eléctrica" Tesis Maestría, Pág.140. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, 2004.

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

[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.

[Daponte, 04] Daponte, P.; Di Penta, M.; Mercurio, G. "TransientMeter a distributed measurement system for power quality monitoring 04" Power Delivery, IEEE Transactions on. Volume 19, No 2 April 2004 Pág: 456 - 463.

[Liu, 02] Liu, Z.; He, Z; Qian Q. "Research on Feedforward Neural Network, Wavelet Transformation, Wavelet Networks and Their Relations" Proceedings of the 2nd international Workshop on Autonomous Decentralized system. Pp. 277-281. 2002.

[Kim, 02] Kim, H.; Pang, S.; Kim, D.; Bang, S. "Pattern classification using support vector machine ensemble". IEEE 2002 Pp. 160-163.

[Zang, 04] Zang, Li; Zhou, W.; Jiao, L. "Wavelet Support Vector Machine" IEEE Transactions on System, man and cybernetics. Vol.34 No1 Feb. 2004 Pp 34-39.

[Vega, 04] Vega, Valdomiro "Aplicación de la Transformada *Wavelet* Discreta (DWT) en la Detección e Identificación de Eventos de la Calidad de la Energía Eléctrica" Tesis de grado Pp. 123 Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2004. Director, César Antonio Duarte Gualdrón y codirector, Gabriel Ordóñez Plata.

[Campos & Suárez, 07] Campos, Estela ; Suárez, Ángel G. "Clasificación Automática de Perturbaciones de Señales de Tensión o Corriente Utilizando Máquinas De Soporte Vectorial (MSV)". Tesis de grado Pp. 114 Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2007. Director, Valdomiro Vega García; codirector, César Antonio Duarte Gualdrón.

[Kuhn & Tucker, 51] Kuhn, H. W. y Tucker, A. W. "Nonlinear programming. Proc. 2nd Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probabilistics", pages:481_492, 1951. University of California Press.

[Cortes & Vapnik, 95] Cortes, C. y Vapnik, V. "Support vector - networks. Machine Learning", Vol. 20 Número 3, septiembre 1995, pp:273 - 297 (25) Editorial Springer.

8. BIBLIOGRAFÍA

8.1. LIBROS

[Angulo, 01] Angulo, Cecilio. "Aprendizaje con máquinas núcleo en entornos de multiclasificación" Tesis Doctoral, Universitat Politècnica de Catalunya. Vilanova i la Geltrú, Abril 2001.

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

[Burges, 98] Christopher Burges (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Mining And Knowledge Discovery*, 1998, Pp. 121-167.

[Shawe & Cristianini, 00] Shawe-Taylor, John and Cristianini, Nello. "Support Vector Machines and other kernel-based learning methods", Cambridge University Press, 2000.

[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.

[Campos & Suárez] Campos, Estela ; Suárez, Ángel G. "Clasificación Automática de Perturbaciones de Señales de Tensión o Corriente Utilizando Máquinas De Soporte Vectorial (MSV)". Tesis de grado Pp. 114 Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2007. Director, Valdomiro Vega García; codirector, César Antonico Duarte Gualdrón.

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

[Cherkassky, 98] Cherkassky, V. and Mulier, F. "Learning from data: concepts, theory, and methods". John Wiley and Sons, New York. 1998

[Cortes & Vapnik, 95] Cortes, C. y Vapnik, V. "Support vector - networks. Machine Learning", Vol. 20 Número 3, septiembre 1995, pp:273 - 297 (25) Editorial Springer.

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

[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.

[Duarte, 04] Duarte, César A. "Técnicas de Procesamiento de Señales para la Monitorización de la Calidad de la Energía Eléctrica" Tesis Maestría, Pág.140. Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga, 2004.

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

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

[Henao, 04] Ricardo Henao, "Selección de Hiperplanos en Máquinas de soporte vectorial" Tesis Maestría Universidad Nacional de Colombia sede Manizales. Manizales mayo de 2004 Pp. 91.

