

Contribuciones a la Calidad de la Señal Eléctrica basadas en Wavelets e Inteligencia Artificial

Tesis Doctoral

M^a Dolores Borrás Talavera

Sevilla 2016





Contribuciones a la Calidad de la Señal Eléctrica basadas en Wavelets e Inteligencia Artificial

Tesis Doctoral

M^a Dolores Borrás Talavera

Director: Dr. D. Juan Carlos Bravo Rodríguez

Tutor: Dr. D. Alfonso Bachiller Soler

Departamento de Ingeniería Eléctrica
Universidad de Sevilla

2016

En esta tesis se aborda el problema de la calidad de la señal eléctrica. Se usa como herramienta de análisis la transformada wavelet (DWT), que sirve de soporte matemático para la proposición de unos nuevos índices de calidad: una tasa de perturbación instantánea (ITD(t)) y una tasa de perturbación global (GDR); estos índices reflejan la calidad de la señal eléctrica bajo condiciones estacionarias y transitorias, y cuantifican los efectos de las perturbaciones no estacionarias y su duración con buena precisión y alta resolución.

Por otro lado, se analizan las técnicas de clasificación de perturbaciones basadas en inteligencia artificial, prestando especial atención a las redes neuronales (ANN) y a las máquinas de soporte vectorial (SVM). Se describe una aplicación realizada basada en ANN y se muestran los logros obtenidos y sus inconvenientes. Se hace un estudio detallado de las SVM y se describen los diferentes métodos de clasificación.

Posteriormente, se desarrolla la metodología propuesta en esta tesis. La elección de la función wavelet más adecuada es un factor fundamental en la aplicación de este método; se ha establecido un criterio original para una selección óptima de la misma de modo que sea la que mejor se adapte a las características propias de las señales eléctricas. Los resultados obtenidos de la aplicación del índice propuesto GDR a señales eléctricas con perturbaciones simples o compuestas, permiten realizar una clasificación eficiente de las mismas con un conjunto de SVM binarias y la ayuda del valor RMS de la señal como índice auxiliar.

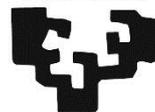
Finalmente se desarrolla una herramienta virtual que proporciona la monitorización en un montaje experimental y que facilita la visualización de los parámetros presentados y todo el proceso de clasificación para validar la metodología propuesta.

Programa de doctorado: Sistemas de Energía Eléctrica



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

eman ta zabal zazu



UPV EHU



2016

Contribuciones a la Calidad de la Señal Eléctrica basadas en
Wavelets e Inteligencia Artificial



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA



Contribuciones a la Calidad de la Señal Eléctrica basadas en Wavelets e Inteligencia Artificial

Autor:

M^a Dolores Borrás Talavera

Programa de doctorado: **Sistemas de Energía Eléctrica**

Universidades participantes:

Universidad de Málaga

**Universidad del País Vasco/Euskal Herriko
Unibertsitatea**

Universidad Politécnica de Catalunya

Universidad de Sevilla



Sevilla, 2016

Contribuciones a la Calidad de la Señal Eléctrica basadas en Wavelets e Inteligencia Artificial

Impreso en Sevilla en Abril 2016

UNIVERSIDAD DE SEVILLA

Departamento de Ingeniería Eléctrica

*A mi familia, a mi
madre que faltaste en el
último momento.*

Agradecimientos

Al término de mi tesis, desearía expresar mi gratitud a todas las personas que con su colaboración han hecho posible la realización de este trabajo, me siento afortunada por tener mucho que agradecer.

En primer lugar a mi director y amigo, Juan Carlos Bravo, por su labor de dirección, su dedicación y competencia, y sus correcciones certeras, quien me sustentó en los periodos más difíciles en la concreción de esta tesis, y del que aprendí que con esfuerzo y constancia todo se puede.

Mi más sincero agradecimiento a Manuel Castilla, mi primer director de tesis, quién me alentó en un principio y durante muchos años, insistió encarecidamente, me ayudó y se jubiló pensando que alguna vez la acabaría.

A Juan Carlos Montaña le quiero expresar mi reconocimiento y gratitud, que sin su inestimable y desinteresada ayuda no hubiera podido llegar a este momento.

A mi marido Miguel y a mis hijos, Miguel, Pablo y Gonzalo, por su aliento y la paciencia que habéis tenido conmigo durante estos últimos meses. Ellos saben que tenía que hacerla.

A mis hermanas, por las horas que me habéis ayudado cuidando a mamá para que tuviera más tiempo y terminase, tenéis una opinión tan alta de mí que a veces tengo que correr para merecerla, espero haber llegado con esto a una parada intermedia. Me habéis dado esa sensación de que nunca estoy ni voy a estar sola.

A todos los que de una forma u otra contribuyeron al desarrollo de esta tesis.

M^a Dolores Borrás Talavera

Sevilla, 2016

Resumen

En esta tesis se aborda el problema de la calidad de la señal eléctrica. Se usa como herramienta de análisis la transformada wavelet (DWT), que sirve de soporte matemático para la proposición de unos nuevos índices de calidad: una tasa de perturbación instantánea (ITD(t)) y una tasa de perturbación global (GDR); estos índices reflejan la calidad de la señal eléctrica bajo condiciones estacionarias y transitorias, y cuantifican los efectos de las perturbaciones no estacionarias y su duración con buena precisión y alta resolución. Para el caso estacionario se demuestra que su comportamiento es análogo al conocido THD.

Por otro lado, se analizan las técnicas de clasificación de perturbaciones basadas en inteligencia artificial, prestando especial atención a las redes neuronales (ANN) y a las máquinas de soporte vectorial (SVM). Se describe una aplicación realizada basada en ANN y se muestran los logros obtenidos y sus inconvenientes. Se hace un estudio detallado de las SVM y se describen los diferentes métodos de clasificación binaria y su extensión al problema de multclasificación.

Posteriormente, se desarrolla la metodología propuesta en esta tesis. La elección de la función wavelet más adecuada es un factor fundamental en la aplicación de este método; se ha establecido un criterio original para una selección óptima de la misma, de modo que sea la que mejor se adapte a las características propias de las señales eléctricas. Los resultados obtenidos de la aplicación del índice propuesto GDR a señales eléctricas con perturbaciones simples o compuestas, permiten realizar una clasificación eficiente de las mismas con un conjunto de SVM binarias y la ayuda del valor RMS de la señal como índice auxiliar.

Finalmente se desarrolla una herramienta virtual que proporciona la monitorización en un montaje experimental y que facilita la visualización de los parámetros presentados y de todo el proceso de clasificación para validar la metodología propuesta.

Índice

Agradecimientos	v
Resumen	vii
Índice	ix
Índice de Figuras	xiii
1. Introducción	1
1.1 <i>Introducción</i>	1
1.2 <i>Justificación y objetivos</i>	3
1.3 <i>Planteamiento general y antecedentes</i>	4
1.3.1 Wavelets	4
1.3.2 Calidad de la señal eléctrica (PQ)	5
1.3.2.1 Índices de calidad	8
1.3.3 Clasificación de perturbaciones	8
1.3.3.1 Redes Neuronales	9
1.3.3.2 Máquinas de Soporte Vectorial	9
1.4 <i>Estructura de la Tesis</i>	11
1.5 <i>Bibliografía</i>	12
2. Transformada Wavelet Discreta y Algoritmo Multirresolución	17
2.1. <i>Análisis de Fourier</i>	18
2.1.1. Series de Fourier	18
2.1.2. Transformada de Fourier	19
2.1.3. Transformada Discreta de Fourier	20
2.1.4. Transformada de Fourier de ventana	22
2.1.5. Procesado digital del análisis de Fourier	23
2.2. <i>Limitaciones de las transformadas tiempo–frecuencia: Principio de incertidumbre</i>	24
2.3. <i>Análisis Wavelet</i>	27
2.3.1. ¿Qué es una wavelet?	27
2.3.2. Expansión Wavelet	28
2.3.3. Transformada Wavelet Discreta	30
2.3.4. Análisis multirresolución wavelet (WMRA)	31
2.3.5. Filtro wavelet y filtro de escala de la DWT	34

2.3.6.	Energía de una señal. Teorema de Parseval	36
2.3.7.	Coste computacional de la DWT	38
2.4.	<i>Síntesis del capítulo</i>	39
2.5.	<i>Bibliografía</i>	39
3.	Aspectos relacionados con la calidad de la señal eléctrica	41
3.1.	<i>Introducción</i>	42
3.2.	<i>Normativa vigente</i>	44
3.2.1.	Norma EN-50160	44
3.2.2.	IEEE Std 1159™-2009	45
3.2.3.	IEC 61000-4-30	47
3.3.	<i>Caracterización de las perturbaciones eléctricas</i>	48
3.3.1.	Transitorios	48
3.3.2.	<i>Variaciones de tensión de larga duración</i>	51
3.3.3.	<i>Variaciones de tensión de corta duración</i>	52
3.3.4.	Desequilibrios de tensión	54
3.3.5.	Distorsión de la forma de onda	55
3.3.6.	Fluctuación de tensión (Flicker)	58
3.3.7.	Variaciones de frecuencia	58
3.4.	<i>Índices de Calidad Eléctrica. Revisión.</i>	59
3.4.1.	Tasa de distorsión armónica total (THD)	60
3.4.2.	Factor de cresta	63
3.4.3.	Factor K en transformadores	63
3.4.4.	Factor de interferencia telefónico (TIF)	64
3.5.	<i>Índices de Calidad propuestos</i>	64
3.5.1.	Tasa de perturbación instantánea (ITD)	64
3.5.2.	Tasa de perturbación global (GDR)	68
3.6.	<i>Resumen del capítulo</i>	69
3.7.	<i>Bibliografía</i>	69
4.	Técnicas de clasificación con Inteligencia Artificial	71
4.1.	<i>Introducción</i>	72
4.1.1.	Sistemas de clasificación basados en Sistemas Expertos Fuzzy	73
4.1.2.	Sistemas de clasificación basados en Algoritmos Genéticos	74
4.1.3.	Sistemas de clasificación basados en el K-vecino más cercano	75
4.2.	<i>Clasificación basada en Redes Neuronales</i>	75
4.2.1.	Reglas de aprendizaje	78
4.2.2.	Tipos de redes	79
4.2.3.	Aplicación en la clasificación de perturbaciones eléctricas	80
4.3.	<i>Clasificación basada en Máquinas de Soporte Vectorial</i>	87
4.3.1.	SVM para clasificación de muestras separables linealmente	88
4.3.2.	SVM para clasificación de muestras cuasi-separables linealmente	92

4.3.3.	SVM para clasificación de muestras no separables linealmente	95
4.3.4.	SVM multiclase	99
4.4.	<i>Resumen del capítulo</i>	100
4.5.	<i>Referencias</i>	101
5.	Metodología	105
5.1.	<i>Introducción</i>	105
5.2.	<i>Preprocesamiento</i>	106
5.2.1.	Medida de la frecuencia instantánea	106
5.2.2.	Selección de la wavelet madre	114
5.3.	<i>Segmentación</i>	122
5.3.1.	Extracción de las componentes de la señal	122
5.3.2.	Extracción de las características de la señal	123
5.4.	<i>Clasificación</i>	124
5.5.	<i>Validación experimental</i>	128
5.5.1.	Descripción del sistema de medida	129
5.5.2.	Resultados	134
5.6.	<i>Resumen del capítulo</i>	147
5.7.	<i>Bibliografía</i>	148
6.	Conclusiones y líneas futuras de investigación	149
6.1.	<i>Conclusiones</i>	149
6.2.	<i>Propuestas para futuras líneas de investigación</i>	150
Apéndice		153

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Señales estacionarias y su FT.....	21
Figura 2.2. Señales no estacionarias y su FT.....	22
Figura 2.3. Transformada de Fourier de ventana.....	23
Figura 2.4. Cápsulas de tiempo-frecuencia.....	25
Figura 2.5. Bases de Dirac y de Fourier.	25
Figura 2.6. Retículo tiempo-frecuencia para dos bases diferentes de STFT	26
Figura 2.7. Diferentes celdas wavelet en el plano tiempo–frecuencia.	26
Figura 2.8. Algunas wavelets madre.....	28
Figura 2.9. Algunas wavelets y funciones de escala.....	30
Figura 2.10. Bloque de descomposición de la DWT.	32
Figura 2.11. Descomposición de una señal mediante la WMRA.....	33
Figura 2.12. Respuesta en frecuencia de los filtros de escala y wavelets para Db4. (a) Primer nivel. (b) Segundo nivel (c) Tercer nivel.....	34
Figura 2.13. Respuesta en frecuencia de los filtros de escala y wavelets. (a) Primer nivel con db10. (b) Segundo nivel con db10. (c) Tercer nivel con db10. (d) Primer nivel con dmey. (b) Segundo nivel con dmey. (c) Tercer nivel con dmey	35
Figura 2.14. Respuesta en frecuencia de los filtros de escala y wavelets para Db20. (a) Primer nivel. (b) Segundo nivel (c) Tercer nivel.....	36
Figura 2.15. (a) Señal de tensión perturbada en el tiempo. (b) Espectro de la misma. (c) Distribución de energía porcentual en las señales de detalle para diferentes wavelets madre	38
Figura 3.1. (a) Transitorio impulsivo. (b) Transitorio oscilatorio.....	50
Figura 3.2. Variaciones de tensión de corta duración. (a) Interrupción momentánea. (b) Hueco instantáneo. (c) Sobretensión instantánea.	54
Figura 3.3. (a) Armónicos. (b) Notching.....	56
Figura 3.4. (a) Tensión con ruido. (b) Flicker.....	57

Figura 3.5. (a) Hueco de tensión pronunciado de 120 ms de duración. (b) Espectro obtenido con una ventana de 200 ms	61
Figura 3.6. (a) y (b) Huecos de tensión de diferente duración. (c) ITD(n) correspondiente al hueco mostrado en (a). (d) ITD(n) correspondiente al hueco mostrado en (b).	66
Figura 3.7. (a) Tensión con armónicos. (b) Flicker de tensión. (c) ITD(t) de la señal con armónicos. (d) ITD(t) del flicker.	67
Figura 3.8. (a) Tensión con transitorio oscilatorio. (b) ITD(t) de la tensión anterior.	67
Figura 4.1. Diagrama de bloques de un sistema de clasificación de perturbaciones.	73
Figura 4.2. Estructura multicapa	76
Figura 4.3. Elementos de una neurona artificial	77
Figura 4.4. Interconexión entre una neurona presináptica y una postsináptica.....	79
Figura 4.5. Red jerarquizada de Rumelhart.....	80
Figura 4.6. Red neuronal de tres capas	82
Figura 4.7. Representación de algunos patrones de entrada.	84
Figura 4.8 Arquitectura del bloque ANN usado.....	84
Figura 4.9. Hiperplano de separación óptimo y su margen asociado	88
Figura 4.10. Muestras no separables y sus correspondientes ξ	93
Figura 4.11. Transformación dimensional mediante funciones kernel	95
Figura 4.12. Ambigüedad en la clasificación entre 2 clases mostrado en amarillo. En la izquierda se discrimina entre la <i>clase k</i> y la <i>no clase k</i> . En la derecha hay 3 funciones discriminantes para separar pares de clases.....	99
Figura 5.1. Diagrama de bloque del sistema clasificador	106
Figura 5.2. Diagrama de flujo de la metodología propuesta	108
Figura 5.3. Tres estimaciones consecutivas estadísticamente independientes.	110
Figura 5.4. Cálculo de magnitudes eléctricas controlado por IFC.....	111
Figura 5.5. Intervalos variables de muestreo para mantener constante la fase entre muestras.....	112
Figura 5.6. Respuesta en frecuencia de las wavelets <i>db4</i> , <i>db6</i> , <i>db8</i> , <i>db10</i> y <i>db20</i> : (a) En el primer nivel de descomposición, (b) en el segundo, (c) en el tercero.....	115
Figura 5.7. Respuesta en frecuencia de las wavelets <i>sym4</i> , <i>sym6</i> , <i>sym8</i> , <i>sym10</i> y <i>sym20</i> :	

(a) En el primer nivel de descomposición, (b) en el segundo, (c) en el tercero.....	115
Figura 5.8. Respuesta en frecuencia de las wavelets <i>coif1</i> , <i>coif2</i> , <i>coif3</i> , <i>coif4</i> y <i>coif5</i> : (a) En el primer nivel de descomposición, (b) en el segundo, (c) en el tercero.	116
Figura 5.9. Respuesta en frecuencia de las wavelets <i>bior3.3</i> , <i>bior3.5</i> y <i>bior3.9</i> : (a) En el primer nivel de descomposición, (b) en el segundo, (c) en el tercero.....	116
Figura 5.10. Respuesta en frecuencia de las wavelets <i>bior4.4</i> , <i>bior5.5</i> y <i>bior6.8</i> : (a) En el primer nivel de descomposición, (b) en el segundo, (c) en el tercero.....	117
Figura 5.11. Comparativa de la respuesta en frecuencia de los filtros wavelets en el primer nivel de descomposición.....	117
Figura 5.12. (a) Tensión con armónicos (3 ^º , 5 ^º y 9 ^º) debajo distribución porcentual de la energía de los mismos en los coeficientes de detalle. (b) Tensión con transitorio de 2000 Hz y debajo distribución porcentual de la energía.	118
Figura 5.13. (a) Tensión con hueco del 50% debajo distribución porcentual de la energía del mismo en los coeficientes de detalle. (b) Tensión con sobretensión del 40% y debajo distribución porcentual de la energía.....	118
Figura 5.14. (a) Tensión con transitorio de 2000 Hz. (b) Señal de detalle $d_1(t)$. (c) $ITD(t)$ correspondiente.	124
Figura 5.15. Representación 2D de los vectores de características de las clases seleccionadas.	125
Figura 5.16. Zoom sobre la Figura 5.15. (a) En la parte inferior central. (b) Sobre la parte central.	125
Figura 5.17. Combinaciones binarias para entrenamiento y clasificación.	127
Figura 5.18. Algoritmo clasificador	128
Figura 5.19. Esquema del montaje experimental diseñado para la medida de la calidad de la señal eléctrica.	129
Figura 5.20. Esquema de la tarjeta de acondicionamiento.	130
Figura 5.21. Módulo acondicionador de señal.....	131
Figura 5.22. Tarjeta de adquisición de datos.	131
Figura 5.23. Panel frontal de Pandora.....	133
Figura 5.24. Diagrama general de generación con Pandora.	133
Figura 5.25. Componentes principales del montaje experimental.	134
Figura 5.26. Esquema del montaje experimental.	134
Figura 5.27. Interfaz de usuario del sistema analizador desarrollado para el cálculo	

de índices de calidad.....	135
Figura 5.28. (a) Hueco de tensión generado con la fuente programable. (b) Tensión medida en una carga a la que se ha aplicado la señal (a). (c) ITD(t) de la señal mostrada en (a). (d) ITD(t) de la señal con ruido añadido mostrada en (b).....	137
Figura 5.29. (a) Tensión con armónicos (C0), (b) ITD(t) de (a) en %. (c) Hueco de tensión (C1), (d) ITD(t) de (b) en %.....	138
Figura 5.30. (a) Sobretensión (C2), (b) ITD(t) de (a) en %. (c) Tensión con transitorio oscilatorio (C3), (d) ITD(t) de (b) en %.....	138
Figura 5.31. (a) Flicker (C4), (b) ITD(t) de (a) en %. (c) Hueco de tensión con armónicos (C5), (d) ITD(t) de (b) en %.....	139
Figura 5.32. (a) Sobretensión con armónicos (C6), (b) ITD(t) de (a) en %. (c) Hueco de tensión con transitorio oscilatorio (C7), (d) ITD(t) de (b) en %.....	139
Figura 5.33. (a) Sobretensión con transitorio impulsivo (C8), (b) ITD(t) de (a) en %. (c) Tensión con transitorio oscilatorio y armónicos (C9), (d) ITD(t) de (b) en %.....	140
Figura 5.34. Panel frontal del clasificador SVM.....	144
Figura 5.35. Entorno gráfico para mostrar resultados del entrenamiento y clasificación de la perturbación.....	145
Figura 5.36. Representación de los vectores característicos y fronteras entre la clase de la perturbación clasificada y el resto.....	146
Figura 5.37. SVM binarias de la perturbación frente a las 9 clases restantes.....	146
Figura A.1. Panel frontal del clasificador con SVM mostrando la tensión con armónicos.....	153
Figura A.2. Visualización de la perturbación en el plano de vectores característicos con sus respectivas fronteras.....	154
Figura A.3. Gráfico extraído del panel de visualización.....	155
Figura A.4. Gráfico extraído con la representación de todas las fronteras individualmente.....	155
Figura A.5. Panel frontal del clasificador con la perturbación a clasificar.....	156
Figura A.6. Visualización de la perturbación en el plano de vectores característicos con sus respectivas fronteras.....	157
Figura A.7. Gráfico extraído del panel de visualización.....	157
Figura A.8. Gráfico extraído con la representación de todas las fronteras individualmente.....	158

Figura A.9. Panel frontal del clasificador SVM con una sobretensión.	159
Figura A.10. Panel de visualización del mapa de vectores característicos junto a sus correspondientes fronteras.	159
Figura A.11. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.	160
Figura A.12. Gráfico extraído con la representación de todas las fronteras individualmente.	160
Figura A.13. Panel frontal del módulo clasificador mostrando la perturbación y sus parámetros característicos.	161
Figura A.14. Panel de visualización de vectores característicos.	162
Figura A.15. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.	162
Figura A.16. Gráfico extraído con la representación de todas las fronteras individualmente.	163
Figura A.17. Panel frontal del clasificador con un flicker de tensión y sus respectivos parámetros.	164
Figura A.18. Panel de visualización de vectores característicos.	164
Figura A.19. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.	165
Figura A.20. Gráfico extraído con la representación de todas las fronteras individualmente.	165
Figura A.21. Panel frontal del clasificador con perturbación múltiple y sus respectivos parámetros.	166
Figura A.22. Panel de visualización de vectores característicos.	166
Figura A.23. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.	167
Figura A.24. Representación individual de las parejas de perturbaciones.	168
Figura A.25. Panel frontal del clasificador para una tensión de la clase C6.	168
Figura A.26. Panel de visualización de vectores característicos.	169
Figura A.27. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.	170
Figura A.28. Representación individual de las parejas de perturbaciones.	170
Figura A.29. Panel frontal del clasificador para una tensión de la clase C7.	171
Figura A.30. Panel de visualización de vectores característicos.	171
Figura A.31. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.	172
Figura A.32. Representación individual de las parejas de perturbaciones.	172

Figura A.33. Panel frontal del clasificador para una tensión de la clase C8.	173
Figura A.34. Panel de visualización de vectores característicos.....	174
Figura A.35. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.	174
Figura A.36. Representación individual de las parejas de perturbaciones.....	175
Figura A.37 Panel frontal del clasificador para una tensión de la clase C9.	176
Figura A.38. Panel de visualización de vectores característicos.....	176
Figura A.39. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.	177
Figura A.40 Representación individual de las parejas de perturbaciones.....	177

1. INTRODUCCIÓN

“Medir lo que es medible y tratar de hacer medible lo que todavía no lo es”

Galileo Galilei

Se presenta en este capítulo la situación actual de la calidad de la señal de tensión del suministro de energía eléctrica y las motivaciones y objetivos que se han tenido a la hora de realizar el trabajo contenido en esta tesis, así como la organización de la misma.

1.1 Introducción

La presencia de la Electrónica de Potencia en infinidad de aplicaciones típicamente eléctricas ha incrementado de forma considerable el fenómeno de la distorsión armónica en los sistemas eléctricos, dando contenido a un término muy reciente denominado Calidad de la Energía Eléctrica (Power Quality, PQ). Por otro lado, la incorporación de las fuentes de energía renovable para producir una energía menos contaminante y cumplir con las directivas del protocolo de Kyoto [6], ha experimentado un enorme impulso. En lo relativo a la calidad de la energía eléctrica, las fuentes de energía renovables afectan fundamentalmente al aumento de la distorsión armónica, ya que la generación a otras frecuencias distintas de la fundamental de la red implica la necesidad de sistemas de conexión que pueden producir mayores niveles de armónicos, también se ven aumentados los niveles de flicker de tensión, producido por las fuentes de energía eólica y, en general, afecta a los sistemas no convencionales con una menor tolerancia a las perturbaciones eléctricas debido a su menor capacidad. La mala calidad en el suministro de potencia eléctrica está normalmente causada por perturbaciones en el sistema tales como

transitorios, sobretensiones, huecos, cambios de frecuencia, cortes, flicker etc. Es la consecuencia inmediata de la conducta no lineal de algunos dispositivos o de aquellos otros que presentan características tiempo-variantes. El análisis de estos sistemas se ha hecho muy puntualmente, dando soluciones particulares a planteamientos específicos y siempre fuera de una formulación generalizada. El análisis de Fourier ha sido durante muchos años y sigue siendo en la actualidad, una técnica muy importante para el estudio de sistemas periódicos distorsionados en el dominio frecuencial. Las funciones básicas utilizadas en el análisis de Fourier son las funciones seno y coseno, localizadas para cada frecuencia en todo instante. Por lo tanto, la información obtenida se puede decir que es un valor medio en todo el periodo de una señal. Si ocurre una perturbación instantánea, como un transitorio por ejemplo, repercutirá en ese valor medio de la respuesta en el dominio frecuencial, pero no estará localizado temporalmente.

La Transformada de Fourier (FT) y la Transformada Rápida de Fourier (FFT) han sido herramientas muy útiles para el procesamiento de señales eléctricas, pero presenta ciertas desventajas en lo referente a señales variantes en el tiempo; sin embargo se han planteado extensiones que ayudan a resolver el problema anterior, como es el caso de la Transformada de Fourier de Tiempo Corto (STFT), que vuelve a plantear inconvenientes cuando se pretende tener a la vez precisión en tiempo y en la frecuencia. Posteriormente surge la Transformada Wavelet (WT), que se presenta como una potente herramienta matemática capaz de representar señales no estacionarias en el dominio conjunto tiempo-frecuencia.

En esta tesis, haciendo uso de la transformada wavelet, el análisis de perturbaciones en los sistemas eléctricos se efectúa a partir de una base de funciones generada por dilataciones y traslaciones de una función de variable real, $\psi(t)$, previamente fijada, llamada wavelet madre o función analizante.

El vocablo wave se entiende de forma usual como una función o señal oscilatoria que depende fundamentalmente de los parámetros tiempo y frecuencia. La palabra wavelet significa “pequeña señal u ondícula”, (ondelette en francés) y sugiere que la función esté bien localizada. Las wavelets, son funciones que satisfacen ciertos requerimientos matemáticos y tienen toda su energía finita concentrada en un pequeño intervalo de tiempo. Dichas funciones son utilizadas como una base de un espacio vectorial para el desarrollo de cualquier función periódica o no periódica en el dominio tiempo-frecuencia.

La representación discreta de la WT es la Transformada Wavelet Discreta (DWT) que puede ser implementada empleando un banco de filtros digitales FIR (Finite Impulse Remote). Una de sus principales características es que permite hacer un análisis multiresolución (MRA) de la señal en cuestión, lo cual posibilita la visualización y el procesamiento de diferentes señales a distintos niveles de resolución. Gracias a las múltiples ventajas que ofrece la sencilla implementación de la DWT mediante el

MRA, este procedimiento se ha convertido en uno de los más populares para hacer procesado digital de señales desde hace ya más de una década.

Esta técnica, tiene la ventaja sobre el análisis de Fourier de contribuir al análisis de la calidad de la señal eléctrica de una forma más completa y eficiente como se verá a lo largo de este trabajo.

La necesidad de la evaluación de la calidad de la energía eléctrica, generada por la exigencia cada vez mayor de los usuarios, y la responsabilidad sobre la misma por parte de las compañías distribuidoras, ha conducido a la búsqueda de diversos índices que permitan cuantificar y hacer un seguimiento de dicha calidad. El uso de índices de calidad es el medio más útil y eficaz para cuantificar los fenómenos complejos de la forma de onda en el dominio del tiempo y de la frecuencia mediante un único indicador. Los índices de calidad existentes, tales como la Tasa de Distorsión Armónica (THD, Total Harmonic Distortion), Tasa de Distorsión Total Demandada (TTD, Total Demand Distortion) y factor de Flicker, entre otros, reflejan el grado de perturbación en cada una de las categorías existentes de forma individual, pero fallan al tratar de valorar de forma concisa los diferentes fenómenos que pueden presentarse de forma global.

Por otro lado, la generación de múltiples índices y subgrupos de datos afines sirve para evaluar y clasificar la calidad de la señal eléctrica. Por todo ello, en la actualidad se llevan a cabo actuaciones encaminadas a cuantificar y clasificar estas perturbaciones en las redes de distribución de energía eléctrica. Hoy en día existen numerosas líneas de investigación, así como equipos comerciales ya desarrollados, para la clasificación de las perturbaciones eléctricas, si bien, debido a la complejidad del tema, gran parte de estos sistemas son de baja fiabilidad y/o de alto coste. Las técnicas de inteligencia artificial han sido usadas para llevar a cabo esta tarea con éxito, sin embargo la complejidad de los patrones de entrada para su entrenamiento hacen que el proceso sea lento y de alto coste computacional, estando así esta línea de investigación aún abierta a nuevas metodologías de detección y posibles desarrollos.

1.2 Justificación y objetivos

Los objetivos que se abordan en esta tesis son fundamentalmente, la detección, localización, y clasificación de fallos, de forma rápida y eficiente, que superen las limitaciones de otras técnicas utilizadas con la misma finalidad. Se pretende analizar y caracterizar el impacto de las perturbaciones en los parámetros de calidad de la señal requeridos en las redes de distribución, junto con un procedimiento de medida claro y preciso para la valoración de los umbrales de suministro.

En base a la experiencia en el análisis de regímenes periódicos no senoidales con las técnicas de Fourier, se constata la dificultad que entraña el análisis de perturbaciones no estacionarias. Por ello, como primer objetivo se plantea la búsqueda de una

técnica adecuada para afrontar con garantías el análisis de perturbaciones en los sistemas eléctricos de potencia. Fruto de esta inquietud resulta el estudio y la profundización en el dominio wavelet, que desde primeros de los 90 se había utilizado en el tratamiento y procesamiento de imágenes y que a partir del 94-95 comenzó a ser aplicada a los sistemas eléctricos de potencia. Comprobada la potencialidad de esta técnica, se incorporan otros objetivos que debidamente estructurados configuran el cuerpo de este trabajo de tesis.

El propósito fundamental es, por tanto, conseguir una estructura basada en técnicas matemáticas avanzadas (Transformada Wavelet, Inteligencia Artificial (IA)...) para identificar (detectar, localizar y clasificar) cualquier perturbación de alta o baja frecuencia, periódica o no periódica.

Para ello es necesario plantear otros objetivos más específicos y que configuren las bases para que la estructura metodológica propuesta represente una contribución eficaz en términos PQ. Entre estos pueden citarse:

- Selección de la base ortogonal de funciones (wavelet madre) que genera la estructura wavelet más idónea para el análisis de perturbaciones de baja y alta frecuencia, de corta y larga duración.
- Generación de algoritmos rápidos y eficientes que detecten y localicen las perturbaciones a partir del análisis multirresolución.
- Definición de índices de calidad que representen de forma simple y óptima la evolución temporal y/o frecuencial de las perturbaciones eléctricas.
- Desarrollo de métodos de clasificación basados en técnicas de inteligencia artificial:
 - Desarrollo de una estructura neuronal para la clasificación de perturbaciones a partir del análisis wavelet.
 - Desarrollo de una estructura basada en Máquinas de Soporte Vectorial (SVM, Support Vector Machine) para la clasificación de las mismas a partir de los índices de calidad definidos.
- Comprobación experimental del método propuesto.

1.3 Planteamiento general y antecedentes

1.3.1 Wavelets

La literatura existente sobre la utilización del dominio wavelet en el análisis de perturbaciones en sistemas de potencia comienza a finales del siglo XX (1994-95), sin embargo, desde el punto de vista matemático, los primeros conceptos de estructuras ortonormales dirigidas al desarrollo de funciones no periódicas es anterior.

La transformada wavelet es el resultado de un gran número de investigaciones y constituye una técnica de análisis reciente. Un geofísico francés llamado Jean Morlet [1] investigaba un método para modelar la propagación del sonido a través de la corteza terrestre; como alternativa a la transformada de Fourier, utilizó un sistema basado en una función prototipo, que cumpliendo ciertos requerimientos matemáticos y mediante dos procesos denominados dilatación o escalamiento y translación, formaba un conjunto de bases que permitían representar las señales de propagación con la misma robustez y versatilidad que la transformada de Fourier, pero sin sus limitaciones.

La simplicidad y elegancia de esta nueva herramienta matemática fue reconocida por un matemático francés llamado Yves Meyer [2], quien descubrió que las wavelets formaban bases ortonormales de espacios ocupados por funciones cuyo cuadrado es integrable, lo que traducido al lenguaje del procesamiento de señales, corresponde a funciones o señales cuyo contenido energético es finito. Las bases ortonormales definidas por Ingrid Daubechies [3] mejoran sensiblemente tanto el análisis como la síntesis de funciones realizadas con las bases de Haar. Pero es Stephane Mallat [4], quien descubre distintas relaciones entre los bancos de filtros en cuadratura, los algoritmos piramidales de Burt y Andelson y las bases ortonormales de wavelets desarrolladas hasta el momento, dando un paso decisivo en el análisis de señales mediante procesamiento digital. En este momento, ingenieros e investigadores comenzaron a utilizar la transformada wavelet para aplicaciones en diferentes campos tales como astronomía, acústica, ingeniería nuclear, detección de terremotos, compresión de imágenes, reconocimiento de voz, visión humana, neurofisiología, óptica, resonancia magnética, radar, etc.

Una wavelet es una función localizable en el tiempo, que visto desde una perspectiva del análisis o procesamiento de señal puede ser considerada como una herramienta matemática para la representación y segmentación de señales, análisis tiempo-frecuencia, y una fácil implementación de rápidos algoritmos computacionales.

Las características propias de la transformada wavelet ofrecen la posibilidad de representar señales en diferentes niveles de resolución, representar de forma eficiente señales con variaciones abruptas de amplitud, y analizar señales no estacionarias, permitiendo acceder al contenido en frecuencia de una señal y a cuándo estas componentes de frecuencia se manifiestan. Estos tópicos constituyen el soporte matemático del procesamiento de la señal eléctrica desarrollado en esta tesis, la cual pretende ofrecer una visión teórica y práctica del uso de esta herramienta en el plano general del procesamiento digital de señales eléctricas y de cómo puede resultar de utilidad su aplicación a la obtención de índices de calidad eléctricos.

1.3.2 Calidad de la señal eléctrica (PQ)

Las medidas y el análisis de términos relacionados con la Calidad Eléctrica han sido

tradicionalmente divididos entre *estado estacionario* como puede ser la distorsión armónica, y *estado no estacionario* o *transitorio* como aquellos que derivan de fallos o interrupciones transitorias. El análisis de Fourier ha sido aplicado al primer caso, mientras que el análisis conjunto tiempo-frecuencia (JTFA, Joint Time-Frequency Análisis), que incluye a las wavelets, ha sido usado para el último.

Al utilizar la Transformada de Fourier Discreta (DFT) en estados no estacionarios, la estimación de una señal variable en el tiempo en un intervalo específico del mismo produce un considerable error en la precisión de la medida. El efecto es equivalente al que se produce al medir señales eléctricas en los sistemas de potencia con desviación de frecuencia con respecto a su valor nominal. Para evitar este problema, una transformada de Fourier a trozos, como la STFT, determina el contenido en frecuencia en una ventana de tiempo predefinida de la señal. A pesar de esto, el tamaño de la ventana afecta a la capacidad de multirresolución y el coste computacional es alto.

Todos estos inconvenientes pueden ser resueltos usando la Transformada Wavelet Discreta (DWT), ya que permite ofrecer mayor resolución en el tiempo para altas frecuencias y mayor resolución en la frecuencia para componentes de baja frecuencia. Este método es el mejor para localizar perturbaciones bajo condiciones no estacionarias. Sin embargo, la DWT presenta una limitación para su uso: una apropiada selección de la función wavelet base. En este trabajo se establecen una serie de criterios para una selección óptima de la misma.

Para el análisis de señales con transitorios y perturbaciones de naturaleza variable en el tiempo han sido usados métodos tales como la DWT, la Transformada S generalizada (GTS), distribuciones Tiempo-Frecuencia y la Transformada de Fourier Discreta Corta (Short-DFT). Así en [5] se presenta un método para detectar y localizar distintas perturbaciones eléctricas, basado en la transformada wavelet. La idea fundamental de este trabajo es la descomposición de una señal perturbada utilizando el análisis multirresolución y comprobando los niveles de frecuencia de algunas incidencias en casos prácticos reales. La aportación fundamental de este trabajo es la eficiencia del análisis multirresolución en la detección de perturbaciones.

En casi todos los primeros trabajos publicados, la perturbación más estudiada en sistemas de potencia era la presencia de transitorios; así en [6] se muestra un detallado estudio teórico de la teoría de wavelets, que se aplica a la detección de una oscilación transitoria en una señal, sugiriendo, como trabajos futuros, el desarrollo de técnicas para la clasificación de perturbaciones. Asimismo, en [7] se insiste en el análisis de transitorios mediante la DWT, utilizando la forma de detección explicada en [5] que aplica a dos casos prácticos simulados: horno de arco y vibraciones. Una forma original de afrontar el problema de la presencia de transitorios y su propagación en sistemas de potencia, se presenta en [8], indicando las principales fuentes de error. La transformada wavelet continua se presenta en [9] como una

nueva y poderosa herramienta para el estudio de fallos en sistemas monofásicos, indicando las posibilidades de conexión con los sistemas de protección. Siguiendo esta línea, en [10] se insiste en la técnica wavelet como la más adecuada para el tratamiento de señales no periódicas proponiendo un breve y simple análisis de algunas perturbaciones como transitorios, huecos y cortes.

A partir de 1997 se aborda el problema de la compresión de datos en los sistemas eléctricos, para utilizarlos posteriormente en la reconstrucción de la señal. En numerosas aplicaciones del procesamiento digital de señales, se utiliza un volumen importante de datos siendo necesario eliminar aquellos que contienen poca o nula información, y en consecuencia se reducen costos, tiempos de procesamiento, y se amplía la capacidad de almacenamiento. Un enfoque original de la compresión, a partir de la energía de los coeficientes de la Transformada Wavelet Discreta (DWT) se insinúa en [11], además de realizar un estudio comparativo de la DWT, con la transformada discreta de Fourier (DFT) y la transformada del coseno (DCT). La DCT ha sido utilizada en compresión de vídeo e imagen por algunos investigadores.

En 1998 comienzan a aparecer trabajos [12] que presentan el análisis multirresolución (MRA) como una potente herramienta para el diagnóstico de fallos en transformadores de potencia y señalan la importancia de una buena elección de la *wavelet madre*. Sin justificar su viabilidad, utiliza la wavelet de *Daubechies* de 8 y 56 coeficientes dejando abierta la puerta a futuras investigaciones en este campo. Este mismo año, se publican otros trabajos relacionados con el término *Power Quality* utilizando wavelets, [13] indica en sus conclusiones como con el uso de la TW se pueden clasificar perturbaciones con un menor número de parámetros que con otros métodos. En esta línea cabe destacar la originalidad presentada en [14] con el método de localización de fallos transitorios en sistemas de potencia.

Paralelamente se abren otras líneas, dentro de la ingeniería eléctrica, como la medida de algunos términos de potencia utilizando la transformada wavelet, [15], [16] en un proceso similar al que se realizó en [17] utilizando la transformada de Fourier. Este nuevo campo de trabajo aporta al área de la instrumentación y medida una técnica muy útil y original desde el punto de vista de medidas de magnitudes eléctricas cuya función temporal no sea periódica. En esta línea se presentan diferentes publicaciones en las que se estudia la teoría de la potencia usando desarrollos basados en la transformada wavelet; así en [18] se utiliza la Transformada Wavelet Packet (WPT) para medir términos de potencia y RMS y define una tasa de distorsión armónica por bandas (THDB, total harmonic band distortion), plantea el problema de la elección de la función wavelet analizante, y presenta muy sutilmente el problema del solapamiento de los filtros en las frecuencias de corte de las bandas en la transformada wavelet.

1.3.2.1 Índices de calidad

Tradicionalmente se han usado diferentes índices para la cuantificación de la calidad de la señal de red, con la finalidad de resumir con un simple indicador las anomalías en la forma de onda en el dominio del tiempo y de la frecuencia. En [19], [20] se muestran los índices PQ más comunes hasta la fecha. Todos ellos son fáciles de calcular e interpretar, pero presentan el inconveniente de que su utilidad queda restringida exclusivamente a la aplicación para la que fueron diseñados; así la mayoría de ellos no se pueden aplicar en régimen no estacionario.

El amplio uso de la transformada wavelet en el análisis de eventos no estacionarios para controlar los problemas de calidad eléctrica, da lugar a que en [21] se redefinan los índices de calidad propuestos hasta la fecha utilizando el análisis multirresolución. El aumento de perturbaciones variables en el tiempo propicia la formulación de diferentes índices para medir la calidad eléctrica, así en [22] se proponen tres nuevos índices de calidad basados en medidas en tiempo real, estos índices tienen en cuenta la variación de la frecuencia fundamental, la distorsión de la forma de onda y la desviación de las componentes simétricas en un sistema trifásico.

En particular, diferentes índices de calidad han sido definidos usando la DWT, la transformada S generalizada, distribuciones tiempo-frecuencia o la transformada Short-DFT [23]-[31]. Cabe destacar los índices propuestos en [23] para perturbaciones transitorias basados en la generalización de Cohen de la distribución tiempo-frecuencia que han servido de referencia en las publicaciones previas a esta tesis doctoral [24], [27] y [28].

Para finalizar, en [31] se presenta un original método basado en wavelets empíricas, pero debido a su elevado coste computacional es apropiado para un tratamiento de datos offline.

1.3.3 Clasificación de perturbaciones

Durante 1999, se publican diferentes trabajos relacionados con el análisis de perturbaciones en los sistemas eléctricos de potencia. En [32], se utiliza la Transformada Continua de la estructura wavelet de Morlet en el análisis de transitorios, huecos y cortes, pero no queda claro que dicha estructura sea capaz de discriminarlas. Posteriormente, el mismo autor participa en un trabajo [33] que utiliza la función B-spline como wavelet analizante en la detección de notch de tensión.

La investigación sobre clasificación de perturbaciones en el dominio wavelet comienza a dar sus primeros frutos en distintas publicaciones y congresos internacionales este mismo año 1999. Concretamente, en [34], se clasifican diferentes tipos de perturbaciones utilizando un método relacionado con el teorema de

Parseval, y por lo tanto, con la energía de los coeficientes wavelets. Mediante técnicas estadísticas, establece diferentes *zonas* de frecuencia: zona de alta frecuencia donde pueden darse perturbaciones tales como transitorios, zona de sobretensiones y huecos, y zona de perturbaciones de baja frecuencia.

1.3.3.1 Redes Neuronales

En el año 2000, aparece un trabajo [38]-[39], en dos partes, que discrimina hasta seis perturbaciones distintas, cuatro de ellas en el dominio wavelet y dos en el dominio del tiempo. La primera parte fue dedicada exclusivamente a los fundamentos teóricos de un clasificador neural basado en wavelets y la segunda parte se dedica al desarrollo del método para el reconocimiento de seis perturbaciones utilizando múltiples circuitos neuronales. Los mismos autores estudian en [40] la caracterización de fallos, analizando las formas de onda de tensión e intensidad en tres eventos: corriente de magnetización de un transformador, variaciones en la tensión de un convertidor multifase y transitorios en condensadores conmutados. Los distintos valores característicos presentes en cada perturbación como valor máximo, valor RMS, frecuencia, etc. se analizan mediante la transformada de Fourier y Wavelet.

En IEEE International Symposium on Diagnostics for Electrical machines, Power Electronics and Drives, y en 8th European Conference on Power Electronics and Applications se presentan ponencias en 1999 [35][36] que desarrollan un estudio analítico de las perturbaciones más conocidas (ocho tipos distintos) en el dominio wavelet llegando a conclusiones muy útiles desde el punto de vista de la detección, la compresión y la reconstrucción. En estos trabajos se define un original umbral para el filtrado de coeficientes y se diseña un algoritmo que utiliza una estructura wavelet-red neuronal, para la clasificación de todas las perturbaciones analizadas. Posteriormente, este estudio es mejorado dando lugar a la publicación [37] que fue el inicio de esta tesis doctoral en el año 2001.

En [41] el autor presenta una técnica mejorada empleando DWT integrada con una red neuronal probabilística, para clasificar los tipos de perturbaciones mediante la duración y la distribución de energías de la misma, éste tipo de red no necesita ser entrenada y tampoco ajustar los pesos de la misma.

Recientemente, siguen presentándose publicaciones que utilizan estas técnicas para detectar señales perturbadas con uno o varios tipos de eventos, como en [42].

1.3.3.2 Máquinas de Soporte Vectorial

Unas de las primeras aplicaciones de las máquinas de soporte vectorial (SVM) en el diagnóstico de perturbaciones se presenta en [43], para detectar huecos e interrupciones en una red de distribución radial, así como en [44], donde se utilizan cuatro SVM para detectar cinco tipos de perturbaciones en base a la identificación de

patrones resultantes de sumar la energía de la señal a la energía de la misma desplazada $T/4$, y obtener 16 parámetros para clasificar las mismas. En [45] se presenta por primera vez la aplicación de las SVM para el diagnóstico de faltas en transformadores eléctricos; la clasificación de las características obtenidas se hace a partir del análisis de los gases disueltos en el aceite, con el fin de identificar cuatro tipos de faltas.

En [46] los autores proponen también clasificadores de perturbaciones eléctricas mediante SVM en base a técnicas estándar de las mismas, uno-contra-uno (OVO) y uno-contra-todos (OVR). Estas técnicas son adecuadas para la clasificación en un problema multiclase, realizándose a partir de unos parámetros obtenidos en las señales de entrada simuladas. Las técnicas SVM multiclase se ven afectadas por el tamaño de la red, el esquema de solución heurística y la preparación de los parámetros de entrada. En [47] se plantea la clasificación automática de perturbaciones eléctricas con una SVM basada en los parámetros obtenidos del cálculo de la entropía de la energía con la transformada wavelet packet (WPT) y unas características ponderadas. Se consigue identificar cinco perturbaciones simuladas, con una frecuencia de muestreo de 2500Hz, usando un vector característico de dimensión cinco.

S. Ekici, en [48] obtiene un vector de características basado en los datos relativos a la energía de la señal que proporcionan los coeficientes wavelet que provienen del MRA con DWT. El tamaño de la matriz de datos característicos empleados es de 500×6 para los tipos de perturbaciones empleadas. De esta forma se consiguen clasificar cinco tipos de perturbaciones simuladas con y sin ruido añadido.

El método usado por los autores de [49], es similar al anterior pero con la herramienta de las wavelets packet para la extracción de coeficientes. Con esta herramienta de procesamiento se incrementa el número de datos del vector característico, aunque es capaz de resolver siete tipos de perturbaciones simples.