[Kuhn & Tucker, 51] Kuhn, H. W. y Tucker, A. W. "Nonlinear programming. Proc. 2nd Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probabilistics", pages:481_492, 1951. University of California Press.

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

[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.

[Martínez W & Martínez A, 02], Martínez, W. ; Martínez, A. "computational statistics handbook with MATLAB", Chapman & hall / CRC, 231-239, 2002.

[Morales & Gómez, 05] Morales, German; Gomez, Álvaro. "Estudio e implementación de una herramienta basada en máquinas de soporte vectorial aplicada a la localización de fallas en sistemas de distribución", proyecto de grado. Universidad Industrial de Santander, 2005.

[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.

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

[Bollen, 00] Bollen, M. "Understanding Power Quality Problems: Voltajes Sags and Interruptions". IEEE PRESS. 2000.

[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.

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

[Vega, 04] Vega, Valdomiro "Aplicación de la Transformada *Wavelet* Discreta (DWT) en la Detección e Identificación de Eventos de la Calidad de la Energía Eléctrica" Tesis de grado Pp. 123 Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2004. Director, César Antonio Duarte Gualdrón ; codirector, Gabriel Ordóñez Plata.

[Vega, 07] Vega, Valdomiro "Detección y Clasificación Automática de Perturbaciones que Afectan la Calidad de la Energía Eléctrica" Trabajo de Investigación Pp. 135 Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga 2007. Director, César Antonio Duarte Gualdrón ; codirector, Gabriel Ordóñez Plata.

8.2. NORMAS NACIONALES E INTERNACIONALES

[CREG 024, 05] Comisión de Regulación de Energía y Gas – CREG, "Resolución CREG 024 de Mayo 2005", Comisión de Regulación de Energía y Gas – CREG, Santa Fé de Bogotá, Mayo de 2005.

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

[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.

8.3. ARTÍCULOS IEEE

[Abe, 02] Abe, Shiegeo "Analysis of Support Vector Machines" IEEE 2002. Pp. 89-98.

[Chen, 02] Chen Xiangxun "Wavelet-based detection, localization, quantification and classification of short duration power quality disturbances" Power Engineering Society Winter Meeting, 2002. IEEE Volume 2, 27-31 Jan. 2002 Page(s):931 - 936 vol.2

[Chilukuri, 04] Chilukuri, M.V. ; Dash, P.K. ; Basu, K.P. "Time-frequency based pattern recognition technique for detection and classification of power quality disturbances" Multimedia Univ., Cyberjaya, Malaysia. TENCON 2004. 2004 IEEE Region 10 Conference. 21-24 Nov. 2004 On page(s): 260 - 263 Vol. 3.

[Chowdhury, 91] Chowdhury, F.N. ; Christensen, J.P. ; Aravena, J.L.; Louisiana State Univ., Baton Rouge, LA, USA; "Power system fault detection and state estimation using Kalman filter with hypothesis testing" Power Delivery, IEEE Transactions on, Volume: 6 , Issue: 3 On page(s): 1025 - 1030 , July 1991.

[Daponte, 04] Daponte, P.; Di Penta, M.; Mercurio, G. "TransientMeter a distributed measurement system for power quality monitoring" Power Delivery, IEEE Transactions on. Volume 19, No 2 April 2004 Pág: 456 - 463.

[Dilokratana, 03] Dilokratanaatrakool, C. ; Na Ayudhya, P.N. ; Chayavanich, T. Prapanavarat, C. "Automatic detection-localization of fault point on waveform and classification of power quality disturbance waveshape fault using wavelet and neural network" Dept. of Electr. Eng., King Mongkut's Univ. of Technol., Bangkok, Thailand. Robotics, Intelligent Systems and Signal Processing, 2003. Proceedings. 2003 IEEE International Conference on 8-13 Oct. 2003 On page(s): 142 - 147 vol.1

[Dwivedi & Singh, 06] Dwivedi, U.D.; Singh, S.N. "A robust energy features estimation for detection and classification of power quality disturbances" Power India Conference, 2006 IEEE, Dept. of Electr. Eng., Indian Inst. of Technol., Kanpur, India, On page(s): 7 pp. 10-12 April 2006.

[Flores, 02] Flores, Rafael A. Member, IEEE "State of the Art in the Classification of Power Quality Events" 10th International Conference in

Harmonics and Quality of Power, Brazil, 6-9 Oct. 2002. Volume: 1, On page(s): 17- 20 vol.1. ISBN: 0-7803-7671-4.

[Gaouda, 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.

[Gaouda, 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 .

[Gaouda, 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 .

[Gaouda, 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

[Gou-Sheng & Jing, 05] Guo-Sheng Hu ; Jing Xie ; Feng-Feng Zhu. "Classification of power quality disturbances using wavelet and fuzzy support vector machines" Electr. Power Sch., South China Univ. of Technol., Guangzhou, China. Machine Learning and Cybernetics, 2005. Proceedings of 2005 International Conference on.18-21 Aug. 2005. On page(s): 3981 - 3984 Vol. 7.

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

[Janik & Lobos, 06] Janik, P.; Lobos, T. "Automated classification of power-quality disturbances using SVM and RBF networks" Dept. of Electr. Eng., Wroclaw Univ. of Technol., Poland. Power Delivery, IEEE Transactions on, Volume: 21 , Issue: 3 On page(s): 1663 – 1669, July 2006.

[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.

[Kim, 02] Kim, H.; Pang, S.; Kim, D.; Bang, S. "Pattern classification using support vector machine ensemble". IEEE 2002 Pp. 160-163.

[Liu, 02] Liu, Z.; He, Z; Qian Q. "Research on Feedforward Neural Network, Wavelet Transformation, Wavelet Networks and Their Relations" Proceedings of the 2nd international Workshop on Autonomous Decentralized system. Pp. 277-281. 2002.

[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.

[Vega, Duarte & Ordóñez, 06] Vega G., Valdomiro; Duarte G., César A.; Ordóñez P., Gabriel "Automatic Power Quality Disturbances Detection and Classification Based on Discrete Wavelet Transform and Artificial Intelligence" Transmission and Distribution Conference and exposition, PES IEEE 2006 Caracas, Venezuela, ISBN: 1-4244-0288-3, IEEE Catalog Number: 06EX1340C Library of Congress: 2006921895. 2006. Agosto 2006.

[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.

[Wang, 01] Min Wang Ochenkowski, P. Mamishev, A. "Classification of power quality disturbances using time-frequency ambiguity plane and neural networks" Dept. of Electr. Eng., Washington Univ., Seattle, WA, USA. Power Engineering Society Summer Meeting, 2001. IEEE. 15-19 July 2001 On page(s): 1246 - 1251 vol.2.

[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.

[Zang, 04] Zang, Li; Zhou, W.; Jiao, L. "Wavelet Support Vector Machine" IEEE Transactions on System, man and cybernetics. Vol.34 No1 Feb. 2004 Pp 34-39.

[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, No 4, October 1999.

8.4. ARTÍCULOS INTERNET

[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>

[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

[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>

[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 2001 Available in:

<http://www.ipst.org/TechPapers/2001/IPST01Paper110.pdf>

8.5. OTRAS REFERENCIAS

[Dietterich & Bakiri, 95] Dietterich, T. G. y Bakiri, G. "Solving multiclass learning problems via error-correcting output codes". Journal of Artificial Intelligence Research, 2:263_286, 1995.

[Muñoz, 05] Muñoz, P. Ibargüen, F. López, J. "Reconocimiento de Caracteres Manuscritos Usando Máquinas de Vectores de Soporte", X Simposio de tratamiento de señales, imágenes y visión artificial. Universidad del Valle, Santiago de Cali, Septiembre 14-16 de 2005.