En [50] después de hasta nueve iteraciones en la extracción de los coeficientes wavelet, se parte de un número de 90 datos para el vector característico y es optimizado, mediante agrupamientos con la aplicación de algoritmos K-means y de algoritmos "Apriori", seleccionando y reduciéndolo finalmente a 17 características. Los aplica a una SVM multiclase (LS-SVM) con resultados de clasificación satisfactorios para cinco eventos simples.

En [51] se introduce una variante de la transformada S, la transformada TT, como herramienta de procesamiento tiempo-frecuencia de la señal. El propósito es resaltar la energía de la perturbación transitoria como método alternativo a las wavelets. Además incluye un algoritmo de optimización inmune para la reducción del número de vectores soporte. Aunque la metodología es eficiente, en el diseño del clasificador se combinan diferentes técnicas de optimización y los resultados se obtienen tras varias etapas de decisión que producen un significativo retraso en el proceso de

clasificación.

El método propuesto en [52] se basa en una técnica de descomposición empírica (EEMD) para la extracción de características, que combina con una técnica de clasificación multiclase denominada Rank wavelet SVM. La ventaja principal de este trabajo consiste en la capacidad para mantener la correlación entre los diferentes tipos de perturbaciones, que mejoran la precisión del método. Sin embargo, el número máximo de niveles de descomposición se establece en once con el fin de cubrir todas características de las perturbaciones múltiples consideradas; este hecho resulta bastante caro desde el punto de vista computacional. Además, otro grave inconveniente de un esquema de clasificación compleja como la Rank wavelet SVM, reside en que posibilita que las muestras pertenezcan a varias categorías, lo que da lugar a un incremento en el error de clasificación.

Finalmente, en [53] los autores proponen un clasificador de perturbaciones múltiples basado en wavelets y SVM multiclase con método uno-contra-uno (OVO). Se caracteriza porque el clasificador requiere ser entrenado únicamente con perturbaciones simples, lo que optimiza bastante todo el proceso. Con un vector característico de 31 parámetros consigue una fiable clasificación de perturbaciones simples y mixtas. Esta línea de actuación aparece casi paralelamente en el tiempo con el trabajo desarrollado en esta tesis, con la que comparte algunos planteamientos y técnicas de clasificación.

1.4 Estructura de la Tesis

La tesis se ha estructurado en los capítulos que se detallan a continuación:

En este primer capítulo de introducción de la tesis se define el campo de aplicación, el punto de partida, la motivación y los objetivos del trabajo.

En el capítulo 2 se desarrolla toda la herramienta matemática que se utiliza en el trabajo, fundamentos teóricos y las técnicas utilizadas.

En el capítulo 3 se abordan los aspectos relacionados con la calidad de la señal eléctrica, se describen las características de las diferentes perturbaciones que se pueden encontrar según las normativas vigentes y se evalúan los índices de calidad tradicionales, finalizando con la definición de los índices de calidad propuestos.

En el capítulo 4 se estudian las técnicas de inteligencia artificial, haciendo una breve revisión de las más usadas y desarrollando las que han sido probadas en esta tesis para la clasificación de perturbaciones.

El capítulo 5 constituye la aportación más importante de esta tesis, donde se describe la metodología usada, y se aborda la utilidad de los índices propuestos y su uso para la clasificación de las perturbaciones. Finalmente se muestran los resultados obtenidos en base a pruebas experimentales.

1.5 Bibliografía

- [1] Grossman A., Morlet J., "Decomposition of Hardy functions into square integrable wavelet of constant shape" *SIAM, J. Math.* 15, pp. 723-736, 1986.
- [2] Meyer Y., "Ondelettes et operateurs" Hermann, Paris 1990.
- [3] Daubechies I., "Ten lectures on wavelets". Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia PENNSYLVANIA, 1992.
- [4] Mallat S. G., "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation" *IEEE Trans. on Pattern Recog. and Machine Inteligence*, vol. 11, no. 7, pp 674-693, 1989.
- [5] Santoso S., Powers E.J., Grady W.M., Hofmann P., "Power quality assessment via wavelet transform analysis" *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 11, no. 2, pp 924-930, 1996.
- [6] Roberton C., Camps O. I., Mayer J. S., Gish W. B., "Wavelet and electromagnetic power system transients," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 11, pp. 1050-1058, Apr. 1996.
- [7] Wilkinson W. A., Cox M. D., "Discrete wavelet analysis of power system transients," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 11, pp. 2038-2044, Nov. 1996
- [8] Galli A.W., Heydt G.T., Ribeiro P.F., "Exploring the power of wavelet analysis," *IEEE Computer App.in Power*, vol. 9, no. 4, pp 37 - 41, 1996
- [9] Chaari O., Meunier M., Brouaye F., "Wavelets: a new tool for the resonant grounded power distribution systems relaying," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 11, no. 3, pp 1301 - 1308, 1996.
- [10] Pillay P., Bhattacharjee A., "Application of wavelets to model short-term power system disturbances," *IEEE Trans. on Power System*, vol. 11, no. 4, pp 2031 - 2037, 1996.
- [11] Littler T.B., Morrow D.J., "Wavelets for the analysis and compression of power system disturbances," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 14, no. 2, pp 358 - 364, 1999.
- [12] Pandey S.K., Satish L., "Multiresolution signal decomposition: a new tool for fault detection in power transformers during impulse tests," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 13, no. 4, pp 1194 - 1200, 1998.
- [13] Angrisani L., Daponte P., D'Apuzzo M., Testa A., "A measurement method based on the wavelet transform for power quality analysis," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 13, no. 4, pp 990 - 998, 1998.
- [14] Magnago F.H., Abur A., "Fault location using wavelets," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 13, no. 4, pp 1475 - 1480, 1998.
- [15] Weon-Ki Y., Devaney M.J., "Power measurement using the wavelet transform," *IEEE Trans. Inst and Meas.*, vol. 47, no. 5, pp 1205 - 1210, 1998.

-
- [16] Weon-Ki Y., Devaney M.J., "Reactive power measurement using the wavelet transform," *IEEE Trans. Inst and Meas.*, vol. 49, no. 2 pp 246 - 252, 2000.
- [17] Montaña J.C., Castilla M., López A., Gutiérrez J., "Measurement of Apparent Power Components in the Frequency Domain," *IEEE Trans. Inst and Meas.*, vol. 39, pp. 583 - 587, 1990.
- [18] Hamid, E.Y., Mardiana, R., Kawasaki, Z.-I., "Method for RMS and power measurements based on the wavelet packet transform" *IEE Proc. Science, Meas. and Tech*, vol. 149, no. 2, pp. 60 – 66, 2002.
- [19] Heydt G.T., "Electric power quality: a tutorial introduction," *IEEE Computer Applications in Power*, vol. 11, no. 1, pp 15 - 19, 1998.
- [20] Heydt G.T., Jewell W.T., "Pitfalls of electric power quality indices," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 13, no. 2, pp 570 – 578, 1998.
- [21] Kandil M.S., Farghal S.A., Elmitwally A., "Refined power quality indices," *IEE Proc. Gen., Trans. and Distr.*, vol. 148., no. 6, pp 590 – 596, 2001.
- [22] Lin T., Domijan A., "On power quality indices and real-time measurement," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 20, no. 4, pp. 2552-2562, 2005.
- [23] Shin Y.J., Powers E.J., Grady M., Arapostathis A., "Power quality indices for transient disturbances," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 21, no. 1, pp. 253-261, 2006.
- [24] Montaña J.C., Borrás D., Bravo J.C., "Power quality: mitigation technologies in a distributed environment". Book's chapter, *Power-quality factor for electrical networks*, pp.353-377, Springer-Verlag London limited, 2007
- [25] Sharon D., Montaña J.C., Borrás D., Castilla M., López A., Gutiérrez J., "Power Quality Factor for Networks Supplying Unbalanced Nonlinear Loads," *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, vol. 57, no. 6, pp. 1268-1274, June 2008.
- [26] Morsi W. G., El-Hawary M. E., "Wavelet packet transform-based power quality indices for balanced and unbalanced three-phase systems under stationary and nonstationary operating conditions," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 24, no. 4, pp. 2300–2310, Oct. 2009
- [27] Montaña J.C., Borrás M.D., Castilla M., Lopez A., Gutierrez J., Bravo, J.C., "Harmonic distortion index for stationary and transient states" *IEEE Conference Compatibility and Power Electronics, CPE '09*. pp. 123 – 128, 2009.
- [28] Borrás M.D., Montaña J.C., Castilla M., López A., Gutierrez J.; Bravo J.C., "Voltage index for stationary and transient states," *15th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference MELECON 2010*, pp. 679 – 684, 2010.
- [29] Biswal M., Dash P. K., "Estimation of time-varying power quality indices with an adaptive window-based fast generalized S-transform," *IET Sci. Meas. Technol.*, vol. 6, no. 4, pp. 189–197, Jul. 2012

- [30] Jo S.H., Son S., Park J.W., "On Improving Distortion Power Quality Index in Distributed Power Grids," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 4, no. 4, pp. 586-595, March 2013
- [31] Thirumala K., Umarikar A.C., Jain T., "Estimation of Single-Phase and Three-Phase Power-Quality Indices Using Empirical Wavelet Transforms," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 30, no. 1, pp. 445-454, 2015.
- [32] Huang S.J., Hsieh Ch.T., Huan Ch.L., "Application of Morlet Wavelets to Supervise Power System Disturbances," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 14, no.1, pp. 235-243, 1999.
- [33] Chen-Wen L., Shyh-Jier H., "An application of B-spline wavelet transform for notch detection enhancement," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 14, no.1, pp. 1419 - 1425, 2004.
- [34] Gaouda A.M., Salama M.M.A., Sultan M.R.A., Chikhani Y., "Power Quality Detection and Classification using Wavelet Multiresolution Signal Decomposition," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 14, no 4, pp. 1469-1476, 1999.
- [35] Borrás D., Castilla M., Moreno N., Montaña J.C., "Wavelet and Neural Structure: A New Tool for Diagnostic of Power System Disturbances," *IEEE SDEMPED'99*, pp. 375-380, 1999.
- [36] Castilla M., Borrás D., Moreno N., Montaña J.C., "Wavelet and Neural Network Structure for Analyzing and Classifying Power System Disturbances," 8th European Conf. on Power Electr. and App., EPE'99, 1999.
- [37] Borrás D., Castilla M., Moreno N., Montaña J.C., "Wavelet and neural structure: a new tool for diagnostic of power system disturbances" *IEEE Trans. on Industry App.*, vol. 37, no. 1, pp 184 – 190, 2001.
- [38] Santoso S., Powers E.J., Grady W.M., Parsons A.C., "Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier. I. Theoretical foundation," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 15, no.1, pp 222–228, 2000
- [39] Santoso S., Powers E.J., Grady W.M., Parsons A.C., "Power quality disturbance waveform recognition using wavelet-based neural classifier. II. Application," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 15, no.1, pp 229 – 235, 2000.
- [40] Santoso S., Grady W.M., Powers E.J., Lamoree J., Bhatt S.C., "Characterization of distribution power quality events with Fourier and wavelet transforms," *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 15, no.1, pp 247-254, 2000.
- [41] Gaing Z.L., "Wavelet-based neural network for power disturbance recognition and classification," *IEEE Trans. on Power Delivery*, pp. 1560-1568, vol. 19, no. 4, 2004.
- [42] Valtierra-Rodriguez M., Romero-Troncoso R., Osornio-Rios R., Garcia-Perez A., "Detection and classification of single and combined power

- quality disturbances using neural networks" *IEEE Trans. Ind Electron.*, pp. 2473–2482, vol. 61, no. 5, May 2014.
- [43] Janik P., Lobos T., Schegner P., "Classification of power quality events using SVM networks" Eighth IEE International Conference on Developments in Power System Protection, 2004, pp. 768-771 vol.2, 2004.
- [44] Lv G., Wang X., Zhang H., Zhang C., "PQ Disturbances Identification Based on SVMs Classifier," International Conference on Neural Networks and Brain, 2005, pp. 222-226, vol. 1, 2005.
- [45] Ganyun L.V., Haozhong C., Haibao Z., Lixin D., "Fault diagnosis of power transformer based on multi-layer SVM classifier," *Electric Power Systems Research*, pp. 1-7, vol. 74, no. 1, April 2005.
- [46] Janik P., Lobos T., "Automated classification of power quality disturbances using SVM and RBF networks," *IEEE Trans. Power Deliv.*, pp. 1663–1669, vol. 21, 2006.
- [47] Hu G.S., Zhu F.F., Ren Z., "Power quality disturbance identification using wavelet packet energy entropy and weighted support vector machines," *Expert Syst Appl.*, pp. 143–149, vol. 35, 2008.
- [48] Ekici S., "Classification of power system disturbances using support vector machines," *Expert Systems with Applications*, pp. 9859-9868, vol. 36, no. 6, August 2009.
- [49] Zhang M., Li K., Hu Y., "Classification of power quality disturbances using wavelet packet energy and multiclass support vector machine," *COMPEL, Int. J. Comput. Math. Elect. Electron. Eng.*, pp. 424–442, vol. 31, no. 2, 2012.
- [50] Erişti H., Yıldırım Ö., Erişti B., Demir Y., "Optimal feature selection for classification of the power quality events using wavelet transform and least squares support vector machines", *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, pp. 95–103, vol. 49, July 2013.
- [51] Biswal B., et al., "Power quality event characterization using support vector machine and optimization using advanced immune algorithm", *Neurocomputing*, pp. 75–86, vol. 103, no.1, March 2013.
- [52] Liu Z., Cui Y., Li W., "A Classification Method for Complex Power Quality Disturbance Using EEMD and Rank Wavelet SVM," *IEEE Trans. Smart Grid*, pp. 1678-1685, vol. 6, no. 4, July 2015.
- [53] De Yong D., Bhowmik S., Magnago F., "An effective Power Quality classifier using Wavelet Transform and Support Vector Machines", *Expert Systems with Applications*, pp. 6075-6081, vol. 42, no. 15, Sep. 2015.

2. TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA Y ALGORITMO MULTIRRESOLUCIÓN

“Una forma de pensar en las wavelets es plantearse cómo miran nuestros ojos el mundo. En el mundo real, se puede observar un bosque ... desde muchas perspectivas... distintas. Desde la ventana de un avión... el bosque parece una cubierta sólida de verde. Desde la ventana de un automóvil... la cubierta se transforma en árboles individuales; y si salimos del coche y nos acercamos, comenzamos a ver ramas y hojas. Si tomamos una lupa, podremos encontrar una gota de rocío en el extremo de una hoja. ... Sin embargo, si intentamos hacer lo mismo con una fotografía, nos sentiríamos decepcionados. Si ampliamos la fotografía para “acercarnos” a un árbol, sólo veremos un árbol más difuminado; no encontraremos la rama, la hoja, ni la gota de rocío. Aunque nuestros ojos pueden ver el bosque a muchas escalas de resolución, la cámara sólo puede mostrar una cada vez.”

Dana Mackenzie

El análisis wavelet permite identificar y manipular patrones específicos ocultos en un volumen importante de datos, de forma muy parecida a como nuestros ojos observan los árboles de un bosque, o nuestros oídos pueden elegir el sonido de una flauta en una sinfonía.

El análisis de una señal temporal periódica, invariante en el tiempo o estacionaria, se hace en el dominio de la frecuencia mediante el análisis de Fourier que descompone dicha señal en una serie de funciones sinusoidales. El dominio de Fourier tiene gran importancia en el análisis armónico de un sistema físico y fundamentalmente en los sistemas eléctricos de potencia.

Las wavelets son funciones que tienen toda su energía finita concentrada en un pequeño intervalo de tiempo y son utilizadas como base de un espacio vectorial para el desarrollo de cualquier función periódica o no periódica en el dominio wavelet. El análisis y síntesis de sistemas físicos en el dominio wavelet representa una sofisticada herramienta utilizable en distintas áreas de Ingeniería.

El análisis Wavelet es similar al análisis de Fourier con la propiedad singular de identificar y reproducir señales fugaces o señales con cambios abruptos.

2.1. Análisis de Fourier

Desde una perspectiva histórica, las bases del análisis armónico de señales periódicas, se implantaron por distintos matemáticos en los siglos XVIII y XIX, aunque su verdadero impulsor fue J.B.J. Fourier (1768-1830). Este análisis ha sido utilizado en numerosas ramas de la ciencia y de la ingeniería y constituye una herramienta poderosa en el tratamiento de señales periódicas. Se basa en transformar una función definida en dominio temporal en otra función definida en dominio frecuencial. Esta técnica incluye la transformada y las series de Fourier y su revisión teórica en este capítulo está justificada por la similitud que tiene con el análisis wavelet.

2.1.1. Series de Fourier

En un sistema eléctrico de potencia ideal, la energía se suministra a frecuencia constante y para unas condiciones de tensión e intensidad claramente definidas. Sin embargo, algunas de estas condiciones no se cumplen en la práctica, apareciendo la figura *distorsión* que implica una deformación de la señal de tensión y/o intensidad del sistema de potencia. Este fenómeno no es nuevo, aunque sí ha aumentado en los últimos años como consecuencia de la utilización de las energías renovables, y con la aparición de los dispositivos electrónicos de potencia que manipulan las señales y con ello aumenta la no linealidad de las cargas. La deformación de una senoide se expresa generalmente en función de su contenido *armónico*. El término *armónico* significa la aparición de una señal de frecuencia múltiplo de una llamada fundamental, o frecuencia de la senoide que no presenta distorsión.

En 1822 J. Fourier demostró que una función continua y periódica $f(t) = f(t+T)$, siendo T el periodo, puede ser representada mediante una serie infinita de funciones senos y/o cosenos, (base ortogonal de funciones), de frecuencias armónicas relacionadas

$$f(t) = \sum_{\kappa=-\infty}^{\infty} c_{\kappa} e^{i\kappa\omega t} \quad (2.1)$$

donde ω es la frecuencia fundamental en rad/seg. En esta expresión, la base la constituyen el conjunto de funciones exponenciales

$$\{e_{\kappa}\} = \{e^{i\kappa\omega t}\} \quad \kappa \in Z \quad (2.2)$$

donde el índice κ representa el *orden* del armónico correspondiente. Los coeficientes c_κ vienen definidos por

$$c_\kappa = \frac{1}{T} \int_0^T f(t) e^{-i\kappa\omega_0 t} dt \tag{2.3}$$

donde los distintos c_κ son los valores medios de la función $f(t)$ para la frecuencia $\kappa\omega_0$. En particular c_0 es el valor medio de la función $f(t)$ conocido en ingeniería eléctrica como *componente continua*. La expresión (2.1) constituye una representación en el dominio de la frecuencia de la función temporal $f(t)$

$$f(t) = \frac{a_0}{2} + \sum_{\kappa=1}^{\infty} (a_\kappa \cos \kappa\omega_0 t + b_\kappa \sen \kappa\omega_0 t) \tag{2.4}$$

donde a_κ y b_κ son cantidades reales y pueden obtenerse a partir de las expresiones

$$\begin{aligned} a_\kappa &= \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \cos \kappa\omega_0 t dt \\ b_\kappa &= \frac{2}{T} \int_0^T f(t) \sen \kappa\omega_0 t dt \end{aligned} \tag{2.5}$$

La ecuación (2.4) es una *expansión ortogonal* de $f(t)$ respecto de la base $\{e_\kappa\}$. Y puede expresarse también de la forma

$$f(t) = c_0 + \sum_{\kappa=1}^{\infty} c_\kappa \cos(\kappa\omega_0 t + \theta_\kappa) \tag{2.6}$$

Donde $|c_\kappa| = \sqrt{a_\kappa^2 + b_\kappa^2}$ y $\theta_\kappa = \arctan\left(-\frac{b_\kappa}{a_\kappa}\right)$ y donde $c_\kappa = |c_\kappa| e^{i\theta_\kappa}$ son magnitudes complejas.

2.1.2. Transformada de Fourier

La extensión de la serie a la transformada, se consigue fácilmente utilizando las expresiones (2.1) y (2.3). Así, la función $f(t)$ puede ser expresada como

$$f(t) = \sum_{\kappa=-\infty}^{\infty} \left[\frac{1}{T} \int_{-T/2}^{T/2} f(t) e^{-i\kappa\omega_0 t} \cdot dt \right] e^{i\kappa\omega_0 t} \tag{2.7}$$

Si el periodo $T \rightarrow \infty$, $\omega_0 \rightarrow d\omega$, y $\kappa\omega_0 \rightarrow \omega$, se cumple que:

$$f(t) = \int_{\omega=-\infty}^{\infty} \left[\int_{t=-\infty}^{\infty} f(t) e^{-i\omega t} dt \right] e^{i\omega t} \frac{d\omega}{2\pi} \tag{2.8}$$

Puede comprobarse que al calcular la integral entre corchetes, ésta es sólo función de ω y no de t . Llamando $F(\omega)$ a dicha integral se obtiene la igualdad:

$$F(\omega) = \int_{t=-\infty}^{\infty} f(t)e^{-i\omega t} dt \quad (2.9)$$

Teniendo en cuenta (2.9), la expresión (2.8) se puede escribir como

$$f(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{\omega=-\infty}^{\infty} F(\omega)e^{i\omega t} d\omega \quad (2.10)$$

Las ecuaciones (2.9) y (2.10) constituyen el *par de transformadas de Fourier*. Este par de transformación es útil para señales estacionarias cuyo contenido frecuencial no varía en el transcurso del tiempo.

2.1.3. Transformada discreta de Fourier

Para una señal discreta y periódica, la *base ortogonal* de Fourier es

$$\{e_{\kappa}(n)\} = \left\{ e^{\left(\frac{i2\pi}{N}\right)\kappa n} \right\} \quad \kappa = 0, 1, \dots, N-1 \quad (2.11)$$

La expansión de Fourier de $f(n)$ viene dada por

$$f(n) = \sum_{\kappa=0}^{N-1} \alpha_{\kappa} e_{\kappa}(n) = \sum_{\kappa=0}^{N-1} \alpha_{\kappa} e^{\left(\frac{i2\pi\kappa}{N}\right)n} \quad (2.12)$$

donde los coeficientes α_{κ} o Transformada Discreta de Fourier (DFT) vienen dados por el producto interno en forma discreta [2]:

$$\alpha_{\kappa} = \left\langle f(n), e^{\left(\frac{i2\pi\kappa}{N}\right)n} \right\rangle = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} f(n) e^{\left(\frac{-i2\pi\kappa}{N}\right)n} \quad (2.13)$$

Las ecuaciones (2.12) y (2.13) constituyen el *par de transformadas de Fourier* para funciones discretas.

El resultado del análisis de Fourier, es el espectro de la señal expresado como un conjunto de pares de coeficientes, c_{κ} y θ_{κ} . Cada par de coeficientes representa la amplitud y la fase de una señal sinusoidal de duración infinita. A cada una de estas señales sinusoidales se las denomina líneas espectrales o líneas frecuenciales por su representación típica en el dominio de la frecuencia (Figura 2.1).

A partir de las líneas espectrales es posible obtener su forma de onda en el dominio temporal, mediante la suma de las señales sinusoidales en el dominio temporal. Esta operación inversa de reconstrucción de la señal es la Transformada Discreta Inversa de Fourier o IDFT.

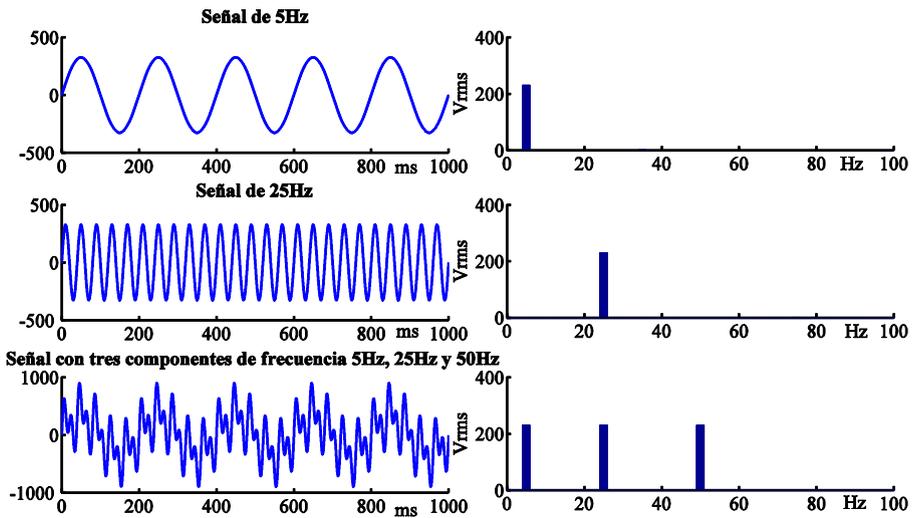


Figura 2.1. Señales estacionarias y su FT

De la transformada de Fourier se desprende que la integral que la define sólo puede ser calculada cuando las funciones base están definidas en todo el eje real. De ahí que las funciones $e^{j\omega t}$, $\cos\omega t$ y $\sin\omega t$ se denominan funciones globales. Esto significa que una pequeña perturbación de la función en cualquier punto del eje temporal influye en todos los puntos del eje de frecuencias.

Aunque esta transformada constituye un método muy versátil, el análisis de Fourier resulta inadecuado cuando se está interesado, por ejemplo, en el contenido local de frecuencias de una señal con perturbaciones no estacionarias. Para este tipo de señales, las de mayor interés en nuestro estudio, el espectro de Fourier no proporciona información alguna de las mismas en el dominio del tiempo.

Para corregir estas deficiencias es necesario una herramienta capaz de efectuar un análisis local, donde se combine el análisis en el dominio del tiempo y en el de la frecuencia. De aquí la alusión a un análisis tiempo-frecuencia en términos del contenido local de frecuencias de una señal. Esto es particularmente importante en el caso de perturbaciones no estacionarias en la red eléctrica. En este contexto se está interesado sólo en una porción del espectro y, por tanto, es de suma utilidad poder conocer qué parte de la señal en el dominio tiempo es la principal responsable de ciertas características en el espectro de frecuencias. En la Figura 2.2. puede verse como un mismo hueco de tensión ocurrido al principio de la ventana de tiempo tiene el mismo espectro que cuando el mismo hueco se produce al final de la ventana.

Por tanto, aunque las representaciones en el dominio de la frecuencia ofrecen una información muy útil, éstas no muestran cómo evoluciona en el tiempo el contenido frecuencial de la señal. Con este propósito se introduce el análisis tiempo-frecuencia,

que consiste en un conjunto de transformadas que establece una correspondencia entre un dominio unidimensional de tiempo y una representación bidimensional de la energía en el tiempo y la frecuencia.

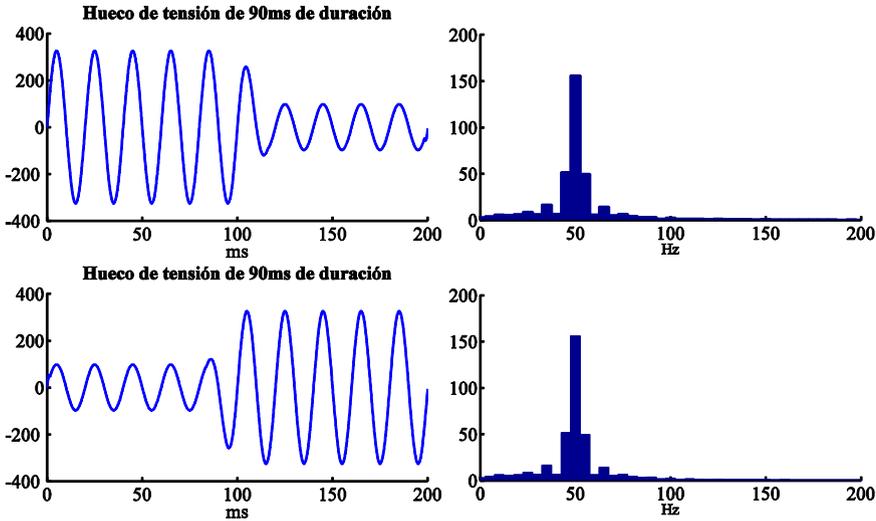


Figura 2.2. Señales no estacionarias y su FT

2.1.4. Transformada de Fourier de ventana

Para estudiar el contenido local de frecuencias de una señal es necesario, en primer lugar, separar la región de interés del resto de la señal y, aplicarle después la transformada de Fourier. Un método comúnmente usado, consiste en aplicar una *ventana* a la señal en una secuencia de intervalos, donde cada ventana sea lo suficientemente pequeña para aproximar la señal a una estacionaria (cuasi estacionaria). Esta técnica de análisis en tiempo-frecuencia se conoce como la *Transformada de Fourier de Ventana* (WFT)[1], o *Short-Time Fourier Transform* (STFT)[2].

La idea básica consiste en multiplicar la señal de entrada $f(t)$ por una función ventana dada $W(t)$, cuya posición varía en el tiempo, dividiendo la señal en pequeños fragmentos de tiempo. De este modo, cada espectro de frecuencia muestra el contenido de frecuencia durante un corto intervalo de tiempo. El conjunto de tales espectros contiene la evolución del contenido de la frecuencia con el tiempo, de toda la señal analizada.

La STFT propuesta por Dennis Gabor permite un análisis de la frecuencia de la señal localmente en el tiempo [3]. Así, una ventana de observación es desplazada en el dominio del tiempo y se calcula la transformada de Fourier para cada posición de la ventana, transformando la señal original en una función bidimensional de tiempo y

de frecuencia. La Figura 2.3 describe el procedimiento para el cálculo de la STFT.

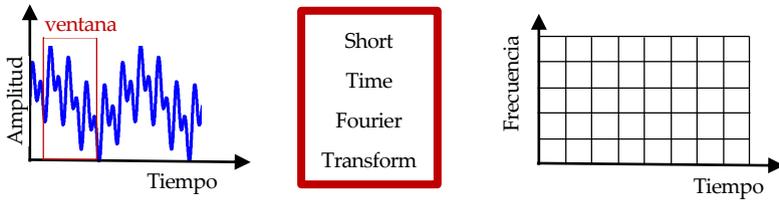


Figura 2.3. Transformada de Fourier de ventana

Si se supone que $\phi(t)$ cumple las especificaciones de una función ventana, y si b es el tamaño de la ventana, el producto $f(t)\phi(t-b) = f_b(t)$ contendrá información de $f(t)$ en un entorno de $t=b$. Así, la STFT de una señal continua en el tiempo viene dada por:

$$F(\omega) = \int_{t=-\infty}^{\infty} \phi(t-b)f(t)e^{-i\omega t} dt \tag{2.14}$$

La STFT, permite analizar una señal obteniendo información tanto del tiempo como de la frecuencia, sin embargo, existe un límite para una localización precisa en el dominio del tiempo y de la frecuencia a la vez. Esta limitación surge del **principio de incertidumbre**, que de una manera simple establece que *“no se puede obtener una localización exacta simultáneamente en el dominio del tiempo y de la frecuencia”*. Por tanto, la técnica de la STFT se ve afectada por la relación intrínseca entre resolución en el tiempo y resolución en frecuencia (incrementando la primera se reduce la segunda y viceversa). Para una mejor medida de la señal en un instante preciso y una frecuencia determinada (t,ω) , es lógico desear que Δt y $\Delta\omega$ sean tan pequeños como sea posible. Pero desafortunadamente, la elección de Δt y $\Delta\omega$ no puede realizarse de forma independiente, sino que se encuentran relacionados por el citado principio de incertidumbre, inherente a la transformada de Fourier, que establece que el producto $\Delta t \Delta\omega$ ha de satisfacer la siguiente desigualdad,

$$\Delta t \Delta\omega \geq \frac{1}{2} \tag{2.15}$$

Este compromiso entre resoluciones condiciona el tipo de resultado que puede extraerse de esta transformada, como por ejemplo la frecuencia instantánea promedio [2].

2.1.5. Procesado digital del análisis de Fourier

Para procesar una señal digital se ha de tener en cuenta el teorema del muestreo, y

así las líneas del espectro van a estar repartidas sobre el eje de frecuencia con valores desde 0 Hz hasta la mitad de la frecuencia a la que se realizó el muestreo de la señal, este valor máximo se denomina frecuencia de Nyquist. La distancia frecuencial entre dos líneas es el inverso de la duración de la ventana de muestreo, y esto constituye por tanto la resolución espectral con que se ha tomado la medida.

El número de operaciones necesarias para realizar los cálculos de la DFT es de orden $O(N^2)$ siendo N el número de muestras tomadas de la señal, N debe ser un número par y potencia de dos para obtener resultados correctos. La DFT suele ser implementada con un algoritmo estandarizado denominado Transformada Rápida de Fourier o FFT, que aumenta la eficiencia computacional ya que el número de operaciones a realizar queda reducido a $O(N \log_2 N)$ cuando N es par y potencia de 2. De este modo se optimiza el tiempo de cálculo necesario para el análisis de las señales.

2.2. Limitaciones de las transformadas tiempo–frecuencia: Principio de incertidumbre

A menudo la información relevante que caracteriza a una señal aparece tras un análisis en tiempo y en frecuencia de la misma. Sin embargo, no resulta una tarea trivial la descomposición de una señal que presente de forma simultánea dos importantes propiedades, la localización temporal de fenómenos transitorios y la presencia de frecuencias específicas. Es necesario entender como el principio de incertidumbre define los límites de flexibilidad para las transformadas tiempo-frecuencia [8]-[11].

El principio de incertidumbre establece, como se ha mencionado brevemente en el apartado 2.1.4, que el intervalo temporal de localización de una señal y su transformada frecuencial asociada no pueden ser, de forma simultánea, arbitrariamente pequeñas. La desigualdad de Heisenberg limita la precisión con la que puede cuantificarse la localización en el tiempo y la presencia de frecuencias específicas de forma simultánea:

$$\Delta f \cdot \Delta t \geq \frac{1}{4\pi} \quad (2.16)$$

La principal herramienta utilizada para la descomposición de señales es su expansión en bases ortonormales que presenten una buena concentración en el plano tiempo-frecuencia. Estas bases son unas formas de ondas denominadas *átomos* que pueden representarse en un plano tiempo-frecuencia. Este plano es muy útil para la medida de magnitudes asociadas a señales transitorias. En la Figura 2.4, se representa una forma de onda en este plano por áreas rectangulares cuyas caras son paralelas a los ejes de tiempo y de frecuencia.

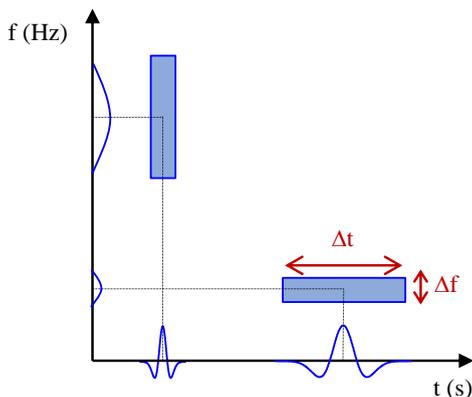


Figura 2.4. Cápsulas de tiempo-frecuencia.

La amplitud de una forma de onda puede caracterizarse relacionando las dimensiones del área rectangular en proporción a su energía. Las incertidumbres en el tiempo y la frecuencia vienen dadas por la anchura y altura del rectángulo asociado, respectivamente. En el plano tiempo-frecuencia las bases funcionales podrán corresponder a rectángulos con un área de $1/4\pi$ como mínimo y su unión disjunta ha de cubrir el plano completo. Así, por ejemplo, las bases estándar de Dirac corresponderán a rectángulos tan estrechos y alargados como permitan el intervalo de muestreo y la función de síntesis particular. Por el contrario, las bases de Fourier corresponderán a una rotación de 90° de las bases de Dirac presentando una óptima localización en frecuencia pero con ausencia total de la misma en el tiempo. Ambas bases se representan en la Figura 2.5.

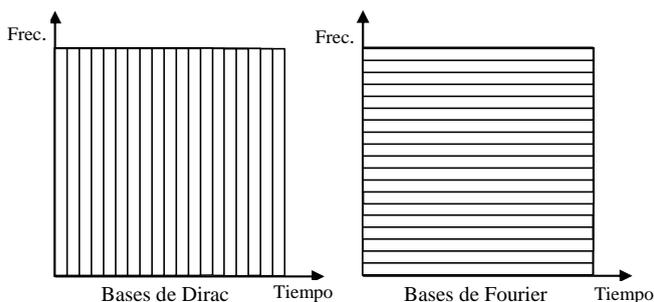


Figura 2.5. Bases de Dirac y de Fourier.

Las funciones base wavelets y las bases de STFT tienen su energía bien localizada en el tiempo, presentando también una buena concentración en una limitada banda de frecuencia. Sin embargo, dado que la STFT presenta una longitud de ventana fija, la relación entre la incertidumbre temporal y la frecuencial también se mantiene uniforme. Esta rígida relación de aspecto define la celda de información, como se muestra en la Figura 2.6. Por el contrario, las bases wavelet cubren el plano tiempo-

frecuencia en bandas de octavas y las bases de las wavelets packet lo hacen de una forma todavía más segmentada y por tanto menos uniforme, como se aprecia en la Figura 2.7. Esta capacidad para contraer o dilatar la ventana confiere a las wavelets una de las propiedades más útiles para los propósitos de procesamiento y análisis de las perturbaciones no estacionarias estudiadas en este trabajo de tesis.

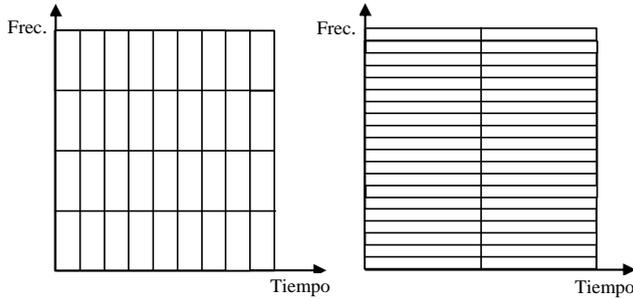


Figura 2.6. Retículo tiempo-frecuencia para dos bases diferentes de STFT

Volviendo a la idea anterior, como puede verse en la Figura 2.6, la STFT mantiene la misma resolución ya que no cambia el tamaño de su celda en el plano tiempo-frecuencia. La resolución en tiempo y en frecuencia de la STFT depende de cómo se extiende la ventana en esos dominios, y puede determinarse por el área de la celda de Heisenberg. La elección de una escala de resolución particular dependerá de la deseada relación de compromiso entre el tiempo y la frecuencia a la que conlleva.

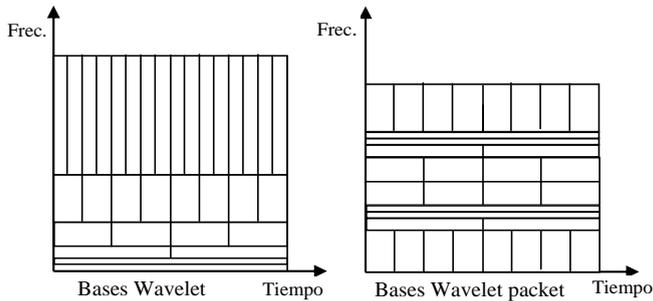


Figura 2.7. Diferentes celdas wavelet en el plano tiempo-frecuencia.

La transformada wavelet utiliza átomos de tiempo-frecuencia con diferente extensión temporal; véase la Figura 2.7. Esta transformada presenta en las bandas de frecuencia más alta una resolución en tiempo excepcional y una pobre resolución en frecuencia, y viceversa. Esto es una consecuencia directa de la aplicación de ventanas más anchas en las bandas de baja frecuencia y ventanas más estrechas en las bandas de altas frecuencias.

Por lo tanto, es deseable obtener una buena resolución en frecuencia en cualquier banda de frecuencia, y lo mismo para la resolución en tiempo. Esto es posible por

medio del espectrograma de adaptación. Este método no sólo ofrece una buena resolución en tiempo y en frecuencia, sino que además no sufre de interferencias de términos cruzados. El espectrograma de adaptación es aplicable con resultados satisfactorios a la mayoría de las señales de interés, especialmente a las provenientes de perturbaciones cuasi-estacionarias y/o transitorias [12]. También es posible haciendo uso de las wavelets packet que consisten, básicamente en aplicar de forma recursiva la transformada wavelet en las bandas de alta frecuencia, cumpliéndose siempre el principio de incertidumbre.

2.3. Análisis wavelet

Los conceptos básicos de la transformada wavelet son derivados de la transformada de Haar, propuesta en 1910, sin embargo, en la década de los 80 las wavelets fueron matemáticamente formuladas. Un marco decisivo en la historia de las mismas fueron los trabajos de Grossman y Morlet en 1984, en los cuales se propuso la transformada wavelet continua. A partir de ese momento la comunidad científica inició un refinamiento matemático de la teoría de las wavelets, destacando las contribuciones de Daubechies (1992) que inició el concepto de transformada wavelet discreta (DWT).

2.3.1. ¿Qué es una wavelet?

Una wavelet es una función de variable real, $\psi(t)$, previamente fijada llamada *wavelet madre* o función analizante. Esta función debe cumplir dos propiedades importantes: estar perfectamente localizada en el tiempo y ser oscilatoria. La condición de localización se expresa como un decrecimiento muy rápido en el tiempo. La segunda condición sugiere que la integral de $\psi(t)$ sea cero

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0 \quad (2.17)$$

La función wavelet $\psi(t)$ genera una *familia* de wavelets por dilataciones y traslaciones de la *wavelet madre*. La familia generada puede representarse por el conjunto de todas las versiones dilatadas y trasladadas

$$\left\{ \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), (a,b) \in \mathbb{R}^+ \times \mathbb{R} \right\} \quad (2.18)$$

donde a y b son los parámetros de dilatación (frecuencia o escala) y traslación (tiempo) respectivamente; éstos son funciones de los enteros j y k y su elección define la base. Son especialmente importantes los valores $a = 2^j$ y $b = k2^j$ porque generan un base ortonormal de funciones muy útil en el análisis de señales [6].

Existen distintos tipos de wavelet madre, pudiéndose destacar entre ellas la de Haar, Daubechies, Meyer, Morlet, Simlet, y Coiffman (Figura 2.8.). El interés del desarrollo de las *familias* estriba en la utilidad que tienen en la representación y caracterización de funciones.

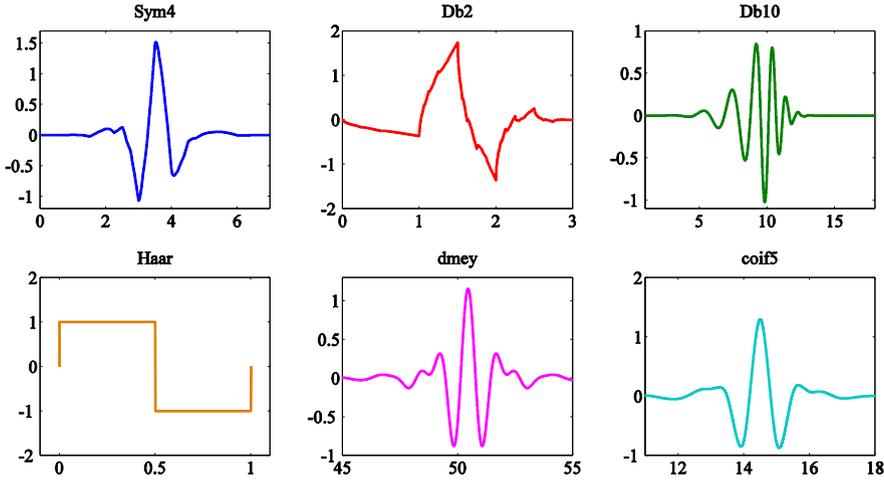


Figura 2.8. Algunas wavelets madre

2.3.2. Expansión wavelet

La señal o función $f(t)$ definida en (2.1), puede ser también expresada de forma general mediante la descomposición lineal

$$f(t) = \sum_l a_l \Psi_l(t) \tag{2.19}$$

donde l es un índice entero, a_l los coeficientes de la expansión y Ψ_l es un conjunto de funciones de t . Si la expansión (2.19) es única, el conjunto de funciones forma una *base*. Si la *base* es ortogonal significa que

$$\langle \Psi_k(t), \Psi_l(t) \rangle = \int \Psi_k(t) \Psi_l(t) dt = 0 \quad k \neq l \tag{2.20}$$

y los coeficientes pueden ser calculados por el producto escalar

$$a_l = \langle f(t), \Psi_l(t) \rangle = \int f(t) \Psi_l(t) dt \tag{2.21}$$

Para una expansión wavelet, la expresión (2.19) puede expresarse como

$$f(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{j=J_0}^{\infty} a_{j,k} \Psi_{j,k}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} b_{J_0,k} \phi_{J_0,k}(t) + \sum_{j=J_0}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j,k} \Psi_{j,k}(t), \quad t \in \mathbb{R} \tag{2.22}$$

donde j y k son índices enteros, y J_0 es un entero no negativo. Las funciones $\phi_{j,k}(t)$ se llaman de *escala* y las $\psi_{j,k}(t)$ son llamadas *wavelet*. El desarrollo (2.19) no es único ya que existen distintos tipos de funciones *wavelet*, aunque todos tienen unas características comunes:

1. Si $\psi_{j,k}(t)$ es un conjunto de funciones *wavelet* para los índices $j,k=1,2,\dots$, cualquier función $f(t)$ puede expresarse por (2.22).
2. La expansión *wavelet* realiza un análisis *tiempo-frecuencia* para la función $f(t)$ y, por tanto, *localiza* el conjunto de coeficientes a_{jk} que contienen la mayor parte de la energía de la señal.
3. El cálculo de los coeficientes a partir de la señal puede realizarse de manera eficiente. El número de operaciones necesarias para calcular muchas de las transformadas wavelets es proporcional a la longitud de la señal, $O(N)$. Transformadas wavelets más generales requieren $O(N \log_2 N)$ operaciones.

Una estructura *wavelet* se genera a partir de una función que permite *escalado* en frecuencia y *traslación* en tiempo. La función suele tomar el nombre de *wavelet madre* $\Psi(t)$ y puede representarse por:

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \Psi(2^{j/2} t - k) \quad j, k \in \mathbb{Z} \quad (2.23)$$

La localización espacial o en tiempo mediante el parámetro k y, de la escala o frecuencia mediante el j , hace que dichas estructuras sean muy útiles en el análisis de señales. La estructura *wavelet* cumple las condiciones del *análisis multirresolución* que se verá en secciones posteriores. El cálculo de los coeficientes de la expansión (conocidos también por *transformada wavelet discreta*) puede hacerse a partir de algoritmos que relacionan la transformada wavelet con el procesamiento digital de señales.

La expansión (2.22) es similar a la de Fourier expresada en (2.1) y sus coeficientes vienen dados mediante los productos escalares:

$$b_{J_0,k} = \langle f(t), \phi_{J_0,k}(t) \rangle \quad (2.24)$$

$$c_{j,k} = \langle f(t), \Psi_{j,k}(t) \rangle \quad (2.25)$$

La diferencia más visible respecto de la expansión de Fourier viene dada por la existencia de dos tipos de *base* con *dos* índices enteros. Así, donde las series de Fourier generan una secuencia de coeficientes unidimensionales, la expansión wavelet genera una secuencia de coeficientes bidimensionales. Esta representación, permite una *localización* de la señal en tiempo y frecuencia simultáneamente, frente a la de Fourier, que sólo la *localiza* en frecuencia.