[Mora & Colomer, 03] Mora, J. Colomer, J. "Voltage Sag Characterization and Classification for Diagnosis in Electric Power Quality Domain", Research Report, Department of Electronics, Computer Science and Automatic Control – Group eXiT, University of Girona, España – 2003

[Ordóñez, 02] Ordóñez, G. "Seminario: Calidad del Suministro de Energía Eléctrica", Universidad Industrial de Santander, Bucaramanga. 2002.

[Vapnik, 95] Vladimir Vapnik, "The nature or statistical Learning Theory" Springer, NY., 1995. ISBN 0-387-94559-8.

[Schölkopf & Smola, 02] Bernhard Schölkopf, Alex Smola. "Learning with Kernels Support Vector Machines, Regularization, Optimization and Beyond". The MIT Press, 2002, Cambridge.

ANEXOS

ANEXO A. CÓDIGO FUENTE EN MATLAB

A.1 ANÁLISIS EN FRECUENCIA – BARRIDO EN FRECUENCIA

```
clear all,clc,close all
% Esta rutina se desarrolla para encontrar la wavelet que mejor caracteriza
% Para encontrar la Wavelet más selectiva en frecuencia, se toman señales
sinusoidales
% de amplitud 1 y se hace un barrido para todas la wavelets seleccionadas. En
cada
% nivel de descomposición existe un rango se frecuencia, La wavelet que
tenga una
% mejor relación entre la energía de los coeficientes del rango de frecuencia
de
% cada nivel y el rango donde no existe información de dicho niveles es el
mejor filtro.
load MS % se cargan la señales a analizar
p=[1.1 1.3 1.5 2.2 2.4 2.6 2.8 3.1 3.3 3.5 3.7 3.9 4.4 5.5 6.8];
%p=[3.1 3.7 6.8];
nw=8;% Número de niveles de descomposición
%Matrices Vacias que luego se van a llenar.
Mtotal=[];
MSumRang=[];MSumNoRang=[];MRelacion=[];
MSumRangNorm=[];MSumNoRangNorm=[];MRelacionNorm=[];
for w=1:length(p)% Esto es para el total de wavelet que se vana utilizar
    E=[];
    Twave=['Bior ',num2str(p(w))];
    % figure,h=gcf(); set(h,'name',['Descomposición usando transformada
wavelet ',Twave])
    % if ta == 1, set(h,'Position',[1 31 1280 666]),else , set(h,'Position',[1 31
1024 666]), end
    [fil,col] = size(MS);
    Mparcial=[];
    indice=nw;
    %cont=3;
    MEcoef=[];
    MEcoefNorm=[];
    for r=1:fil
        x=MS(r,:);
        % Descomposición para señal de prueba
        [c2,l2]=wavedec(x,nw,Twave); % en el vector c2 se almacena la
informacion de los coeficientes de detalle y aproximacion
        % en l se almacenan los tamaños de los coefientes de aproximacion y
detalle y de la longitud total de la señal
        for k= 1:nw
            cdet2=detcoef(c2,l2,k); %coeficientes de detalle
```

```

    % limite=200;% cantidad de muestras que serán anuladas en los
    extremos.
    Ecoef(k,1)= sum(cdet2.^2);% Vector de Energía de los coeficientes por
    nivel
    end % end for k
    EcoefNorm=Ecoef/(max(Ecoef));% Normalización del vector de energía
    de coeficientes

    MEcoef=[MEcoef,Ecoef] ;% Matriz de Energía de los coeficientes por
    nivel y frecuencia
    MEcoefNorm=[MEcoefNorm,EcoefNorm] ;% Matriz de Energía de los
    coeficientes por nivel y frecuencia
    end%end for r

    if w==11 % sólo para bior 6.8 3D
    [X,Y] = meshgrid(fr,1:nw);
    figure(1)
    cor=['b'; 'g';'r';'c';'m';'y';'b'; 'k';'r';'c';'m';'k';'b';'b'; 'g';'r';'c';'m';'k';'b';
    'g';'r';'c';'m';'k';'b'; 'b'; 'g';'r';'c';'m';'k';'b'; 'g';'r';'c';'m';'k';'b';
    'g';'r';'c';'m';'y';'k';'b'; 'g';'r';'c';'m';'y';'k'];
    [fil,col] = size(X);
    for i=1:fil
        Z=X; Z(:,:)=0; Z(i,:)=MEcoef(i,:);

    figure(1), stem3(X,Y,Z,[cor(i),'.']),axis tight,title(Twave),ylabel('Niveles
    [n]'),xlabel('Frecuencia [Hz]'),zlabel('Energía Coeficientes'), hold on

    % figure(2),Zn=X; Zn(:,:)=0; Zn(i,:)=MEcoefNorm(i,:);
    % stem3(X,Y,Zn,[cor(i),'.']),axis tight,title(Twave),ylabel('Niveles
    [n]'),xlabel('Frecuencia [Hz]'),zlabel('Energía Coeficientes'),hold on
    end

    % figure(1),clf(1),figure(2),clf(2)
    end
    Mtotal(:,:,w)=MEcoef;% se almacenan todas la matrices por cada wavelet
    MtotalNorm(:,:,w)=MEcoefNorm;% % se almacenan todas la matrices por
    cada wavelet Normalizadas

    [f,c]=size(MEcoef);
    a=1;
    b=val;
    for j=f:-1:1
        VEcoefTemp=MEcoef(j,:);% Se toma un vector temporal de datos, la fila j
        (NIvel J) y el rango de energía de ese nivel
        VEcoefNormTemp=MEcoefNorm(j,:);