En la práctica, la expansión wavelet aparece truncada haciendo variar el parámetro de traslación j desde J_0 hasta un valor determinado $J-1$, siendo J el número máximo

de niveles de frecuencia de la expansión. Así, (2.22) queda:

$$f(t) = \sum_k b_{J_0,k} \phi_{J_0,k}(t) + \sum_{j=J_0}^{J-1} \sum_k c_{j,k} \Psi_{j,k}(t), \quad t \in \mathbb{R} \quad (2.26)$$

donde el primer término es una aproximación *poco fina* de $f(t)$, que ha sido desarrollada mediante una combinación lineal de k traslaciones de la función de escalado $\phi_{J_0,0}(t)$. En esta parte de la expansión sólo están presentes las bajas frecuencias y se corresponde con un desarrollo de Fourier. La segunda expresión añade un conjunto de términos obtenidos al realizar k traslaciones de la wavelet ψ para cada nivel j , que *detallan* y *refinan* la anterior aproximación de $f(t)$.

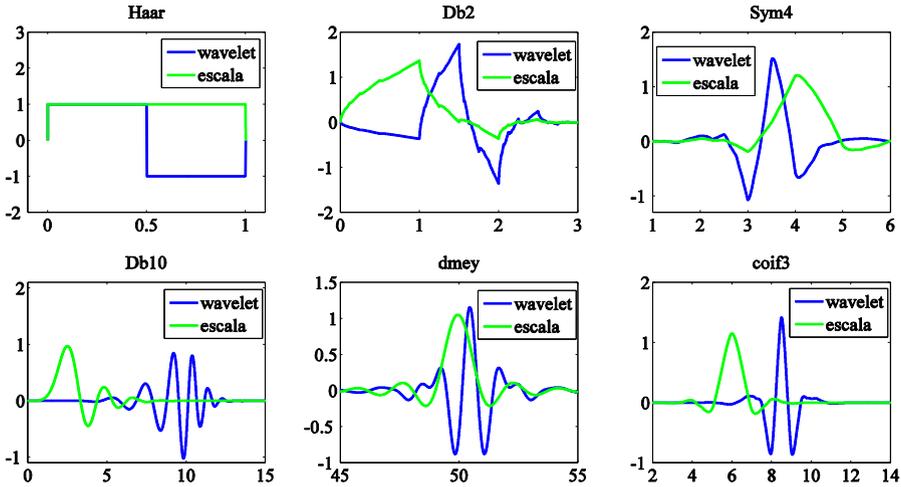


Figura 2.9. Algunas wavelets y funciones de escala.

2.3.3. Transformada Wavelet Discreta

Una señal o función en $L^2(\mathbb{R})$, teniendo en cuenta (2.23), puede ser representada por:

$$f(t) = \sum_{j,k} a_{j,k} 2^{j/2} \Psi(2^j t - k) \quad (2.27)$$

donde el conjunto de coeficientes $a_{j,k}$ provienen de la *Transformada Wavelet Discreta* (DWT) de $f(t)$. Otra forma de expresarla [4], puede obtenerse en función del valor de los coeficientes $a_{j,k}$ dados por el producto escalar de las funciones $\psi_{j,k}(t)$ y $f(t)$.

$$f(t) = \sum_{j,k} \langle \Psi_{j,k}(t), f(t) \rangle \Psi_{j,k}(t) \quad (2.28)$$

siempre que $\psi_{j,k}(t)$ constituya una base ortonormal para el espacio de señales objeto del análisis [5].

2.3.4. Análisis multirresolución wavelet (WMRA)

Debido a sus potentes características se ha elegido en esta tesis el uso del análisis multirresolución (MRA) como algoritmo rápido y eficiente para el cálculo de la DWT. Según [6] la descomposición multirresolución permite tener una interpretación de la señal en escalas de frecuencias. Cuando ésta es modificada, el contenido de la señal no se modifica. Una representación multirresolución de una señal es una descomposición jerárquica simple para interpretar la información de la señal, así obtiene detalles y aproximaciones de la señal en diferentes escalas de tiempo y de frecuencias, compatibilizando resolución temporal y espectral simultáneamente. El concepto esencial es analizar la misma señal para diferentes resoluciones temporales/espectrales. En otras palabras, la señal digital $s(n)$ puede ser descompuesta en una componente de baja frecuencia, un primer sumando, y un conjunto de componentes de frecuencias superiores, representadas en un segundo sumando, como:

$$s(n) = a_j(n) + \sum_{j=1}^J d_j(n) \quad (2.29)$$

Para componentes de alta frecuencia, es importante mantener una buena resolución temporal, pues suelen ser impulsivas y normalmente aparecen durante intervalos de tiempo breves.

Para componentes de baja frecuencia, es importante mantener una buena resolución espectral, pues es necesario localizar las frecuencias cercanas a la fundamental en señales eléctricas. A la vez, la localización temporal de las componentes de baja frecuencia es más difusa, y no es necesaria tanta precisión.

Este proceso puede materializarse matemáticamente por medio del algoritmo multirresolución, que realiza la DWT mediante la iteración de un banco de filtros digitales paso alta y paso baja de media banda, que separa la señal en su versión de baja frecuencia y de alta frecuencia. El algoritmo se basa en dos aspectos fundamentales:

- La separación de la señal en dos bandas de frecuencia: *señal de aproximación* o de baja frecuencia y *señal de detalle* o de alta frecuencia.
- El análisis para diferentes frecuencias de muestreo, empleando diezmado de muestras.

Las bandas de frecuencia vienen expresadas matemáticamente por las expresiones:

$$\begin{aligned} a_j(k) &= \sum_n g(n-2k)a_{j-1}(k) \\ d_j(k) &= \sum_n h(n-2k)a_{j-1}(k) \end{aligned} \quad (2.30)$$

Donde a_j y d_j representan los coeficientes de aproximación y detalle en el nivel j respectivamente, $g(k)$ y $h(k)$ los filtros paso alta y paso baja respectivamente, correspondientes a los filtros de escala y a los filtros wavelet.

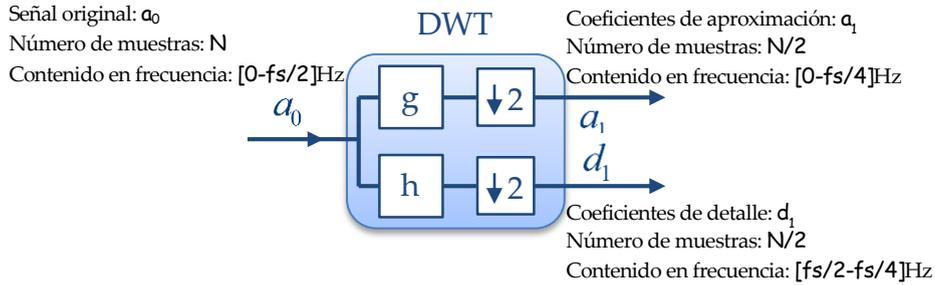


Figura 2.10. Bloque de descomposición de la DWT.

Las ecuaciones (2.30) representan, en el procesado digital de una señal, procesos de filtrado digital seguidos de submuestreos por un factor de 2. Los coeficientes de aproximación y los de detalle en el nivel j , son obtenidos respectivamente por la convolución de los coeficientes de aproximación a_{j-1} , en el nivel $j-1$, con los filtros g y h , seguidos de un submuestreo por 2. Así, los coeficientes de la primera escala o nivel son:

$$a_1(k) = \sum_n g(n-2k)a_0(k)$$

$$d_1(k) = \sum_n h(n-2k)a_0(k) \quad (2.31)$$

Siendo $a_0 = s(n)$ la señal original. Este proceso se puede representar como un bloque DWT como se muestra en la Figura 2.10, en el que una señal muestreada en el tiempo, con una frecuencia de muestreo f_s es descompuesta en su componente de alta y de baja frecuencia mediante una técnica denominada *lifting* [5]. Éste correspondería con el primer paso de la descomposición de acuerdo a las ecuaciones (2.31), los bloques con el símbolo $\downarrow 2$ representan un submuestreo de la señal por 2, y los bloques precedentes representan la convolución de la señal con los filtros g y h .

La señal $s(n)$ es descompuesta en sus componentes a_1 y d_1 que corresponden a los coeficientes de aproximación y de detalle del primer nivel respectivamente. Debido al proceso de submuestreo, el número de muestras de cada uno de ellos se ha reducido a la mitad de las muestras que contiene la señal original. Por otro lado, teniendo en cuenta el teorema de Nyquist, el espectro de frecuencias de la señal original está comprendido entre 0 y $fs/2$ Hz, y el hecho de que los filtros digitales g y h sean filtros de espejo en cuadratura [5] los coeficientes de aproximación del primer nivel poseen un espectro de frecuencia variando entre 0 y $fs/4$ Hz, y los de detalle poseen bandas de paso de $fs/4$ a $fs/2$ Hz (Figura 2.10.). Dependiendo del número de

muestras de la señal original, los coeficientes de aproximación del primer nivel pueden ser descompuestos en dos componentes adicionales, siguiendo el mismo proceso que la señal original. Así se obtendrían los coeficientes de aproximación y de detalle del segundo nivel de descomposición, a_2 y d_2 cuyos espectros de frecuencia estarían también divididos en $[0, fs/8]$ Hz y $[fs/8, fs/4]$ Hz respectivamente. Este proceso se puede repetir obteniendo J niveles de descomposición, así tendríamos $\{1, \dots, J\}$ señales de detalle y una señal de aproximación en el nivel J [4]. El número máximo de niveles J está limitado por el número de muestras de la señal original, que ha de ser una potencia de dos, de modo que se cumple:

$$N = 2^{J_{\max} - 1} \tag{2.32}$$

Los espectros de frecuencia en una banda genérica j serán los mostrados en la ecuación (2.33) para a_j y los mostrados en (2.34) para d_j .

$$\left[0, \frac{f_s}{2^{j+1}} \right] \tag{2.33}$$

$$\left[\frac{f_s}{2^{j+1}}, \frac{f_s}{2^j} \right] \tag{2.34}$$

Un esquema de la estructura básica de la descomposición de una señal mediante el WMRA se muestra en la Figura 2.11.

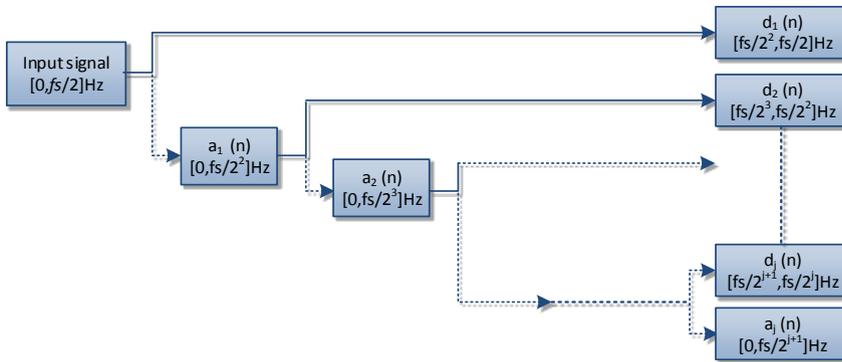


Figura 2.11. Descomposición de una señal mediante la WMRA.

A partir de las expresiones (2.30) se obtienen los coeficientes de aproximación y detalle en los diferentes niveles de descomposición. El número de muestras de los mismos ($\frac{N}{2^j}$) depende del nivel j particular que se considere. Para estudiar la evolución temporal de estos coeficientes, se reconstruyen al tamaño de la señal original, aplicando los mismos filtros inversos y un sobremuestreo. Estas nuevas señales obtenidas, señal de aproximación y señales de detalle, tienen el mismo tamaño que la señal original pero su contenido en frecuencia está dentro de la banda

correspondiente a su nivel de descomposición, cumpliéndose la relación (2.29) expuesta al principio de este apartado.

2.3.5. Filtro wavelet y filtro de escala de la DWT

Una tarea primordial para que el uso de la transformada wavelet en el análisis de señales tenga los resultados deseados, reside en la adecuada selección de la wavelet madre. En el presente trabajo, la selección de la función analizante se realiza en función de la actuación de los filtros de escala y wavelet usados para tal fin.

Los coeficientes de los filtros de escala $g(l)$ y de los filtros wavelets $h(l)$ de la DWT satisfacen las siguientes propiedades [7]:

$$\sum_{l=1}^L g(l) = \sqrt{2}, \quad \sum_{l=1}^L g^2(l) = 1, \quad \sum_{l=-\infty}^{+\infty} g(l)g(l+2n) = 0 \tag{2.35}$$

$$\sum_{l=1}^L h(l) = 0, \quad \sum_{l=1}^L h^2(l) = 1, \quad \sum_{l=-\infty}^{+\infty} h(l)h(l+2n) = 0 \tag{2.36}$$

Donde $n \in \mathbb{N}$ y $l=1,2,\dots,L$, siendo L el número de coeficientes de los filtros de escala y wavelet. Estos filtros, como se ha mencionado en el apartado anterior, son filtros de espejo en cuadratura, que verifican:

$$g(l) = (-1)^{l+1} h(L-l-1) \tag{2.37}$$

$$h(l) = (-1)^l g(L-l-1)$$

El número de coeficientes de estos filtros así como sus respectivos valores dependen de la wavelet madre utilizada.

El objetivo es la selección de aquella wavelet cuyos filtros provoquen el menor *derrame o fuga de frecuencia* en bandas adyacentes al aplicar el mismo, dando lugar a una descomposición de la señal lo más limpia posible.

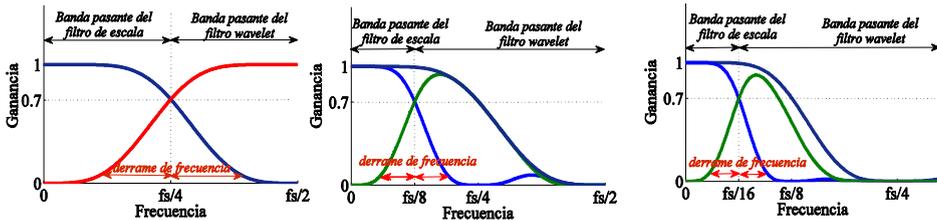


Figura 2.12. Respuesta en frecuencia de los filtros de escala y wavelets para Db4. (a) Primer nivel. (b) Segundo nivel (c) Tercer nivel.

Para conseguir el propósito deseado se ha de conocer la respuesta en frecuencia de cada uno de estos filtros, tanto de escala como wavelet, en los diferentes niveles de descomposición. La Figura 2.12. muestra la respuesta en frecuencia de los filtros de

escala y wavelet para la wavelet madre db4; se ha mostrado en primer lugar esta wavelet porque tradicionalmente ha sido una de las más utilizadas en el tratamiento de señales eléctricas.

En la primera escala, Figura 2.12.(a), el espectro de frecuencia de la señal es dividido por la mitad, (2.33) y (2.34), siendo el filtro de escala un filtro paso baja y el filtro wavelet uno paso alta. Se observa que aunque atenuadas, las componentes de alta frecuencia de la señal original influyen en el cálculo de los coeficientes de aproximación, y que las componentes de baja frecuencia de la señal original también influyen en el cálculo de los coeficientes de detalle. Esto es lo que se conoce como *derrame de frecuencia* del filtro.

En la segunda escala, Figura 2.12.(b), el espectro de frecuencia de los coeficientes de aproximación del primer nivel, es dividido en sus dos correspondientes filtros de alta y baja, dando lugar a los coeficientes de aproximación y detalle del nivel 2. La Figura 2.12.(c) muestra la respuesta en frecuencia de los filtros de escala y wavelet en la tercera escala, a partir de la respuesta en frecuencia del filtro de escala del nivel 2.

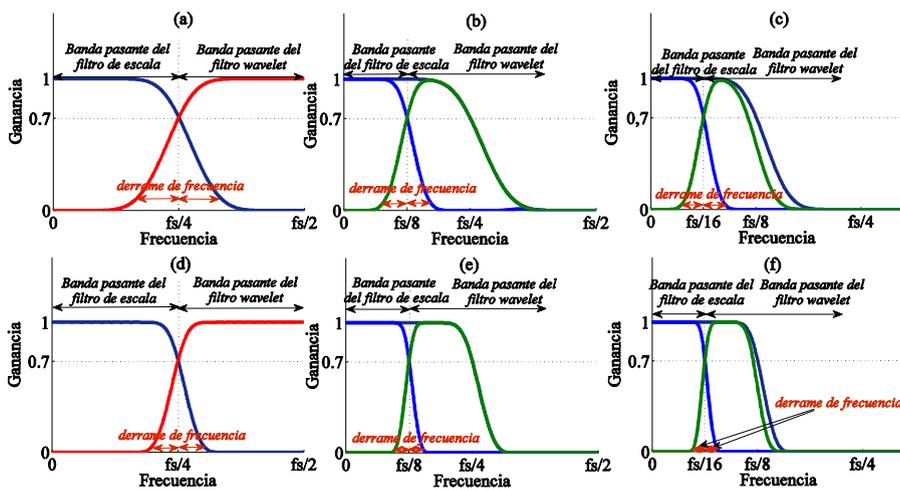


Figura 2.13. Respuesta en frecuencia de los filtros de escala y wavelets. (a) Primer nivel con db10. (b) Segundo nivel con db10. (c) Tercer nivel con db10. (d) Primer nivel con dmey. (e) Segundo nivel con dmey. (f) Tercer nivel con dmey

La Figura 2.13 muestra las respuestas en frecuencia de los filtros correspondientes a las wavelet madre *db10* y *dmey*. Como puede verse en la Figura 2.13(a) conforme aumenta el número de coeficientes del filtro wavelet *db10* respecto al *db4* el derrame en frecuencia es menor. Asimismo, la respuesta en frecuencia de los filtros para la wavelet *dmey* ofrece una fuga de frecuencia inferior a los casos mostrados con anterioridad. Un espectro muy parecido ofrece la wavelet *db20*, Figura 2.14..

Estos resultados ponen ya en antecedente de que estás ultimas van a proporcionar los mejores resultados, hechos que van a ser demostrados en el capítulo 5 estudiando el reparto del contenido energético de la señal en las respectivas bandas de frecuencia.

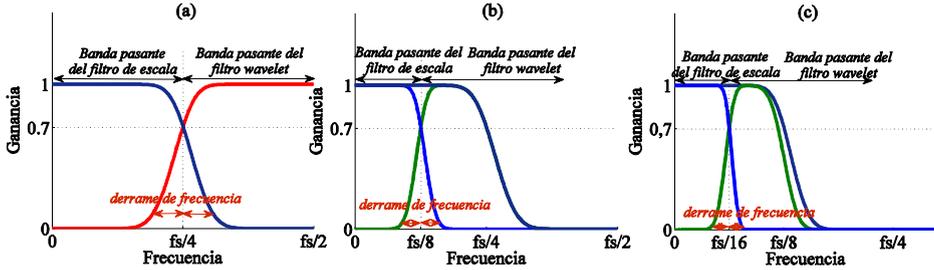


Figura 2.14. Respuesta en frecuencia de los filtros de escala y wavelets para Db20. (a) Primer nivel. (b) Segundo nivel (c) Tercer nivel.

Sin embargo, conviene definir antes el concepto de energía de una señal y su distribución en la descomposición de la misma, haciendo uso del teorema de Parseval.

2.3.6. Energía de una señal. Teorema de Parseval

La energía de una señal $s(n)$ compuesta por un número finito de muestras N viene dada por la expresión:

$$E_s = \sum_{k=1}^N |s(k)|^2 \tag{2.38}$$

Desde un punto de vista matemático, la relación de Parseval demuestra que la transformada de Fourier es unitaria; es decir, que la suma del cuadrado de una función es igual a la suma del cuadrado de su transformada. Esta relación procede de un teorema de 1799 sobre series, cuyo creador fue M.A. Parseval, y se aplicó más tarde a las series de Fourier. Aunque la relación de Parseval se suele usar para indicar la unicidad de cualquier transformada de Fourier, la forma generalizada de este teorema es la relación de Plancherel.

El *teorema de Parseval* para una señal discreta en el tiempo establece que la energía contenida en la señal en el dominio del tiempo es la misma que la contenida en los coeficientes de su espectro obtenido con la transformada de Fourier en el dominio de la frecuencia, y viene expresado por:

$$\sum_{k=1}^N |s(k)|^2 = \sum_k |c_k|^2 \tag{2.39}$$

donde N es el número de muestras tomadas de la señal, c es la amplitud de los

coeficientes del espectro de Fourier y k es el índice de estos armónicos.

Si las funciones de escalado y wavelet forman una base ortogonal, este mismo teorema puede ser aplicado a la DWT y puede ser expresado para la expansión wavelet. Haciendo uso de las expresiones utilizadas para la DWT en función de los coeficientes de aproximación a y de detalle d , el teorema de Parseval puede ser expresado por [4]:

$$\sum_N |s(n)|^2 = \sum_{J_0} |a(J_0)|^2 + \sum_j \sum_k |d_j(k)|^2 \quad (2.40)$$

siendo N el número de muestras de la señal, J_0 el número de coeficientes de la aproximación en el nivel más alto, j el número de niveles desde J_0 hasta 1, y k el número de coeficientes de detalle en cada nivel. Esta es una de las razones de por qué la ortonormalidad en la descomposición de una señal es importante.

La ecuación (2.40) permite conocer el reparto de la energía de la señal en los diferentes niveles de descomposición wavelet, así el contenido energético de $s(n)$ se va a repartir en la señal de aproximación del nivel más alto de descomposición y las correspondientes señales de detalle.

En este trabajo se pretende analizar señales eléctricas perturbadas con un contenido energético comprendido, en su mayor parte, en la banda de frecuencia que incluye a los 50 Hz, y el resto, en un porcentaje muy pequeño, repartido en el espectro de frecuencias de la señal. Por otro lado, dado que la magnitud de la energía considerada es muy elevada se van a utilizar valores porcentuales de la misma con respecto a la energía total, de manera que la energía porcentual de la aproximación y las energías porcentuales de los detalles puede expresarse como:

$$E_a(\%) = \frac{\sum_{n=1}^N a^2(n)}{\sum_{n=1}^N a^2(n) + \sum_{j=1}^J \sum_{n=1}^N d_j^2(n)} \quad \text{y} \quad E_{d_j}(\%) = \frac{\sum_{n=1}^N d_j^2(n)}{\sum_{n=1}^N a^2(n) + \sum_{j=1}^J \sum_{n=1}^N d_j^2(n)} \quad (2.41)$$

Donde el término

$$E_s = \sum_{n=1}^N a^2(n) + \sum_{j=1}^J \sum_{n=1}^N d_j^2(n) \quad (2.42)$$

representa la energía total de la señal.

A modo de ilustración, la Tabla 2-1, muestra el contenido energético porcentual de una señal con una perturbación no estacionaria (transitorio), para una selección de wavelets madre, mostrada en la Figura 2.15..

Como puede deducirse de la primera fila, más del 90% del contenido energético de la señal recae en la señal de aproximación, y el resto se ha de concentrar en el tercer

nivel de descomposición de la señal de detalle, ya que la frecuencia de esta perturbación es de 900 Hz. Esto se muestra en la Figura 2.15.(b) que representa el espectro de frecuencias obtenido con la STFT para una anchura de ventana de 5Hz. La Figura 2.15.(c) muestra en un diagrama de barras el reparto del contenido energético en las señales de detalle para las diferentes wavelets usadas.

Tabla 2-1. Energías porcentuales de la señal con diferentes wavelets madre.

	<i>db10</i>	<i>db20</i>	<i>sym 20</i>	<i>coif5</i>	<i>bior6.8</i>	<i>rbior6.8</i>	<i>dmey</i>
<i>a6</i>	99.7782	99.7890	99.7889	99.7815	99.6752	99.6843	99.7890
<i>d1</i>	0.0001	0.0000	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>d2</i>	0.0004	0.0001	0.0002	0.0002	0.0014	0.0017	0.0001
<i>d3</i>	0.1670	0.1792	0.1775	0.1646	0.1670	0.1572	0.1894
<i>d4</i>	0.0430	0.0307	0.0323	0.0452	0.0526	0.0427	0.0205
<i>d5</i>	0.0003	0.0008	0.0007	0.0007	0.0004	0.0004	0.0006
<i>d6</i>	0.0109	0.0001	0.0003	0.0078	0.1035	0.1137	0.0003

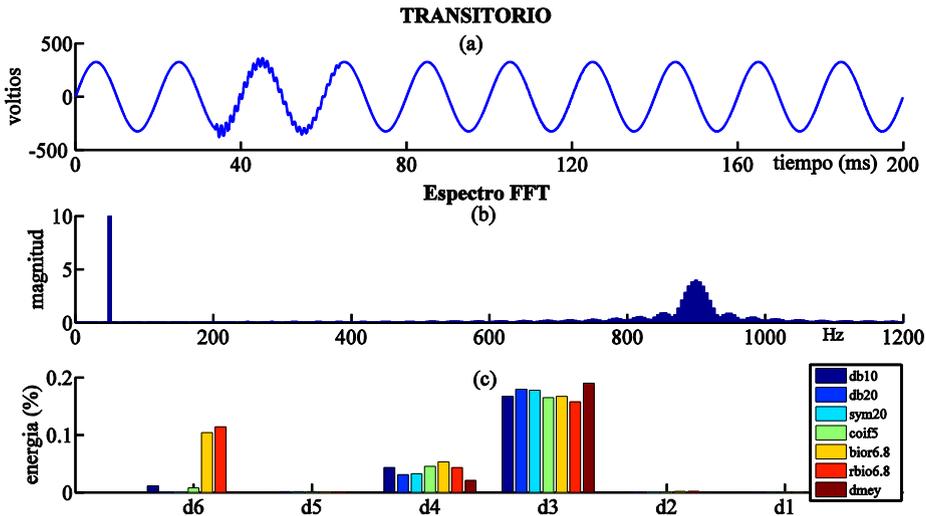


Figura 2.15. (a) Señal de tensión perturbada en el tiempo. (b) Espectro de la misma. (c) Distribución de energía porcentual en las señales de detalle para diferentes wavelets madre.

2.3.7. Coste computacional de la DWT

El coste computacional para la implementación de la DWT se obtiene teniendo en cuenta el tamaño de los coeficientes de aproximación y de los coeficientes de detalle, que decrece por un factor de 2 en cada descomposición sucesiva, de este modo la

complejidad computacional de la DWT estándar es $O(N)$, como ya se ha mencionado en el apartado 2.3.2.

2.4. Síntesis del capítulo

En este capítulo se han presentado los fundamentos teóricos de la DWT, para su justificación en este trabajo; se ha hecho una breve introducción del análisis de Fourier mostrando los inconvenientes que puede presentar el mismo en la detección de eventos no estacionarios. Se presentan las ventajas que aportan la wavelets en el análisis tiempo-frecuencia de una señal. También se ponen de manifiesto los inconvenientes de esta transformada, como es su dependencia de la función analizante, y los impedimentos que presentan éstas, haciendo un análisis frecuencial de los filtros utilizados en la implementación del WMRA.

Por último, en base al teorema de Parseval-Plancherel, la energía de una señal es dividida en términos de la energía de los coeficientes wavelet, poniendo de manifiesto que el análisis de estas energías puede ser una herramienta útil en la selección de la wavelet más adecuada para el análisis de perturbaciones eléctricas. Este punto es fundamental para el desarrollo de los métodos de diagnóstico de los eventos en las señales eléctricas propuestos en esta tesis.

2.5. Bibliografía

- [1] Portnoff M., "Time-frequency representation of digital signals and systems based on short-time Fourier analysis," *IEEE Trans. on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, vol. 28, no. 1, pp 55-69, 1980.
- [2] Montaña J.C., Bravo J.C., Borrás D., "Power quality: mitigation technologies in a distributed environment". Capítulo 3, *Joint Time Frequency Analysis of the Electrical Signal*, pp.41-72, Springer-Verlag London limited, 2007.
- [3] Gabor D., "Theory of Communication," *Journal of the Institution of Electrical Engineers Part III*, vol. 93, no. 26, pp 429-441, November 1946.
- [4] Burrus C.S., "Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms". Prentice Hall, Inc. New Jersey 1998.
- [5] Daubechies I., "Ten lectures on wavelets". Society for Industrial and Applied Mathematics. Philadelphia. PENNSYLVANIA.1992
- [6] Mallat S. G., "A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation," *IEEE Trans. on Pattern Recog. and Machine Inteligence*, vol. 11, no. 7, pp 674-693, 1989.
- [7] Percival D.B., Walden A.T., "Wavelet Methods for Time Series Analysis". Cambridge University Press. New York, USA. 2000.

- [8] Hogan J., Lakey J, "Time–Frequency and Time–Scale Methods," Birkhäuser, 2005.
- [9] Wickerhauser M.V., "Adapted Wavelet Analysis from theory to software, " IEEE Press, 1994.
- [10] Mallat S., "A wavelet tour of signal processing, " Academic Press, 2001.
- [11] Gröchenig K., "Uncertainty principles for time–frequency representations," In Advances in Gabor Analysis , pp. 11–30, Birkhäuser 2003.
- [12] Qian S., Chen D., "Joint Time–Frequency analysis. Methods and applications," Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1996.

3. ASPECTOS RELACIONADOS CON LA CALIDAD DE LA SEÑAL ELÉCTRICA

"Everything should be made as simple as possible, but not simpler".

Albert Einstein

La "Calidad eléctrica" se ha convertido en una parte sustancial de los sistemas eléctricos de potencia y de las máquinas eléctricas, cuyo análisis constituye una herramienta muy eficaz para la mejora de la eficiencia, fiabilidad y seguridad de los mismos. Este campo ha sido motivo de estudio por parte de muchas universidades e industrias que han dado lugar a publicaciones importantes en este ámbito. A juzgar por las diferentes definiciones que pueden encontrarse en la bibliografía, la calidad de la energía está destinada generalmente a expresar la calidad de la tensión y/o la calidad de la corriente, y se puede definir como la medida, el análisis y la mejora de la tensión de red para mantener una forma de onda sinusoidal de amplitud y frecuencia nominal. En esta definición se incluyen tanto los fenómenos estacionarios como los no estacionarios que pueden presentar la señal [1]. El término calidad de servicio en el suministro eléctrico usado por el Consejo Europeo Regulador de la Energía contempla tres aspectos:

- Calidad comercial: relativo a las relaciones entre las compañías suministradoras y los consumidores.
- Continuidad del suministro: referido a las interrupciones largas y cortas.

- Calidad de la tensión especificada a partir de las definiciones de las distintas perturbaciones en la frecuencia, en la variación de la magnitud de la tensión, en huecos de tensión, sobretensiones temporales y transitorias, y distorsión armónica.

En este capítulo se van a referir todos aquellos aspectos relacionados con la calidad de la señal eléctrica. Para ello se describen los distintos eventos que pueden presentarse [7], se analizan las diferentes normativas internacionales relativas, y se estudian las causas y los efectos que dichas perturbaciones producen en los equipos conectados a la red eléctrica.

Finalmente se hace una revisión de los diferentes índices usados para evaluar la calidad de la señal eléctrica, incluyendo los novedosos índices propuestos en el presente trabajo de tesis.

3.1. Introducción

La energía eléctrica es suministrada mediante un sistema trifásico de tensiones de naturaleza perfectamente sinusoidal y viene caracterizada por los parámetros: *frecuencia, amplitud, forma y simetría entre sus fases*, que se consideran constantes en el punto de generación. Sin embargo, en el proceso de transporte y distribución de la misma desde las centrales hasta los puntos de consumo a través de las redes eléctricas, estas magnitudes sufren perturbaciones que tienen su origen en las propias instalaciones eléctricas, en fenómenos atmosféricos, en la utilización de dispositivos electrónicos de potencia así como en el importante y creciente desarrollo y consumo procedente de fuentes de energía renovables. Las características de la señal eléctrica varían de forma aleatoria en el tiempo, con referencia a un punto de suministro dado, y en el espacio, con referencia a un instante dado. A causa de estas variaciones los valores de las características especificadas para las perturbaciones en las diferentes normativas, pueden ser sobrepasados alguna vez.

Por todo ello, la señal que en adelante va a ser considerada *de entrada* en un punto determinado de la red, será una *función sinusoidal perturbada*, cuyas características son variables en el tiempo. El análisis de esta señal, implica el conocimiento previo de los distintos tipos de perturbaciones, definidas por la Comisión Electrotécnica Internacional (CEI) y las diferentes normativas. Dichas perturbaciones se deben a fenómenos electromagnéticos en los sistemas de potencia y pueden ser clasificados en distintas categorías en función de sus características.

La CEI clasifica los fenómenos electromagnéticos, en su norma IEC 61000-2-5:1995, en varios grupos como se detalla en la Tabla 3-1. La norma aborda los parámetros eléctricos que se muestran en la misma. Los términos *alta frecuencia* y *baja frecuencia* no son referidos a un rango específico, sólo pretenden indicar la diferencia relativa en el contenido de la frecuencia principal de los fenómenos mencionados en estas

categorías.

Tabla 3-1. Clasificación de la CEI de los principales fenómenos que causan perturbaciones electromagnéticas.

Grupo	Ejemplos
Fenómenos conducidos de baja frecuencia	Armónicos, interarmónicos Señales transmitidas en la red Fluctuaciones de tensión Huecos de tensión e interrupciones Desequilibrio de tensiones Variaciones de frecuencia Voltajes inducidos de baja frecuencia Componente de continua en redes de alterna
Fenómenos radiados de baja frecuencia	Campos magnéticos Campos eléctricos
Fenómenos conducidos de alta frecuencia	Tensiones o intensidades inducidas de onda continua Transitorios unidireccionales Transitorios oscilatorios
Fenómenos radiados de alta frecuencia	Campos eléctricos Campos magnéticos Campos electromagnéticos (radio) Ondas continuas Transitorios
Fenómenos de descarga electrostática	-
Pulsos electromagnéticos nucleares	-

Los fenómenos radiados que dan lugar a perturbaciones de baja o alta frecuencia suelen ser de naturaleza electromagnética y son causados por líneas de alta tensión, antenas, aparatos magnéticos, transmisores de radio, radares, etc.

Los fenómenos conducidos que dan lugar a perturbaciones tanto de baja como de alta frecuencia, suelen estar producidos por el acoplamiento de grandes cargas como convertidores de potencia, motores eléctricos, bancos de condensadores o circulación de corrientes de fallo por las redes de distribución.

Los fenómenos listados en la Tabla 3-1 pueden ser descritos por una lista de atributos adecuados al tipo de perturbación, es decir, para fenómenos en estado estacionario, puede ser usado:

- Amplitud, frecuencia, espectro, modulación, impedancia de la fuente, profundidad y área de muescas (Notch).

Para fenómenos en estado no estacionario, se pueden requerir otros, tales como:

- Tasa de subida, amplitud, duración, espectro, frecuencia, tasa de ocurrencia, energía potencial.

Los diferentes tipos de perturbaciones mostrados en la segunda columna de la Tabla 3-1 van a ser descritos en detalle a lo largo de este capítulo. Conocer sus características en detalle supone un aspecto muy importante a tener en cuenta en el desarrollo de este trabajo, para que por un lado puedan ser reproducidas y por otro puedan ser analizadas adecuadamente.

3.2. Normativa vigente

La caracterización y medida de los eventos en la tensión suministrada por las redes de distribución de energía eléctrica vienen dadas fundamentalmente por la Norma europea EN-50160 [2], por el IEEE Standard 1159-2009 [3], norma americana, así como el estándar IEC 61000-4-30 [5].

3.2.1. Norma EN-50160

El estándar europeo UNE-EN 50160 establece las características de la tensión suministrada por las redes generales de distribución. En particular, establece los límites o los valores entre los que se espera que se mantengan las características de la tensión en cualquier punto de suministro de la red y no describe la situación habitual que normalmente encuentra un usuario de red individual.

Tabla 3-2. Definiciones de perturbaciones según norma UNE 50160

Parámetro	Nombre	Definición
Amplitud	Fluctuación de tensión	$\Delta U < 10\%U_{ref}$
	Hueco de tensión	$90\%U_{ref} > U > 1\%U_{ref}$ $10 \text{ ms} < \Delta t \leq 1 \text{ min.}$
	Interrupción de alimentación: Corte breve. Corte largo	$U < 1\%U_{ref}, \Delta t \leq 3 \text{ min.}$ $U < 1\%U_{ref}, \Delta t > 3 \text{ min.}$
	Sobretensión temporal	$U > 110\%U_{ref}$ $10 \text{ ms} < \Delta t \leq 1 \text{ min.}$
	Variación de tensión	Aumento o disminución de tensión

Forma de onda	Sobretensión transitoria	$\Delta t = \text{de ns a ms}$
	Tensión armónica	$f_{\text{armónicos}} = n \cdot f_{\text{fund.}}$ $n = \text{entero}$
	Tensión interarmónica	$f_{\text{interarmónicos}} = m \cdot f_{\text{fund.}}$ $m = \text{no entero}$
	Señales de información transmitidas por la red	$110 \text{ Hz} \leq f \leq 148,5 \text{ kHz}$ e impulsos de corta duración
Frecuencia	Variaciones de frecuencia	$f \neq 50 \text{ ó } 60 \text{ Hz}$
Simetría	Desequilibrios de tensión	$ U_R \neq U_S \neq U_T $ y/o $\varphi_{RS} \neq \varphi_{ST} \neq \varphi_{TR} \neq 120^\circ$

El objeto de la misma es definir, describir y especificar los valores que caracterizan la tensión de alimentación suministrada en función de los parámetros: frecuencia, amplitud, forma de onda y simetría; estando sujetos a variaciones debidas a modificaciones de carga de la red, perturbaciones emitidas por ciertos equipos y/o defectos debidos a causas externas.

En la Tabla 3-2 se resumen las definiciones de las perturbaciones eléctricas establecidas por la norma en función de las características de los parámetros mencionados anteriormente. Estas perturbaciones van a ser descritas detalladamente en apartados posteriores, una vez vistas las características principales de cada norma.

3.2.2. IEEE Std 1159™-2009

Esta norma es la versión americana de la expuesta anteriormente, comprende el control de la calidad eléctrica de los sistemas de energía de corriente alterna monofásicos y polifásicos. Hace hincapié en la utilización de la terminología adecuada y las definiciones de los fenómenos de calidad eléctrica. Por ello, detalla los fenómenos electromagnéticos que ocurren en las redes eléctricas. Describe las condiciones nominales de la fuente de alimentación y sus desviaciones de estas condiciones, que pueden originarse bien dentro de la fuente de alimentación, en el equipo de carga, o en las interacciones entre la fuente y la carga.

Establece siete categorías distintas de fenómenos electromagnéticos: transitorios, variaciones de corta duración, variaciones de larga duración, desequilibrio de la tensión, distorsión de la forma de onda, fluctuaciones de tensión y variaciones de la frecuencia. Las características y especificaciones de los mismos se resumen en la

Tabla 3-3.

Además, la norma analiza la selección de los instrumentos de medida apropiados para las mismas, la limitación de estos instrumentos, las técnicas de aplicación y la interpretación de los resultados de la monitorización de estos eventos.

Tabla 3-3. Categorías y características típicas de los fenómenos electromagnéticos de los sistemas de potencia

Categorías	Contenido espectral	Duración	Magnitud de la tensión
Transitorio: <ul style="list-style-type: none"> – Impulsivo <ul style="list-style-type: none"> • Nanosegundo • Microsegundo • Milisegundo – Oscilatorio <ul style="list-style-type: none"> • Baja frecuencia • Media frecuencia • Alta frecuencia 	<ul style="list-style-type: none"> 5 ns de subida 1 μs de subida 0.1 ms de subida < 5 kHz 5–500 kHz 0.5–5 MHz 	<ul style="list-style-type: none"> < 50 ns 50 ns – 1 ms > 1 ms 0.3–50 ms 20 μs 5 μs 	<ul style="list-style-type: none"> 0–4 pu 0–8 pu 0–4 pu
Variaciones del valor RMS de corta duración: <ul style="list-style-type: none"> – Instantáneas <ul style="list-style-type: none"> • Hueco • Sobretensión – Momentáneas <ul style="list-style-type: none"> • Interrupción • Hueco • Sobretensión – Temporales <ul style="list-style-type: none"> • Interrupción • Hueco • Sobretensión 		<ul style="list-style-type: none"> 0.5– 30 ciclos 0.5– 30 ciclos 0.5 ciclos –3s 30 ciclos –3s 30 ciclos –3s > 3s –1 min > 3s –1 min > 3s –1 min 	<ul style="list-style-type: none"> 0.1 – 0.9 pu 1.1 – 1.8 pu < 0.1 pu 0.1 – 0.9 pu 1.1 – 1.4 pu < 0.1 pu 0.1 – 0.9 pu 1.1 – 1.2 pu
Variaciones del valor RMS de larga duración: <ul style="list-style-type: none"> – Interrupción – Caída de tensión – Sobretensión – Sobrecarga de I 		<ul style="list-style-type: none"> > 1 min > 1 min > 1 min > 1 min 	<ul style="list-style-type: none"> 0.0 pu 0.8 – 0.9 pu 1.1 – 1.2 pu
Desequilibrios <ul style="list-style-type: none"> – Tensión – Intensidad 		<ul style="list-style-type: none"> Estado estacionario Estado estacionario 	<ul style="list-style-type: none"> 0.5 – 2 % 1 – 30 %

Distorsión de la forma de onda: – Offset de continua – Armónicos – Interarmónicos – Notchs – Ruido			
	0 – 9 kHz	Estado estacionario	0 – 0.1 %
	0 – 9 kHz	Estado estacionario	0 – 20 %
		Estado estacionario	0 – 2 %
	Ancho de banda	Estado estacionario	0 – 1 %
Fluctuación de tensión (Flicker)	< 25 Hz	intermitente	0.1 – 7 % 0.2 – P_{ST}^b
Variación de frecuencia		< 10 s	± 0.10 Hz
<p>pu (por unidad) es adimensional, la cantidad 1.0 pu corresponde al 100%</p> <p>P_{ST}^b índice de severidad del flicker, definido en la norma 61000-4-15 y IEEE Std 1453</p>			

3.2.3. IEC 61000-4-30

Esta norma titulada, “*Técnicas de medida y ensayo. Métodos de medida de la calidad del suministro*”, tiene como objeto definir los métodos de medida e interpretar los resultados de los parámetros de calidad de suministro eléctrico en sistemas eléctricos de potencia 50/60 Hz; en ella se indican los métodos de medida sin fijar los umbrales. Define once parámetros de calidad eléctrica, los métodos de detección y evaluación de los huecos de tensión, las sobretensiones temporales y las interrupciones de la tensión de suministro, entre otros.

Para cada parámetro a medir, se establecen dos clases de requerimientos en la medida:

- Clase A: Es el requerimiento de medida más exigente y se debe utilizar cuando sean necesarias medidas precisas. Por ejemplo, en aplicaciones de tipo contractual, para verificar el cumplimiento de normas, para dirimir disputas, etc.
- Clase B: El nivel de exigencia en la medida es menor. Resulta adecuado para realizar diagnóstico o hacer un seguimiento de la calidad eléctrica en una instalación, etc.

En la Tabla 3-4 se resumen las características de los parámetros que define.

Un aspecto importante que establece esta norma, y se va a tener en cuenta en todas las medidas realizadas en este trabajo, es que establece una ventana base de observación de 200 ms para las medidas de las variaciones de la tensión; esto es sobre

un intervalo de tiempo de 10 ciclos, en sistemas de 50 Hz o sobre uno de 12 ciclos, en sistemas de 60 Hz. Cada intervalo de 10/12 ciclos será continuo y sin solapamiento y ha de tener un número entero de muestras.

Tabla 3-4. Parámetros de calidad eléctrica según la norma IEC 61000-4-30

Parámetro	Medida	Clase A		Clase B
		Intervalo	Exactitud	Procedimiento
Frecuencia	Hz	10 s	$\pm 10\text{mHz}$	A especificar por el fabricante
Tensión de alimentación	Vrms	10 ciclos	$\pm 0.1\%$	A especificar por el fabricante
Flicker	Plt	IEC 61000-4-15		A especificar por el fabricante
Huecos, sobretensiones, interrupciones	Vrms, t, T	Vrms ½ ciclo (10 ms)	$\pm 0.2\%$	Vrms ½ ciclo
Desequilibrio	% desequilibrio	Método de las componentes simétricas		A especificar por el fabricante
Armónicos e Interarmónicos	THD, Armónicos, Interarmónicos	CEI 61000-4-7		A especificar por el fabricante
Transmisión de señales	Vrms	Medida de interarmónicos		A especificar por el fabricante
Flagging (advertencia de posible medida incorrecta por efecto de un hueco, sobretensión, o interrupción)	Aviso en pantalla	Requerido en las medidas de frecuencia, tensión, flicker, desequilibrio, armónicos e interarmónicos		No requerido
Sincronización horaria		A través de reloj externo, por GPS, etc.		A especificar por el fabricante

3.3. Caracterización de las perturbaciones eléctricas

Una vez establecida la clasificación de las perturbaciones eléctricas según las diferentes normativas, van a ser caracterizadas específicamente teniendo en cuenta las causas y efectos de cada una de ellas. Las categorías mencionadas y sus descripciones son importantes ya que permiten clasificar los resultados medidos y describir los fenómenos electromagnéticos causantes de los problemas en la calidad de la señal.

3.3.1. Transitorios

El término transitorio ha sido tradicionalmente usado en el análisis de señales para describir un comportamiento momentáneo y no deseado de la señal. Otra definición de uso común es el cambio que se produce en una señal durante la transición de un estado estacionario a otro. En general, puede decirse, que desde el punto de vista de la calidad de la señal, es un término ambiguo y habrá que utilizarlo especificando sus características en cada situación.

Los fenómenos transitorios en los sistemas de potencia son perturbaciones que ocurren en un intervalo de tiempo muy corto, generalmente con duración inferior a un ciclo, aunque en algunas ocasiones se presentan transitorios que ocupan varios ciclos [6]. Los transitorios cuya duración es inferior a un ciclo son difíciles de tratar y detectar por un lado debido a su naturaleza aleatoria, y por otro, a la frecuencia de ocurrencia los mismos. Tras su incidencia el sistema eléctrico vuelve rápidamente al régimen permanente.

Entre las principales causas de transitorios, se destaca la conmutación de cargas y de bancos de condensadores, así como la aparición y/o la eliminación de fallos en la red.

Según la duración, amplitud y forma de la perturbación transitoria se clasifican en dos categorías:

- Impulsivos
- Oscilatorios

A pesar de la corta duración de los transitorios su análisis es muy importante, ya que los equipos presentes en el sistema eléctrico pueden verse sometidos a grandes descargas de energía.

3.3.1.1. Transitorios impulsivos

Un transitorio impulsivo es un cambio brusco, de polaridad unidireccional, en el valor instantáneo de la amplitud de la señal, en las condiciones de régimen permanente de tensión, de intensidad o de ambas. Suelen aparecer de forma esporádica, pero es posible su repetición en el tiempo. En función del instante de la evolución de la señal en el que se producen pueden clasificarse en positivos o negativos.

Los transitorios impulsivos se caracterizan normalmente por sus tiempos de subida y de bajada, aunque también pueden ser identificados por su contenido espectral. Un análisis detallado de este tipo de eventos requiere un equipo de vigilancia con una alta frecuencia de muestreo para poder capturarlos.

En la Tabla 3-3 se encuentra una clasificación de los mismos en función de su contenido espectral y duración.

La causa más común de transitorios impulsivos son las descargas atmosféricas, que pueden originarse directamente por la caída de un rayo que llega a los conductores de fase, los cables de tierra o a las torres de las líneas de transmisión. O indirectamente cuando la caída se produce cerca de la línea de transmisión. Debido a las altas frecuencias implicadas, la forma de los transitorios impulsivos puede cambiar rápidamente debido a las componentes del circuito y pueden tener características significativamente diferentes cuando se ven desde diferentes partes del sistema de potencia. Por lo general, no son transmitidos por el sistema eléctrico,

aunque en algunos casos pueden ser conducidos cierta distancia por las líneas de servicio público.

Entre los efectos que pueden producir, cabe destacar:

- Degradación de equipos y aislamientos.
- Destrucción de semiconductores, especialmente en los convertidores.
- Errores en los equipos electrónicos conectados a través de convertidores CA/CC, como pueden ser computadores, etc....

La Figura 3.1(a) muestra la naturaleza de un transitorio impulsivo.

3.3.1.2. Transitorios oscilatorios

Este tipo de transitorio presenta un cambio brusco oscilatorio en el valor instantáneo de la amplitud de la señal, en las condiciones de régimen permanente de tensión, de intensidad o de ambas, y toma valores positivos y negativos mientras ocurre (Figura 3.1(b)). Es una perturbación, cuyo valor instantáneo cambia de polaridad muy rápidamente. La norma IEEE std 1159 los clasifica atendiendo a su contenido espectral (frecuencia dominante), duración y magnitud, como puede verse en la Tabla 3-3. Los rangos de frecuencia de esta clasificación coinciden con los tipos de transitorios oscilatorios más comunes.

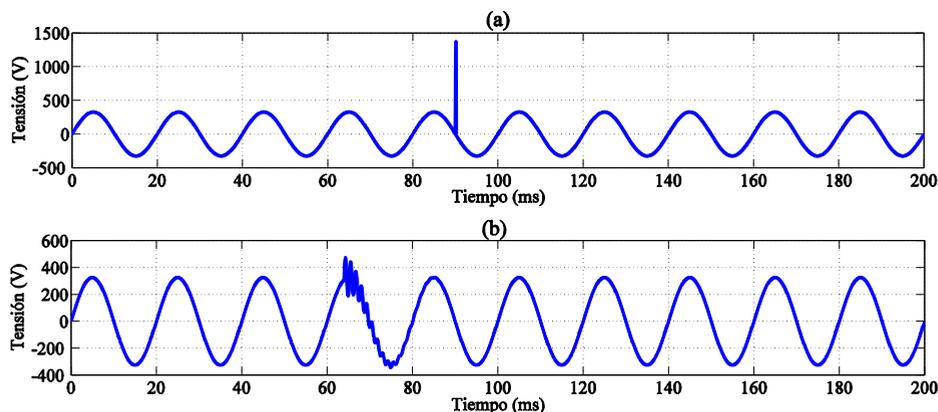


Figura 3.1. (a) Transitorio impulsivo. (b) Transitorio oscilatorio.

Los transitorios oscilatorios cuya frecuencia dominante es mayor de 500 kHz y con una duración típica medida en microsegundos (o varios ciclos de la frecuencia principal) se consideran transitorios de alta frecuencia. Estos transitorios son a menudo el resultado de la respuesta de un sistema local a un transitorio impulsivo.

Un transitorio con una componente de frecuencia principal entre 5 y 500 kHz con una duración medida de decenas de microsegundos (o varios ciclos de la frecuencia principal) se denomina transitorio de frecuencia media. La conexión de bancos de

condensadores da lugar a corrientes transitorias oscilatorias de decenas de kHz.

Un transitorio con un componente de frecuencia principal inferior a 5 kHz, y una duración de 0,3 a 50 ms, se considera un transitorio de baja frecuencia. Este tipo de fenómenos se encuentra con frecuencia en sistemas de transmisión y distribución y es causado por muchos tipos de eventos. El más frecuente es la conmutación de bancos de condensadores, que normalmente da como resultado un transitorio de tensión oscilatoria con una frecuencia comprendida entre 300 y 900 Hz. El pico de magnitud puede llegar a 2,0 pu (la magnitud máxima de la tensión), pero normalmente alcanza de 1.3 a 1.5 pu con una duración de entre 0,5 y 3 ciclos dependiendo del amortiguamiento del mismo.

Los transitorios oscilatorios con frecuencias inferiores a 300 Hz también se pueden encontrar en el sistema de distribución. Estos se asocian generalmente con ferrorresonancia y con la conmutación de transformadores.

Los transitorios ocasionados con condensadores en serie también se pueden considerar en esta categoría. Se producen cuando el sistema responde por resonancia con componentes de baja frecuencia en la corriente de magnetización del transformador (segundo y tercer armónico) o cuando se producen condiciones poco frecuentes en ferrorresonancia.

3.3.2. Variaciones de tensión de larga duración

Se produce una variación si existe una alteración en la amplitud y por lo tanto en el valor eficaz de la señal (RMS). Los parámetros que caracterizan a este tipo de perturbación son, por tanto, la amplitud y la duración. Las variaciones de larga duración suponen desviaciones del valor eficaz de duración superior a un minuto. Pueden ser tanto sobretensiones o como caídas de tensión. Y no se originan como consecuencia de fallos en la red, sino que son causadas por variaciones de carga en el sistema y por operaciones de conmutación. Tales variaciones se muestran habitualmente como gráficas de tensión en función del tiempo.

3.3.2.1. Sobretensiones

Una sobretensión es un aumento en el valor eficaz de la tensión de corriente alterna mayor que el 110%, con una duración superior a un minuto. Son el resultado de conmutaciones de cargas, generalmente desconexiones de grandes cargas o baterías de condensadores. Las sobretensiones se producen con una mayor magnitud cuando el sistema de distribución de energía eléctrica es demasiado débil para la regulación de tensión deseada o cuando los controles de la tensión son inadecuados. Ajustes incorrectos en las tomas de los transformadores también pueden dar lugar a sobretensiones.

Los efectos que producen son:

- Degradación de equipos eléctricos y electrónicos.
- Funcionamiento anormal de los equipos.

3.3.2.2. Caídas de tensión

Una caída de tensión es una disminución en el valor eficaz de la tensión en CA inferior al 90% con una duración superior a un minuto. Son el resultado de conmutaciones con eventos opuestos a los que causan sobretensiones. Conectar una gran carga o una batería de condensadores, puede causar la bajada de la tensión hasta que el sistema de regulación de la tensión pueda elevarla de nuevo a valores comprendidos dentro de las tolerancias. Los circuitos sobrecargados pueden provocar también caídas de tensión.

Las caídas de tensión se producen con una mayor magnitud en sistemas de distribución de energía eléctrica cuando la potencia del sistema no es grande frente a la potencia de la carga conectada.

Los principales efectos que producen son:

- Funcionamiento anormal de equipos electrónicos.
- Pérdida de datos y posible desconexión en computadores.
- Descebado de lámparas de descarga.

3.3.2.3. Cortes largos o interrupciones

Cuando la amplitud de la señal es cero durante un periodo de tiempo que excede al minuto la perturbación se considera una *interrupción continuada o corte*. Este término se ha definido específicamente respecto de la señal de tensión, como la ausencia de tensión en largos periodos de tiempo. Son originados como consecuencia de averías en las líneas de alimentación, o en centros de generación y de transformación. Los efectos que producen son parada de equipos e instalaciones.

3.3.3. Variaciones de tensión de corta duración

En este grupo se encuentran las desviaciones del valor eficaz de la tensión con duración inferior a un minuto, y paralelamente a las anteriores se distinguen *sobretensión, microhueco y microcorte*. A su vez éstas se subdividen atendiendo a su duración en *instantánea, momentánea y temporal* como se especifica en la Tabla 3-3.

Generalmente, las variaciones son perturbaciones propias de la señal de tensión y pueden ser originadas a partir de los factores de los que depende la tensión en un punto de la red, pero fundamentalmente de la impedancia del receptor conectado a

ella en ese punto. Es obvio que el consumo de energía no es constante a lo largo del día, como también es evidente que los receptores condicionan las características del consumo.

Las variaciones de tensión de corta duración son causadas por condiciones de fallo en la red eléctrica, conexiones de grandes cargas como motores eléctricos que requieren altas corrientes de arranque, o conexiones sueltas intermitentes en el cableado de alimentación. Dependiendo de la localización del fallo y de las condiciones del sistema, el fallo puede causar *huecos* de tensión, *sobretensiones* (*swell*), o una pérdida completa de la tensión (*interrupciones*). Los efectos que producen estas perturbaciones de corta duración son los mismos que se producen con las de larga.

3.3.3.1. Corte o interrupción

Una interrupción ocurre cuando la tensión de la fuente o la corriente de carga caen por debajo del 90% de su valor eficaz, en un periodo de tiempo inferior al minuto. Son medidas por su duración ya que su magnitud es inferior al 10% del valor eficaz de la señal. Pueden ser el resultado de fallos en el sistema de distribución o fallos de equipos. La duración de una interrupción debido a un fallo en el sistema de suministro se determina por el tiempo de operación del dispositivo de protección, y un cierre instantáneo generalmente limitará la interrupción causada por un fallo no permanente a menos de 30 ciclos. La reconexión retardada del dispositivo de protección puede causar una interrupción momentánea o temporal. La duración de una interrupción debido al mal funcionamiento del equipo o conexiones sueltas puede ser irregular. En la Figura 3.2(a) se muestra una interrupción de 120 ms de duración.

3.3.3.2. Hueco

Un hueco es una disminución en el valor eficaz de la tensión o intensidad comprendido entre el 10% y el 90%, y una duración comprendida entre 0.5 ciclos y 1 min. La terminología usada para describir la magnitud de un hueco es a menudo confusa, ya que por ejemplo, un hueco del 20% puede ser el resultado de una tensión con el 80% de su valor nominal o con el 20%, por lo que se ha de especificar claramente para que no dé lugar a dudas. Cuando no sea especificado, un hueco del 20% será considerado como una perturbación durante la cual el valor eficaz decrece un 20% de su valor nominal.

Los huecos de tensión están normalmente asociados a fallos del sistema, sin embargo también se producen al conectar grandes cargas o en el arranque de grandes motores. La Figura 3.2(b) muestra la forma de onda de un hueco de 90 ms de duración.

La duración de los huecos no se ha definido claramente, en algunas publicaciones la definen en un rango típico desde 2 ms a un par de minutos, un hueco con duración inferior a medio ciclo se considera transitorio ya que no puede ser caracterizado

como un cambio en el valor RMS de la tensión. Cuando la duración es inferior al minuto se puede clasificar dentro de los tres grupos especificados en la Tabla 3-3.

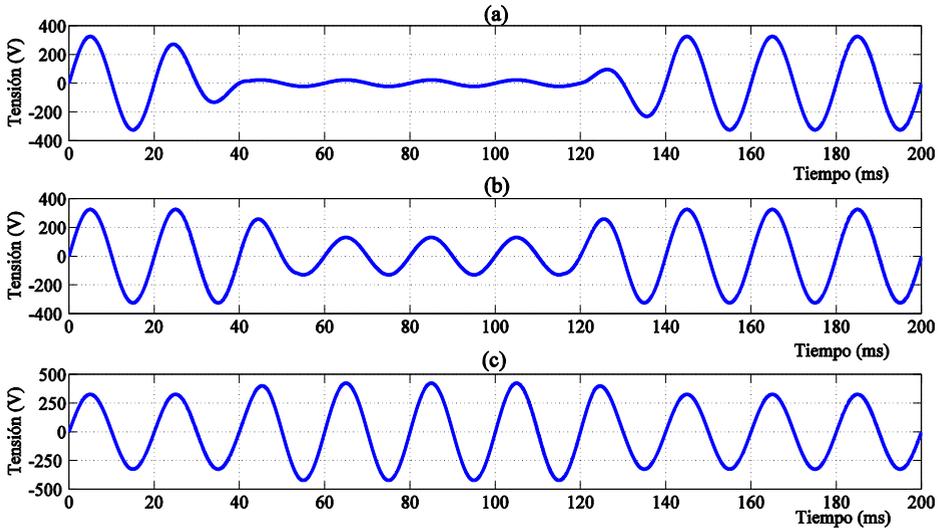


Figura 3.2. Variaciones de tensión de corta duración. (a) Interrupción momentánea. (b) Huevo instantáneo. (c) Sobretensión instantánea.

3.3.3.3. Sobretensiones (Swells)

Se definen como un crecimiento del valor eficaz de la tensión o intensidad comprendido entre el 110% y el 180%, y duración que abarca entre 0.5 ciclos y 1 minuto. Se les conoce también, en algunas ocasiones, como *sobretensión momentánea* o *cambios de banda*. Al igual que los huecos son perturbaciones asociadas a condiciones de fallo en el sistema eléctrico, pero no son tan frecuentes como los huecos. La Figura 3.2(c) muestra una sobretensión de 90 ms de duración.

La severidad de una sobretensión durante un fallo es función de la localización de la falta, la impedancia del sistema y la conexión a tierra.

3.3.4. Desequilibrios de tensión

Se dice que existe *desequilibrio de tensión* o que el sistema trifásico está *desequilibrado* o es *asimétrico*, cuando los módulos de los tres fasores representativos de las tensiones o los ángulos correspondientes son desiguales. Generalmente están producidos por la conexión de cargas monofásicas por las que circulan intensidades distintas, produciéndose tensiones asimétricas.

Los desequilibrios están definidos rigurosamente en [3] usando componentes simétricas de la tensión trifásica y son expresados en %.

3.3.5. Distorsión de la forma de onda

La distorsión armónica se define como la desviación de la forma de onda de la señal respecto a la forma sinusoidal pura en estado estacionario. Se caracteriza por el contenido espectral de la deformación. Para cuantificar el grado de deformación se recurre a su estudio en el dominio de la frecuencia si la señal es periódica, y para distorsiones en señales no estacionarias se requiere el análisis tiempo-frecuencia. Se clasifican, principalmente, en cinco tipos, offset de continua, armónicos, interarmónicos, notching y ruidos.

3.3.5.1. Offset de continua

Se define un offset de continua, como la presencia de una componente continua en una tensión o intensidad alterna. Puede suceder como consecuencia de una asimetría en convertidores electrónicos (rectificadores) o como una perturbación geomagnética. Entre los efectos que causan su presencia están la degradación y aumento de las pérdidas en transformadores y la degradación de los contactos en interruptores. Su magnitud puede estar comprendida entre 0 y el 10% del valor eficaz.

3.3.5.2. Armónicos

Los armónicos son señales de tensión o de intensidad cuyas frecuencias son múltiplos enteros de la frecuencia fundamental de operación de la alimentación del sistema (normalmente 50 Hz o 60 Hz). Estas señales distorsionadas se descomponen mediante el desarrollo de Fourier en una suma de señales que contiene la frecuencia fundamental y sus armónicos. A los armónicos se les designa frecuentemente por su *orden* o relación existente entre su propia frecuencia y la fundamental. La Figura 3.3(a) muestra una señal con distorsión armónica.

La distorsión armónica se origina como consecuencia de las características no lineales de los distintos dispositivos y cargas presentes en el sistema eléctrico. Los niveles de distorsión armónica se describen por el espectro armónico completo, incluyendo magnitudes y ángulos de fase de cada componente armónica individual.

La distorsión total se expresa tradicionalmente en forma de porcentaje respecto de la componente fundamental a partir de la *tasa de distorsión armónica* (THD), aunque no es el único índice representativo como se verá a lo largo de este trabajo [8].

Los efectos que causan esta perturbación son conocidos, entre ellos destacan:

- Mayores pérdidas en los transformadores.
- Degradación de los condensadores.
- Vibraciones y aumento de las pérdidas en motores.
- Interferencias con las telecomunicaciones.

- Anormal funcionamiento de equipos electrónicos.
- Disminución de la sección efectiva en conductores.
- Dificultades para corregir el factor de potencia.

3.3.5.3. Interarmónicos

Se definen como las tensiones o intensidades que contienen componentes de frecuencia que no son múltiplos de la frecuencia fundamental. Pueden presentarse como frecuencias con valores discretos o como un espectro con un ancho de banda determinado.

Los interarmónicos se pueden encontrar en todas las redes de tensión. Las principales fuentes de distorsión son convertidores estáticos de frecuencia, hornos de arco y de inducción y cicloconvertidores; en general, se producen con la incorporación de convertidores electrónicos como consecuencia de la variación de la frecuencia, su presencia no es constante y dependen de las características de las cargas.

Las corrientes interarmónicas pueden provocar resonancias bastante graves en la red eléctrica de alimentación cuando la frecuencia del interarmónico se hace coincidente con las frecuencias naturales del sistema eléctrico. Se ha demostrado que afectan a la portadora de la línea de alimentación induciendo parpadeo visual en la iluminación de fluorescentes y otros dispositivos formados por tubos de rayos catódicos.

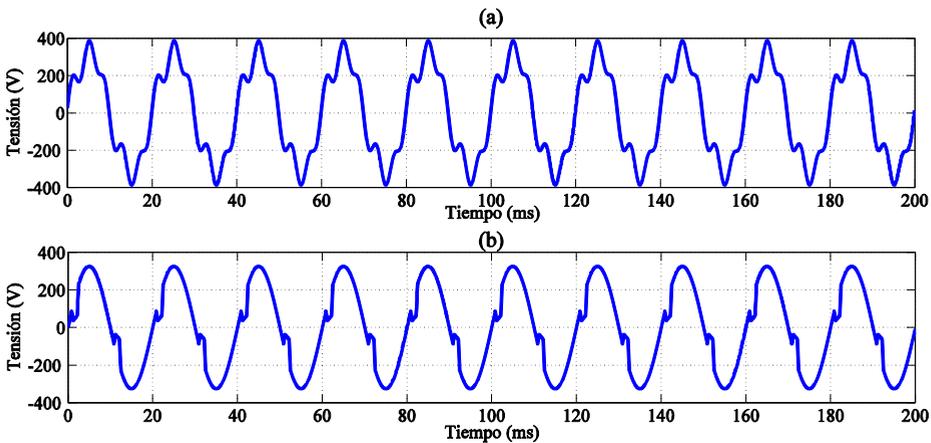


Figura 3.3. (a) Armónicos. (b) Notching.

3.3.5.4. Notching

Se le puede denominar también como *ruido de conmutación*, es una perturbación periódica, causada por el normal funcionamiento de los dispositivos electrónicos de potencia cuando se produce una conmutación en los convertidores electrónicos.

Como ocurren periódicamente, pueden clasificarse por el espectro de armónicos de la tensión afectada, sin embargo suelen tratarse como un caso especial, ya que las componentes de frecuencias asociadas con este tipo de perturbación suelen ser bastante altas y no pueden ser adecuadamente caracterizadas por los equipos de medidas habituales en el análisis de armónicos. La Figura 3.3(b) muestra una señal afectada por un notching.

Los efectos que producen son errores en los datos de equipos informáticos, funcionamiento anormal de equipos de instrumentación y control, y degradación de componentes y contactos.

3.3.5.5. Ruido

Se define el ruido, como señales eléctricas no deseadas, con un amplio contenido espectral inferior a 200KHz, superpuestas a la tensión o la intensidad en los conductores de fase del sistema. Básicamente, el ruido consiste en una distorsión de la señal que no puede ser clasificada como distorsión armónica o transitorio. La Figura 3.4 (a) muestra una señal de tensión con ruido.

El ruido es causado por los dispositivos electrónicos de potencia, circuitos de control, cargas con rectificadores de estado sólido, transmisión de señales por la red o puestas a tierra incorrectas.

Producen funcionamiento incorrecto en equipos electrónicos tales como microprocesadores, controladores programables y equipos de instrumentación y control.

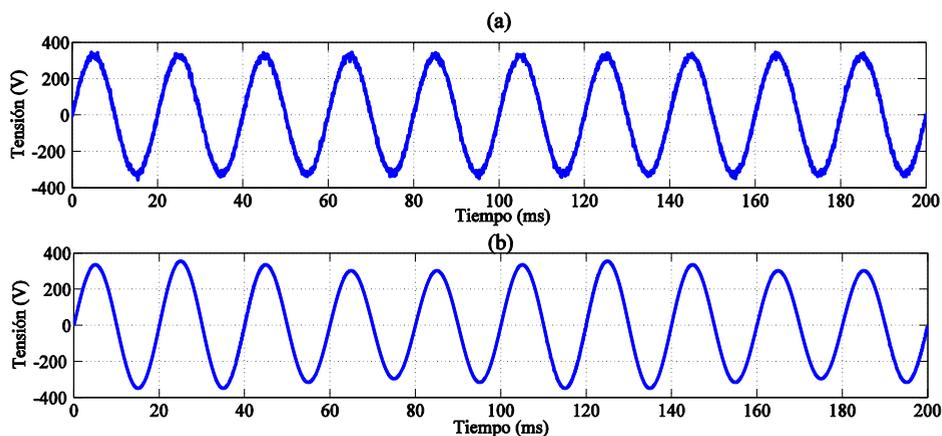


Figura 3.4. (a) Tensión con ruido. (b) Flicker.

3.3.6. Fluctuación de tensión (Flicker)

Se dice que hay presente una fluctuación cuando se producen variaciones periódicas de la envolvente de la tensión, o una serie de cambios aleatorios en una señal de tensión determinada. Generalmente, son perturbaciones asociadas a la señal de tensión. La magnitud de las fluctuaciones no excede los rangos de tensión comprendidos entre el 90% y el 110%. Se conocen también por el término *flicker de tensión*. En realidad, desde un punto de vista técnico, las fluctuaciones de tensión constituyen un fenómeno electromagnético, mientras que el *flicker* es la percepción de la fluctuación de la tensión en algunas cargas. (Ej.: Variación de la luminosidad de una lámpara), sin embargo ambos términos se usan indistintamente en las normativas. La Figura 3.4 (b) muestra una señal con esta perturbación. La norma IEC 61000-4-15 define la metodología y especificaciones de la instrumentación de medida de flickers. En ella se describe de forma simple la intensidad del parpadeo de la luz visible a través de medidas en la tensión. El método de medida simula la función de transferencia del ojo/lámpara/cerebro y produce una medida llamada sensación de parpadeo a corto plazo (Pst) y otra sensación de parpadeo a largo plazo (Plt) que miden la severidad del mismo.

El origen de esta perturbación es debido a cargas que demandan una potencia variable de forma rápida tales como hornos de arco, laminadoras, máquinas de soldadura por resistencia y ventiladores de minas. Otra fuente de flicker es causada por el vaivén de las aspas de los aerogeneradores.

El principal efecto que produce esta perturbación es el parpadeo en las lámparas de incandescencia y en los tubos de rayos catódicos.

3.3.7. Variaciones de frecuencia

Se definen las variaciones de frecuencia como la desviación de la frecuencia fundamental del sistema de su valor nominal especificado (50Hz). La frecuencia del sistema de alimentación está directamente relacionada con la velocidad de giro de los generadores eléctricos. Existe cambio de frecuencia en un sistema eléctrico sinusoidal cuando se produce una alteración del equilibrio entre la carga y el generador.

En condiciones normales de funcionamiento, la capacidad de generación es superior al consumo, pudiéndose compensar variaciones bruscas de carga y mantener la frecuencia dentro de un margen de tolerancia. No obstante pueden darse situaciones en las que el desequilibrio es significativo. Así, cuando la carga es superior a la generación, la frecuencia disminuye y en caso contrario aumenta.

Los efectos que producen las variaciones de frecuencias pueden ser, variaciones de velocidad de las máquinas rotativas, esfuerzos severos de fatiga en turbinas de

plantas de generación térmica, funcionamiento anómalo de equipos informáticos, etc...

3.4. Índices de Calidad Eléctrica. Revisión.

Un Índice de Calidad Eléctrica (PQI) es un indicador, que se usa para cuantificar la calidad del sistema eléctrico y servir de base para la comparación del impacto negativo de las diferentes perturbaciones en las redes eléctricas de potencia.

Como consecuencia de la apertura de los mercados eléctricos, la desregulación y reestructuración de la industria eléctrica, el marco en el que se aborda la calidad eléctrica ha cambiado. Mientras que en el pasado la calidad de suministro era implícita y sujeta a objetivos nacionales, hoy en día estos objetivos son explícitos y concretos, y son establecidos por comisiones nacionales reguladoras. Anteriormente, las medidas necesarias para alcanzar los objetivos de calidad y las soluciones a sus problemas asociados eran, en su mayoría, asuntos internos de las compañías suministradoras de los servicios públicos. Esas cuestiones se abordaban a menudo sobre la base de la *solución global óptima* sin importar qué parte del sistema: transmisión, distribución, o generación era responsable, ya que todas estas entidades estaban integradas en una estructura vertical.

La desregulación introduce nuevos intermediarios en el mercado eléctrico, los contratos entre dichas partes pueden incluir niveles de calidad de la energía que deben cumplirse. Por otra parte, los reguladores también pueden imponer sanciones en caso de no cumplimiento de los objetivos básicos de calidad fijados para los clientes en general. Los operadores de red ahora tienen que hacer frente a una serie de agentes externos, cada uno con sus propios intereses y, a veces divergentes. Esta situación aumenta las posibilidades de desacuerdo entre las partes cuyas responsabilidades específicas, con respecto a la calidad, pueden ser difíciles de determinar. Además de su base técnica tradicional, la calidad de suministro ahora implica intereses comerciales y legales.

Con el fin de comparar la calidad eléctrica entre las diferentes redes, las compañías suministradoras deben tener índices de calidad comunes, preferiblemente normalizados. Tales índices facilitarían la tarea de los operadores del sistema con la obligación de informar, de forma rutinaria, de la acción de la calidad en el sistema. Además, éstas pueden ser penalizadas en caso de incumplimiento de los objetivos de calidad, este hecho se suma como incentivo para tener índices de calidad eléctricos bien definidos y reconocidos por todos [9].

Los PQI son números representativos, resultado de la caracterización, reducción o extracción de un gran volumen de datos medidos de calidad eléctrica. En la medida de lo posible, el número de PQI debe ser mínimo, fácil de evaluar y representativo de la incidencia real de las perturbaciones que caracterizan. Además, deben perdurar

con el fin de permitir la comparación del rendimiento con el tiempo [9]. Por todo ello, puede verse que hay una necesidad de definir PQI comunes con la finalidad de medir e informar de la calidad, de una manera consistente y armonizada, ya sea desde el punto de vista del cliente como del suministrador de energía.

Los PQI son las bases de las normas de Calidad Eléctrica e ilustran el impacto negativo de las perturbaciones eléctricas descritas en apartados anteriores, tanto los tradicionales como los nuevos propuestos en la literatura se obtienen en su mayoría del espectro de frecuencia de la señal y del teorema de Parseval [8]. Las normas utilizan métodos en el dominio de la frecuencia para proporcionar una tolerancia en los algoritmos usados, tales como la transformada rápida de Fourier (FFT), el algoritmo de Goertzel, transformada Z, el algoritmo de Welch, Window-FFT, entre otros, que han sido ampliamente utilizados en la monitorización de parámetros eléctricos. Sin embargo, algunas veces la información proporcionada por todos ellos es insuficiente y surge la necesidad de definir un índice que englobe todos los aspectos mencionados anteriormente de forma eficiente [10],[11].

En este trabajo se hace una revisión de los principales PQI y se hace una propuesta de índice que engloba tanto los aspectos estacionarios como los no estacionarios de las señales de tensión e intensidad de la red de suministro eléctrico. Hay que tener en cuenta que los parámetros que cuantifican diferentes variaciones de tensión o de intensidad, tales como valor eficaz de la tensión, magnitud de los armónicos, magnitud de la aproximación y detalle de la descomposición wavelet...etc., pueden ser usados por sí mismo como un índice de calidad. Los índices de calidad que serán tratados a continuación están dirigidos fundamentalmente a cuantificar la distorsión de la forma de onda.

3.4.1. Tasa de distorsión armónica total (THD)

El THD es el índice de calidad más conocido y usado, cuantifica la distorsión armónica de una señal, y mide la energía relativa presente en las componentes armónicas de la señal de frecuencias múltiplo de la fundamental. Se puede encontrar definido en las normativas de dos formas distintas, así en la UNE-EN 6100-4-7 se expresa como:

$$THD = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^H S_h^2}}{S_1} \quad (3.1)$$

donde h representa el orden del armónico y H es el máximo valor que alcanza, y viene dado por:

$$H = \frac{f_m}{2 \cdot f_0} \quad (3.2)$$

siendo f_m la frecuencia de muestreo y f_0 la frecuencia fundamental.

Mientras que en IEEE std 1459-2010 [12] aparece definido como:

$$THD = \frac{\sqrt{S_{RMS}^2 - S_1^2}}{S_1} \quad (3.3)$$

Siendo S_{RMS} el valor eficaz de la señal.

Como puede observarse en la expresión (3.1) la componente continua de la señal no está incluida. Mientras que en (3.3) si lo estaría, puesto que el valor RMS la incluye.

En ninguna de las dos normativas especifican la anchura de la ventana sobre la cual se va a hacer la FFT, si se hace sobre una ventana de un ciclo, las dos expresiones darían el mismo resultado sobre una señal perturbada, sin embargo si se hace sobre una ventana de 200 ms como establece la norma [5] ambas expresiones arrojarían resultados diferentes, sobre todo, si la señal contiene componentes cuyas frecuencias no son múltiplos de la fundamental. Esto es debido a que en la ventana de 200 ms la resolución de la frecuencia es de 5 Hz y la de un ciclo es de 50 Hz. Este hecho se puede ilustrar con un sencillo ejemplo, en la Figura 3.5(a) se muestra una señal perturbada con un hueco de tensión, en Figura 3.5(b) se muestra su espectro obtenido con una ventana de 200 ms. El THD deducido de la expresión (3.1) da como resultado 0.6236%, mientras que el obtenido con (3.3) es muy superior dando como resultado un THD de 51.9894%, ya que contempla todas las frecuencias múltiplos de 5 Hz correspondientes a la ventana de 200ms, y como puede verse en la Figura 3.5(b), alrededor de los 50Hz se encuentran todos los interarmónicos, siendo el primer armónico prácticamente cero.

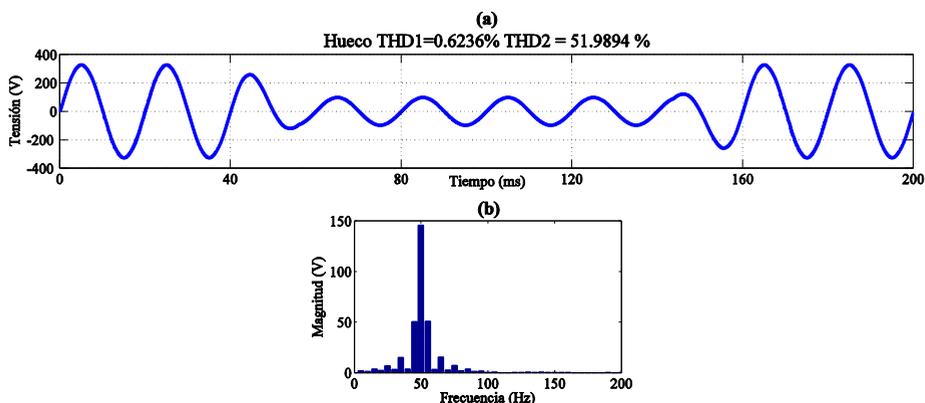


Figura 3.5. (a) Hueco de tensión pronunciado de 120 ms de duración. (b) Espectro obtenido con una ventana de 200 ms

En [10] se establece una relación entre ambas expresiones, llamando *TWD* (distorsión total de la forma de onda) al *THD* dado en (3.3) y definiendo una distorsión no armónica total (*TnHD*) como:

$$TnHD = \frac{\sqrt{S_{RMS}^2 - \sum_{h=0}^H S_h^2}}{S_1} \quad (3.4)$$

Y teniendo en cuenta el teorema de Parseval se cumple que:

$$TWD^2 = THD^2 + TnHD^2 + \frac{S_0^2}{S_1^2} \quad (3.5)$$

Donde S_0 representa la componente continua de la señal.

Hay que tener en cuenta que el *THD* es una característica de la forma de onda. No cuantifica directamente el impacto de la perturbación, ya que su valor es evaluado respecto a la componente fundamental.

Para las formas de onda de tensión las variaciones de la fundamental son pequeñas, de modo que el *THD* se puede interpretar fácilmente. Con la distorsión de la intensidad la situación se vuelve diferente; un *THD* bajo en una carga importante puede tener un mayor impacto en el sistema que un alto *THD* en una carga pequeña.

Teniendo en cuenta que los armónicos de orden alto en la intensidad provocan mayores pérdidas que los de orden bajo para una misma amplitud de los mismos, en [8] se propone el cálculo de unos índices denominados distorsión armónica ajustada total de tensión y de intensidad respectivamente, y vienen dados por:

$$VTHD = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^n (C_h V_h)^2}}{V_1} \quad \text{y} \quad ITHD = \frac{\sqrt{\sum_{h=2}^n (D_h I_h)^2}}{I_1} \quad (3.6)$$

Donde C_h y D_h son unos factores ponderados mayores que la unidad que aumentan conforme crece el orden armónico h . En [11] se sugieren varias expresiones matemáticas para estos factores de peso en función del orden h .

3.4.1.1. Distorsión armónica total en dominio Wavelet (TWD)

La expresión (3.3) del *THD* definido en [12] para una tensión o intensidad puede ser expresado en función de su descomposición wavelet [13][14] como:

$$TWD = \frac{\sqrt{\sum_{j \leq J} Sd_j^2}}{Sa_j} \cdot 100 \quad (3.7)$$

Donde Sa_j , representa el valor RMS de la señal de N muestras a_j (n) en la banda más

baja de frecuencia J , en el que la componente fundamental S_1 está incluida, y $\{Sd_j\}$ es el conjunto de valores RMS de las señales $d_j(n)$ en las bandas de frecuencias superiores, o niveles wavelets menores o iguales a J .

En la expresión (3.7) se ha sustituido las siglas *THD* por *TWD*, para indicar que representa la *tasa de distorsión wavelet total* de una señal de N muestras $s(n)$.

3.4.2. Factor de cresta

El factor de cresta es una propiedad en el dominio temporal que indica cuanto se distorsiona la parte superior de la onda sinusoidal. Se define como la relación entre la amplitud (valor máximo) de una señal y su valor RMS:

$$C_r = \frac{S_{\max}}{S_{RMS}} \quad (3.8)$$

En ondas sinusoidales puras $C_r = \sqrt{2}$ por lo que se define el *factor de cresta relativo* de modo que sea la unidad para dichas ondas:

$$C_r = \frac{1}{\sqrt{2}} \frac{S_{\max}}{S_{RMS}} \quad (3.9)$$

Este parámetro indica cuánto se desvía una señal de su valor sinusoidal puro y no se puede relacionar con el espectro de magnitud de la misma.

Hay que tener en cuenta que este factor no cuantifica el impacto de la distorsión de la forma de onda directamente sino que ha de ser multiplicado por el valor RMS.

3.4.3. Factor K en transformadores

Se utiliza para cuantificar el efecto de una corriente distorsionada sobre la carga de los transformadores. El factor K considera el importante efecto que tiene la frecuencia sobre las pérdidas del transformador. Se define como la suma de los cuadrados de los armónicos de la intensidad de corriente por el cuadrado del orden armónico dividido por el cuadrado de la corriente RMS. En forma de ecuación, se puede escribir como:

$$K = \frac{\sum_{h=1}^{\infty} h^2 I_h^2}{\sum_{h=1}^{\infty} I_h^2} \quad (3.10)$$

Se usa para estimar el efecto de las cargas no lineales en las especificaciones de los

transformadores de potencia de tipo seco. Para calcular el factor K se requieren las componentes armónicas de la corriente, sin embargo, es difícil de obtener un contenido armónico exacto ya que la carga está variando generalmente. El análisis debe ampliarse para incluir los picos y los valles cíclicos de los armónicos de la corriente en el tiempo. El transformador se debe diseñar para el peor contenido armónico de los casos registrados. Además, la forma de onda de corriente tendrá diferentes características armónicas debido a la presencia de múltiples tipos de cargas lineales y no lineales. Asimismo, el factor K debe adaptarse para tener en cuenta las condiciones de cargas combinadas.

3.4.4. Factor de interferencia telefónico (TIF)

Uno de los efectos potenciales de los armónicos de la corriente es el ruido escuchado en las líneas telefónicas que van en paralelo a las líneas de distribución eléctrica. Para cuantificar la severidad de una corriente distorsionada de una línea telefónica, se define el factor de interferencia telefónica (TIF). Es un parámetro adimensional que es indicativo de la forma de onda, no de los efectos reales (del mismo modo que el THD de la intensidad). Se define como:

$$TIF = \frac{\sqrt{\sum_{h=1}^H (W_h I_h)^2}}{I_{RMS}} \quad (3.11)$$

donde I_h es el valor eficaz de la corriente armónica h y W_h una función de ponderación definida en una tabla de consulta o una curva. El factor de ponderación representa el acoplamiento entre la línea de alimentación y la línea telefónica, la respuesta de un aparato telefónico estándar, y la sensibilidad de nuestro oído a diferentes frecuencias.

3.5. Índices de Calidad propuestos

Todos los índices de calidad expuestos en el apartado anterior tienen en común que son independientes del tiempo; están basados en la cuantificación en valores promedios de la energía de la perturbación respecto a la energía de la componente fundamental de la señal, pero en todos ellos se considera del mismo modo la perturbación.

3.5.1. Tasa de perturbación instantánea (ITD)

El problema de la aplicación de los índices de calidad tradicionales, basados en la periodicidad de la perturbación, a los fenómenos transitorios ha sido tratado en [15].

Como consecuencia surgió la necesidad de buscar una forma de medir la calidad de la señal capturando las características "transitorias" de las perturbaciones en los sistemas eléctricos. Esto dio lugar a la formulación de un índice de calidad denominado $ITD(t)$. La primera versión de este índice se propuso en [8] y [17], quedando expresado en su versión final para una señal perturbada discreta como:

$$ITD(n) = \frac{\sqrt{\sum_{j \leq J} d_j^2(n)}}{A_j} \quad (3.12)$$

donde A_j contiene la energía de la componente fundamental, definida como:

$$A_j^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N a_j^2(n) \quad (3.13)$$

La definición del $ITD(n)$ se puede interpretar como una evaluación de la calidad de la señal eléctrica variable en el tiempo, determinada por el cociente en el dominio tiempo-frecuencia entre la energía de la perturbación y la de la componente fundamental de la señal.

Este índice propuesto puede mostrar las características variables en el tiempo de la perturbación transitoria, al ser una cantidad instantánea, con el propósito de su evaluación.

La magnitud del $ITD(n)$ es muy pequeña por lo que se da su valor porcentual para que sea más significativa.

Esta evaluación de la calidad de la señal variable en el tiempo puede ser cuantificada por un único valor, como en el caso de los índices expuestos en apartados anteriores. De este modo, se define un *promedio transitorio* del $ITD(n)$ en un intervalo de N muestras, mediante la expresión:

$$\langle ITD \rangle = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N ITD(n) \quad (3.14)$$

Se comprueba que cuando la señal contiene únicamente perturbaciones estacionarias, los valores obtenidos con el $\langle ITD \rangle$ son casi idénticos a los obtenidos con el THD dado en (3.3) y con el TWD obtenido en (3.7).

A continuación se ilustran algunos resultados alcanzados al calcular este índice temporal sobre algunas de las perturbaciones descritas en el apartado 3.3, y a partir de ellos se mostrarán las aplicaciones de éste índice y su utilidad en tareas de clasificación. Así, en las Figura 3.6, Figura 3.7 y Figura 3.8 se muestran señales de tensión con perturbaciones simples y sus correspondientes $ITD(t)$.

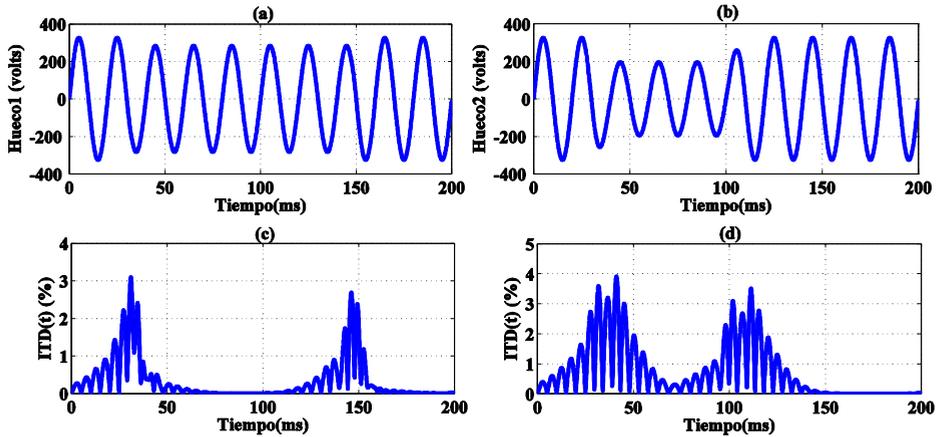


Figura 3.6. (a) y (b) Huecos de tensión de diferente duración. (c) $ITD(n)$ correspondiente al hueco mostrado en (a). (d) $ITD(n)$ correspondiente al hueco mostrado en (b).

La Figura 3.6(a) muestra un hueco de tensión y la Figura 3.6(b) muestra otro hueco con una duración inferior pero de mayor profundidad, sus correspondientes $ITD(t)$ aparecen en las Figura 3.6(c) y (d). Como puede observarse en estas últimas aparecen unos valores de pico situados al inicio y al final de la perturbación cuya magnitud está asociada con la profundidad del hueco. Así, en la Figura 3.6(c) se obtiene un valor máximo de 3.1% en 31.1 ms y un segundo pico máximo de 2.7% en 146.2 ms, lo que indica que el hueco no es muy pronunciado y que su duración es de 115,1 ms. En la Figura 3.6(d) se presenta el primer máximo con un valor del 4% en 41.1 ms y el segundo de 3.51% en 111.3 ms, revelando una duración de 70.2 ms. En la Figura 3.6(d) puede comprobarse por la magnitud del $ITD(t)$, que la profundidad del hueco es mayor, y que al ser la pendiente de caída del mismo progresiva (Figura 3.6(b)) el contenido energético de la perturbación es mayor, por lo que la anchura de los lóbulos que aparecen al comienzo y al final de la perturbación en $ITD(t)$ (Figura 3.6(d)) es mayor. El cálculo del valor promediado a la anchura de la ventana en la que se muestra $ITD(t)$ se obtiene a partir de (3.14) y viene dado por $\langle ITD \rangle = 0.3279\%$ para el primer hueco y $\langle ITD \rangle = 0.7235\%$ para el segundo.

En la Figura 3.7(a) se muestra una tensión con armónicos, concretamente el 5º, 7º y 9º, y su $ITD(t)$ se representa en la Figura 3.7(c), puede verse que este índice instantáneo no aporta nada novedoso en una perturbación estacionaria, sin embargo se constata que su valor promediado es casi idéntico al THD de (3.3) obtenido con la STFT y con el TWD obtenido con la TW (3.7), dando como resultado los valores $\langle ITD \rangle = 6.4397\%$, $THD = 6.8608\%$ y $TWD = 6.8607\%$.

La Figura 3.7(b) representa un Flicker de tensión y la Figura 3.7(d) su $ITD(t)$, y como ocurre con los armónicos, la instantaneidad del índice no aporta ninguna

información, lo único que puede observarse es el efecto de borde al principio y al final de la ventana, ya que es una perturbación de baja frecuencia no apreciable en los coeficientes d . En este caso no se puede decir que el THD coincida con el valor promediado del índice y con el TWD, simplemente porque parte del contenido frecuencial del flicker está contenido en A_j (la frecuencia de la envolvente es de aproximadamente 10 Hz) dando lugar a un resultado diferente, ya que $\langle ITD \rangle = 0.0020\%$, $THD = 6.8589\%$ y $TWD = 0.0051\%$ siendo la magnitud del THD superior a los otros dos índices.

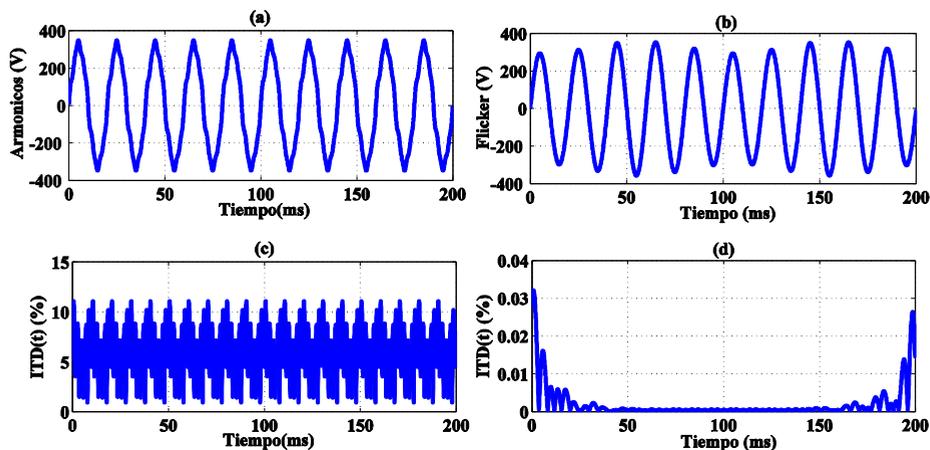


Figura 3.7. (a) Tensión con armónicos. (b) Flicker de tensión. (c) $ITD(t)$ de la señal con armónicos. (d) $ITD(t)$ del flicker.

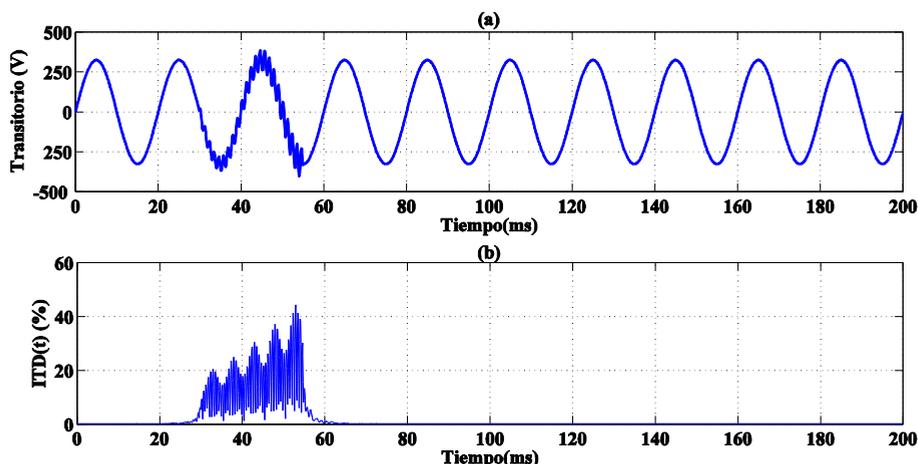


Figura 3.8. (a) Tensión con transitorio oscilatorio. (b) $ITD(t)$ de la tensión anterior.