```

```

    VERango=VEcoefTemp(a:b);% vector que contiene la rango de energía de
    cada nivel
    VERangoNorm=VEcoefNormTemp(a:b);
    VEcoefTemp(a:b)=[];% Se eliminan los elementos que hacen parte de del
    rango de energía de dicho nivel
    VEcoefNormTemp(a:b)=[];
    VSumRang(j,1)=sum(VERango);% Suma de las energías del rango de cada
    nivel
    VSumRangNorm(j,1)=sum(VERangoNorm);
    VSumNoRang(j,1)=sum(VEcoefTemp);% Suma de las energías del No
    rango de cada nivel
    VSumNoRangNorm(j,1)=sum(VEcoefNormTemp);
    a=a+val;
    b=b+val;
    end % end for j

    Relacion=VSumNoRang./VSumRang;% Esta es la relación entre EL rango y el
    no rango
    RelacionNorm=VSumNoRangNorm./VSumRangNorm;
    MSumRang=[MSumRang,VSumRang];% Matriz respectiva de la suma de los
    rangos de frecuencias para todas las wavelet de esta familia
    MSumRangNorm=[MSumRangNorm,VSumRangNorm];
    MSumNoRang=[MSumNoRang,VSumNoRang];% Matriz respectiva de la suma
    de los No rangos de frecuencias para todas las wavelet de esta familia
    MSumNoRangNorm=[MSumNoRangNorm,VSumNoRangNorm];
    MRelacion=[MRelacion,Relacion];% Matriz e l arelación entre rango y no
    rango
    MRelacionNorm=[MRelacionNorm,RelacionNorm];
    end% end for w
    for x=1:length(p)
        Prom(x)=mean(MRelacion(1:7,x));
        PromNorm(x)=mean(MRelacionNorm(1:7,x));
    end
    [V,P]=sort(Prom),[VN,PN]=sort(PromNorm)

    % stem3(MRelacion, '.')
    % figure,stem3(MRelacionNorm, '.')
    Prom=Prom'; PromNorm=PromNorm'; P=P'; PN=PN';
    MRelacion=MRelacion';

    %%%%%%%%%%%
    % Mejor Bior 6.8 cuando MS tiee
    % Peor Bior 3.1
    V31=Mtotal(4, :,8);% La energía del filtro 3.1 está en la posición 8
    V31=V31/max(V31);