La Figura 3.8(a) presenta un transitorio oscilatorio y la (b) su $ITD(t)$. Se comprueba

que el $ITD(t)$ muestra un valor de pico del 44.27% en 53 ms, en este contexto el valor de pico indica que el transitorio oscilatorio es un evento más severo que las perturbaciones anteriores; además representa la perturbación de más corta duración y de más alto contenido en frecuencia, por lo que su efecto sobre una ventana de 200ms, como establece [5], no es muy significativo como indica el valor promedio de $ITD(t)$. Asimismo, se puede medir la duración del evento en la gráfica de $ITD(t)$. En este caso los valores obtenidos son $\langle ITD \rangle = 2.2395\%$, $THD = 6.8469\%$ y $TWD = 6.8425\%$

3.5.2. Tasa de perturbación global (GDR)

En una perturbación no estacionaria la duración del evento es un parámetro muy relevante y debe ser considerado. Esta duración puede ser medida con bastante precisión usando técnicas basadas en wavelets como las que se presentan en este trabajo; como consecuencia, una *Tasa de Perturbación Global* puede ser definida como:

$$GDR = \left(1 + \frac{T_0}{T} \right) \langle ITD \rangle \quad (3.15)$$

donde T_0 representa la duración del evento transitorio y T el intervalo de tiempo usado en la medida. La selección del intervalo de tiempo que dura la perturbación puede hacerse en $ITD(t)$ detectando el instante de tiempo t_0 del primer pico máximo y el instante de tiempo del último, t_0+T_0 . En el caso de que sólo se presenten perturbaciones estacionarias, $GDR = \langle ITD \rangle$, ya que se considera que $T_0=0$, en cualquier otro caso GDR va a ser mayor que $\langle ITD \rangle$.

En consecuencia, el índice propuesto GDR viene dado por el valor de $\langle ITD \rangle$ más su magnitud ponderada por un término relacionado con la duración del evento no estacionario, de este modo, se magnifica el índice en función de la duración de la perturbación, ya que su efecto sobre el sistema eléctrico va a ser más severo al aumentar este parámetro también.

Un sistema eléctrico en el que todas las tensiones e intensidades son sinusoidales tendrá un GDR nulo, por el contrario, un valor alto del GDR podría indicar un alto nivel de perturbaciones estacionarias y/o no estacionarias, con la contribución de cada tipo de evento bien definido y medido. El índice GDR presenta la ventaja sobre el THD de distinguir entre perturbaciones estacionarias y no estacionarias, aportándole también un importante papel a la duración de la perturbación.

Este hecho que se ilustra en la Tabla 3-5 donde se muestran los diferentes índices para las perturbaciones mostradas en las Figura 3.6, Figura 3.7 y Figura 3.8. El índice GDR es tenido en cuenta y usado en tareas de clasificación [18], como se mostrará en el capítulo 5.

Tabla 3-5. Índices de calidad y duración del evento en las perturbaciones de las Figura 3.6, Figura 3.7 y Figura 3.8

	<i>Hueco 1</i>	<i>Hueco 2</i>	<i>Armónicos</i>	<i>Flicker</i>	<i>Transitorio</i>
<i>To (ms)</i>	115,1	70.2	0	0	28.12
<i>THD(%)</i>	6.8826	21.2590	6.8608	6.8589	6.8469
<i>TWD(%)</i>	0.6491	1.1591	6.8607	0.0051	6.8425
<i><ITD>(%)</i>	0.3279	0.7235	6.4397	0.0020	2.2395
<i>GDR(%)</i>	0.5166	0.9771	6.4397	0.0020	2.5544

3.6. Resumen del capítulo

En este capítulo se ha hecho una revisión de las normativas vigentes relativas a las técnicas de medida y monitorización de la calidad de la señal eléctrica, presentando sus características más importantes. Asimismo, se ha hecho una descripción detallada de las perturbaciones eléctricas, tanto las transitorias como las estacionarias, definiendo los parámetros que las caracterizan según las especificaciones de los estándares. Se ha puesto de manifiesto el valor de los índices de calidad como una medida de la calidad eléctrica, destacando la importancia de una terminología unificada para todo tipo de eventos que puedan presentarse en una red de distribución, y que exista una posibilidad de distinguir entre eventos de distinta naturaleza. Después de hacer una revisión de los más relevantes, se han definido nuevos índices de calidad basados en la transformada wavelet; por un lado un índice instantáneo, que permite identificar el carácter de la perturbación, así como su duración; por otro, un índice que permite hacer una valoración global de las perturbaciones que pueda presentar la señal eléctrica y que va a tener un protagonismo principal en la clasificación de estos eventos.

3.7. Bibliografía

- [1] Masoum M.A.S., Fuchs E., "Power Quality in Power Systems and Electrical Machines," Academy Press.USA. 2015.
- [2] Voltage Characteristics of Electricity Supplied by Public Distribution Networks, Eur. Std. EN-50160, 2011.
- [3] IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality, IEEE Std. 1159–2009. June 2009.
- [4] Testing and Measurement Techniques—General Guide on Harmonics and Interharmonics Measurements and Instrumentation, for Power Supply Systems and Equipment Connected Thereto, IEC Std. 61000-4-7, 2009.

-
- [5] Testing and Measurement Techniques—Power Quality Measurement Methods, IEC Std. 61000-4-30, 2008.
- [6] Sankaran, C. "Power Quality," Boca Raton, USA: CRC PRESS, 2002.
- [7] Dugan R.C., McGranaghan M.F., Santoso S., Beaty H.W., "Electrical Power systems Quality," McGraw-Hill, 2ª Edición, 2003.
- [8] Montaña J.C., Borrás D., Bravo J.C., "Power quality: mitigation technologies in a distributed environment". Capítulo 12, *Power-quality factor for electrical networks*, pp.353-377, Springer-Verlag London limited, 2007.
- [9] Beaulieu G., Bollen M.H.J., Malgarotti S., Ball R., "Power quality indices and objectives. Ongoing activities in CIGRE WG 36-07," in Proc. 2002 IEEE Power Engineering Soc. Summer Meeting, pp. 789–794, 2002.
- [10] Bollen M.H.J., Gu I.Y.H., "Signal processing of power quality disturbances", IEEE Press Series on Power Engineering, John Wiley & Sons, Inc., USA 2006.
- [11] Eachern A. M., Grady W.M., Moncrief W.A., Heydt G.T., McGranaghan M., "Revenue and Harmonics: An evaluation of some proposed rate structures," *IEEE Trans. Power Delivery*, vol. 10, no. 1, pp 474-482. 1995.
- [12] Definitions for the Measurement of Electric Quantities Under Sinusoidal, Non-Sinusoidal, Balanced, or Unbalanced Conditions, IEEE Std. 1459–2010, 2010.
- [13] Morsi W. G., El-Hawary M. E., "Reformulating power components definitions contained in the IEEE Standard 1459-2000 using discrete wavelet transform," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 22, no. 3, pp. 1910–1916, Jul. 2007.
- [14] Morsi W. G., El-Hawary M. E., "Wavelet packet transform-based power quality indices for balanced and unbalanced three-phase systems under stationary and nonstationary operating conditions," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 24, no. 4, pp. 2300–2310, Oct. 2009.
- [15] Heydt G. T., Jewell W. T., "Pitfalls of electric power quality indices," *IEEE Trans. Power Del.*, vol. 13, no. 2, pp. 570–578, Apr.1998.
- [16] Sharon D., Montano J.C., Lopez A., Castilla M., Borrás D., Gutierrez J., "Power Quality Factor for Networks Supplying Unbalanced Nonlinear Loads," *IEEE Trans. On Instrumentation and Measurement*, vol. 57, no. 6, pp 1268 - 1274, 2008.
- [17] Borrás M.D., Montaña J.C., Castilla M., López A., Gutierrez J., Bravo J.C., "Voltage index for stationary and transient states", MELECON 2010 15th IEEE Mediterranean Electrotechnical Conference, pp 679 – 684, 2010.
- [18] Borrás M.D., Bravo J.C., Montaña J.C., "Disturbance Ratio for Optimal Multi-Event Classification in Power Distribution Networks," *IEEE Trans. On Industrial Electronics*, vol. 63, no. 5, pp. 3117-3124, May 2016.

4. TÉCNICAS DE CLASIFICACIÓN CON INTELIGENCIA ARTIFICIAL

*“El valor de una idea radica en
el uso de la misma”.*

Tomas A. Edison

En un sentido amplio, las técnicas de Inteligencia Artificial (IA) pueden ser consideradas como las herramientas con capacidad de automatización de las actividades que están asociadas con el pensamiento humano, tales como la toma de decisiones, la resolución de problemas, el aprendizaje, la percepción y el razonamiento [1]. El ser humano es capaz de reconocer patrones definidos de forma inconsciente: a través de los sentidos se recibe la información que es procesada en el cerebro y de forma inmediata se identifica su origen. De forma cotidiana se realizan numerosas tareas de reconocimiento de patrones. Así por ejemplo, la lectura consiste en un reconocimiento de caracteres que son procesados y estructurados en el cerebro de modo que las ideas expuestas en el texto son comprendidas; de igual forma, las luces de un semáforo son interpretadas por los conductores o peatones actuando en función del papel que represente el ser humano (conductor o peatón) y el color del mismo. La IA en definitiva, se encarga de ejecutar una acción basada en las características de la información percibida.

La función de un sistema inteligente es utilizar los patrones de un conjunto de muestras, para asignar una clase a todos los elementos que se deseen analizar posteriormente, de acuerdo a sus diferencias o similitudes. Este proceso puede verse como una actividad en dos etapas, en la primera de ellas se realiza el aprendizaje de propiedades de un grupo de muestras que caracterizan a una clase (patrones), y en la segunda, se decide si un nuevo elemento es un posible miembro de tal clase,

observando si tiene propiedades comunes a aquellas del grupo de muestras.

En este capítulo se hará un breve repaso de las técnicas de IA más utilizadas en el diagnóstico de la calidad de la señal eléctrica y una revisión bibliográfica de su aplicación, para posteriormente centrarse en las dos que han sido utilizadas desde el comienzo de este trabajo de tesis, las redes neuronales (ANN) y las máquinas de soporte vectorial (SVM). Las ANN serán abordadas con menor profundidad describiendo el trabajo realizado años atrás; las SVM en cambio, se verán con más detalle ya que fundamentan el clasificador desarrollado en este trabajo.

4.1. Introducción

En lo que concierne al estudio de la calidad de la energía eléctrica, la evolución de las propuestas basadas en IA ha sido creciente. Esto se debe, fundamentalmente, al gran aumento de dispositivos de vigilancia y monitorización de la señal eléctrica con objeto de reducir los impactos negativos que producen las perturbaciones asociadas a dicha señal. Esto conlleva un almacenamiento masivo de datos cuyo procesamiento ha de facilitar una adecuada detección, clasificación y caracterización de dichas perturbaciones. Dada la ingente cantidad de datos almacenados, la conversión de éstos en información relevante para los usuarios finales no es posible a través de la inspección individual de dichos datos. Es necesario, por tanto, el desarrollo de herramientas con capacidad para convertir estas grandes bases de datos en información relevante y válida de forma automática.

Por estas razones, las técnicas de IA se han establecido como una solución adecuada para el análisis y el diagnóstico de problemas de calidad de la señal eléctrica.

En la literatura, se han propuesto varias metodologías consistentes en la extracción de características basadas en el procesamiento de señales, clasificadores basados en inteligencia artificial y selección óptima de características basada en técnicas de optimización heurística, para la identificación y clasificación de perturbaciones eléctricas. Los pasos principales implicados generalmente en la clasificación automática de perturbaciones se ilustran en la Figura 4.1. Este capítulo se centra en el bloque de clasificación.

Entre las numerosas metodologías de IA, se destacan seguidamente, aquellas que se han utilizado comúnmente o que son potencialmente muy útiles para el análisis de las perturbaciones del sistema eléctrico y su diagnóstico [2], [3]. Así, algunos métodos usados son:

- Redes neuronales artificiales (ANN)
- Máquinas de soporte vectorial (SVM)
- Sistemas expertos

- Sistemas de clasificación basados en Lógica Difusa (Fuzzy Logic (FL))
- Algoritmos Genéticos (GA)
- Sistemas de clasificación basados en el K-vecino más cercano.

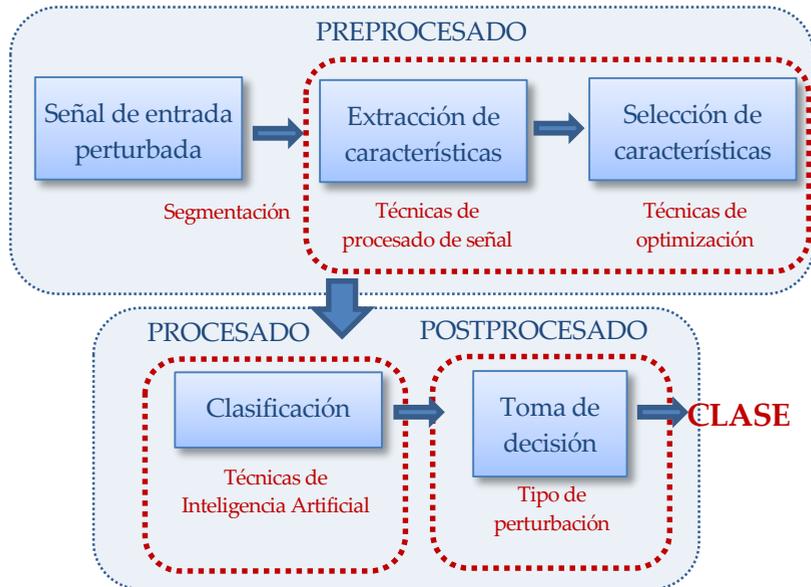


Figura 4.1. Diagrama de bloques de un sistema de clasificación de perturbaciones.

4.1.1. Sistemas de clasificación basados en Sistemas Expertos Fuzzy

Un sistema de lógica difusa generaliza la lógica binaria clásica para razonar bajo la incertidumbre. Se inspira en la observación del razonamiento humano para utilizar conceptos y conocimiento, ya que el razonamiento humano puede utilizarlos sin que estos estén bien definidos o precisados. Lo que es difuso, borroso o impreciso no es la lógica en sí, sino el objeto que estudia. Permite tratar información imprecisa en términos de conjuntos difusos que se combinan en reglas para definir acciones. Un conjunto difuso lleva asociado una función que mide el grado de similitud de un elemento perteneciente al *universo de discurso* con los valores de pertenencia en el conjunto. Tal función se denomina *función característica*. Las dos funciones características más utilizadas son las funciones triangulares y trapezoidales.

Un sistema experto es una aplicación particular de IA que se utiliza en el módulo de diagnóstico. Al sistema experto que utiliza conjuntos difusos y está basado en reglas difusas, en lugar de reglas booleanas para el razonamiento sobre los datos, se denomina *sistema experto difuso*. Un conjunto difuso puede estar completamente definido por sus funciones características y las reglas difusas ofrecen capacidades de

razonamiento similares a las humanas y proporcionan mecanismos de comunicación transparentes.

Estas técnicas poseen una buena capacidad de caracterización, ofrecen una solución rentable y presentan facilidad en su aplicación a problemas complejos, por ello, en la literatura se muestra como una herramienta muy potente y con una amplia aplicación en las áreas de sistemas de energía y el diagnóstico de la calidad eléctrica, donde la información disponible pueda dar lugar a incertidumbre.

La precisión en los resultados obtenidos al aplicar estas técnicas depende en gran medida de la precisión de la base de reglas y de la selección de la función característica.

En [4] - [9] se pueden encontrar algunas aplicaciones para el diagnóstico de la calidad eléctrica.

Uno de los inconvenientes que presenta esta técnica es que el diseño de la base de reglas es complejo y además, las funciones características son difíciles de seleccionar para obtener una salida precisa; por otro lado, al incorporar nuevos tipos de perturbaciones se han de seleccionar nuevos conjuntos de entrenamiento para cada caso, ya que la FL no se adapta a las nuevas incorporaciones.

4.1.2. Sistemas de clasificación basados en Algoritmos Genéticos

Los Algoritmos Genéticos (GA) consisten en un conjunto de reglas de búsqueda basadas en la mecánica de la selección natural y la genética natural. Son métodos adaptativos que pueden usarse para resolver problemas de búsquedas y optimización. Están basados en el progreso genético de los organismos vivos. A lo largo de las generaciones, las poblaciones evolucionan en la naturaleza de acorde con los principios de la selección natural y de la supervivencia de los más fuertes. Por imitación de este proceso, los GA son capaces de ir creando soluciones para problemas del mundo real. La evolución de dichas soluciones hacia los valores óptimos del problema depende en buena medida de una adecuada codificación de las mismas.

El poder de los GA proviene del hecho de que son una técnica robusta y pueden tratar con éxito una gran variedad de problemas que provengan de diferentes áreas, incluyendo aquellos en los que otros métodos encuentran dificultades. Si bien no se garantiza que el GA encuentre la solución óptima del problema, existe evidencia empírica de que se encuentran soluciones de nivel aceptable, en un tiempo competitivo con el resto de algoritmos de optimización combinatoria.

Cuando existen técnicas especializadas alternativas, lo más probable es que sean mejores que el GA, tanto en rapidez como en eficacia. El gran campo de ampliación de los GA se relaciona con aquellos problemas para los cuales no existen técnicas

especializadas. Incluso en el caso en que dichas técnicas existan, y funcionen bien, los GA se utilizan como métodos híbridos para efectuar mejoras.

Algunas aplicaciones de estas técnicas en el análisis de perturbaciones eléctrica pueden verse en [10]-[14].

Entre las principales limitaciones que presentan los GA pueden citarse la dificultad para encontrar el óptimo global, la falta de constancia en la optimización del tiempo de respuesta, la complicación de su uso en aplicaciones en tiempo real, lo inadecuados que resultan para conjuntos de datos dinámicos, y la dependencia de la precisión de la salida con un amplio conocimiento del problema.

4.1.3. Sistemas de clasificación basados en el K-vecino más cercano

La idea básica sobre la que se fundamentan las técnicas de clasificación denominadas k-NN (K-vecino más cercano) consiste en clasificar un caso nuevo en la clase más frecuente a la que pertenecen sus K vecinos más próximos. El paradigma se fundamenta por tanto en una idea muy simple e intuitiva, lo que unido a su fácil implementación hace que sea un modelo clasificatorio muy extendido. El algoritmo del vecino más cercano trabaja para encontrar una correlación entre las muestras desconocidas y las muestras de entrenamiento. Estas muestras de entrenamiento se indican con atributos numéricos n-dimensionales. El algoritmo del vecino k-más cercano (k-NN) busca las k muestras de entrenamiento que son adyacentes a una muestra desconocida dada en el proceso de clasificación. La proximidad se mide en términos de distancias euclídeas. Este método es apropiado cuando el número de muestras a entrenar es reducido ya que el tiempo de cálculo computacional es elevado cuando son muchas las muestras a entrenar.

En aplicaciones de calidad eléctrica se han usado sólo estas técnicas en [15], o se han combinado con otras tales como GA para optimizar el conjunto de atributos de las muestras a clasificar, o con FL como en [16].

4.2. Clasificación basada en Redes Neuronales

Las redes neuronales (ANN) representan una consolidada metodología para la generación de sistemas de procesamiento de información. Son útiles en tareas como identificación de patrones, clasificación, aproximación de funciones, optimización y agrupación de datos. Han sido muy utilizadas en diferentes aplicaciones en los sistemas eléctricos debido a su capacidad de clasificación y de aproximación de funciones. Las redes neuronales artificiales (ANN) se han empleado en los estudios de la calidad de la señal y de demanda de energía, fallos en la red y clasificación de las fuentes de armónicos.

Con una red neuronal el análisis de información se reparte entre las múltiples neuronas y, de este modo, se aprovecha el tiempo de captación y transmisión de información para hacer los cálculos a la vez. En resumen, las redes neuronales pueden tener gran capacidad de reacción y adaptación al sistema, aunque este varíe.

Existen tres formas básicas de manipulación de la información con las redes neuronales: asociación, generalización y auto-organización. Antes de entrar en más detalles, se explicará brevemente qué es una red neuronal y cómo funciona.

Una ANN es un conjunto de elementos de computación independientes (llamados neuronas), totalmente interconectados entre sí, actuando cada uno de forma autónoma pero en sincronía con los demás.

Cada neurona recibe impulsos que evalúa individualmente, procedentes de otras neuronas dándoles una importancia o *peso sináptico* determinado, según se les ha entrenado previamente. Después transmite la señal resultante a otras neuronas.

Las neuronas pueden ser circuitos electrónicos, microprocesadores, fragmentos de programa o bien elementos biológicos que almacenen sus estados mediante reacciones químicas (neurotransmisores)[17]. Para el diseño de las redes suelen utilizarse topologías que distribuyen los nodos y sus interconexiones en capas sucesivas (Figura 4.2).

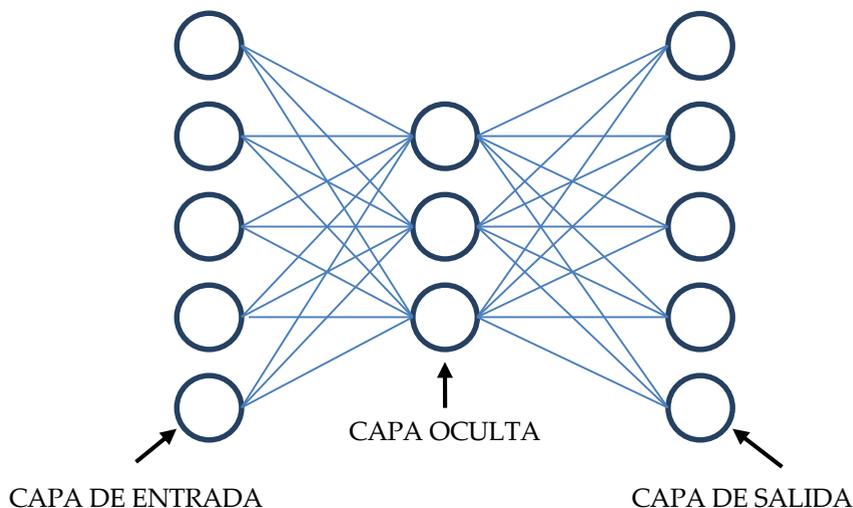


Figura 4.2. Estructura multicapa

Las partes básicas que componen una neurona artificial son (Figura 4.3):

- *Entradas:* $x_j(t)$. Las variables de entrada y salida pueden ser binarias (digitales) o continuas (analógicas) dependiendo del modelo de aplicación.
- *Pesos sinápticos:* w_{ij} . Representan la intensidad de interacción entre cada

neurona presináptica j y la neurona postsináptica i .

- *Regla de propagación*: $\sigma(w_{ij}, x_j(t))$. Proporciona el valor del potencial postsináptico, $h_i(t)$, de la neurona i en función de sus pesos y entradas. Es decir:

$$h_i(t) = \sigma(w_{ij}, x_j(t)) \quad (4.1)$$

La función más habitual es de tipo lineal, y se basa en una suma ponderada de las entradas con los pesos sinápticos, así, la entrada total (*net input*) será el resultado del conjunto de estímulos de entrada:

$$NET_i(t) = \sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot x_j(t) \quad (4.2)$$

- *Respuesta Neuronal* $y_i(t)$: Es la señal que la neurona i emite en el instante t .

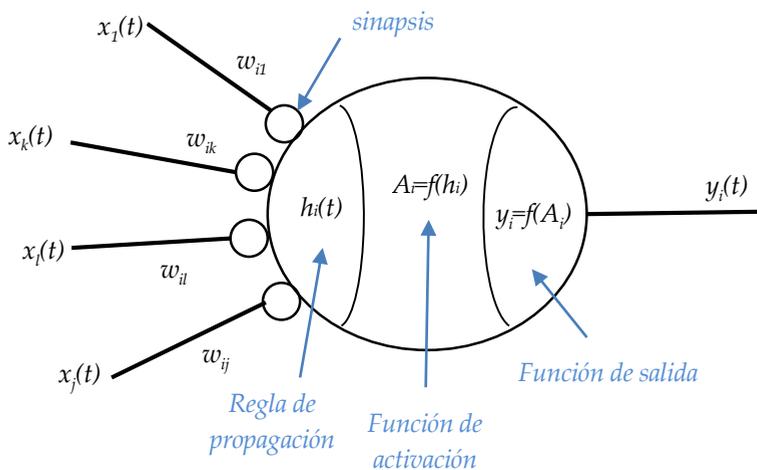


Figura 4.3. Elementos de una neurona artificial

- *Activación* ($A_i(t)$): Nivel de excitación de la neurona. Indica si la neurona está o no habilitada, o bien el valor que posee su salida en el instante t . En algunos casos, se hace igual a $NET_i(t)$. Pueden ser modelos acotados o no acotados (por ej. los valores discretos 0/1).
- *Función de activación* (FA): Es aquella con la que las neuronas procesarán sus entradas para elaborar el nuevo estado de activación. La ecuación (4.3) proporciona una fórmula genérica:

$$A_i(t) = FA \left[A_i(t-1), \sigma_i \left(w_{ij}, x_j(t) \right) \right] \quad (4.3)$$

- *Función de transferencia* (FT): Da el valor de la respuesta que emitirá la neurona i , en función del estado de activación que presente en ese momento.

Una expresión general viene dada por (4.4). Las funciones de transferencia pueden ser lineales, de saturación, tangencial hiperbólica, etc.

$$y_i(t) = FT[A_i(t)] \quad (4.4)$$

4.2.1. Reglas de aprendizaje

Una de las características más importantes de las redes neuronales es su capacidad de aprender interactuando con su entorno o con alguna fuente de información. El aprendizaje de la red es un proceso adaptativo mediante el cual se van modificando los pesos sinápticos de la misma para conseguir que cada neurona proporcione la respuesta correcta, en todas las situaciones que ha de aprender.

De manera general, una red neuronal va a modificar su peso sináptico w_{ij} correspondiente a la conexión de la neurona i con la neurona j mediante una regla de aprendizaje:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \Delta w_{ij}(k) \quad (4.5)$$

Se consideran básicamente dos tipos de aprendizaje para una red neuronal: supervisado y no supervisado. El primero consiste en la presentación sucesiva de patrones de estímulo y las salidas correspondientes, hasta que la red aprenda a organizarlos todos. En ese caso, se dirá que la red converge o que está entrenada. El método de aprendizaje no supervisado consiste en presentar a la red una serie de patrones de estímulos y las reglas que debe usar para relacionar los datos.

Generalmente, la regla de aprendizaje más conveniente para una red neuronal concreta está íntimamente relacionada con su arquitectura o topología. Por esta razón, existen muchas variantes de los dos métodos anteriores. Algunas de las más comunes son las siguientes:

- *Regla de Hebb*: Se aumenta el valor de un peso sináptico, si las dos neuronas conectadas por él tienden a estar activas o inactivas simultáneamente. Para un aprendizaje no supervisado, se usa la ecuación (4.6), donde ΔW_{ij} es el incremento que hay que dar al peso sináptico.

$$\Delta W_{ij} = \mu A_{ij}(t) y_j(t) \quad (4.6)$$

- *Regla Delta o de Widrow-Hoff*: Suele usarse en el aprendizaje supervisado. Se compara la respuesta de cada neurona con la que debería ser correcta, modificándose los pesos sinápticos proporcionalmente al error, según la expresión (4.7). T_i es la activación deseada en la neurona. No se puede aplicar esta regla si hay más de dos capas de neuronas

$$\Delta W_{ij} = \mu [T_j(t) - A_j(t)] x_j(t) \quad (4.7)$$

- *Regla de Rosemblat o del Perceptrón*: Es una mejora de la regla de Hebb para aprendizaje supervisado. Sólo se modifican los pesos sinápticos de las neuronas que den respuestas incorrectas.
- *Regla de Retropropagación o Regla Delta Generalizada*: También llamada regla de retropropagación del gradiente o método del gradiente descendente, y se usa igualmente en aprendizajes supervisados. El cálculo se hace capa a capa, desde la salida hacia la entrada. Permite trabajar en redes multicapa, pero alimentadas de información únicamente hacia adelante. La expresión de corrección es la misma que la de la regla delta.
- *Métodos constructivos de aprendizaje*: Consisten en una concepción dinámica de la red, en la que pueda crear neuronas nuevas según sus necesidades. Cuando una neurona comete un error, se conecta detrás otra que lo corrige.

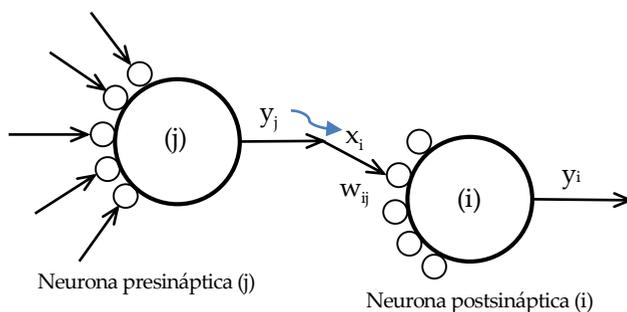


Figura 4.4. Interconexión entre una neurona presináptica y una postsináptica.

4.2.2. Tipos de redes

Teniendo en cuenta que en la mayoría de los casos una neurona puede no ser suficiente para la tarea que se pretende desarrollar, es necesario disponer varias trabajando en paralelo. La interconexión entre varias neuronas, puede ser como la que se muestra en la Figura 4.4. Se denomina arquitectura de red neuronal a la topología o estructura en la que las distintas neuronas constituyentes de la red neuronal se asocian. Se pueden considerar tres categorías básicas [18]:

- *Redes hacia delante o Feedforward*: La información se dirige desde la entrada hacia la salida. Están organizadas en una o más capas y cada capa agrupa un conjunto de neuronas que están conectadas con otras de la capa anterior y emiten salidas hacia las neuronas de la capa siguiente. Un ejemplo de ella

se puede ver en la Figura 4.5. Son redes rápidas en los cálculos.

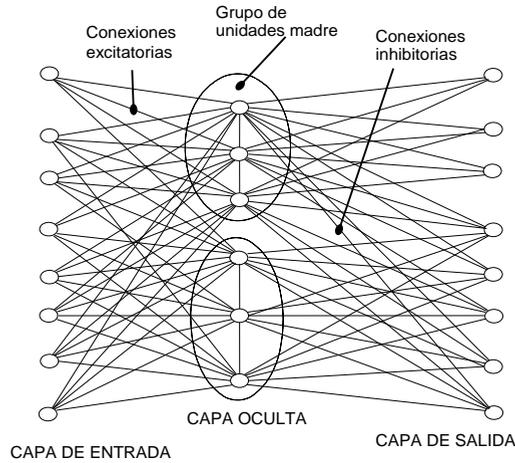


Figura 4.5. Red jerarquizada de Rumelhart

- *Redes realimentadas* o *Feedback*: No existen capas diferenciadas y cada neurona está conectada a todas las demás. Hay redes multicapa con retroalimentación lateral en las que existen conexiones entre neuronas de una misma capa.
- *Mapas de características* o *redes auto-organizativas*: Transforman un conjunto de patrones de entrada, sobre un espacio de salida formado por un conjunto ordenado de unidades. La topología de los patrones de entrada se conserva a la salida. Típicamente se usan en reconocimiento de imágenes en 2D.

4.2.3. Aplicación en la clasificación de perturbaciones eléctricas

Las metodologías basadas en ANN han demostrado su eficacia para resolver distintos problemas de clasificación de patrones en tiempo real; los patrones que se emplean con frecuencia para la clasificación están basados en el aprendizaje a partir de ejemplos. Las reglas de aprendizaje para cada tipo de ANN son diferentes pero pueden identificar características de patrones de un conjunto de datos de entrenamiento y luego clasifican los nuevos datos sobre la base de características. Las cualidades más destacadas de los clasificadores basados en ANN que atraen a los investigadores son su capacidad de autoaprendizaje, sin necesidad de conocer como están relacionados los datos, su capacidad de autoajuste automático y su aplicabilidad para modelar diversos sistemas.

Los inicios del trabajo presentado en esta tesis comenzaron en esta línea, aplicando las ANN para clasificar ocho perturbaciones eléctricas diferentes. El paradigma de

ANN utilizado fue una red de *cuantización de los vectores de aprendizaje* (LVQ). Dio como fruto la publicación [19] donde se presenta un algoritmo de detección, compresión y clasificación de las mismas, en el que una señal de entrada de N muestras¹ es procesada en un bloque wavelet. Este bloque descompone la señal en la señal de aproximación $a(n)$ y las correspondientes señales de detalle $d_j(n)$, usando la DWT; tras un proceso de filtrado de coeficientes no significativos, y una vez detectada la perturbación en la señal $d_1(n)$, se selecciona la señal de coeficientes d_j con mayor contenido energético; esta señal de coeficientes es comparada con la equivalente a una señal pura sin perturbación en el mismo nivel j (d'_j), dando lugar a un vector k cuyos valores son distintos de cero en el lugar donde la perturbación está presente.

$$k = d_j - d'_j \quad (4.8)$$

El vector generado contiene 70 coeficientes, y se puede almacenar con una necesidad de espacio menor que la propia señal muestreada; es el que se presenta al bloque ANN. Como la red neural está entrenada para reconocer el tipo de perturbación eléctrica en función de los valores de los coeficientes dados, este bloque generaliza su resultado a la clase correspondiente del vector presentado.

La ventaja de usar los coeficientes dados por el procesado wavelet, en lugar de la propia señal, es la obtención de un procesamiento más simple con un modelo más simple de red neuronal. Conjuntamente, la red neuronal necesita menos neuronas y menos tiempo para su entrenamiento.

La red LVQ ha sido utilizada con frecuencia para resolver problemas asociativos, motivo por el cual fue elegida. Una de las aplicaciones más antiguas de las LVQ es la compresión de datos en el almacenamiento y la transmisión de voz e imágenes. Este tipo de red, puede clasificar un conjunto de patrones espaciales como entrada, representando dicha distribución como un conjunto de vectores de referencia, de forma que a cada posible patrón de entrada se le asocie uno y sólo uno de los vectores de referencia, almacenando los índices de dichos vectores.

Las LVQ son redes híbridas y existen dos versiones de las mismas: una de ellas es la LVQ con aprendizaje no supervisado, que consiste en una red auto-asociativa actuando con aprendizaje competitivo. La otra es LVQ con aprendizaje supervisado o Red de Kohonen, es una red heteroasociativa. Las primeras son más lentas en el aprendizaje.

Se optó por implementar una red LVQ con aprendizaje competitivo, con el fin de obtener garantía de estabilidad para las clasificaciones obtenidas durante la

¹ Concretamente 16384 muestras, con 256 muestras por ciclo y un total de 64 ciclos, que corresponde a una frecuencia de muestreo de 12800Hz.

identificación y se congelaron las categorías aprendidas.

La red LVQ presentaba un algoritmo de aprendizaje rápido, realizando una aplicación continua conforme a la distancia entre dos vectores. El algoritmo LVQ se explica como sigue: dado un vector de entrada $p(t)$, sólo una neurona de la capa de salida se activa ante la entrada, ajustándose los pesos de las conexiones en función de la neurona que ha resultado vencedora. Se denomina u_c a la neurona vencedora, en el grupo de neuronas u_{is} , cuyo vector peso es $w_i(t)$. La vecindad de u_c , cuyo radio es $r(t)$, se denomina N_c . El vector de pesos se va actualizando de acuerdo con la expresión (4.9),

$$w_i(t+1) = \begin{cases} w_i(t) + \alpha(t)[p(t) - w_i(t)], & u_i \in N_c \\ w_i(t), & u_i \notin N_c \end{cases} \quad (4.9)$$

donde t es el número de iteraciones, $\alpha(t)$ es un parámetro de ganancia o coeficiente de aprendizaje, con un valor entre 0 y 1 que decrece con el número de iteraciones del proceso de entrenamiento, y que ha de ser determinado por la experiencia.

La arquitectura de una LVQ consiste en una red de tres capas (Figura 4.6). Una capa de entrada con un número de neuronas iguales a las entradas de la red, en este caso, el número de neuronas en la capa de entrada es el número de coeficientes del vector de transformación wavelet; una capa oculta competitiva, con S neuronas, y una capa de salida lineal con tantas neuronas como clases a clasificar. Desde un punto de vista teórico, las redes multicapas pueden ser consideradas como aplicaciones no lineales versátiles con los elementos de las matrices de peso (W^1, W^2, W^3) como parámetros.

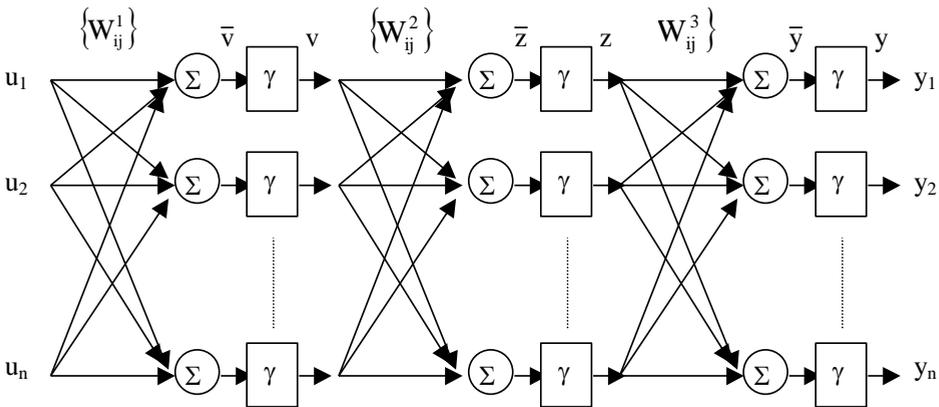


Figura 4.6. Red neuronal de tres capas

En la Tabla 4-1, se resumen los tipos de perturbaciones eléctricas que fueron identificadas por la red neuronal, junto a la clase que le corresponde a cada una, que resultaron ser las salidas deseadas del bloque ANN.

Una característica encontrada en la aplicación de redes neuronales al estimar las

perturbaciones eléctricas fue la separabilidad de los pares entrada-salida. Esto se produce debido a la utilización de un único tipo de wavelet (Db4) para el procesamiento de toda la señal perturbada de entrada. Los valores de la salida correspondientes a una perturbación particular serían sensible sólo a un subconjunto particular de la capa oculta. Por tanto, conviene dividir la ANN en redes separadas, una para cada perturbación eléctrica conocida. Esto elimina la necesidad de ajustar un gran número de pesos que interconectan la capa oculta con la mayoría de las salidas básicamente a cero, lo cual ayuda en la obtención de la convergencia durante las sesiones de entrenamiento.

Tabla 4-1. Perturbaciones a identificar por la ANN y sus clases correspondientes.

Tipo de perturbación	Clase
Interrupción momentánea	1
Hueco momentáneo	2
Interrupción instantánea	3
Hueco instantáneo	4
Variación de frecuencia	5
Sobretensión momentánea	6
Transitorio	7
Flicker	8

En la Figura 4.7 se muestra una representación de los patrones de entrada obtenidos a partir de (4.8), cuyos coeficientes fueron normalizados para ser representados en una gráfica bidimensional usando la función *plotvec* de MATLAB. Aunque en la Tabla 4-1 hay ocho tipos de perturbaciones a entrenar, en la representación dada en la Figura 4.7 se agrupan en nueve zonas diferentes. Es deseable minimizar el número de grupos y el número de perturbaciones diferentes que pertenecen a cada uno, a fin de obtener un número mínimo de redes LVQ y un conjunto de entrenamiento más simple, evitando de este modo los problemas de separabilidad lineal. En consecuencia, los conjuntos de entrenamiento formados por los valores entrada/salida se agrupan en nueve grupos, para entrenar a nueve redes LVQ. Las entradas son vectores de 70 coeficientes que representan a varias perturbaciones; las salidas para cada red LVQ son vectores 1x1 que representan a la clase correspondiente a la perturbación.

Los vectores usados en el entrenamiento fueron seleccionados entre aquellos que son limítrofes entre dos grupos diferentes. Todas las redes LVQ utilizan estos vectores

para el entrenamiento, pero sólo se establece una clase válida de salida en la red LVQ que se especializó en el reconocimiento de la perturbación (o conjuntos de perturbaciones si hay más de dos diferentes en el mismo grupo).

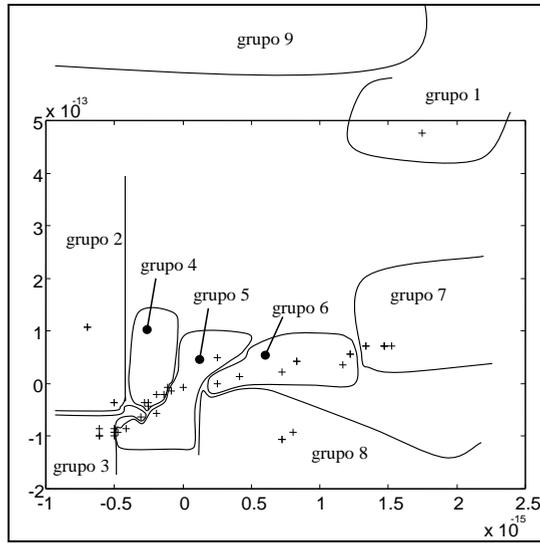


Figura 4.7. Representación de algunos patrones de entrada.

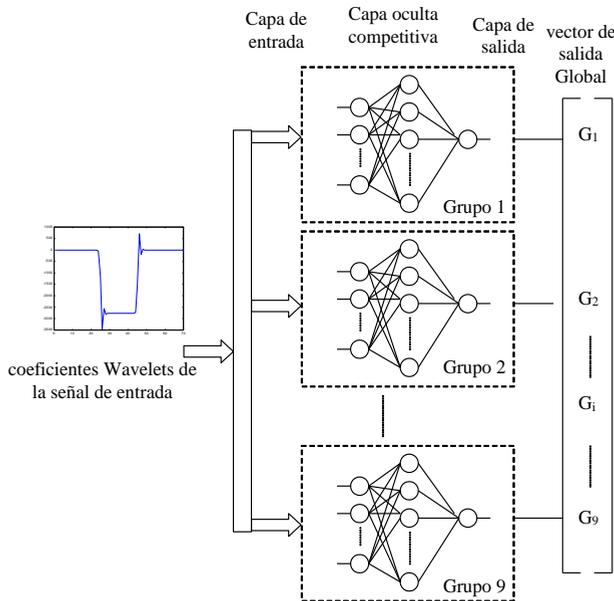


Figura 4.8 Arquitectura del bloque ANN usado.

La Figura 4.8 muestra la arquitectura global del bloque usado. La salida del mismo es un vector columna 9×1 cuyos elementos toman los valores de "1" a "8", para las

clases reconocidas y "10" para indicar un patrón no reconocido en la i -ésima red.

Tabla 4-2. Grupos de entrenamiento para cada red LVQ

<i>I</i>	<i>D</i>	<i>Grupo</i>	<i>G</i>	<i>Entrenamiento</i> <i>/Test</i>	<i>Tasa de</i> <i>Éxito</i>
kb2	Interrupción momentánea	1	1	35/70	99%
kb10 kb30 kb28 kb29	Variación de frecuencia	2	5	24/70	97%
kb1 kb5 kb13 kb14 kb20 kb21	Interrupción momentánea	3	1	56/70	74%
kb11 kb25 kb26 kb27	sobretensión momentánea	4	6	21/70	45%
kb10 kb30	Variación de frecuencia	4	5	34/70	76%
kb24 kb6 kb8 kb9	Hueco momentáneo	5	2	33/70	56%
kb7 kb32 kb18 kb35	Hueco instantáneo	6	4	52/70	51%
kb28 kb29	Variación de frecuencia	6	5	43/70	84%
Kb3 kb19 kb31 kb34	Interrupción instantánea	7	3	81/70	96%
Kb12 kb15 kb16 kb54 kb33	Transitorio	8	7	21/70	75%
kb55	Transitorio	9	7	30/70	91%
kb39 kb44 kb37 kb38 kb36 kb43	Flicker	9	8	65/70	94%

En la Tabla 4-2, se muestran esos conjuntos de entrenamiento. Las entradas (I) son los vectores de entrada de las perturbaciones (D). Las salidas de la red (G) son las clases para ser identificadas. Con el fin de simplificar las tablas, se representa sólo algunos valores utilizados como perturbaciones reconocidas para cada grupo. Kb_i representa el vector de coeficientes obtenido por (4.8). El número de grupos de entrenamiento y de test utilizados se indican en la penúltima columna de la tabla.

Con el fin de definir los criterios de evaluación, se ha considerado que cada LVQ se designa a un grupo diferente de las clases que contienen una o más perturbaciones diferentes, y también se aplica a un código no reconocido ("10"). Las salidas de cada bloque se reúnen en un vector 9×1 de salidas de las ANN. La salida es correcta si sólo hay un valor diferente del código "10" y pertenece a una clase aplicada por la LVQ.

Tabla 4-3. Vector de salida correspondiente a varias simulaciones

	ENTRADA	kb22	kb4	kb47	kb49	kb51	kb53	kb17	kb45
	<i>D</i>	<i>Interrupción momentánea</i>	<i>Hueco momentáneo</i>	<i>Interrupción instantánea</i>	<i>Hueco instantáneo</i>	<i>Variación de frecuencia</i>	<i>Sobretensión momentáneo</i>	<i>Transitorio</i>	<i>Flicker</i>
<i>Vector respuesta del bloque ANN</i>	G_1	1	10	10	10	10	10	10	10
	G_2	10	10	10	10	5	10	10	10
	G_3	1	10	10	10	10	10	10	10
	G_4	10	10	10	10	5	6	10	10
	G_5	10	2	10	10	10	10	10	10
	G_6	10	10	10	4	10	10	10	10
	G_7	10	10	3	10	10	10	10	10
	G_8	10	10	10	10	10	10	7	10
	G_9	10	10	10	10	10	10	10	8

La Tabla 4-3 muestra los resultados de varias simulaciones. Cada columna representa el vector de salida del bloque ANN, donde se muestra que la salida del grupo G_i reconoce la perturbación correspondiente.

Como puede deducirse de todo lo expuesto, el sistema clasifica bien las perturbaciones para las cuales la red ha sido entrenada, aunque la tasa de éxito en este entrenamiento es elevada para la mayoría, en las perturbaciones relacionadas con la variación de la amplitud no lo es tanto.

Otro inconveniente reside en el hecho de que debido al gran volumen de datos el entrenamiento es muy lento. Además, la modificación en el número de muestras de la señal a analizar obliga a realizar un nuevo diseño de red LVQ.

Por otro lado, este método es muy preciso cuando las señales de entrada son simuladas, pero al utilizar señales reales, se encuentran las limitaciones propias que presenta la DWT, como su sensibilidad al ruido, de modo que los vectores de entrada a la red en algunos casos son indistinguibles.