```

```

V37=Mtotal(4,:,11);% La energía del filtro 3.7 está en la posición 11
V37=V37/max(V37);
V68=Mtotal(4,:,15);% La energía del filtro 6.8 está en la posición 15
V68=V68/max(V68);

[fMS,cMS]=size(MS);
C1=fMS/2;C2=fMS/8;C3=C1-C2;
Vfil=[zeros(1,C1),ones(1,C2),zeros(1,C3)];
figure,subplot(311),stem(fr,V31,'. '),axis tight, ylabel('Ene Bior3.1
pu'),title('Energías para la Bior 3.1, 3.7 y 6.8 en p.u. '),hold,plot(fr,Vfil,'r'),grid
subplot(312),stem(fr,V37,'. '),axis tight,ylabel('Ene Bior3.7
pu'),hold,plot(fr,Vfil,'r'),grid
subplot(313),stem(fr,V68,'. '),axis tight,ylabel('Ene Bior6.8
pu'),xlabel('Frecuencia [Hz]'),hold,plot(fr,Vfil,'r'),grid

```

A.2 RESPUESTA EN FRECUENCIA DE LOS FILTROS DE DESCOMPOSICIÓN PASA ALTA - FDPA

```

clear all
close all
v=[1.5,2.2,2.4,2.6,2.8,3.1,3.3,3.5,3.7,3.9,4.4,5.5,6.8];% vector de las Bior
escogidas
EdB=[];
E=[];
MTwave1=[];
MTwave2=[];
pend=[];
for w=1:length(v);
    Twave=['bior',num2str(v(w))];
    % Load scaling filter.
    %load(char(Twave));
    Tw = Twave;
    % Compute the four filters.
    [Rf,Df] = biorwavf(Twave);
    [Lo_D,Hi_D,Lo_R,Hi_R] = biorfilt(Rf,Df);

```

```

% subplot(423); stem(Lo_D);
% title('Decomposition low-pass filter Lo{\_}D');
% subplot(424); stem(Hi_D);
% title('Decomposition high-pass filter Hi{\_}D');
% subplot(425); stem(Lo_R);
% title('Reconstruction low-pass filter Lo{\_}R');
% subplot(426); stem(Hi_R);
% title('Reconstruction high-pass filter Hi{\_}R');
% High and low frequency illustration.
n = length(Hi_D);
freqfft = (0:n-1)/n;
nn = 1:n;
N = 500;
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
nlambda=lambda(1:length(lambda)/2);
%fftld = fft(Lo_D);
ffthd = fft(Hi_D);

affthd = abs(ffthd(1:length(ffthd)/2));% Magnitud de la FFT del filtro pasa
altas
%affthdpu=affthd/(max(affthd)); % Magnitud de la FFT del filtro pasa altas
en pu.
affthd_dB=20*log10(affthd);% Magnitud de la FFT del filtro pasa altas en
decibeles

aXHi_D=abs(XHi_D(1:length(XHi_D)/2));% Magnitud de la FFT del filtro pasa
altas sólo la mitad de las muestras

```

```

%aXHi_D=aXHi_D/(max(aXHi_D)); %Magnitud de la FFT del filtro pasa altas
sólo la mitad de las muestras en p.u.
aXHi_D_dB=20*log10(aXHi_D);% Magnitud en decibeles de la FFT del filtro
pasa altas sólo la mitad de las muestras
E=[E;aXHi_D];
EdB=[EdB;aXHi_D_dB];

% Cálculo de las pendientes: Para esto se utilizan los puntos de la zona de
% transición propuesta: entre el 70% y 20% del valor máximo del filtro

V70=max(aXHi_D)*0.70;%Este es el límite superior del filtro 70%
V20=max(aXHi_D)*0.50;%Este es el límite inferior del filtro 20%%
[vl,p]=find(V20 < aXHi_D(1:length(aXHi_D)*(2/3)) &
aXHi_D(1:length(aXHi_D)*(2/3)) < V70);
x=lambda(p);
y=aXHi_D(p);
pol= polyfit(x,y,1);
pend=[pend,pol(1)];
% figure
% h=gcf(); set(h,'name','Bior'),set(h,'Position',[1 31 1280 666]);
% plot(x,y),hold,plot(x,polyval(pol,x),'r');
% figure(1)
%
subplot(121),hold,plot(nlambda,aXHi_D),grid,hold,%plot(nlambda(p),aXHi_D(
p),'*r')
%
subplot(122),hold,plot(nlambda,aXHi_D_dB),grid,hold,%plot(nlambda(pd),aXH
i_D_dB(pd),'*r')
% if w<8
MTwave1=[MTwave1;Twave];
% else