Por todo ello, se buscaron alternativas que superaran las limitaciones indicadas. En base a los trabajos presentados por [21]-[23] donde en vez de usar valores temporales se usaron promedios, tales como la energía de las aproximaciones y detalles, se

comprobó que aunque mejoraba la clasificación de las perturbaciones, el tiempo de procesamiento en el entrenamiento de las diferentes ANN era considerable; incluso en [24] donde se hace un estudio comparativo, se concluye que las ANN no es la opción más adecuada.

Con el objetivo de optimizar cada una de las etapas del proceso de clasificación y minimizar este tiempo de procesamiento se optó por probar con las máquinas de soporte vectorial (SVM) que se describen en el siguiente apartado.

4.3. Clasificación basada en Máquinas de Soporte Vectorial

Los fundamentos de las máquinas de soporte vectorial (SVM) fueron establecidos y desarrollados por Vapnik [25], quien proporcionó un nuevo enfoque en el reconocimiento de patrones basándose en la teoría del aprendizaje estadístico. Así las SVM se conforman como un conjunto de métodos de aprendizaje basados en supervisión, cuya finalidad es la resolución de problemas relacionados con el reconocimiento y la clasificación.

Aunque originariamente las SVM fueron pensadas para resolver problemas de clasificación binaria, actualmente se utilizan para resolver otros tipos de problemas como regresión, agrupamiento o multclasificación. Desde su introducción, han ido ganando aceptación gracias a sus sólidos fundamentos teóricos.

En la tarea de clasificación, las SVM corresponden a la categoría de los clasificadores lineales, puesto que se basan en encontrar separadores lineales o hiperplanos, ya sea en el espacio original de las muestras de entrada, si éstos son separables o cuasi-separables (ruido), o en un espacio transformado (espacio de características), si las muestras no son separables linealmente en el espacio original. La búsqueda del hiperplano de separación en estos espacios transformados se hace de forma implícita utilizando las denominadas funciones *kernel*.

A diferencia de la mayoría de los métodos de aprendizaje, centrados en minimizar los errores cometidos por el modelo generado a partir de las muestras de entrenamiento (error empírico), el criterio de corte asociado a las SVM radica en la minimización del denominado *riesgo estructural*. Una SVM es una máquina de decisiones y por tanto no aporta probabilidades a posteriori.

El método consiste en seleccionar un hiperplano de separación que equidista de las muestras más cercanas de cada clase, para conseguir de este modo lo que se denomina un margen máximo a cada lado del hiperplano. Para definir el hiperplano, sólo se consideran las muestras de entrenamiento de cada clase que caen justo en la frontera de dichos márgenes. Estas muestras reciben el nombre de *vectores soporte* (Figura 4.9). Desde un punto de vista práctico, el *hiperplano separador de margen máximo* ha demostrado tener una buena capacidad de generalización, evitando en

gran medida el problema del sobreajuste a las muestras de entrenamiento.

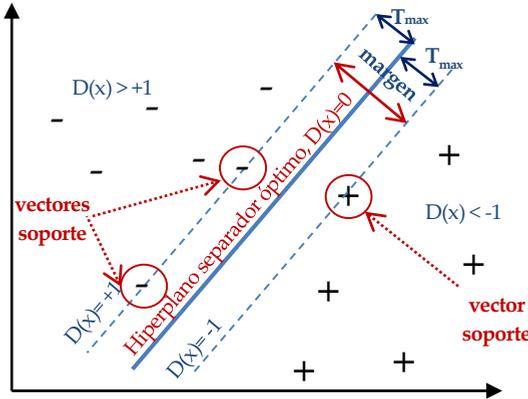


Figura 4.9. Hiperplano de separación óptimo y su margen asociado

Desde un punto de vista algorítmico, el problema de optimización del margen geométrico representa un problema de optimización cuadrático con restricciones lineales que puede ser resuelto mediante técnicas estándar de programación cuadrática. La propiedad de convexidad exigida para su resolución garantiza una solución única, en contraste con la no unicidad de la solución producida por una red neuronal artificial entrenada con un mismo conjunto de muestras.

4.3.1. SVM para clasificación de muestras separables linealmente

Dado un conjunto de muestras separables $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$, donde $x_i \in R^d$ e $y_i \in \{+1, -1\}$, se puede definir un hiperplano de separación como una función lineal que es capaz de separar dicho conjunto sin error:

$$D(x) = (w_1 x_1 + \dots + w_d x_d) + b = w^T x_i + b \quad (4.10)$$

donde w y b son coeficientes reales. El hiperplano de separación cumplirá las siguientes restricciones para toda x_i del conjunto de muestras, según el lado en el que estén:

$$\begin{aligned} w^T x_i + b &\geq 0 & \text{si } y_i = +1 \\ w^T x_i + b &\leq 0 & \text{si } y_i = -1, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4.11)$$

que de forma más compacta se puede expresar;

$$y_i D(x_i) \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \quad (4.12)$$

El hiperplano que permite separar las muestras no es único, existen infinitos hiperplanos separables, representados por todos aquellos hiperplanos que son

capaces de cumplir las restricciones impuestas por (4.11) y (4.12). Para establecer un criterio adicional que permita definir un hiperplano de separación óptimo, se define el concepto de margen de un hiperplano de separación, denotado por T , como la mínima distancia entre dicho hiperplano y la muestra más cercana de cualquiera de las dos clases. A partir de esta definición, un hiperplano de separación se denominará óptimo si su margen es de tamaño máximo.

Una propiedad inmediata de la definición de hiperplano de separación óptimo es que equidista de la muestra más cercana de cada clase.

Se sabe que la distancia entre un hiperplano de separación $D(x)$ y una muestra x' viene dada por:

$$\frac{|D(x')|}{\|w\|} \quad (4.13)$$

siendo $|\cdot|$ el operador valor absoluto, $\|\cdot\|$ el operador norma y w el vector que, junto con el parámetro b , define el hiperplano $D(x)$ y que, además, tiene la propiedad de ser perpendicular al hiperplano considerado. Haciendo uso de las expresiones (4.12) y (4.13), todas las muestras de entrenamiento cumplirán que:

$$\frac{y_i D(x_i)}{\|w\|} \geq T, \quad i = 1, \dots, n \quad (4.14)$$

donde se deduce que encontrar el hiperplano óptimo es equivalente a encontrar el valor de w que maximiza el margen. Como existen infinitas soluciones que difieren solo en la escala de w . Para limitar el número de soluciones a una sola, la escala del producto de T y la norma de w se fija, de forma arbitraria a la unidad, así, $T \|w\| = 1$, llegando a la conclusión de que aumentar el margen es equivalente a disminuir la norma de w .

De este modo, un hiperplano de separación óptimo (Figura 4.9) será aquel que posee un margen máximo y, por tanto, un valor mínimo de $\|w\|$ y, además está sujeto a la restricción dada por (4.14), junto con el criterio $T \|w\| = 1$:

$$y_i D(x_i) \geq 1, \quad i = 1, \dots, n \quad (4.15)$$

El concepto de margen máximo está relacionado directamente con la capacidad de generalización del hiperplano de separación, de modo que a mayor margen habrá mayor distancia de separación entre las dos clases. Las muestras que están situadas a ambos lados del hiperplano óptimo y que definen el margen (aquellas para las que la restricción (4.12) es una igualdad) reciben el nombre de *vectores soporte* (Figura 4.9). Estas muestras que son las más cercanas al hiperplano óptimo serán las más difíciles de clasificar y en consecuencia, son las únicas muestras a considerar al construir

dicho hiperplano.

La búsqueda del hiperplano óptimo para el caso separable se formaliza como el problema de encontrar el valor de w y b que maximiza la distancia, o lo que es lo mismo, minimiza la función $f(w) = \|w\|$ sujeto a las restricciones (4.12), que se puede expresar de forma equivalente:

$$\begin{aligned} \min \quad f(w) &= \frac{1}{2} \|w\|^2 = \frac{1}{2} w^T w \\ \text{sujeto a} \quad & y_i (w^T x_i + b) - 1 \geq 0 \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4.16)$$

Este problema de optimización con restricciones corresponde a un problema de programación cuadrático y es abordable mediante la *teoría de la optimización*. Dicha teoría establece que un problema de optimización, denominado primal, tiene una forma dual si la función a optimizar y las restricciones son funciones estrictamente convexas. Así, resolver el problema dual permite obtener la solución del problema primal.

Puede demostrarse que el problema de optimización dado por (4.16) satisface el criterio de convexidad y, por tanto, tiene un dual, más sencillo de resolver. Como es un problema de programación no lineal se emplean multiplicadores de Lagrange y las condiciones de Karush-Kuhn-Tucker (KKT) [25], que en realidad son una generalización de los multiplicadores. En estas condiciones, se pueden enumerar los siguientes pasos encaminados a resolver el problema primal:

Primero, se construye un problema de optimización sin restricciones utilizando la función Lagrangiana:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + \sum_{i=1}^n \alpha_i (1 - y_i (w^T x_i + b)) \quad (4.17)$$

Donde los $\alpha_i \geq 0$ son los denominados multiplicadores de Lagrange.

Segundo, se aplican las condiciones de KKT:

$$\frac{\partial L(w^*, b^*, \alpha)}{\partial w} \equiv w^* - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = 0 \quad \Rightarrow \quad w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (4.18)$$

$$\frac{\partial L(w^*, b^*, \alpha)}{\partial b} \equiv \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$$

$$\alpha_i (1 - y_i (w^{*T} x_i + b^*)) = 0 \quad i = 1, \dots, n \quad (4.19)$$

Las restricciones representadas por (4.18) corresponden al resultado de aplicar la primera condición KKT, y las expresadas en (4.19), al resultado de aplicar la denominada condición complementaria (segunda condición KKT). Las primeras

permiten expresar los parámetros de w y b en términos de α_i y establecen restricciones adicionales para los coeficientes α_i .

Con las relaciones obtenidas, se construirá el problema dual. Así, usando el valor de w^* obtenido en (4.18) se puede expresar la función Lagrangiana sólo en función de α_i . Antes de ello, se puede reescribir (4.17) como:

$$L(w, b, \alpha) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i w^T x_i - b \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i + \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (4.20)$$

Teniendo en cuenta que, según la condición (4.18) el tercer término de la expresión anterior es nulo, la sustitución de w^* en dicha expresión resulta ser:

$$L(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \quad (4.21)$$

Se ha transformado el problema de minimización primal (4.16) en el problema dual, consistente en maximizar (4.21) sujeto a las restricciones (4.18), junto a las asociadas originalmente a los multiplicadores de Lagrange:

$$\begin{aligned} \max \quad & L(\alpha) = \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \\ \text{sujeto a} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad \text{con } \alpha_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4.22)$$

Este problema es abordable mediante técnicas estándar de programación cuadrática, como en el problema primal, sin embargo, las dimensiones del problema de optimización dual es proporcional al número de muestras, n , mientras que en el problema primal a la dimensión d . Esta es la ventaja del problema dual, el coste computacional asociado a su resolución es factible incluso para problemas con un número muy alto de dimensiones.

La solución del problema dual, α^* , permite obtener la solución del problema primal. Para ello, se sustituye dicha solución en (4.18) y el resultado así obtenido se sustituye en (4.10):

$$D(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x^T x_i + b^* \quad (4.23)$$

Teniendo en cuenta las restricciones (4.19), se puede afirmar que si $\alpha_i > 0$ entonces:

$$y_i (w^{*T} x_i + b^*) = 1 \quad (4.24)$$

Así, la correspondiente muestra, (x_i, y_i) , satisface la restricción del problema primal (4.16) en el caso $y_i (w^{*T} x_i + b) - 1 = 0$. Por definición, las muestras que satisfacen estas

restricciones, son los vectores soporte, pudiéndose afirmar que sólo las muestras que tengan asociada un $\alpha_i > 0$ serán vectores soporte. De este resultado, se ratifica también que el hiperplano de separación (4.23) es como una combinación lineal de sólo los vectores soporte del conjunto de muestras, ya que el resto tiene asociado un $\alpha_j = 0$.

Por último, se ha de determinar el valor del parámetro b^* que se calcula despejando de (4.24):

$$b^* = y_{vs} - w^{*T} x_{vs} \quad (4.25)$$

donde (x_{vs}, y_{vs}) representa cualquier vector soporte junto con su valor de clase, es decir, cualquier muestra que tenga asociada un $\alpha_i \neq 0$. En la práctica, se obtiene el valor de b^* promediando a partir de todos los vectores soporte, N_{vs} . Así, (4.25) se transforma en:

$$b^* = \frac{1}{N_{vs}} \sum_{i=1}^{N_{vs}} (y_{vs} - w^{*T} x_{vs}) \quad (4.26)$$

Y sustituyendo w^* de (4.18) en (4.25) o (4.26) se puede calcular el valor de b^* en función de la solución del problema dual.

4.3.2. SVM para clasificación de muestras cuasi-separables linealmente

El caso tratado en la sección anterior es poco práctico ya que los problemas reales se caracterizan por presentar muestras ruidosas y no ser perfecta y linealmente separables. En esta situación, la estrategia seguida es relajar el grado de separabilidad del conjunto de muestras, permitiendo que haya errores de clasificación en algunas de las muestras del conjunto de entrenamiento. Sin embargo, el encontrar un hiperplano óptimo sigue siendo un objetivo para el resto de muestras separables.

Formalmente, una muestra es no separable si no cumple la condición (4.15). Se presentan dos casos, en el primero, la muestra está dentro del margen asociado a la clase correcta, de acuerdo a la frontera de decisión que define el hiperplano de separación, en el otro caso, la muestra está al otro lado de dicho hiperplano. En ambos casos la muestra es no separable, pero en el primero es clasificada de forma correcta y, en el segundo, no.

En este nuevo problema se introduce, en la condición que define al hiperplano de separación (4.15), un conjunto de variables reales positivas, denominadas *variables de holgura*, ξ_i , $i = 1, \dots, n$, que permiten cuantificar el número de muestras no separables que se está dispuesto a admitir, esto es:

$$y_i(w^*T x_i + b^*) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \quad (4.27)$$

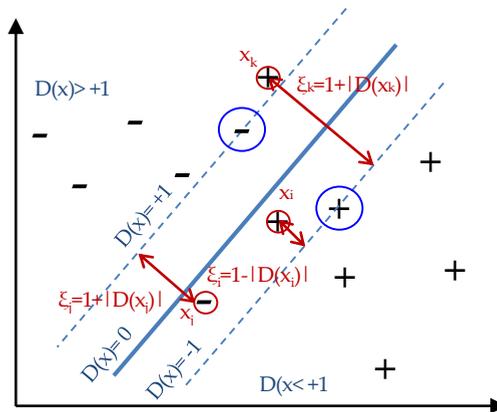


Figura 4.10. Muestras no separables y sus correspondientes ξ

La variable de holgura, ξ_i , para una muestra (x_i, y_i) , representa la desviación del caso separable, medida desde el borde del margen que corresponde a la clase y_i (Figura 4.10). De acuerdo a esta definición, si $\xi=0$ las muestras son separables, $\xi>0$ corresponden a muestras no separables y $\xi>1$ corresponden a muestras no separables y mal clasificadas. Así, la suma de todas las variables de holgura, ξ_i , permite medir el coste asociado al número de muestras no separables. Cuanto mayor sea el valor de esta suma, mayor será el número de muestras no separables.

Ahora no basta con plantear como único objetivo maximizar el margen, sino que la función a optimizar debe incluir los errores de clasificación que está cometiendo el hiperplano de separación, así:

$$f(w, \xi) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \quad (4.28)$$

donde C es una constante, suficientemente grande, elegida por el usuario, que permite controlar en qué grado influye el término del coste de muestras no separables en la minimización de la norma.

El nuevo problema de optimización consiste en encontrar el hiperplano, definido por w y b , que minimiza (4.28) y sujeto a las restricciones dadas por (4.27).

El hiperplano así definido recibe el nombre de *hiperplano de separación de margen blando*, en oposición al obtenido en el caso perfectamente separable, *hiperplano de separación de margen duro*. Como en el caso anterior, si el problema de optimización corresponde a un espacio de características de dimensión muy alta, para facilitar su resolución puede ser transformado a su forma dual. El procedimiento para obtener el hiperplano de separación es similar al allí utilizado. Los pasos a seguir para realizar dicha transformación se enumeran a continuación:

$$L(w, b, \xi, \alpha, \beta) = \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n \alpha_i \left[y_i (w^T x_i + b) + \xi_i - 1 \right] - \sum_{i=1}^n \beta_i \xi_i \quad (4.29)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial L}{\partial w} &\equiv w^* - \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i = 0 \quad \Rightarrow \quad w^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \\ \frac{\partial L}{\partial b} &\equiv \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \xi_i} &\equiv C - \alpha_i - \beta_i \quad \Rightarrow \quad C = \alpha_i + \beta_i \end{aligned} \quad (4.30)$$

$$\begin{aligned} \alpha_i [1 - y_i (w^{*T} x_i + b^*) - \xi_i] &= 0 \quad i = 1, \dots, n \\ \beta_i \xi_i &= 0 \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4.31)$$

Con w^* deducida en (4.30) se obtiene el problema dual a maximizar que viene dado en (4.21), y se formula el problema dual como:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i^T x_j \\ \text{sujeto a} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad \text{con} \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4.32)$$

La solución del problema dual permite expresar el hiperplano de separación óptimo en función de α^* , así sustituyendo w^* deducida en (4.30) en (4.10) se obtiene:

$$D(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i x_i^T x_i + b^* \quad (4.33)$$

De la última restricción de (4.30) se deduce que si $\alpha_i = 0$ entonces $C = \beta_i$, de este resultado y de la restricción (4.31) se deduce que $\xi_i = 0$. Por tanto, se puede afirmar que todas las muestras x_i cuyo $\alpha_i = 0$ corresponden a muestras separables ($\xi_i = 0$).

Por otro lado, toda muestra no separable, x_i , se caracteriza por tener asociado un $\xi_i > 0$ como se puede ver en la Figura 4.10, en este caso $\beta_i = 0$. A su vez, de este último resultado y la última restricción de (4.30), se deduce que $\alpha_i = C$. Por tanto, se puede afirmar que todas las muestras x_i cuyo $\alpha_i = C$ corresponden a muestras no separables ($\xi_i > 0$). Como en este caso, $\alpha_i \neq 0$ de (4.31) se deduce que

$$\begin{aligned} 1 - y_i (w^{*T} x_i + b^*) - \xi_i &= 0 \\ 1 - y_i D(x_i) &= \xi_i \end{aligned}$$

Se consideran dos casos (Figura 4.10). En el primero, la muestra x_i está bien clasificada aunque es no separable, $1 - y_i D(x_i) \geq 0$, entonces $\xi_i = 1 - |D(x_i)|$, en el segundo, la muestra x_i , es no separable y está mal clasificada, $y_i D(x_i) < 0$, entonces $\xi_i = 1 + |D(x_i)|$. Finalmente, en el caso $0 < \alpha_i < C$ la restricción (4.30) permite afirmar que $\beta_i \neq 0$ y

teniendo en cuenta la restricción(4.31) se deduce que $\xi_i = 0$ y que

$$1 - y_i(w^{*T} x_i + b^*) = 0$$

El valor de b^* será por tanto:

$$b^* = y_i - w^{*T} x_i \quad \forall i \text{ tal que } 0 < \alpha_i < C \quad (4.34)$$

Concluyendo que no sólo es suficiente que la muestra x_i tenga $\alpha_i > 0$, sino que además ha de ser $\alpha_i < C$.

Hay dos tipos de muestras cuasi-separables para las que los $\alpha_i \neq 0$: aquellas para las que $0 < \alpha_i < C$, que corresponden a vectores soporte normales, y aquellas para las que $\alpha_i = C$ asociados a muestras no separables, que reciben el nombre de *vectores soporte acotados*. Ambos tipos de vectores intervienen en la construcción del hiperplano de separación. El problema dual del caso cuasi-separable y el del caso perfectamente separable son prácticamente iguales. La única diferencia radica en la inclusión de la constante C en las restricciones del primero.

4.3.3. SVM para clasificación de muestras no separables linealmente

Cuando las muestras de entrada no son separables o cuasi-separables, se ha de utilizar funciones base no lineales para definir unos espacios transformados de dimensión alta, en el que los puntos si pueden ser separados por un hiperplano. A cada uno de estos espacios se le denomina *espacio de características*, para diferenciarlo del espacio de las muestras de entrada (espacio- x).

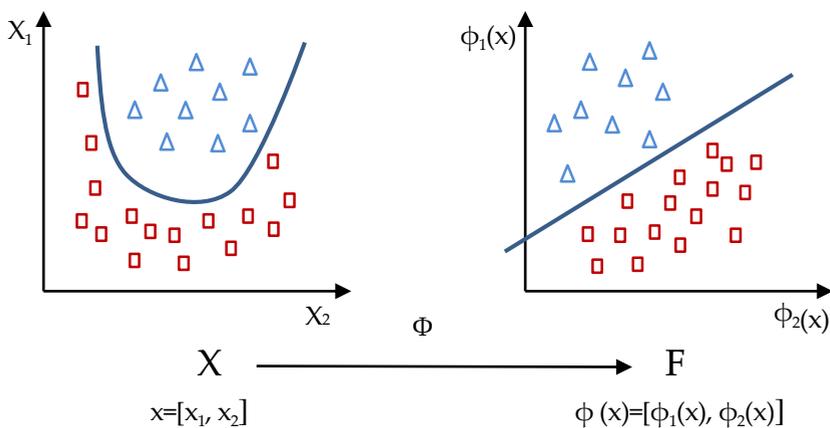


Figura 4.11. Transformación dimensional mediante funciones kernel

Sea $\Phi : \mathbb{R}^d \rightarrow F$ la función de transformación que hace corresponder cada muestra de entrada x con un punto en el espacio de características F , donde $\Phi(x) = [\phi_1(x), \dots, \phi_m(x)]$ y $\exists \phi_i(x)$, $i = 1, \dots, m$ tal que $\phi_i(x)$ es una función no lineal. Se construye un hiperplano de separación lineal en este nuevo espacio. La frontera de decisión lineal obtenida en el espacio de características se transformará en una frontera de decisión no lineal en el espacio original de entradas (Figura 4.11).

La función de decisión (4.10) en el espacio de características vendrá dada por:

$$D(x) = (w_1 \phi_1(x) + \dots + w_m \phi_m(x)) = w^T \phi(x) \quad (4.35)$$

y, en su forma dual, la función de decisión será:

$$D(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i^* y_i K(x, x_i) \quad (4.36)$$

donde $K(x, x')$ se denomina *función kernel*.

Una función kernel es una función $K : \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}$ que asigna a cada par de elementos del espacio de entrada, \mathbb{R}^d , un valor real correspondiente al producto escalar de las imágenes de dichos elementos en un nuevo espacio F (espacio de características):

$$K(x, x') = \langle \phi(x), \phi(x') \rangle = (\phi_1(x) \phi_1(x') + \dots + \phi_m(x) \phi_m(x')) \quad (4.37)$$

Donde $\Phi : \mathbb{R}^d \rightarrow F$.

De este modo, una función kernel puede sustituir el producto escalar en (4.33). Dado el conjunto de funciones base $\Phi = \{\phi_1(x), \dots, \phi_m(x)\}$, el problema a resolver en (4.36) sigue siendo encontrar el valor de los parámetros α_i^* , $i=1, \dots, n$, que optimiza el problema dual (4.32), expresado como:

$$\begin{aligned} \max \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{sujeto a} \quad & \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0 \quad \text{con} \quad 0 \leq \alpha_i \leq C, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4.38)$$

La función de decisión viene dada por la expresión (4.36), donde el valor de los parámetros α_i^* , $i=1, \dots, n$, se obtienen como solución al problema de optimización cuadrática dado por (4.38), conocidos el conjunto de muestras de entrenamiento (x_i, y_i) , $i=1, \dots, n$, el kernel K , y el parámetro de regularización C . Actualmente, no existe una forma teórica de encontrar el valor de C . Sólo existen métodos heurísticos de usar un valor grande ($C = \infty$ para muestras linealmente separable).

En este caso, el problema de optimización se expresa sólo en su forma dual, ya que la solución de este problema no depende de la dimensionalidad del espacio sino de

la cardinalidad del conjunto de vectores soporte.

Si la transformación del espacio de entradas al espacio de características puede definirse a partir de un conjunto infinito de funciones base, para transformar las muestras de dimensión finita, en otro espacio de dimensión infinita se ha de tener en cuenta el teorema de Aronszajn, que establece:

Teorema de Aronszajn. Para cualquier función $K: \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \rightarrow F$ que sea simétrica² y semidefinida positiva³, existe un espacio de Hilbert y una función $\Phi: \mathbb{R}^d \rightarrow F$ tal que

$$K(x, x') = \langle \phi(x), \phi(x') \rangle \quad \forall x, x' \in \mathbb{R}^d \quad (4.39)$$

Una consecuencia importante de este teorema es que para construir una función kernel no es necesario hacerlo a partir de un conjunto de funciones base $\Phi = \{\phi_1(x), \dots, \phi_m(x)\}$, basta definir una función que cumpla las dos condiciones del teorema. Por tanto, para evaluar una función kernel no se necesita conocer dicho conjunto de funciones base y tampoco sería necesario realizar explícitamente el cálculo del producto escalar correspondiente, será suficiente con evaluar dicha función. Por tanto, para resolver el problema dual (4.38), tampoco es necesario conocer las coordenadas de las muestras transformadas en el espacio de características. Sólo se necesitará conocer la forma funcional del kernel correspondiente, $K: \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \rightarrow F$ aunque estuviera asociado a un conjunto infinito de funciones base.

4.3.3.1. Algunas funciones Kernel

Entre las funciones kernel más utilizadas están:

- *Kernel lineal:* se hace referencia al producto escalar en el espacio de entrada, que equivale a emplear la SVM de margen máximo

$$K(x, x') = \langle x, x' \rangle = x^T x' \quad (4.40)$$

- *Kernel polinómico de grado-p:* la función polinómica está asociada a un polinomio con coeficientes a_i de propiedad conmutativa. Según el grado del polinomio, representado en i , podrá ser un función lineal (grado1), cuadrática (grado 2), cúbica (grado3)...

$$P(x) = \sum_{i=0}^n a_i x^i = a_0 + a_1 x^1 + \dots + a_n x^n \quad (4.41)$$

²Una función $K: \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \rightarrow F$ es simétrica si $K(x', x) = K(x, x') \quad \forall x, x' \in \mathbb{R}^d$

³Una función $K: \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \rightarrow F$ es semidefinida positiva si $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n c_i c_j K(x_i, x_j) \geq 0$ para cualesquiera conjuntos $x_1, \dots, x_n \in \mathbb{R}^d$ y $c_1, \dots, c_n \in \mathbb{R}$ siendo $n > 0$.

$$K(x, x') = (x^T x' + c)^d \quad c \in \mathbb{R}, \quad d \in \mathbb{R}^d \quad (4.42)$$

- *kernel gaussiano*: la función gaussiana está definida por la siguiente expresión:

$$f(x) = a \cdot \exp\left(-\frac{(x-b)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.43)$$

Donde a , b y c son constantes reales y $a > 0$. La representación gráfica de la función es una campana (campana de Gauss) donde la constante a es la altura, estando centrada en b y siendo c el ancho de la misma.

$$K(x, x') = a \cdot \exp\left(-\frac{\|x - x'\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad \sigma > 0 \quad (4.44)$$

- *kernel sigmoidal*: la sigmoide (Perceptrón multicapa) es un tipo de función que modela muchos procesos naturales y curvas de aprendizaje. Su representación gráfica tiene forma de S. En general, las funciones sigmoide son funciones reales de variable real diferenciable, con un solo punto de inflexión y primera derivada no negativa. El grupo de funciones sigmoide incluye tangentes parabólicas, arcotangentes, funciones logísticas...

Por ejemplo:

$$K(x, x') = \tanh(s(x^T x') + r) \quad s, r \in \mathbb{R} \quad (4.45)$$

Según el tipo de función kernel escogida (polinómica, gaussiana, sigmoidal...) y de sus parámetros, se obtienen distintas fronteras de decisión. La selección del mejor kernel para una aplicación sigue siendo un tema de investigación hoy en día.

Uno de los procedimientos empleados al trabajar las SVM es ensayar los datos con distintos valores de las funciones para obtener aquellos que mejor se ajusten al resultado deseado.

A partir de unos datos de entrada, a priori no se puede saber cuál va a ser el mejor kernel y cuáles son los mejores valores de sus parámetros para hallar el separador óptimo. Para saber cuáles son los parámetros de la SVM más indicados se resuelve el problema para un conjunto de datos de entrenamiento y con otro conjunto de prueba se analiza el error. De este modo, la función que se va a usar para la clasificación va a ser aquella con la que se consiga la menor cantidad de puntos incorrectamente clasificados.

Tradicionalmente la función kernel gaussiana es la que permite obtener los separadores que mejor se adaptan a los datos y es la que se utiliza en la mayor parte de los problemas. Por otro lado se ha de tener en cuenta, que aunque se puedan

emplear otras funciones, el coste computacional y los resultados suelen ser favorables a la función gaussiana.

4.3.4. SVM multiclase

La SVM es fundamentalmente un clasificador binario, sin embargo, en la práctica a menudo se tiene que hacer frente a problemas relacionados con más de dos clases, se han propuesto varios métodos para combinar múltiples SVM binarias con el fin de construir un clasificador multiclase.

Un método utilizado con frecuencia [25] es la construcción de K SVM separadas, en el que el modelo de orden k , $y_k(x)$, es entrenado utilizando los datos de la clase C_k como muestra positiva y los datos de las restantes $K-1$ clases como las muestras negativas. Este método se conoce como *uno-contra-todos* (OVR). Sin embargo, en [26] se muestra que el uso de las decisiones de los clasificadores individuales puede conducir a resultados inconsistentes, en el que se asigna una entrada a varias clases de forma simultánea; este hecho queda puesto de manifiesto en la Figura 4.12. Este problema a veces se añade al hacer predicciones para las nuevas entradas X usando

$$y(x) = \max_k y_k(x) \quad (4.46)$$

Desafortunadamente, este enfoque heurístico presenta el problema de que los diferentes clasificadores fueron entrenados en diferentes tareas, y no hay garantía de que la cantidad real $y_k(x)$ para los diferentes clasificadores vaya a tener la escala apropiada.

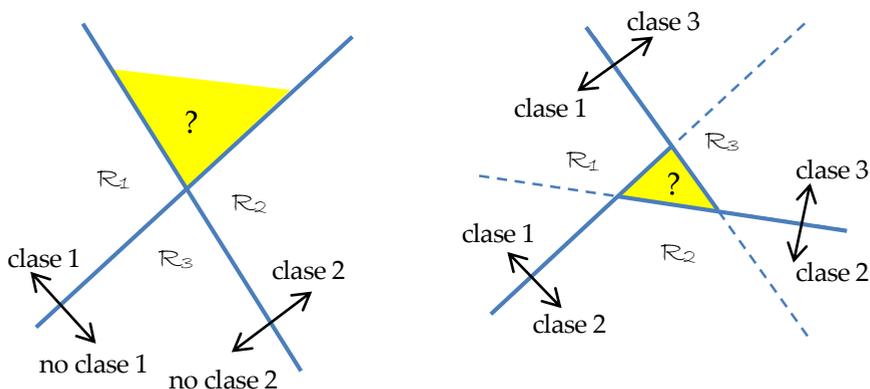


Figura 4.12. Ambigüedad en la clasificación entre 2 clases mostrado en amarillo. En la izquierda se discrimina entre la *clase k* y la *no clase k*. En la derecha hay 3 funciones discriminantes para separar pares de clases.

Otro problema con *OVR* es que los grupos de entrenamiento están desequilibrados. Por ejemplo, si hay diez clases, cada una con el mismo número de datos de entrenamiento, los clasificadores individuales están entrenados en los grupos de datos que comprenden el 90% de muestras negativas y sólo el 10% de muestras positivas, y se pierde la simetría del problema original.

Una variante del método *OVR* fue propuesto por [27], donde modificaron los pesos para que la clase positiva tenga valor $+1$ y la clase negativa $-1/(K - 1)$.

En [28] los autores definen una única función objetivo para el entrenamiento de todas las K SVM al mismo tiempo, se basa en maximizar el margen de cada una de las clases restantes. Sin embargo, esto puede dar lugar a un entrenamiento mucho más lento, porque en lugar de resolver K problemas de optimización separados sobre cada N datos con un coste global de $O(KN^2)$, se resuelve un único problema de optimización de tamaño $(K-1)N$ dando lugar a un coste global de $O(K^2N^2)$.

Otro método consiste en la formación de $K(K-1)/2$ SVM binarias diferentes para todos los pares posibles de clases, y después clasificar los valores de prueba según la clase que tenga el mayor número de "votos", este método se denomina *uno-contra-uno* (*OVO*). Al igual que en el caso *OVR* el resultado puede dar lugar a ambigüedades en la clasificación resultante como se muestra en la Figura 4.12. Asimismo, para K elevado este método requiere significativamente más tiempo de entrenamiento que el *OVR*. Del mismo modo, evaluar los valores de prueba requiere un coste computacional mayor.

Este último problema puede ser minimizado organizando los clasificadores por parejas en un gráfico acíclico dirigido (que no debe confundirse con un modelo gráfico probabilístico) dando lugar a la DAGSVM [29]. Para las K clases, el DAGSVM tiene un total de $K(K - 1)/2$ clasificadores, y para clasificar un nuevo valor de prueba sólo se necesitan $K-1$ clasificadores por parejas, cuya selección dependerá del camino seguido a través del gráfico.

Un método diferente para la clasificación multiclase, basado en códigos correctores de errores de salida, fue desarrollado por [30] y aplicado a las SVM por [31]. Este método se puede ver como una generalización del sistema de votación del método *OVO*, en el que se utilizan las particiones más generales de las clases para entrenar a los clasificadores individuales. Las K clases se representan como conjuntos particulares de las respuestas de los clasificadores binarios elegidos, y junto con un esquema de decodificación adecuado, se da robustez a los errores y a la ambigüedad en las salidas de los clasificadores individuales.

4.4. Resumen del capítulo

En este capítulo se han revisado las diferentes técnicas de inteligencia artificial (IA)

aplicadas a los problemas de clasificación de perturbaciones eléctrica; se hace un desarrollo detallado de las que se han utilizado a lo largo del trabajo realizado para esta tesis: las redes neuronales (ANN), concretamente la LVQ, y las máquinas de soporte vectorial (SVM). En cuanto a las redes neuronales, se ha hecho una breve introducción al mecanismo de funcionamiento de las mismas, describiendo a continuación las redes LVQ que fueron utilizadas años atrás en el problema de la clasificación de perturbaciones. Se describe el método utilizado y los resultados obtenidos, concluyendo que aunque en su día supuso un método innovador, carece de aplicación en tiempo real, y los datos usados para la misma eran muy voluminosos; esto provocaba largos periodos de tiempo en el entrenamiento de la red y consecuentemente un coste computacional muy elevado.

A continuación, se hace un estudio basado en las SVM donde se presentan los problemas de clasificación binaria que pueden darse, y su extensión al problema de multclasificación. Las SVM se muestran como una potente herramienta para la clasificación de las perturbaciones. En particular, dada la simplicidad del conjunto de muestras características de las perturbaciones a clasificar, extraído de los índices propuestos en el capítulo anterior, se ha optado por seleccionar una SVM con el método de clasificación *OVO*. Para ello se ha realizado una profunda revisión bibliográfica y algunas pruebas preliminares de simulación sobre esta cuestión particular. Esto se tratará en detalle en el siguiente capítulo.

4.5. Referencias

- [1] Ibrahim W.R.A., Morcos M.M., "Artificial intelligence and advanced mathematical tools for power quality applications: a survey," IEEE Transactions on Power Delivery, vol. 17, no. 2, pp 668-673, Apr 2002.
- [2] Khokhara S., Zin A.A.B.M., Mokhtar A.S.B., Pesarana M., "A comprehensive overview on signal processing and artificial intelligence techniques applications in classification of power quality disturbances", Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 51, pp 1650-1663, Nov. 2015.
- [3] Mahela O.P., Shaik A.G., Gupta N., "A critical review of detection and classification of power quality events", Renewable and Sustainable Energy Reviews, vol. 41, pp 495-505, Jan. 2015.
- [4] Zhu T.X., Tso S.K., Lo K.L., "Wavelet-based fuzzy reasoning approach to power quality disturbance recognition," IEEE Trans. on Power Delivery, vol. 19, pp. 1928-1935, 2004.
- [5] Liao Y., Lee J.B., "A fuzzy-expert system for classifying power quality disturbances". Int. J. Electr. Power Energy Syst. Vol. 26, pp 199-205, 2004.
- [6] Biswal B., Dash P.K., Panigrahi K.B., "Power Quality Disturbance Classification Using Fuzzy C-Means Algorithm and Adaptive Particle

- Swarm Optimization," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 56, no. 1, pp. 212 – 220, 2009.
- [7] Behera H., Dash P., Biswal B., "Power quality time series data mining using S-transform and fuzzy expert system," *Appl. Soft. Comput.* Vol. 10, pp. 945–955, 2010.
- [8] Abdelsalam A.A., Eldesouky A.A., Sallam A.A., "Classification of power system disturbances using linear Kalman filter and fuzzy expert system," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 43, pp 688–695, 2012.
- [9] Biswal M., Dash P.K., "Measurement and classification of simultaneous power signal patterns with an S-transform variant and fuzzy decision tree," *IEEE Trans. Ind. Inform.*, vol. 9, pp 1819–1827, 2013.
- [10] EL-Naggar K.M., AL-Hasawi W.M., "A genetic based algorithm for measurement of power system disturbances," *Electr. Power System Res.*, vol. 76, pp. 808–814, 2006.
- [11] Ma H.M., Ng Kai-Tat, Man K.F., "Multiobjective coordinated power voltage control using jumping genes paradigm," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, vol. 55, no. 11, pp. 4075–4084, 2008.
- [12] Hong Y.Y., Chen Y.Y., "Placement of power quality monitors using enhanced genetic algorithm and wavelet transform," *IET Gener. Transm. Distrib.*, vol. 5, no. 4, pp. 461–466, 2011.
- [13] Wang M.H., Tseng Y.F., "A novel method of power quality using extension genetic algorithm and wavelet transform," *Expert Syst. Appl.*, vol. 38, pp. 12491–12496, 2011.
- [14] Sanchez P., Montoya F.G., Manzano-A. F., Gil C., "Genetic algorithm for S-transform optimization in the analysis and classification of electrical signal perturbations," *Expert Syst. Appl.*, vol. 40, pp 6766–6777, 2013.
- [15] Gaouda A.M., Kanoun S.H., Salama M.M.A., "On-line disturbance classification using nearest neighbor rule", *Electr. Power Syst. Res.*, vol. 57, no. 1, pp. 1–8, 2001.
- [16] Panigrahi B. K., Pandi V. R., "Optimal feature selection for classification of power quality disturbances using wavelet packet based fuzzy k-nearest neighbour algorithm," *IET Gen., Transm. Distrib.*, vol. 3, no. 3, pp. 296–306, Mar. 2009
- [17] Sanchez-Sinencio E., "Artificial Neural Networks (Paradigms, Applications and Hardware Implementations)", *IEEE Press*, 1992.
- [18] Freeman J. A., "Redes Neuronales. Algoritmos, aplicaciones y técnicas de programación". *Addison Wesley*, 1993.
- [19] Borrás D., Castilla M., Moreno N., Montaña J.C., "Wavelet and neural structure: a new tool for diagnostic of power system disturbances" *IEEE Trans. on Industry App.*, vol. 37, no. 1, pp 184 – 190, 2001.

-
- [20] Kohonen T., "The self-organizing map," in *Neural Networks: Theoretical Foundations and Analysis*. New York: IEEE Press, pp.74–90, 1991.
- [21] Nermeen T., Marija I., "ANNs based on subtractive cluster feature for classifying power quality," *IEEE 40th North American power symp.*, 2008.
- [22] Oleskovicz M., Coury D.V., Felho O.D., Usida W.F., Carneiro A., Pires L., "Power quality analysis applying a hybrid methodology with wavelet transforms and neural networks," *Int. J. of Electrical Power & Energy Syst.*, pp. 206-212, vol. 31, no. 5, June 2009.
- [23] Zhengyou H, Shibin G., Xiaoqin C., Jun Z., Zhiqian B., Qingquan Q., "Study of a new method for power system transients classification based on wavelet entropy and neural network," *Inter. J. of Elect. Power & Energy Syst.*, pp. 402-410, vol. 33, no. 3, March 2011.
- [24] Vega V., Kagan N., Ordonez G., Duarte C., "Automatic power quality disturbance classification using wavelet, Support Vector Machine and Artificial Neural Network," *20th Inter. Conf. and Exhibition on Electricity Distribution - Part 1*, 2009. CIRED 2009, pp. 1-4, 2009.
- [25] Vapnik V., "The nature of statistical learning theory," Springer-Verlag, New York, 1995.
- [26] Bishop C.M., "Pattern recognition and machine learning", Springer, New York, USA, 2008.
- [27] Lee Y., Lin Y., Wahba G., "Multicategory support vector machines," Technical Report 1040, Dep. of Statistics, Univ. of Madison, Wisconsin, 2001.
- [28] Weston J., Watkins C., "Multi-class support vector machines," In M. Verlysen (Ed.), *Proceedings ESANN'99*, Brussels, 1999.
- [29] Platt J.C., Cristianini N., Shawe-Taylor J., "Large margin DAGs for multiclass classification," *Advances in Neural Information Processing Systems*, pp. 547–553, vol. 12, MIT Press, 2000.
- [30] Dietterich T.G., Bakiri G., "Solving multiclass learning problems via error-correcting output codes," *Journal of Artificial Intelligence Research*, pp. 263–286, vol. 2, 1995.
- [31] Allwein E.L., Schapire R. E., Singer Y., "Reducing multiclass to binary: a unifying approach for margin classifiers," *Journal of Machine Learning Research*, pp. 113–141, vol. 1, 2000.
- [32] Reaz M.B.I., Choong F., Sulaiman M.S., Mohd-Yasin F., Kamada M., "Expert system for power quality disturbance classifier", *IEEE Trans. on Power Delivery*, vol. 22, no. 3, pp. 1979–1988, July 2007.

5. METODOLOGÍA

“Pregúntate si lo que estás haciendo hoy te acerca al lugar en el que quieres estar mañana”.

Walt Disney

Este capítulo constituye el cuerpo principal de esta tesis. Los temas abordados en capítulos anteriores han establecido los fundamentos de las técnicas de detección, análisis y clasificación en las que se basa la solución propuesta en esta sección. En el capítulo 2 se describieron las bondades de la DWT, que seguidamente va a ser utilizada para extraer las características de la señal perturbada; en el capítulo 3 se estudiaron las diferentes perturbaciones de la señal que se presentan en los sistemas eléctricos, y se propusieron unos nuevos índices de calidad cuya relevancia se pone ahora de manifiesto; por último, en el capítulo 4 se describieron las técnicas de IA, y entre las que se destaca las SVM finalmente utilizadas en este trabajo para clasificar las perturbaciones descritas.

5.1. Introducción

Con el fin de ilustrar la metodología propuesta, se parte de un diagrama de flujo, mostrado en la Figura 5.1, que describe los bloques que constituye este trabajo. El primer bloque corresponde a un preprocesado de la señal eléctrica a analizar, que consta por un lado de la medida de la frecuencia instantánea, y por otro de la selección de la wavelet madre usada como función analizante. En un segundo bloque de segmentación de la señal, se descompone la misma detectando los posibles eventos, y en el caso de que ocurriesen, se extrae toda la información del mismo, calculando los parámetros necesarios para su caracterización. En el tercer bloque, dispuesto para una clasificación basada en SVM, se opta por el método de multclasificación más adecuado y la función kernel que mejor separa las características de las perturbaciones.

En la Figura 5.2 se detalla el algoritmo que representa la metodología propuesta.

Por último se muestra el sistema de medida y el montaje de laboratorio diseñado para la comprobación experimental del método propuesto.



Figura 5.1. Diagrama de bloque del sistema clasificador

5.2. Preprocesamiento

Hay dos aspectos importantes a tener en cuenta antes de entrar en el proceso de detección y extracción de características de una perturbación en un sistema eléctrico. El primero de ellos es la medida de la frecuencia instantánea de las variables eléctricas a medir; este punto es bastante trascendente puesto que se pretende que las técnicas de procesado de señal que van a ser aplicadas sean lo más exactas posible. El segundo aspecto a considerar previamente es la adecuada selección de la wavelet madre que permita obtener resultados más precisos.

5.2.1. Medida de la frecuencia instantánea

La medida rápida y precisa de la frecuencia de la red es un requisito fundamental para determinar las cargas o unidades de generación que deben ser conmutadas y para evitar problemas de estabilidad causados por la interacción entre generadores vecinos. También, cuando el valor nominal de dicha frecuencia varía continuamente, la estimación de la frecuencia instantánea es indispensable para determinar con exactitud magnitudes eléctricas basadas en valores promedios, como son los valores RMS de las señales de tensión e intensidad, y los correspondientes de potencia y energía [2].

El punto de partida para los objetivos propuestos es la estimación de la frecuencia a partir de tres muestras equidistantes de una señal sinusoidal que, en general obedecen a la siguiente expresión:

$$s(n) = A \cdot \sin(\omega \cdot n \cdot T_s + \varphi) \quad (5.1)$$

Tres muestras consecutivas pueden determinarse mediante las expresiones:

$$\begin{aligned}
 s(-1) &= A \cdot \sin(-\omega \cdot T_s + \phi) \\
 s(0) &= A \cdot \sin(\phi) \\
 s(1) &= A \cdot \sin(\omega \cdot T_s + \phi)
 \end{aligned}
 \tag{5.2}$$

Donde T_s es el periodo entre muestras, ω la frecuencia angular y ϕ la fase inicial de la señal. Desarrollando las funciones trigonométricas y operando, se obtiene:

$$c = \frac{s(-1) + s(1)}{2 \cdot s(0)} \tag{5.3}$$

Donde $c = \cos(\omega \cdot T_s)$, pudiéndose despejar el valor de ω .

Este procedimiento tiene el inconveniente de que si la muestra central $s(0)$ se encuentra en las proximidades del paso por cero de la señal de red, un pequeño error debido a la cuantización de los datos o al ruido superpuesto a la señal, provoca grandes errores en el cálculo de ω .

Una forma de cuantificar este hecho consiste en descomponer las muestras, $s'(i)$, en su valor teórico, $s(i)$, y el error aleatorio superpuesto, $e(i)$, que se supone con distribución normal (esperanza cero y desviación típica σ).

$$s'(i) = s(i) + e(i) \tag{5.4}$$

Esto permite considerar el valor estimado de c , definido con la notación \hat{c} , como una variable aleatoria indirecta, pudiendo obtenerse una expresión para su esperanza y varianza en función de los valores teóricos de la señal de red y las propiedades estadísticas del ruido superpuesto. El valor esperado de la estimación se calcula mediante la aproximación de Taylor [1]

$$E(\hat{c}) = c + \frac{\sigma^2}{2} \sum_{i=-1}^{i-1} \frac{\partial^2 c}{\partial x(i)^2} \tag{5.5}$$

Donde $x(i)$ representa la variable aleatoria independiente $s'(i)$. Operando se tiene

$$E(\hat{c}) = c \left(1 + \frac{\sigma^2}{s'(0)^2} \right) \tag{5.6}$$

La varianza se obtiene teniendo en cuenta que c es una función que depende de otras tres variables aleatorias independientes de σ^2

$$Var(\hat{c}) = \sum_{i+1}^{i-1} \left(\frac{\partial c}{\partial s(i)} \right)^2 \sigma^2 \tag{5.7}$$

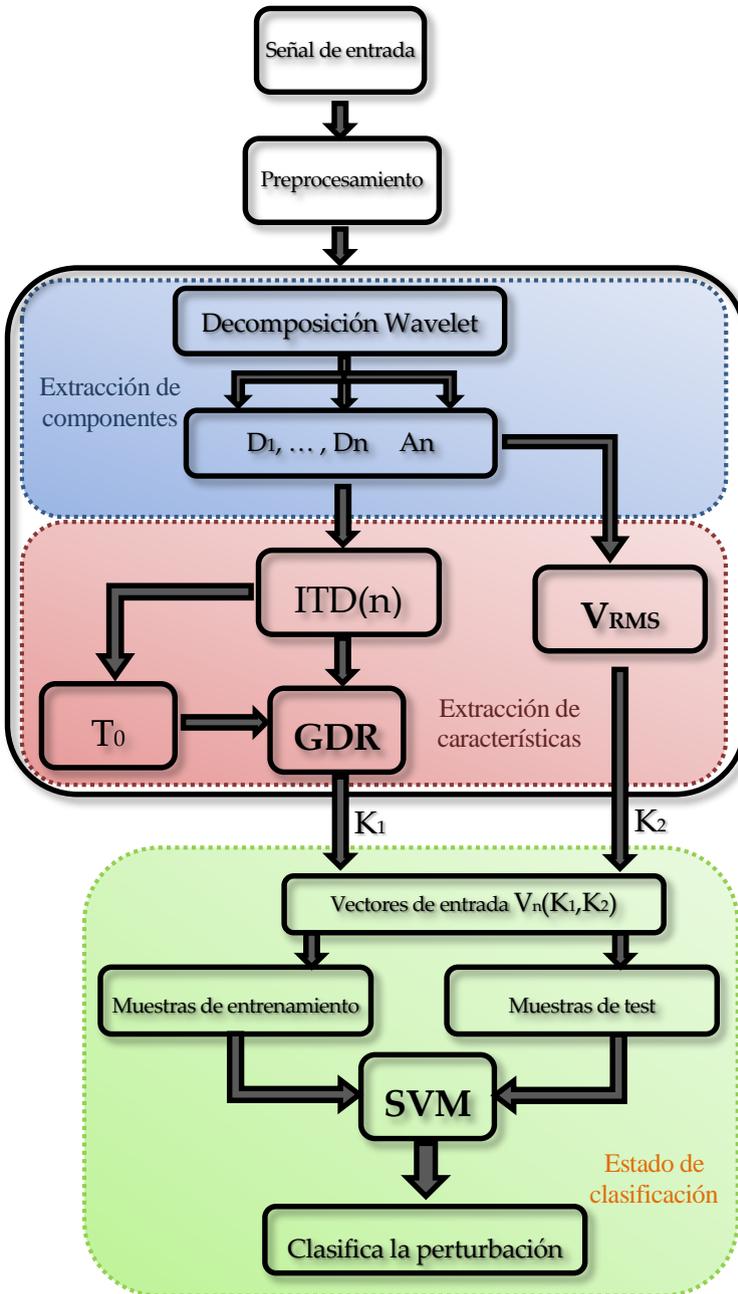


Figura 5.2. Diagrama de flujo de la metodología propuesta

Operando se obtiene

$$\text{Var}(\hat{c}) = \frac{(1+2c^2)}{2} \frac{\sigma^2}{s'(0)^2} \quad (5.8)$$

En este trabajo sólo se aborda el caso monofásico, que es el que se detalla a continuación.

Para evitar el inconveniente que se presenta en las proximidades del cero de tensión, indicado anteriormente, se realizan varias estimaciones de la frecuencia, cada una de ellas con tres muestras distintas, y se calcula una media ponderada de las mismas.

$$\hat{c}_i = \frac{s'(-1)_i - s'(1)_i}{2s'(0)_i} \quad (5.9)$$

$$\hat{c} = \frac{\sum_{i=0}^A a_i \cdot \hat{c}_i}{\sum_{i=0}^{A-1} a_i} \quad (5.10)$$

siendo a_i el peso de la estimación \hat{c}_i , y A el número de estimaciones considerado.

Sin pérdida de generalidad, en el desarrollo que sigue a continuación, se considerará la situación concreta de tres estimaciones ($A=3$), según se muestra en Figura 5.3.

Para determinar los pesos a_i , se hace mínima la varianza de la estimación global \hat{c} .

$$\frac{\partial(\text{Var } \hat{c})}{\partial a_i} = 0 \quad (5.11)$$

$\text{Var } \hat{c}$ puede expresarse en función de cada estimación individual \hat{c}_i , considerada como variable aleatoria independiente afectada con el peso a_i ,

$$\text{Var } \hat{c} = \frac{\sum_{i=0}^2 a_i^2 \cdot \text{Var}(\hat{c}_i)}{\sum_{i=1}^3 a_i^2} \quad (5.12)$$

Donde las varianzas individuales responden a la expresión general, obtenida anteriormente:

$$\text{Var}(\hat{c}_i) = \frac{1+2c_i^2}{2} \frac{\sigma^2}{(s'(0)_i)^2} \quad (5.13)$$

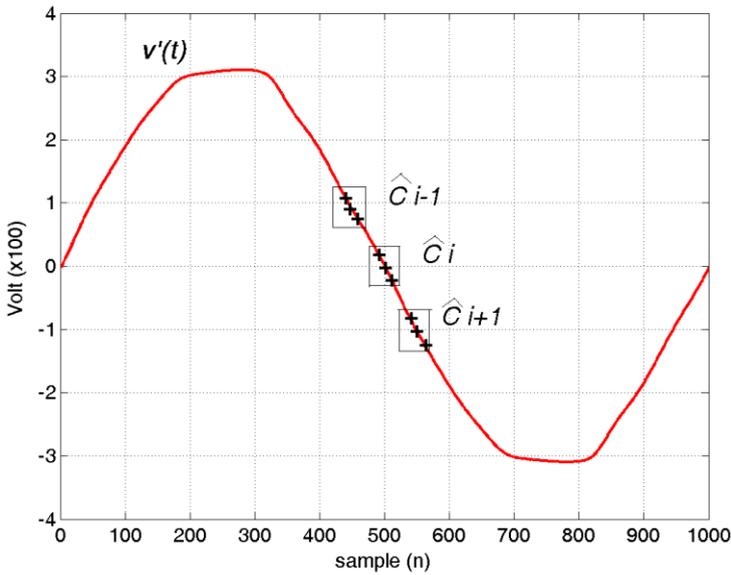


Figura 5.3. Tres estimaciones consecutivas estadísticamente independientes.

Sustituyendo (5.12) y (5.13) en (5.11), operando y despreciando la variación que se produce en el valor teórico de la frecuencia $c_0 \approx c_1 \approx c_2$ al realizarse las estimaciones en una fracción reducida de un ciclo, obtenemos la expresión siguiente:

$$\hat{c} = \frac{\sum_{i=0}^2 s(0)_i \hat{c}_i}{2 \sum_{i=0}^2 s(0)_i^2} \tag{5.14}$$

Como el valor teórico de la señal muestreada, s_i , no se conoce, se emplea en su lugar el valor medido, s'_i , llegando a la expresión final:

$$\hat{c} = \frac{\sum_{i=0}^2 s'(0)_i [s'(-1)_i + s'(1)_i]}{2 \sum_{i=0}^2 s'(0)_i^2} \tag{5.15}$$

Donde se observa que el problema que se presenta en las proximidades del paso por cero de las muestras de tensión ha desaparecido, puesto que en el denominador aparece un sumatorio del cuadrado de muestras consecutivas, en lugar del valor de una sola. Esta expresión es relativamente simple desde el punto de vista computacional.

Para evaluar el error cometido al calcular la frecuencia con esta expresión, se calcula

al igual que antes, su esperanza (5.5) y varianza (5.7), llegando al siguiente resultado:

$$E(\hat{c}) = c \left(1 + \frac{\sigma^2}{\sum_{i=0}^2 s(0)_i^2} \right) \quad (5.16)$$

$$\text{Var}(\hat{c}) = \frac{1 + 2c^2}{\sum_{i=0}^2 s(0)_i^2} \frac{\sigma^2}{2} \quad (5.17)$$

5.2.1.1. Corrección del problema del cálculo de la DFT/DWT ante cambios de la frecuencia instantánea

En situaciones reales, el valor nominal de la frecuencia de la red está continuamente cambiando, especialmente en sistemas aislados de baja potencia. En estos casos, los resultados del cálculo recursivo de la DFT/DWT son inestables, es decir, difieren de los valores esperados en cantidades significativas. Para corregir este problema, el intervalo de muestreo se ajusta para mantener la fase entre muestras constantes $2\pi/N$ y el número de muestras por cada ventana de observación igual a un número entero de periodos fundamentales (N). En particular, el número de muestras por periodo puede fijarse en un valor constante, en este caso $2^m=256$. El cálculo instantáneo de la frecuencia (IFC), de acuerdo con la Figura 5.4, puede utilizarse para calcular la fase entre muestras (T_{si}). Este mecanismo se ilustra en la Figura 5.5.

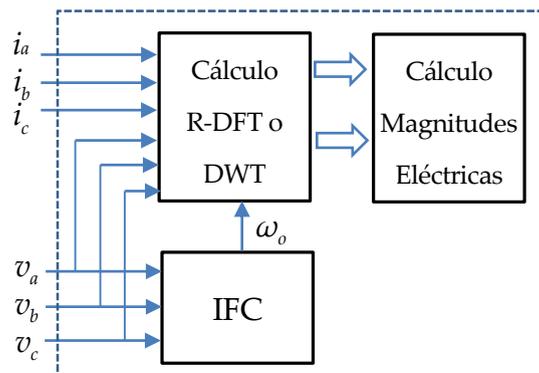


Figura 5.4. Cálculo de magnitudes eléctricas controlado por IFC

5.2.1.1.1. DFT

El componente armónico de orden k de la señal muestreada se expresa normalmente como [3],

$$G_k = \frac{1}{N} \sum_{m=0}^{N-1} s(m) \cdot W^{-km} \tag{5.18}$$

donde $W = e^{\frac{j2\pi}{N}}$, G_k se identifica con la componente k de la DFT.

Para actualizar la DFT continuamente, la ventana de la señal de N muestras debe desplazarse una posición en cada muestra y la nueva muestra se utilizará para calcular la DFT actual. Esto es, en el instante correspondiente a la muestra n , el correspondiente valor de la DFT se obtiene mediante la expresión recursiva:

$$G_k(n) = \frac{1}{N} [s(n) - s(n - N)] + W^k G_k(n - 1) \tag{5.19}$$

Esta DFT recursiva actualiza su espectro de forma inmediata con cada entrada de un nuevo dato muestreado.

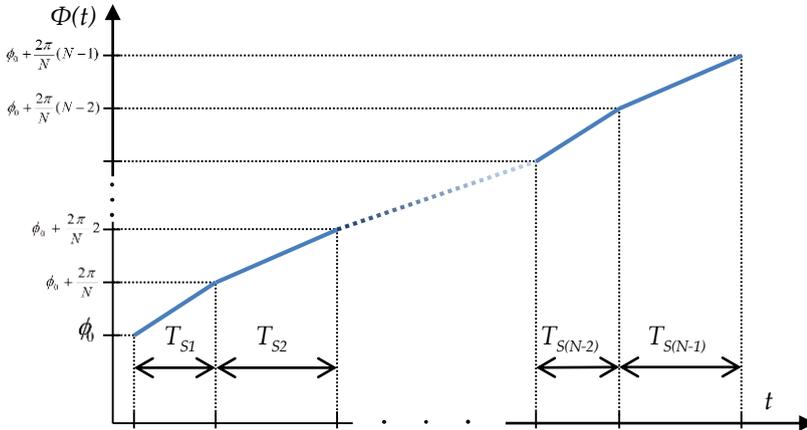


Figura 5.5. Intervalos variables de muestreo para mantener constante la fase entre muestras.

5.2.1.1.2. DWT

La DWT utiliza un filtro paso baja (o filtro de escala g) y un filtro paso alta (filtro wavelet h) de longitud L (longitud entera par) asociado a la wavelet madre para dividir la banda de frecuencia de la señal de entrada en los coeficientes de detalle (d_i) y los coeficientes de aproximación (a_i), respectivamente (2.30). El algoritmo piramidal para el cálculo de la DWT convencional requiere la totalidad de las n muestras de la señal (en la ventana principal), desde la primera muestra k_x a la última muestra k , con el fin de calcular los coeficientes wavelet de dicha ventana. Sin embargo, el algoritmo piramidal para el cálculo de la DWT trata la serie de tiempo como si fuera circular, suponiendo que la serie temporal es periódica. Por lo tanto, los primeros $L-1$ coeficientes se calculan con las $L-1$ primeras y las $L-1$ últimas muestras de la ventana principal y pueden presentar efectos de borde, particularmente cuando la discrepancia entre el comienzo y el final de la ventana

principal es demasiado grande [4].

Teniendo en cuenta el algoritmo piramidal para el cálculo de los coeficientes a y d de DWT recursiva en tiempo real de la señal de entrada $s(n)$, se obtienen [5]:

$$\begin{aligned} a(k) &= \sum_{l=0}^{L-1} g(l)s(2k+l-L+1) \\ d(k) &= \sum_{l=0}^{L-1} h(l)s(2k+l-L+1) \end{aligned} \quad (5.20)$$

Donde $k \geq k_x + L - 1$, k_x es la primera muestra de la ventana principal usada para calcular a y d , en el primer nivel de descomposición, y s es la señal de entrada.

De acuerdo con (5.20), $a(k)$ y $d(k)$ se calculan con las L últimas muestras de la señal. Por lo tanto, los $L-1$ primeros coeficientes no pueden ser calculados de forma recursiva ya que pueden verse afectados por los efectos de borde en el algoritmo piramidal convencional. En el análisis en tiempo real, $2k/f_s$ es el tiempo asociado hasta la última muestra tomada de la señal y el tiempo de procesamiento tiene que ser realizado en menos de $2/f_s$ segundos, donde f_s es la frecuencia de muestreo. La muestra k y el tamaño de la ventana principal aumentan cada $2/f_s$ segundos.

El análisis wavelet se realiza usando la información de las últimas Δk muestras de la señal original, donde una ventana de longitud Δk se desliza sobre la señal original. Si se toma $\Delta k = f_s/f$, la anchura de la ventana deslizante corresponde al número de muestras por ciclos tomadas. En el trabajo presentado en esta tesis, $\Delta k = 256$, es la cantidad de muestras en un ciclo y 50 Hz es la frecuencia de red. En el caso de que exista variación en la frecuencia usando IFC se obtiene la fase entre muestras (T_{si}) y teniendo en cuenta este valor se desplaza la ventana de modo que Δk sea siempre 256 muestras.

No todos los coeficientes $a(k)$ y $d(k)$ obtenidos corresponden a los coeficientes de la ventana deslizante de la señal debido a que los efectos de borde no se tratan. Con el fin de asociar los coeficientes wavelet obtenidos con la ventana deslizante de la señal correctamente, los $L-1$ primeros coeficientes correspondientes a la ventana deslizante tienen que ser reemplazados por los $L-1$ primeros coeficientes calculados a partir de

$$\begin{aligned} \tilde{a}(n) &= \sum_{l=0}^{L-1} g(l)\tilde{s}(2n+l) \\ \tilde{d}(n) &= \sum_{l=0}^{L-1} h(l)\tilde{s}(2n+l) \end{aligned} \quad (5.21)$$

en una secuencia que contiene las $L-1$ últimas y $L-1$ primeras muestras de la misma, donde $n = 0, 1, \dots, L-2$, $L \leq \Delta k$, y

$$\begin{aligned} \tilde{s} &= \{\tilde{s}(0), \tilde{s}(1), \dots, \tilde{s}(2L-3)\} = \\ &= \{s(2k-L+2), s(2k-L+3), \dots, s(2k), s(2k-\Delta k+1), \dots, s(2k-\Delta k+L-1)\} \end{aligned}$$

5.2.2. Selección de la wavelet madre

La frecuencia de muestreo f_s limita el ancho de banda de 0 a $f_s/2$. El proceso para calcular la señal de aproximación y de detalle divide el espectro de frecuencia de la señal original en bandas de octavas. Como consecuencia de ello, los coeficientes de aproximación vienen dados por las componentes de frecuencia más pequeñas de la señal original. En el caso de una señal eléctrica, los coeficientes de aproximación van a presentar la forma de onda más parecida a la señal original, viéndose afectada cuando una perturbación en la amplitud de la señal esté presente. Los coeficientes de detalle en el primer nivel vienen dados por las componentes de más alta frecuencia de la señal original.

Sin embargo, estos coeficientes se ven afectados por componentes de frecuencia fuera de este ancho de banda con una atenuación significativa; esto es consecuencia del derrame en frecuencia del filtro.

La eficacia del análisis wavelet se ve afectada en gran medida por la elección de la wavelet madre. Por ello es necesario un análisis de la sensibilidad de parámetros tales como frecuencia, valor RMS, duración, etc., obtenidos tras la descomposición wavelet de una señal eléctrica, ante diferentes wavelets madre. Con este propósito, varias familias de wavelets son evaluadas con el fin de seleccionar la más adecuada a la aplicación específica de la detección de eventos y métodos de clasificación. Las familias consideradas han sido: Daubechies (*db*), Symlet (*sym*), Biortogonales (*bior*), Coiflets (*coif*), y Meyer (*dmey*).

Los criterios seguidos para la selección de una wavelet concreta han sido:

1. Mínimo derrame de frecuencia de los filtros paso alta y paso baja en los primeros niveles de descomposición.
2. Número de coeficientes del filtro.
3. Similitud entre el THD clásico con el obtenido con wavelets.

La respuesta en frecuencia del filtro paso alta wavelet puede indicar la selectividad de la respuesta impulsiva del filtro elegido. Es por ello que el principal criterio de selección en este trabajo sea el criterio de selectividad de la frecuencia; este se basa en la pendiente de la zona de transición de la magnitud de la respuesta en frecuencia de los filtros wavelets; cuanto mayor sea el valor de la pendiente de ambos filtros, menor será también el derrame en frecuencia, mejores características poseerá la función wavelet para la detección de eventos, y menor será la dispersión de la información relativa a la perturbación en bandas adyacentes; de este modo se consigue una mayor concentración de la energía en bandas de frecuencias únicas.

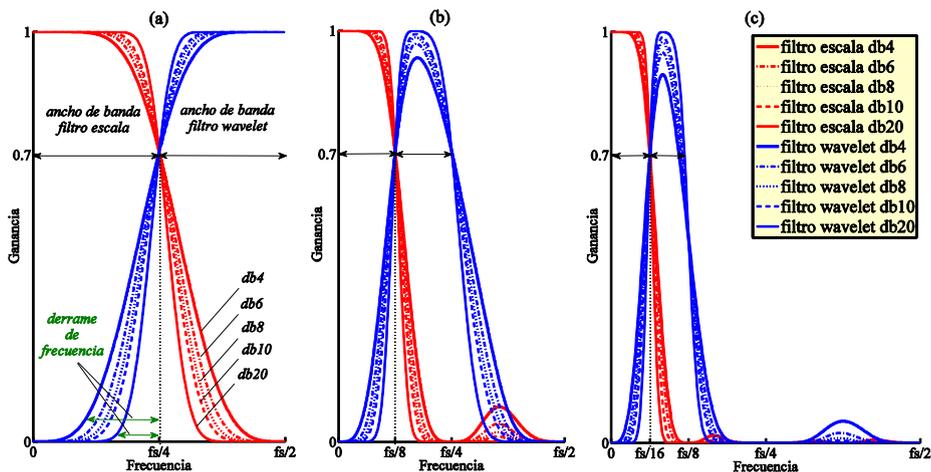


Figura 5.6. Respuesta en frecuencia de las wavelets *db4*, *db6*, *db8*, *db10* y *db20*: (a) En el primer nivel de descomposición, (b) en el segundo, (c) en el tercero.

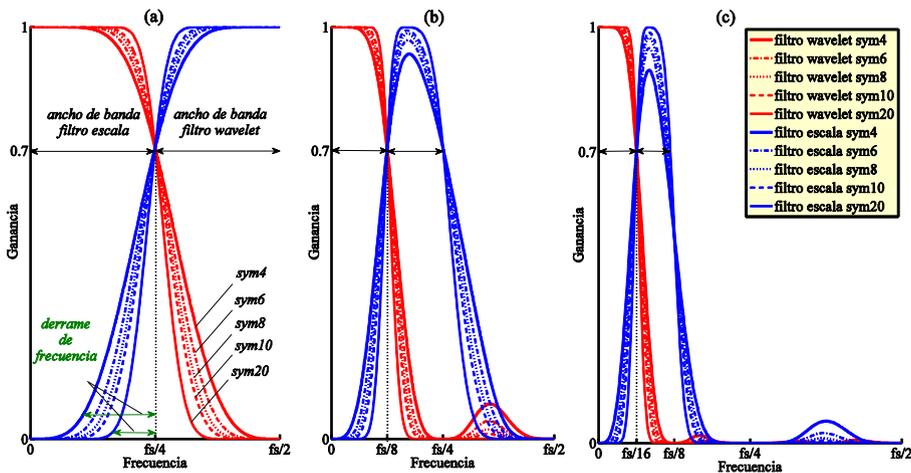


Figura 5.7. Respuesta en frecuencia de las wavelets *sym4*, *sym6*, *sym8*, *sym10* y *sym20*: (a) En el primer nivel de descomposición, (b) en el segundo, (c) en el tercero.

Las Figura 5.6, Figura 5.7, Figura 5.8, Figura 5.9 y Figura 5.10 representan las respuestas en frecuencia más significativas de las distintas familias wavelets.

Como se observa en las figuras correspondientes a la familia de biortogonales, las respuestas de los filtros no cumplen las expectativas deseadas en este trabajo, ya que la frecuencia de corte del filtro paso alta con el del filtro paso baja difiere en función del tipo particular seleccionado, acercándose al valor que corresponde según (2.33) y (2.34) aquellas wavelet “bior” con un índice superior.

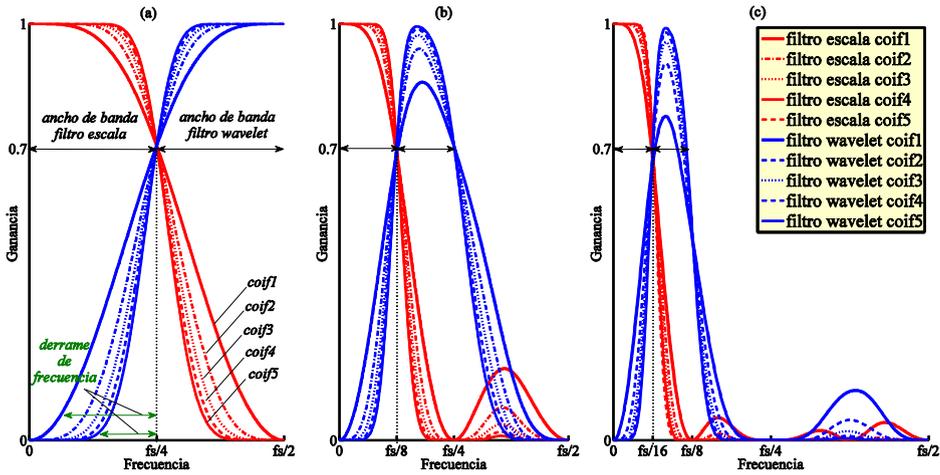


Figura 5.8. Respuesta en frecuencia de las wavelets *coif1*, *coif2*, *coif3*, *coif4* y *coif5*: (a) En el primer nivel de descomposición, (b) en el segundo, (c) en el tercero.

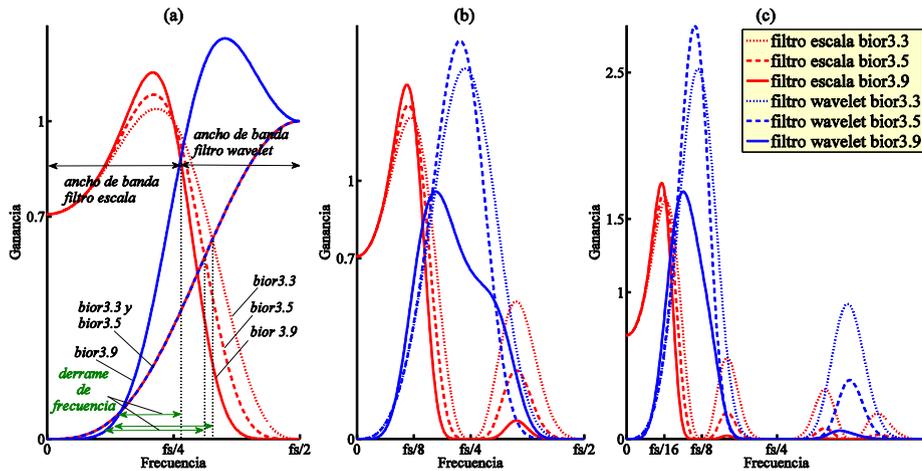


Figura 5.9. Respuesta en frecuencia de las wavelets *bior3.3*, *bior3.5* y *bior3.9*: (a) En el primer nivel de descomposición, (b) en el segundo, (c) en el tercero.

Asimismo, puede comprobarse en las figuras, que en cada familia wavelet representada, la función que menor derrame en frecuencia presenta es la que contiene un índice mayor. Este índice se corresponde con el número de coeficientes del filtro. Así, la que mejor respuesta en frecuencia presenta en la familia de Daubechies, es la *db20*, en la de symlet, la *sym20*, en coiflets, *coif5* y en las biortogonales *bior6.8*. Al comparar las wavelets madre seleccionadas en cada familia entre sí, considerando las mostradas en todas las figuras, las que mejor comportamiento presentan son las de *db20* y *sym20*, teniendo ambas una respuesta en frecuencia muy similar.

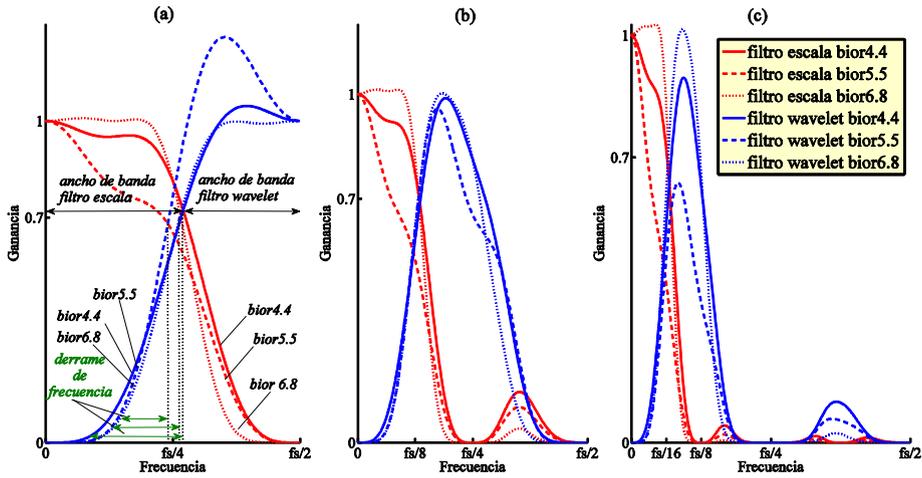


Figura 5.10. Respuesta en frecuencia de las wavelets *bior4.4*, *bior5.5* y *bior6.8*: (a) En el primer nivel de descomposición, (b) en el segundo, (c) en el tercero.

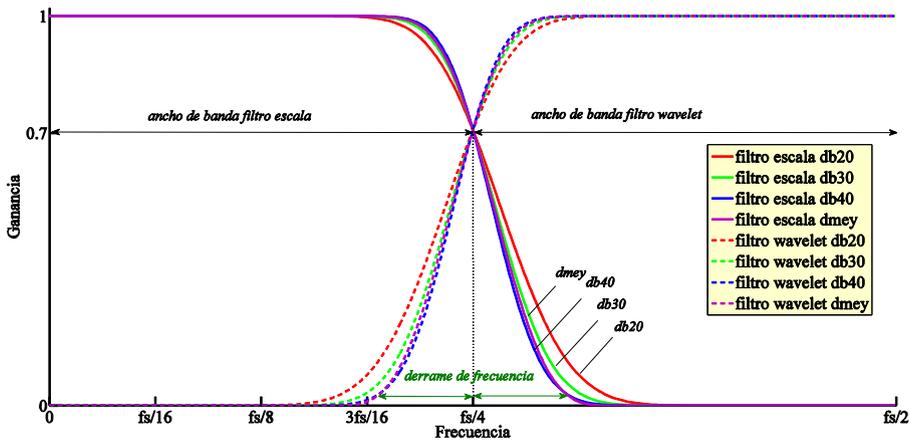


Figura 5.11. Comparativa de la respuesta en frecuencia de los filtros wavelets en el primer nivel de descomposición.

La Figura 5.11 representa una comparativa de la respuesta en frecuencia de los filtros seleccionados. Sólo se muestra *db20* porque su espectro es indistinguible del de *sym20*. Se han añadido wavelets de Daubechies con mayor número de coeficientes y se comprueba que la respuesta mejora conforme aumenta el índice de la wavelet madre; asimismo, se muestra la wavelet discreta de Meyer, *dmey*, que representa, junto a *db40* la mejor respuesta acorde al primer criterio de selección.

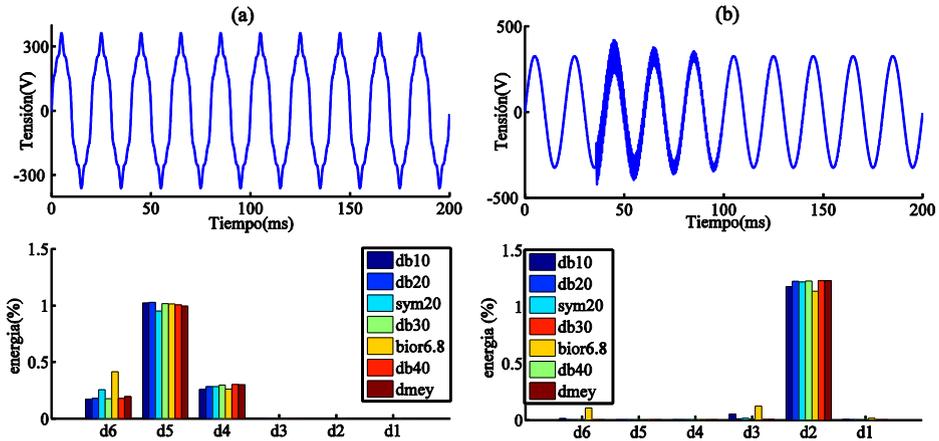


Figura 5.12. (a) Tensión con armónicos (3° , 5° y 9°) debajo distribución porcentual de la energía de los mismos en los coeficientes de detalle. (b) Tensión con transitorio de 2000 Hz y debajo distribución porcentual de la energía.

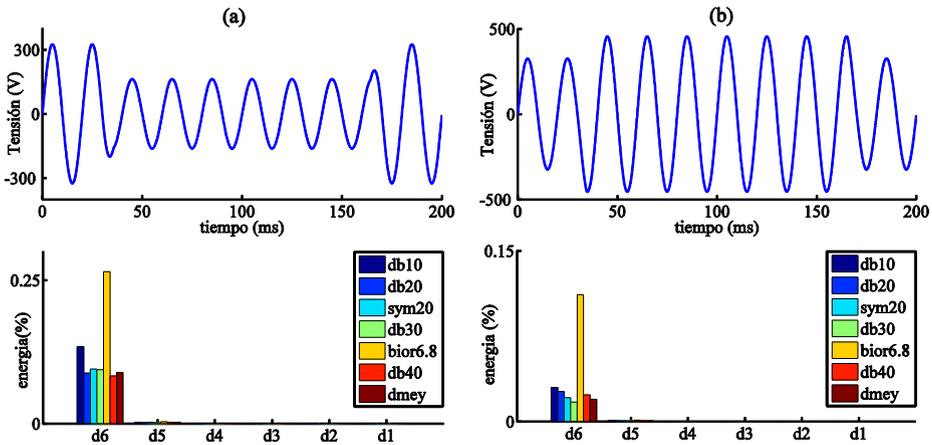


Figura 5.13. (a) Tensión con hueco del 50% debajo distribución porcentual de la energía del mismo en los coeficientes de detalle. (b) Tensión con sobretensión del 40% y debajo distribución porcentual de la energía.

En cuanto a la concentración de la energía de la perturbación en el menor número de niveles, se puede ver en las siguientes figuras, que las wavelets mencionadas anteriormente presentan una mejor distribución. Se han representado algunas de las perturbaciones más frecuentes en la red y su distribución de energía por niveles de detalle en valor porcentual. Así, la Figura 5.12 (a) muestra una tensión con armónicos y su distribución energética en los coeficientes de detalle; del mismo modo en (b) se muestra un transitorio. La Figura 5.13 representa también la energía para un hueco en (a) y una sobretensión en (b).

Tabla 5-1. Energías (%) de descomposición de tensión con armónicos.

<i>f</i> (Hz)	<i>a6</i> 0-100	<i>d6</i> 100-200	<i>d5</i> 200-400	<i>d4</i> 400-800	<i>d3</i> 800-1600	<i>d2</i> 1600-3200	<i>d1</i> 3200-6400
<i>db10</i>	98.5528	0.1686	1.0207	0.2576	0.0002	0.0000	0.0000
<i>db20</i>	98.5149	0.1784	1.0259	0.2808	0.0000	0.0000	0.0000
<i>sym20</i>	98.5139	0.2560	0.9493	0.2808	0.0000	0.0000	0.0000
<i>db30</i>	98.5139	0.1764	1.0153	0.2945	0.0000	0.0000	0.0000
<i>bior6.8</i>	98.3146	0.4134	1.0118	0.2591	0.0011	0.0000	0.0000
<i>db40</i>	98.5135	0.1796	1.0046	0.3023	0.0000	0.0000	0.0000
<i>dmey</i>	98.5139	0.1940	0.9929	0.2991	0.0000	0.0000	0.0000

Tabla 5-2. Energías (%) de descomposición de tensión con transitorio.

<i>f</i> (Hz)	<i>a6</i> 0-100	<i>d6</i> 100-200	<i>d5</i> 200-400	<i>d4</i> 400-800	<i>d3</i> 800-1600	<i>d2</i> 1600-3200	<i>d1</i> 3200-6400
<i>db10</i>	98.7529	0.0123	0.0006	0.0009	0.0514	1.1771	0.0048
<i>db20</i>	98.7649	0.0002	0.0004	0.0012	0.0085	1.2244	0.0004
<i>sym20</i>	98.7649	0.0002	0.0003	0.0014	0.0145	1.2179	0.0007
<i>db30</i>	98.7649	0.0002	0.0005	0.0009	0.0038	1.2290	0.0007
<i>bior6.8</i>	98.6208	0.1064	0.0005	0.0006	0.1225	1.1350	0.0142
<i>db40</i>	98.7651	0.0002	0.0005	0.0010	0.0067	1.2260	0.0004
<i>dmey</i>	98.7649	0.0002	0.0003	0.0012	0.0031	1.2297	0.0005

Tabla 5-3. Energías (%) de descomposición de hueco de tensión.

<i>f</i> (Hz)	<i>a6</i> 0-100	<i>d6</i> 100-200	<i>d5</i> 200-400	<i>d4</i> 400-800	<i>d3</i> 800-1600	<i>d2</i> 1600-3200	<i>d1</i> 3200-6400
<i>db10</i>	99.8642	0.1336	0.0020	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000
<i>db20</i>	99.9105	0.0879	0.0014	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000
<i>sym20</i>	99.9031	0.0946	0.0019	0.0003	0.0000	0.0000	0.0000
<i>db30</i>	99.9047	0.0936	0.0015	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000
<i>bior6.8</i>	99.7321	0.2648	0.0030	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000
<i>db40</i>	99.9151	0.0829	0.0017	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000
<i>dmey</i>	99.9093	0.0887	0.0018	0.0002	0.0000	0.0000	0.0000

Tabla 5-4. Energías (%) de descomposición de tensión con sobretensión.

$f(\text{Hz})$	a_6 0-100	d_6 100-200	d_5 200-400	d_4 400-800	d_3 800-1600	d_2 1600-3200	d_1 3200-6400
<i>db10</i>	99.9692	0.0298	0.0009	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000
<i>db20</i>	99.9730	0.0262	0.0007	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000
<i>sym20</i>	99.9785	0.0207	0.0007	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000
<i>db30</i>	99.9823	0.0170	0.0006	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>bior6.8</i>	99.8875	0.1114	0.0011	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
<i>db40</i>	99.9761	0.0233	0.0006	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000
<i>dmey</i>	99.9798	0.0195	0.0006	0.0001	0.0000	0.0000	0.0000

Los valores porcentuales de la distribución de la energía de todos los coeficientes, incluidos el de aproximación, para los 6 niveles de descomposición y todas las wavelets madres usadas se muestran en las Tabla 5-1, Tabla 5-2, Tabla 5-3 y Tabla 5-4.

Se puede comprobar por los resultados visibles en las tablas, que conocidas las perturbaciones de las señales, como es el caso de los ejemplos mostrados, las wavelets madre con mejor respuesta en frecuencia son las que mejor distribuyen la energía de la perturbación en los coeficientes correspondientes.

Así, para la tensión con armónicos mostrada en la Figura 5.12 (a), que contiene un 3^{er} armónico de 10V de valor eficaz, un 5^o de 23V y un 9^o de 13V, con un porcentaje de energía sobre la total de la señal de 98.514% para la fundamental, 0.1862% para el 3^o, 0.9851% para el 5^o y 0.3147% para el 9^o, las energías porcentuales obtenidas con las wavelets *db40* y *dmey* son las que mejor la representan respecto a las demás, como se muestra en la Tabla 5-1.

Para el resto de perturbaciones no estacionarias, como el transitorio de la Figura 5.12 (b), todas las wavelets mostradas en la Tabla 5-2, muestran una distribución de la energía similar; esto es lógico ya que para este tipo de perturbación, está demostrado que las wavelets son la mejor opción para su análisis, y más concretamente las compuestas por filtros con mayor número de coeficientes, por ello, la *bior6.8* es la que presenta una distribución diferente.

Las variaciones de amplitud dadas en la Figura 5.13, (a) hueco y (b) sobretensión, presentan un comportamiento muy parecido, excepto con *bior6.8*; este tipo de perturbación distorsiona muy poco el contenido frecuencial de la señal, siendo más efectivo su efecto sobre el valor eficaz de la misma (sin olvidar el cambio que presenta en su distribución temporal). La Tabla 5-3 y la Tabla 5-4 muestran los valores porcentuales de la energía de los diferentes niveles; ambas tienen la misma distribución, con mayor amplitud en las correspondientes al hueco puesto que es más significativo. En cada una de ellas puede comprobarse la distribución de la energía en las señales de detalle es mínima, siendo algo más significativa en el nivel

más cercano al que contiene a la fundamental ($d6$).

Como consecuencia de todo lo expuesto, las wavelets $db40$ y $dmey$ constituyen serias candidatas a ser la que presenta mejores cualidades de cara al objetivo de este trabajo. A continuación se realiza una comparativa entre la tasa de distorsión armónica obtenida mediante el THD, y el TWD de la señal con armónicos usando las wavelets anteriores; se seleccionará aquella que presente un TWD más parecido al THD. En esta fase se opta por sacrificar un posible mayor poder de detección de los eventos de alta frecuencia, en favor de una mayor similitud con el clásico THD que se define en [6]. Así, la wavelet madre seleccionada ha de ser capaz caracterizar las señales estacionarias de la forma más similar posible a como idóneamente puede llegar a realizarse con el análisis de Fourier.

Tabla 5-5. Tasa de distorsión armónica con Fourier y con distintas wavelets

THD	TWD db10	TWD db20	TWD sym20	TWD db30	TWD db40	TWD bior6.8	TWD dmey
12.2821	12.1181	12.2779	12.2824	12.2824	12.2839	13.0931	12.2820

Como puede comprobarse en la Tabla 5-5, la mayoría de las wavelets seleccionadas con anterioridad originan el mismo resultado que el THD con una diferencia del orden de milésimas, exceptuando la $db10$ y $coif6.8$.

Teniendo en cuenta que el objetivo principal de este trabajo para la selección de la wavelet madre es buscar una descomposición de las señales eléctricas que sirva tanto para las perturbaciones estacionarias como no estacionarias, se ha demostrado que tanto la $db40$ como $dmey$ ofrecen las mejores cualidades para ello.

Así, si se tiene en cuenta el último criterio establecido al principio de este apartado, se va a optar por seleccionar la $db40$ puesto que posee menor número de coeficientes que la $dmey$, y con esto disminuye el tiempo de procesado. Conviene resaltar que los resultados obtenidos con $db30$ o $db20$, aunque presentan un derrame de frecuencia mayor, contienen un menor número de coeficientes en sus respectivos filtros respecto a las dos wavelets seleccionadas a priori, y pueden suponer una mayor rapidez al implementar el algoritmo en tiempo real con un procesador digital de señales (DSP). El número de coeficientes de los filtros de las wavelets con mejor respuesta en frecuencia mostradas en la Figura 5.11, se muestran en la Tabla 5-6.

Tabla 5-6. Coeficientes filtros wavelets

Filtro wavelet	$db20$	$db30$	$db40$	$dmey$
nº de coeficientes	40	60	80	102

5.3. Segmentación

En esta fase, correspondiente al segundo bloque mostrado en la Figura 5.1, se van a obtener los parámetros necesarios para el cálculo de los vectores de entrada del clasificador. Como muestra el diagrama de la Figura 5.2, esta fase se acomete en dos pasos: en el primero se extraen las componentes de la señal, y en el segundo, las características de las mismas.

5.3.1. Extracción de las componentes de la señal

El estudio previo de la selección de la función wavelet más adecuada para el análisis y posterior procesado de las señales eléctricas, permite obtener un máximo rendimiento del análisis multiresolución wavelet (WMRA), y así realizar un análisis conjunto de las componentes estacionarias y transitorias de una señal perturbada.

El objetivo del WMRA es descomponer las señales eléctricas en una suma de señales más simples que contengan a la fundamental por un lado y a las perturbaciones de la señal por otro. El número de niveles de descomposición J está limitado por la frecuencia de muestreo, y el número de muestras de la señal ha de ser múltiplo de dos. No obstante, se pretende separar la componente fundamental del resto, así si se tiene en cuenta que H es la banda de frecuencia cuya frecuencia central es igual a la componente fundamental, y f_s es la frecuencia de muestreo, el número de niveles WMRA satisface la expresión:

$$\frac{f_s}{2^J} = 2 \times H \quad (5.22)$$

Concretamente, la frecuencia de muestreo en este trabajo, es de 12800 Hz puesto que se tiene en cuenta que la mayoría de los eventos transitorios tienen lugar a una frecuencia inferior a 6400Hz. Así, el número de niveles de descomposición J que cumplen la ecuación dada en (5.22) es de seis.

Dada una señal de entrada de tensión o intensidad se analiza una ventana de 200ms como viene especificado en IEC standard 61000-4-30, [7]; teniendo en cuenta que la frecuencia de muestreo es de 12800 Hz, cada ventana contiene 2560 muestras. La Tabla 5-7 muestra la información relativa al contenido en frecuencia por bandas WMRA, los armónicos que contiene y número de coeficientes por nivel.

A partir de estos coeficientes las señales de aproximación y detalle son obtenidas de modo que en todo momento se verifica (2.29), que en el caso de seis niveles se particularizan como sigue:

$$s(n) = a_6(n) + \sum_{j=1}^6 d_j(n) \quad (5.23)$$

Tabla 5-7. Bandas de frecuencia de los 6 niveles WMRA y armónicos que contienen.

Nivel	Banda de Freq. (Hz)	Banda de armónicos impares	n° de coeficientes
7 (d1)	3200 - 6400	63° - 127°	1319
6 (d2)	1600 - 3200	33° - 63°	699
5 (d3)	800 - 1600	17° - 31°	389
4 (d4)	400 - 800	9°, 11°, 13°, 15°	234
3 (d5)	200 - 400	5°, 7°	156
2 (d6)	100 - 200	3°	117
1 (a6)	DC - 100	fundamental (1°)	117

5.3.2. Extracción de las características de la señal

A partir de la descomposición WMRA se calculan los parámetros característicos que van a servir de entrada al bloque de clasificación. Estos son, el índice GDR definido en (3.15) y el valor eficaz de la señal (V_{RMS}).

A partir de (5.23) se obtiene el valor eficaz de la tensión o intensidad de entrada, que viene dado por:

$$V_{RMS} = \sqrt{A_6^2 + \sum_{j=1}^6 D_j^2} \quad (5.24)$$

donde A_6 representa el valor eficaz de la señal de aproximación $a_6(n)$ obtenido a partir de (3.13) y D_j los correspondientes valores eficaces de las seis señales de detalle $d_j(n)$ obtenidas de forma análoga.

Como se detalló en el apartado 3.5, el valor del GDR depende del valor promedio del $ITD(n)$, y es magnificado, en el caso de perturbación no estacionaria, por un coeficiente que pondera la duración de la perturbación respecto a la anchura de la ventana de análisis. El valor de la duración de la perturbación puede ser medido en la señal de detalle $d_i(n)$, como se propone en la mayoría de las publicaciones que detectan y miden la duración del evento con DWT. En este trabajo se mide directamente en el $ITD(n)$, lo que permite automatizar el proceso.

A modo de ejemplo, puede verse en la Figura 5.14 (a), una tensión con un transitorio impulsivo de 2000 Hz; en (c) se muestra su $ITD(t)$ con las coordenadas del inicio y del fin de la perturbación, que coincide con los mismos valores que figuran en la señal de detalle $d_i(t)$ mostrada en (b). Así, el cálculo de la duración del evento es aproximadamente el mismo tanto si se realiza sobre la señal $d_i(t)$ como si se hace sobre el $ITD(t)$.

Por otro lado, la principal ventaja que aporta la medida de la duración sobre la señal $ITD(t)$ en lugar de sobre $d_i(t)$, radica en los cálculos que provienen de señales reales, donde el ruido innato al proceso de medida de las magnitudes eléctricas interfiere en gran medida con los coeficientes de la componente de más alta frecuencia de la

señal, confundiendo con la perturbación, y haciéndose muy difícil de detectar cuando la magnitud de la perturbación es pequeña. Sin embargo, este efecto del ruido es menos sensible en el resto de niveles, que son junto al $d_1(t)$ los que intervienen en el cálculo del ITD , con lo que el error que incorpora el ruido es menos significativo. La aplicación de esta original técnica para obtener la duración de los eventos será mostrada al final del capítulo cuando se aborde la validación experimental del método.