```

```

% MTwave2=[MTwave2;Twave];
% end
if w==10, save Bior_39_Hi aXHi_D, else,end% guardo el vector de la
respuesta en frecuencia del filtro pasa altas

end

E=E';
EdB=EdB';
figure
    h=gcf(); set(h,'name','Bior'),set(h,'Position',[1 31 1280 666]);

plot(nlambda,E(:,1:7)),title('Magnitud Respuesta en frecuencia pasa altos
Bior1.5-Bior3.3'),grid,ylabel('Magnitud'),xlabel('Frecuencia en p.u.');
```

hold,plot(nlambda,E(:,8:end),'--'),title('Respuesta en frecuencia FDPA Bior1.5
a Bior6.8'),grid,ylabel('Magnitud'),xlabel('Frecuencia en
p.u.');

```
legend(MTwave1,'location','NorthWest'),grid

figure,plot(nlambda,EdB(:,8:end),'--'),title('Respuesta en frecuencia en
decibelios pasa altos Bior1.5-Bior6.8'),grid,ylabel('Magnitud
dB'),xlabel('Frecuencia en p.u.')
```

hold, plot(nlambda,EdB(:,1:7)),title('Respuesta en frecuencia en decibelios
pasa altos Bior1.5-Bior3.3'),grid,ylabel('Magnitud dB'),xlabel('Frecuencia en
p.u.');

```
legend(MTwave1,'location','SouthEast'),gris
```

A.3 CÁLCULO DE LOS 3 GRUPOS DE PATRONES UTILIZANDO BIOR 3.7

```
matriz=[1:5;6:10;11:15];
%waveident=struct('Twave',{{'Bior3.1','Coif1','Db3','Sym3'}});
nevents = struct('events',{{'Sag','Swell','Transitorio','Flicker','Armónico'}});
datab =
struct('events',{{'Sag_8mc_128','Swell_8mc_128','Trans_8mc_128','Flicker_3
2mc_128','harmonic_128_mc'}});
[MENE_A MENE_B MENE_C MENS_A MENS_B MENS_C]=deal([]);

for z=1:5

% pos=matriz(:,z);
load(char(datab.events(z)))% se cargan eventos a 128 m/c ideales
Nmc=128;
% p=[3.3 3.5 5.5];
% h = waitbar(0,'ESPÉRATE UN MOMENTO...');
%for w=1:length(p)
% waitbar(w/length(p),h)
[ETA,ETB,ETC]=deal([]);
Twave='Bior3.7';
[fil,col]=size(MF);
for r=2:col % Se inicia en 2 porque la primera columna es el vector tiempo
N=fil; %Número total de muestras 1024
Nc=N/Nmc;
sp=MF(:,r);% cada una de las señales perturbadas
spl=[sp;sp(end-Nmc:end)]; %incremento del tamaño de sp
(señal perturbada), en un ciclo N+Nmc
sb=[];
for i=1:Nc;
sb=[sb;sp(1:Nmc)]; %Esta es la señal base que viene sin
```

```

perturbar(estado estable).
    end
    sd=sp-sb;%señal diferencia entre la señal perturbada y la señal base

    for i=1:fil
        rms_spl(i)=sqrt((sum(spl(i:i+Nmc-1).^2))/Nmc); %valor rms de sbl
    end
    %plot(rms_spl,'r')
    p1=mean(rms_spl(2:6));% se toman las primeras muestras y se
promedian para tener una referencia para calcular el máx y el min.
    p2=max(rms_spl)-p1;
    p3=min(rms_spl)-p1;

    nw=7;
    % Descomposición para señal perturbada, señal base y señal
    % diferencia
    [c1,l1]=wavedec(sb,nw,Twave); % Descomposición para señal base
    [c2,l2]=wavedec(sp,nw,Twave); % en el vector c2 se almacena la
información de los coeficientes de detalle y aproximación
    % en l se almacenan los tamaños de los coeficientes de aproximación y
detalle y de la longitud total de la señal
    [c3,l3]=wavedec(sd,nw,Twave); % Descomposición para señal diferencia

E2=[];E3=[];MDE=[];
    for k= 1:nw
        cdet1=detcoef(c1,l1,k); %coeficientes de detalle señal base
        cdet2=detcoef(c2,l2,k); %coeficientes de detalle señal perturbada
        cdet3=detcoef(c3,l3,k); %coeficientes de detalle señal perturbada
        E1(k,1)=sum(abs(cdet1).^2);%Energía de los coeficientes de detalle
señal base
        E2(k,1)=sum(abs(cdet2).^2);%Energía de los coeficientes de detalle

```

señal perturbada

```
E3(k,1)=sum(abs(cdet3).^2);%Energía de los coeficientes de detalle
```

señal diferencia

```
MDE(k,1)=E2(k)-E1(k); % Matriz de diferencias de energias sin
```

normalizar

```
end
```

```
E2(7)=[];% Se elimina el nivel 6 de la señal perturbada
```

```
PP=[p2;p3];% Se toman los dos puntos obtenidos de la diferencia del  
máximo y mínimo respecto v. medio RMS y producto 0.5
```

```
EP=[E2;PP*max(E2)];% se le adicionan a los patrones calculados con  
la energía wavelet de la señal perturbada, los del rms
```

```
ED=[E3;PP*max(E3)];% se le adicionan a los patrones calculados con  
la energía wavelet de la señal diferencia, los del rms
```

```
ETA=[ETA,MDE];% se almacenan en una matriz Diferencias de energía.
```

```
ETB=[ETB,EP];% se almacenan en una matriz Energía de la perturbación  
+ RMS
```

```
ETC=[ETC,ED];% se almacenan en una matriz Energía de la señal  
Diferencia + RMS.
```

```
end
```

```
%
```

```
figure(1),subplot(2,3,z),stem(ETA, '.'), grid
```

```
title([char(nevents.events(z))]),xlabel('Niveles de  
Energía'),ylabel('Amplitud'),axis tight
```

```
figure(2),subplot(2,3,z),stem(ETB, '.'), grid ,xlabel('Niveles de  
Energía'),ylabel('Amplitud'),axis tight
```

```
title([char(nevents.events(z))]),xlabel('Niveles de  
Energía'),ylabel('Amplitud'),
```

```

figure(3),subplot(2,3,z),stem(ETC,'. '), grid ,axis tight
title([char(nevents.events(z))]),xlabel('Niveles de
Energía'),ylabel('Amplitud'),
    xlabel('Niveles de Energía')
%

% ALMACENAMIENTO DE LOS PATRONES

MENE_A=[MENE_A,ETA];
MENS_A=[MENS_A, ones(1,length(ETA))*z];
MENE_B=[MENE_B,ETB];
MENS_B=[MENS_B, ones(1,length(ETB))*z];
MENE_C=[MENE_C,ETC];
MENS_C=[MENS_C, ones(1,length(ETC))*z];

end
ta=2;
h=gcf(); set(h,'name',Twave)
if ta == 1, set(h,'Position',[1 31 1280 666]),else , set(h,'Position',[1 31
1024 666]), end

MENE_A=MENE_A';
MENE_B=MENE_B';
MENE_C=MENE_C';
MENS_A=MENS_A';
MENS_B=MENS_B';
MENS_C=MENS_C';
save Patt_ABC_Bior_37_128 MENE_A MENE_B MENE_C MENS_A MENS_B
MENS_C

```