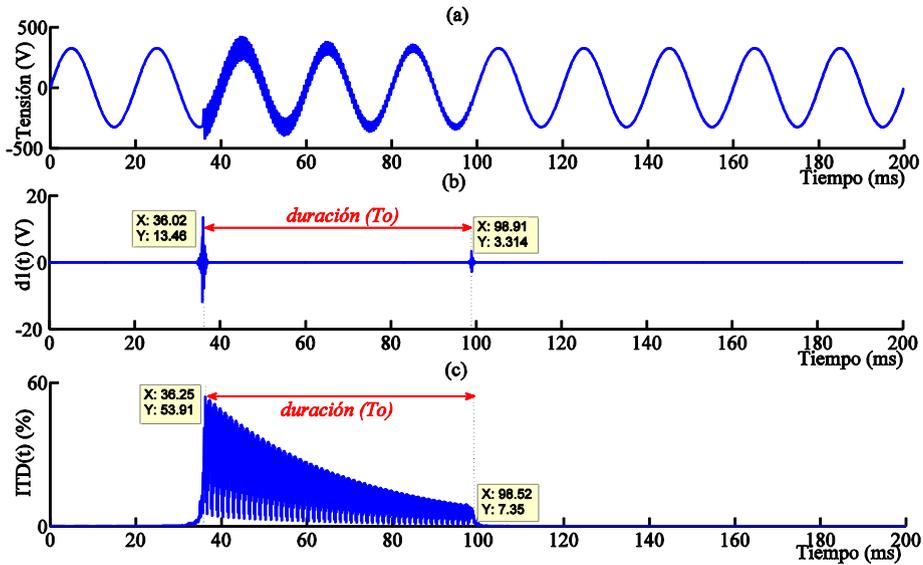


Figura 5.14. (a) Tensión con transitorio de 2000 Hz. (b) Señal de detalle $d_1(t)$. (c) $ITD(t)$ correspondiente.

Una vez calculada la duración del evento y el valor promedio del $ITD(t)$ en la ventana de observación, se procede al cálculo del GDR , que junto al valor RMS de la señal formará el vector característico de entrada del clasificador, como se muestra en el diagrama de flujo del algoritmo seguido de la Figura 5.2.

5.4. Clasificación

En este bloque se realiza la clasificación de las perturbaciones eléctricas a partir de los vectores característicos obtenidos en la etapa anterior. Estos vectores $V(k_1, k_2)$ son los patrones de entrada de una máquina de soporte vectorial (SVM) multiclase, y proceden del bloque anterior. Previamente, se ha entrenado la SVM con 100 patrones de cada clase diferente a clasificar. Estas clases están formadas por señales con perturbaciones simples o combinadas. Concretamente en este trabajo se han tenido en cuenta 10 clases diferentes que corresponden a:

- Armónicos (C0)
- Huecos (C1)
- Sobretensiones (C2)
- Transitorios oscilatorios (C3)
- Flickers (C4)
- Hueco con armónicos (C5)
- Sobretensión con armónicos (C6)
- Transitorio oscilatorio y hueco (C7)
- Transitorio oscilatorio y sobretensión (C8)
- Transitorio oscilatorio con armónicos (C9)

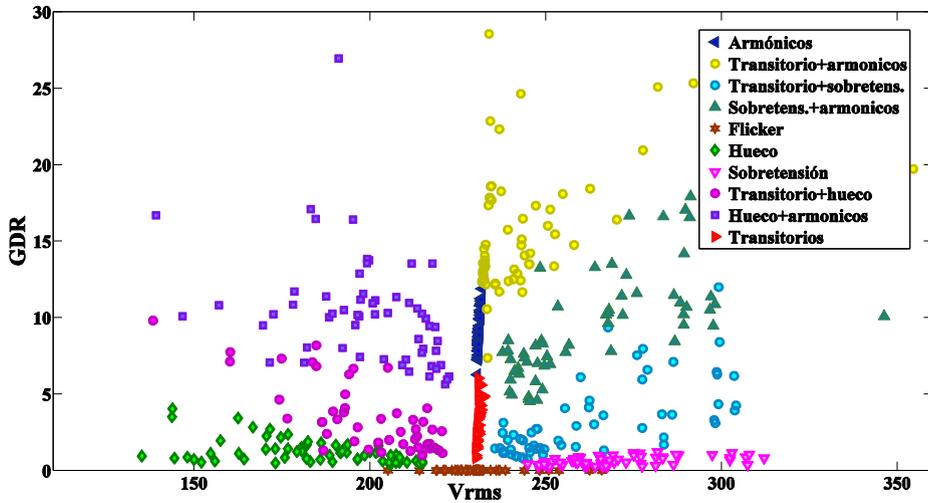


Figura 5.15. Representación 2D de los vectores de características de las clases seleccionadas.

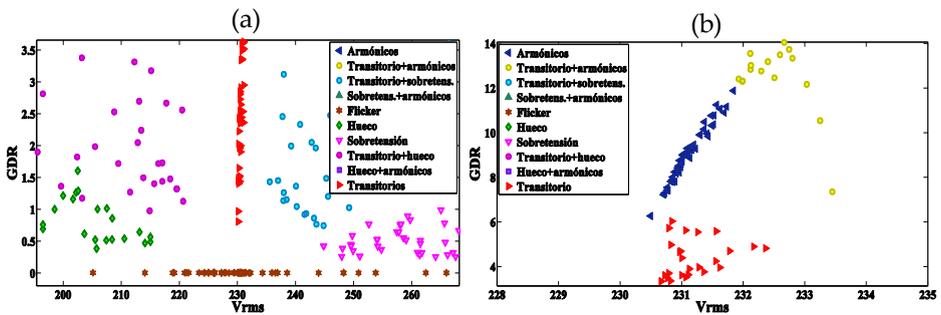


Figura 5.16. Zoom sobre la Figura 5.15. (a) En la parte inferior central. (b) Sobre la parte central.

Al ser el vector característico bidimensional, se puede representar en un gráfico 2D, como se muestra en Figura 5.15. Sin embargo, resulta una zona central muy densa, donde parece que se solapan los vectores característicos. Las Figura 5.16 (a) y (b), muestran una ampliación de la escala en la zona, donde puede observarse la separación física entre las muestras; esto va a dar lugar a una clasificación sencilla.

Al tratarse de un problema de clasificación multiclase, existen dos métodos para combinar múltiples clasificaciones binarias, como se menciona en el apartado 4.3.4, el *OVR* y el *OVO*. Se ha optado por utilizar éste último básicamente por la simplicidad de uso que presenta. Además se ha tenido en cuenta la limitación que presenta Matlab al usar el método alternativo *OVR*, ya que exige que los grupos formados por las funciones utilizadas para el entrenamiento y clasificación consten del mismo número de elementos; en este caso habría una clase con 100 elementos y otra con 900, correspondiente al resto de clases juntas.

Las combinaciones de SVM binarias necesarias para el entrenamiento y clasificación con el método *OVO* vienen dadas por la expresión:

$$\frac{k(k-1)}{2} \quad (5.25)$$

Si tenemos en cuenta que $k=10$ clases, el procedimiento básico consiste en confrontar un total de 45 veces cada señal, clasificarla entre todas las duplas posibles entre las 10 perturbaciones, como se muestra en la Figura 5.17. Este algoritmo utiliza un método de votación para identificar la clase a la que pertenece cada perturbación. A lo largo de este proceso, los resultados de cada confrontación se van acumulando con mayor incidencia en torno a la perturbación correcta y el resto en los grupos de alrededor. Esta perturbación es finalmente identificada en la clase que más veces resulta ganadora en este proceso selectivo múltiple.

Puede darse una situación de empate en el número de veces que gana una clase; en este caso se efectúa un segundo análisis realizando una clasificación entre las clase implicadas, y siguiendo de nuevo el mismo razonamiento inicial, la que más veces sea *ganadora* será la clase a la que pertenezca la perturbación. Para esta segunda vuelta de confrontaciones se considera como parámetro auxiliar la duración de la perturbación T_0 obtenida en el bloque anterior. En el caso de perturbación estacionaria a esta duración se le asigna un valor cero.

Así el algoritmo clasificador se puede representar mediante el diagrama de flujo mostrado en la Figura 5.18, donde en el caso de que las clases C_0 o C_4 , correspondientes a armónicos o flickers respectivamente, sea alguna de las clases motivo del empate, es el parámetro T_0 quien decide la clasificación. El empate no puede darse entre estas dos clases porque como puede verse en la Figura 5.16 (a) las clases están bien diferenciadas.

En cualquier caso, una posible razón de que se produzca una coincidencia en el

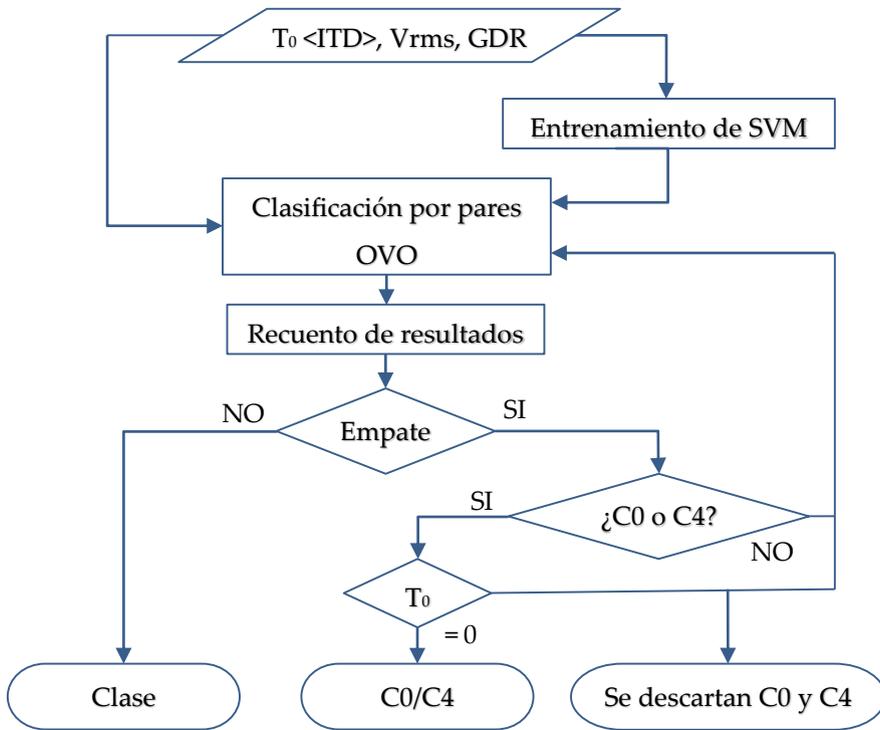


Figura 5.18. Algoritmo clasificador

Por último, una vez finalizado el proceso de entrenamiento, el clasificador es capaz de catalogar correctamente cualquier perturbación de la tensión o de la intensidad que esté incluida en cualquiera de las 10 clases evaluadas.

5.5. Validación experimental

Para validar experimentalmente los resultados obtenidos se ha realizado en el laboratorio un montaje que trabaja con tensiones e intensidades perturbadas aplicadas a cargas reales. El montaje parte de un generador de perturbaciones diseñado como instrumento virtual en Labview, denominado Pandora⁴, cuyas señales se amplifican a valores reales de tensión monofásica y se aplican directamente a diferentes tipos de cargas lineales, midiéndose en éstas la tensión y la

⁴ Fue diseñado durante el proyecto de investigación: “Vigilancia de la calidad de las ondas de tensión e intensidad en la interconexión de fuentes de energía renovables a la red eléctrica” del Plan Nacional I+D. Ministerio de Ciencia y Tecnología. Consejo Superior de Investigaciones Científicas - Universidad de Sevilla. DPI2002-04420-C03-01. 1-12-2002 hasta 30-11-2005.

intensidad. Estas señales son recogidas en un PC para su análisis y clasificación con un nuevo instrumento virtual multifunción implementado en Matlab®.

5.5.1. Descripción del sistema de medida

Se ha empleado una estructura hardware y se ha desarrollado un software para la implementación del sistema de medida. En el desarrollo software se han empleado técnicas de instrumentación virtual en el entorno de programación de Matlab con la herramienta Guide.

Se ha utilizado un generador de perturbaciones programadas acoplado a un amplificador de potencia para emular el comportamiento de una fuente de tensión perturbada que se aplica a cargas reales. La Figura 5.19 muestra un esquema general del montaje seguido.

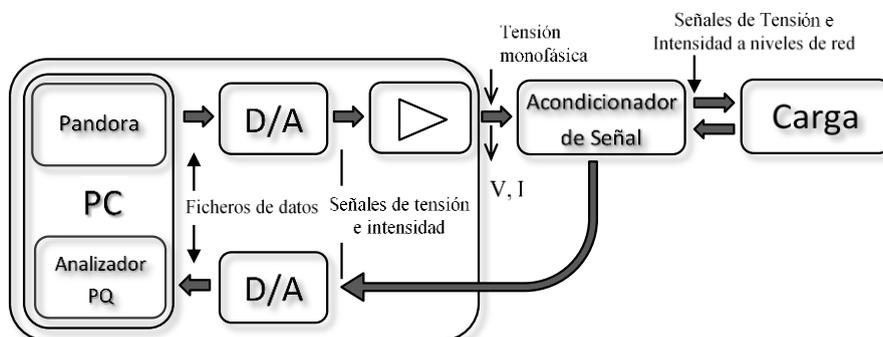


Figura 5.19. Esquema del montaje experimental diseñado para la medida de la calidad de la señal eléctrica.

La estructura hardware está formada por:

- Circuito acondicionador.
- Sistema de adquisición de datos.
- Fuente de potencia programable.
- Ordenador personal.

El esquema eléctrico del circuito acondicionador viene dado en la Figura 5.20. Para la medida de la tensión y de la intensidad se utilizan los dispositivos LEM LV25-P y LEM LA25-NP respectivamente, que son transductores de alta precisión en circuitos electrónicos con aislamiento galvánico entre primario, para alta tensión, y secundario, para baja tensión, basado en el principio de compensación magnética que permite la medida de corrientes continuas, alternas e impulsos. El LEM LV25-P tiene un rango de medida de entrada de 10V a 500V, con un rango de frecuencia de

150kHz y una precisión de $\pm 0.8\%$ para una corriente nominal eficaz en el primario de 10mA y cuando se utiliza una alimentación de $\pm 15V$ de continua, como la indicada en la Figura 5.20. El rango superior de tensión presenta una restricción en la medida de transitorios limitándolos hasta 500V. Las características completas de ambos aparecen en [8].

La resistencia de 50 k Ω , conectada entre uno de los bornes de tensión de la red y el dispositivo LEM LV 25-P, es de alta disipación con el objetivo de que pueda resistir tensiones del orden de cientos de voltios. En el transductor de intensidad LEM LA25-NP se utiliza una configuración fija con tres vueltas en el circuito primario limitando la intensidad a 8A.

En los extremos de las resistencias de 100 Ω se tienen los valores de tensión e intensidad, dentro de un rango apropiado para ser leídos por la tarjeta a través de dos de sus canales en modo diferencial. En la selección de este valor, se ha tenido en cuenta la relación entre las intensidades nominales de entrada y salida, de modo que la tensión de salida nunca sobrepase el rango de entrada de la tarjeta de adquisición de datos (DAQ) de $\pm 10V$. Se ha considerado un posible transitorio de tensión elevado.

Las señales de salida de los transductores LA 25-PN y LV 25-P son flotantes, y para poder ser medidas por el sistema diferencial del DAQ han de llevar incorporadas unas resistencias (10 k Ω), y se ha de dotar a la DAQ de una referencia a masa para el correcto funcionamiento del amplificador de la misma. Estas resistencias han de tener el valor adecuado, de modo que aisle de la referencia de la medida a la fuente y por otro lado que no afecte al rango de entradas del dispositivo.

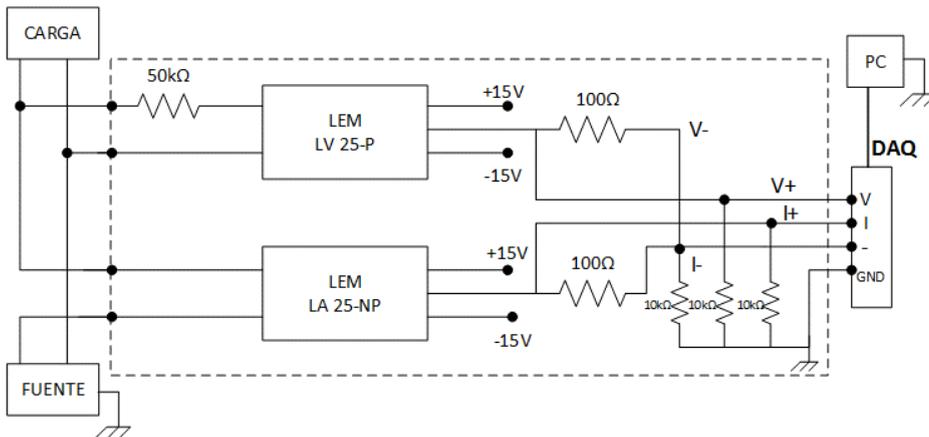


Figura 5.20. Esquema de la tarjeta de acondicionamiento.

Este acondicionador además lleva incorporado un filtro paso baja RC para eliminar componentes de alta frecuencia. Los valores seleccionados para el mismo dejan pasar frecuencias inferiores a 5000 Hz; teniendo en cuenta que la frecuencia de muestreo

es de 12800Hz, la frecuencia máxima de la señal va a estar en 6400 Hz y por tanto, va a filtrar aquellas componentes comprendidas entre 5000 y 6400 Hz que en la mayoría de los casos están asociadas al ruido.

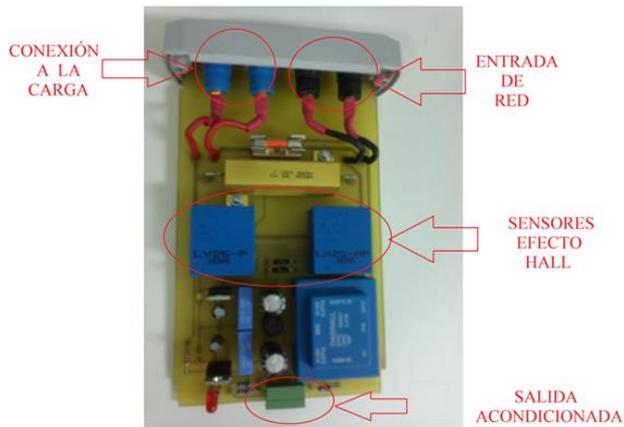


Figura 5.21. Módulo acondicionador de señal.

El sistema de adquisición está compuesto por una tarjeta NI USB-6259; es una tarjeta de adquisición de datos (DAQ) Multifunción de alta velocidad de la Serie M con conexión USB de 16-Bit optimizado para una precisión superior a velocidades de muestreo más altas. Obtiene 8 entradas diferenciales. Las entradas analógicas son convertidas con 16 bits de resolución muestreadas a 1.25MS/s.

La tarjeta de adquisición de datos (Figura 5.22) tiene una doble función, por un lado, permite la escritura de la señal analógica que Pandora genera hacia la fuente, y por otro lee la señal analógica que el acondicionador le manda.

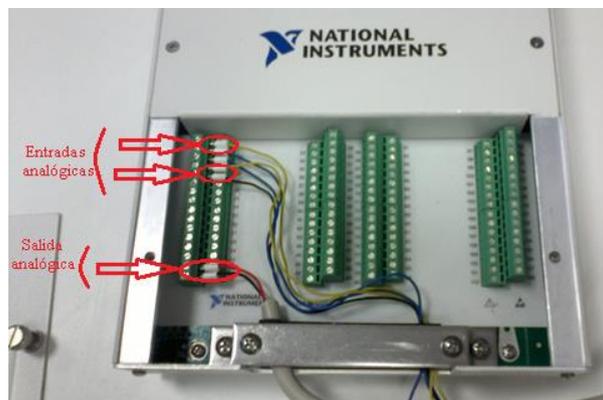


Figura 5.22. Tarjeta de adquisición de datos.

En el muestreo de múltiples canales, destinado para señales de tensión e intensidad monofásicas, se utiliza el muestreo cuasi-instantáneo que es el que permite la tarjeta;

presenta el inconveniente de una lectura de canales no simultánea, y por consiguiente, se ha de recurrir a la interpolación de las muestras al realizar operaciones en tiempo real con ambas señales o cometer errores asumibles.

La tarjeta de adquisición de datos debe realizar la conversión de la señal analógica en digital, para ello, utiliza un multiplexor analógico (Mux), amplificadores de medida, el sistema de retención (Sample and Hold S/H) y el convertidor analógico digital (A/D). El multiplexor selecciona los canales para su lectura, donde transcurre cierto tiempo entre muestras de cada canal, provocando que dicho muestreo cuasi instantáneo sea conveniente para aplicaciones donde el tiempo entre muestras no es relevante. En este caso se selecciona la opción de realizar un muestreo con el número de muestras constante y múltiplo de dos, de modo que las transformadas actúen correctamente.

La fuente de potencia programable es Pacific Modelo 320, que aunque en el esquema mostrado en la Figura 5.19 actúa como amplificador, en algunas ocasiones se ha usado directamente como fuente de señal perturbada, asumiendo por tanto las características de la tensión que se pretende emular.

La fuente programable usada como amplificador cumple los siguientes requerimientos:

- 1) Tensión de salida de hasta ± 600 V de pico.
- 2) Potencia de salida máxima: 1.2 kVA.
- 3) Ancho de banda a máxima potencia (30–5 kHz).
- 4) $THD < 0.2\%$.

Permite amplificar la señal de entrada con una relación de transformación de 50, la relación de transformación del dispositivo amplificador es de 25 y mediante programación se aplica un factor multiplicativo de 2. La entrada se produce desde la tarjeta de adquisición de datos por un cable J5 conectado en la parte posterior de la fuente. La salida está disponible en una caja de bornes a diferentes tipos de cargas.

La estructura software está formada por un generador de perturbaciones automático denominado Pandora, diseñado con Labview que permite una configuración completa de las señales requeridas para la simulación de las diferentes perturbaciones eléctricas, y por un sistema analizador de la calidad de la señal eléctrica, diseñado con Matlab a través de su interfaz de usuario Guide.

Pandora es capaz de generar patrones de señales eléctricas de tensión, monofásica y trifásica, basadas en los parámetros definidos por el usuario, de este modo perturbaciones estacionarias y/o no estacionarias pueden ser modeladas. La Figura 5.23 muestra el panel frontal para el caso monofásico, donde se ha programado una doble perturbación: un hueco y un transitorio.

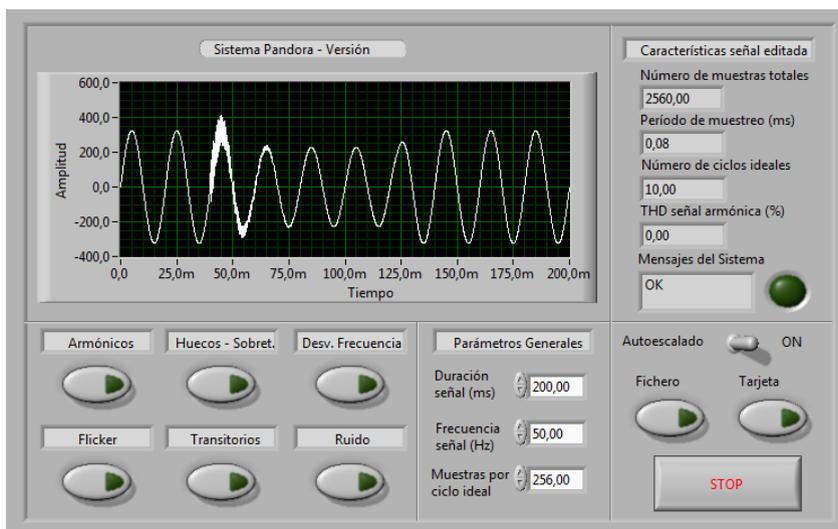


Figura 5.23. Panel frontal de Pandora.

Una secuencia típica de operación consiste en una puesta en marcha de configuración, donde todas las variables toman sus valores por defecto, y una operación principal, donde los parámetros que definen la señal se modifican y se ejecuta Pandora. Este programa establece una secuencia de procesos como se indica en la Figura 5.24. En primer lugar se selecciona la entrada y el usuario define los parámetros; seguidamente la señal se construye de acuerdo con estas especificaciones, y finalmente el patrón se envía a un archivo o al DAQ.

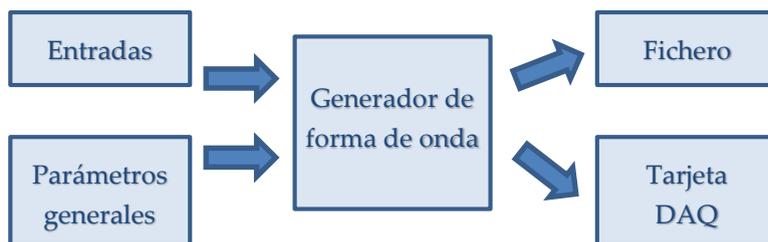


Figura 5.24. Diagrama general de generación con Pandora.

Con este sistema es posible sintetizar cualquier tipo de forma de onda en el rango de frecuencia de interés para la emulación de un sistema de potencia real; está diseñado para programar perturbaciones como se describen en las citadas normas de calidad eléctrica.

El dispositivo analizador de calidad eléctrica diseñado se describirá en el siguiente apartado junto a los resultados experimentales obtenidos.

En la Figura 5.25 se muestra la disposición de los elementos descritos anteriormente

para el montaje experimental.

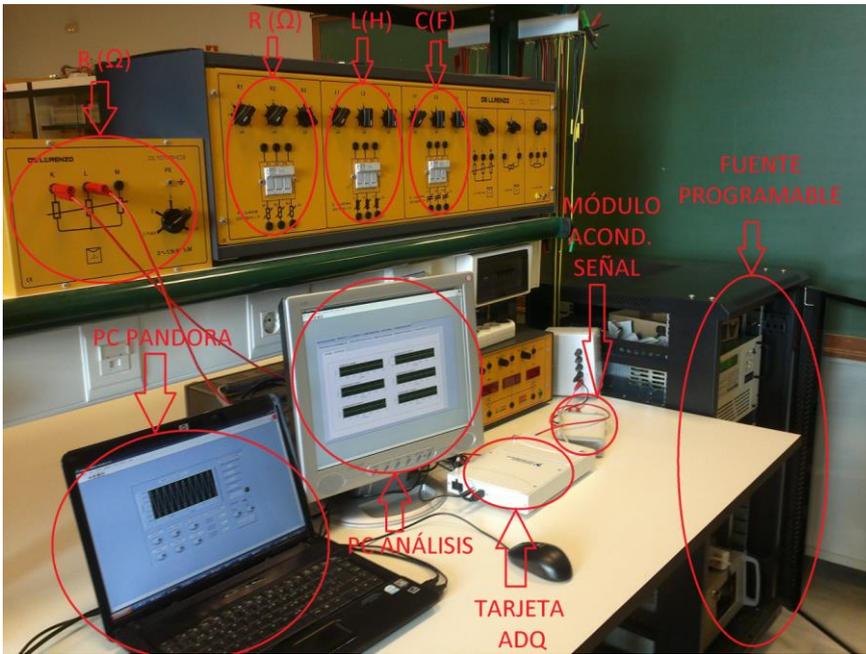


Figura 5.25. Componentes principales del montaje experimental.

5.5.2. Resultados

En la Figura 5.26 se esquematiza el montaje experimental, donde las perturbaciones pueden obtenerse tanto a partir de la fuente programable como del sistema Pandora.

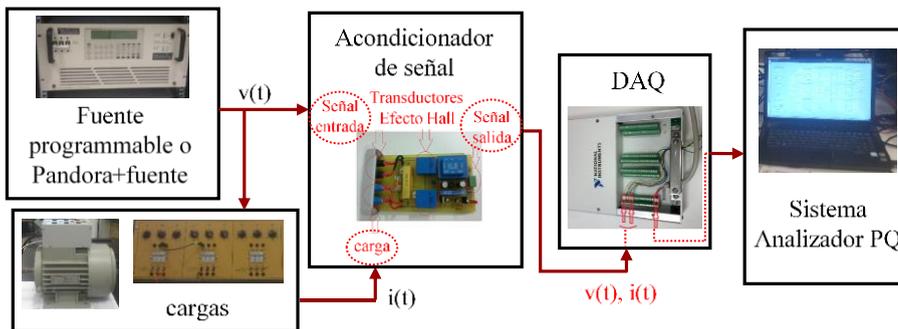


Figura 5.26. Esquema del montaje experimental.

El sistema analizador de calidad está implementado en Matlab, y presenta una

interfaz de usuario con el entorno gráfico Guide. Este sistema procesa los datos que provienen de la tarjeta DAQ y es capaz de evaluar diferentes aspectos relacionados con la calidad de la señal.

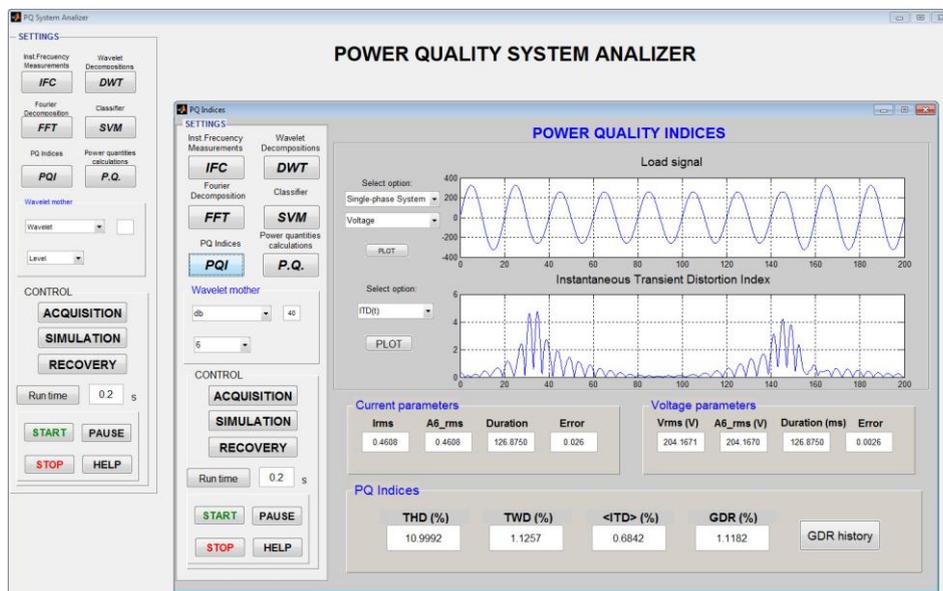


Figura 5.27. Interfaz de usuario del sistema analizador desarrollado para el cálculo de índices de calidad.

Para llevar a cabo el diagnóstico de la calidad eléctrica este sistema puede medir y representar:

- Frecuencia instantánea de la red, se puede realizar un seguimiento de sus cambios en un intervalo de medida de un ciclo basado en el instrumento virtual presentado en [2].
- Armónicos. Representación de los mismos mediante diagramas para magnitudes y fases.
- Cálculo de índices de calidad y representación de los datos obtenidos a partir de las señales medidas.
- Análisis wavelet, con representaciones de la descomposición por niveles seleccionados por el usuario.
- Clasificación de las perturbaciones presentes en la señal basada en SVM.
- Términos de potencia en el dominio wavelet y de Fourier especificados en la norma IEEE standard 1459-2010.

En la Figura 5.27 se muestra el panel frontal correspondiente al cálculo de índices de calidad. En la columna de la izquierda se pueden ver las diferentes opciones que

permite realizar el programa.

Este trabajo se centra en mostrar los resultados obtenidos de dos de éstas aplicaciones fundamentalmente, a saber, el cálculo de índices de calidad y la clasificación de las perturbaciones basadas en SVM.

5.5.2.1. Comportamiento ante señales con ruido

En la captura de las señales se ha mantenido constante el número de muestras de las mismas con el objetivo de que tanto la FFT como la DWT puedan calcularse correctamente. Se toman ventanas de 4096 muestras, correspondientes a 16 ciclos de 256 muestras/ciclo, ya que la frecuencia de muestreo es de 12800Hz. Al ser 4096 múltiplo de 2 ambos algoritmos funcionan correctamente. Para el caso de la DWT, una vez calculados los 6 niveles de descomposición se desprecian los 3 primeros ciclos y los 3 últimos, de este modo la ventana efectiva para el cálculo de los PQI es de 10 ciclos como establece la norma [7], y sobretodo, se consigue evitar los no deseados efectos de borde que conlleva el análisis wavelet inherente.

El efecto adverso del ruido sobre el rendimiento en la detección de eventos, la localización de tiempos y también sobre los esquemas de clasificación basados en wavelets, es bastante conocido, debido a las dificultades de separar dicho ruido de las perturbaciones en bandas de altas frecuencias. En estos casos, usando una técnica adecuada de eliminación de ruido en la etapa de preprocesamiento, o en la etapa de extracción de características, esta limitación puede ser resuelta.

La naturaleza del índice $ITD(t)$ establece una relación instantánea entre la energía de la perturbación y la energía de la componente fundamental de la señal. En la mayoría de los casos la energía del evento es mayor que la correspondiente al ruido, en consecuencia, el $ITD(t)$ permite detectar el evento y medir su duración incluso en señales ruidosas correspondientes a situaciones reales. Por ello, aunque los valores de los distintos PQI varíen, es posible detectar las perturbaciones y usar estos valores en el entrenamiento de la SVM para clasificar con el menor error posible las mismas.

La Figura 5.28 (a) presenta una señal perturbada generada en la fuente programable y su $ITD(t)$ se muestra en la (c). Una versión con ruido de esta señal se mide en una carga del montaje experimental ilustrado en la Figura 5.26 y se representa en (b); puede comprobarse en (d) que es posible obtener una alta precisión en el cálculo de la duración del evento sobre $ITD(t)$ en señales con ruido.

Para probar cuantitativamente la forma en la que el método propuesto trabaja bajo distintas situaciones con ruido presente, se han considerado diferentes niveles de ruidos blancos gaussianos con una relación señal-ruido (SNR) de 30 a 50 dB. En estas condiciones de ruido, el método funciona correctamente hasta un valor mínimo de 34 dB de SNR. Este valor, corresponde al caso límite en el que el ruido muestra picos de casi el 2% de la magnitud de la señal de entrada original. En virtud de este valor, los resultados comprometidos corresponden, en primer lugar, a aquellos eventos

que tienen una alta sensibilidad al parámetro T_0 , y en segundo lugar, a aquellos que tienen una variación de amplitud suave.

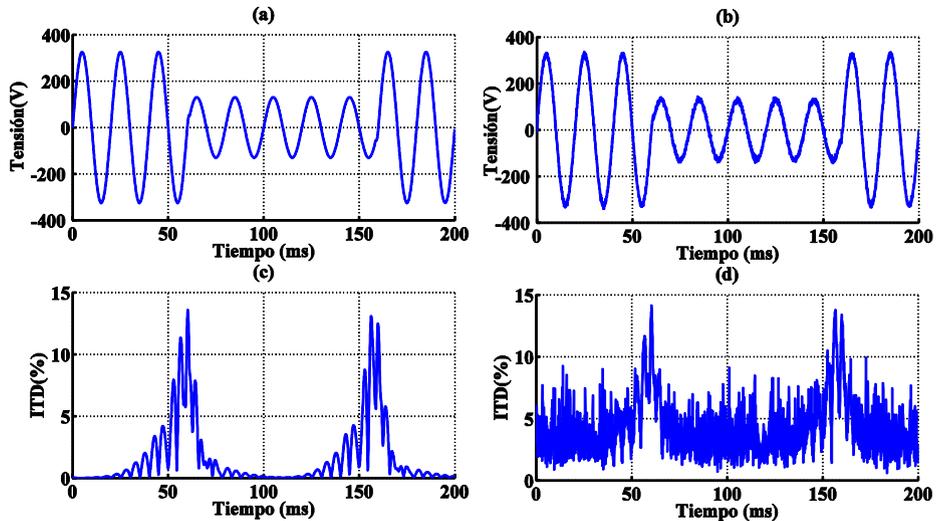


Figura 5.28. (a) Hueco de tensión generado con la fuente programable. (b) Tensión medida en una carga a la que se ha aplicado la señal (a). (c) ITD(t) de la señal mostrada en (a). (d) ITD(t) de la señal con ruido añadida mostrada en (b).

En particular, como consecuencia del ruido, el 10% de las perturbaciones pertenecientes a la clase C7 (transitorios-hueco) han resultado mal clasificadas debido a las características similares entre las clases C1-C7. Un ejemplo de este caso se muestra en la Figura 5.28(a) y (b), donde los vectores de entrada (k_1, k_2) son (175.20, 2.58) y (175.46, 6.53), respectivamente. Como puede observarse, el aumento del parámetro GDR, k_2 , en el segundo caso con ruido, da lugar a confusión con la zona de la clase C7.

De forma análoga, sobretensiones con ruido añadido de la clase C2 a veces se confunden con las de la clase C8 (transitorios-sobretensión). Por otro lado, el resto de las clases se clasifican con precisión.

5.5.2.2. Resultados obtenidos del cálculo de PQI

Para ilustrar los resultados obtenidos con el cálculo de los distintos índices de calidad se muestran una serie de tensiones distorsionadas con los diferentes tipos de perturbaciones estacionarias y/o no estacionarias estudiadas, y se obtienen los valores de los PQI, que son tabulados para realizar un estudio comparativo. Así en la Figura 5.29 se pueden ver tensiones perturbadas pertenecientes al grupo C0 y C1 con sus respectivos $ITD(t)$. En la Figura 5.30 se representan las tensiones perturbadas pertenecientes a las clases C2 en (a) y C3 en (b).

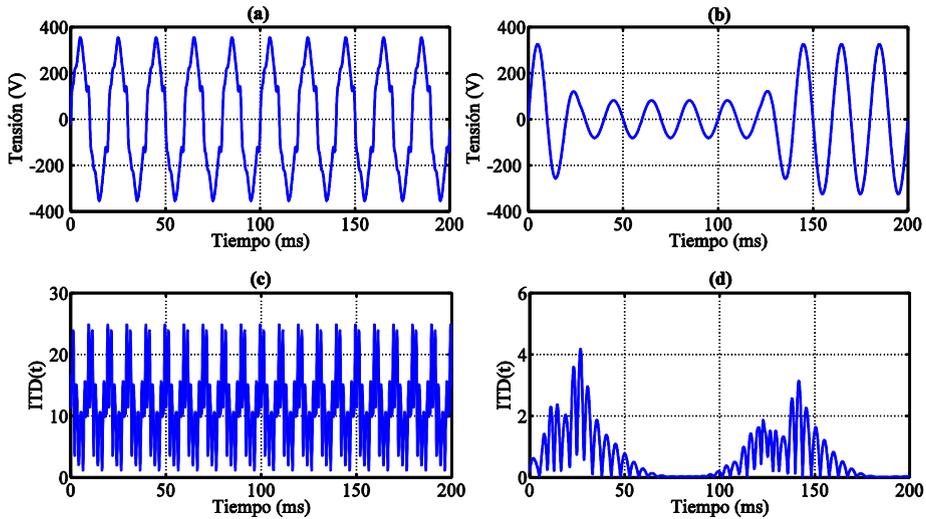


Figura 5.29. (a) Tensión con armónicos (C0), (b) ITD(t) de (a) en %. (c) Hueco de tensión (C1), (d) ITD(t) de (b) en %.

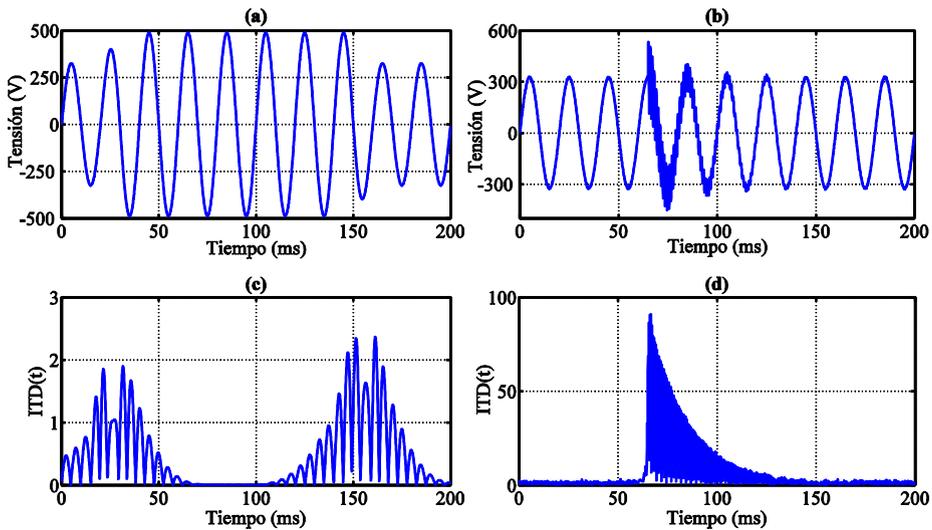


Figura 5.30. (a) Sobretensión (C2), (b) ITD(t) de (a) en %. (c) Tensión con transitorio oscilatorio (C3), (d) ITD(t) de (b) en %.

En la Figura 5.31 se representan las clases de perturbaciones C4 en (a) y C5 en (b), en la Figura 5.32 se muestran unas tensiones pertenecientes a las clases C6 y C7, y por último en la Figura 5.33 están representadas las clases C8 y C9.

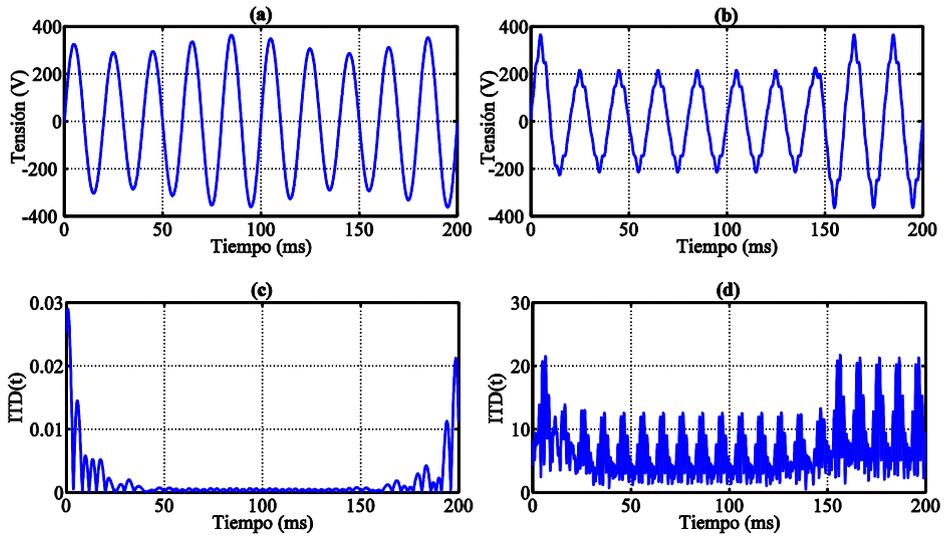


Figura 5.31. (a) Flicker (C4), (b) ITD(t) de (a) en %. (c) Hueco de tensión con armónicos (C5), (d) ITD(t) de (b) en %.

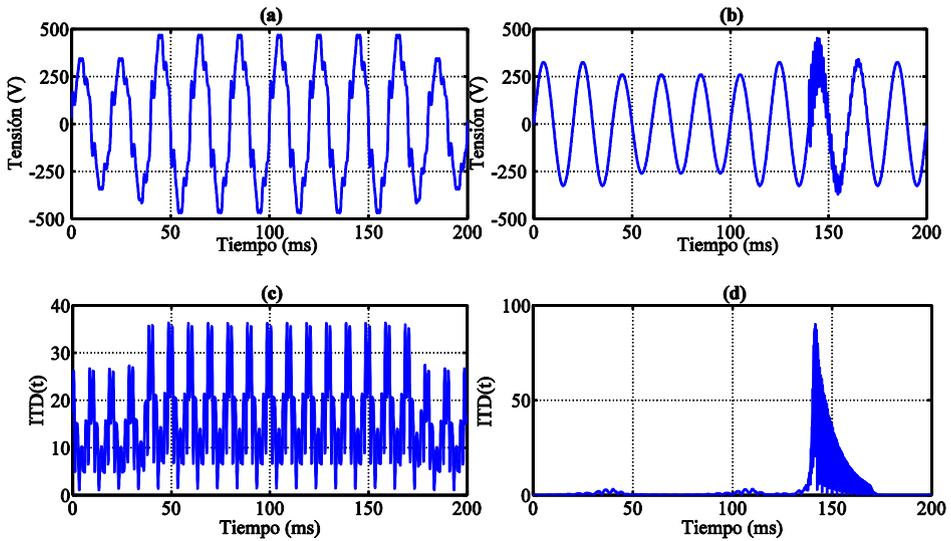


Figura 5.32. (a) Sobretensión con armónicos (C6), (b) ITD(t) de (a) en %. (c) Hueco de tensión con transitorio oscilatorio (C7), (d) ITD(t) de (b) en %.

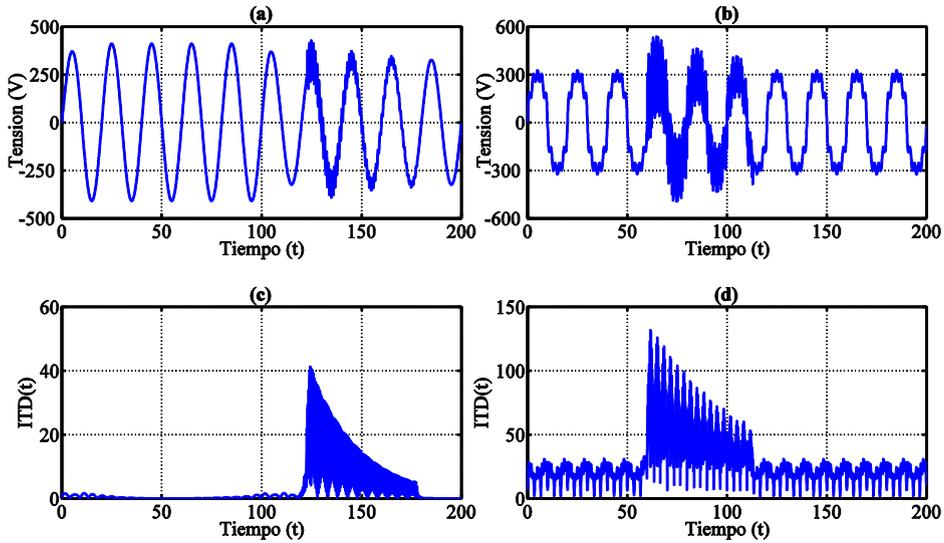


Figura 5.33. (a) Sobretensión con transitorio impulsivo (C8), (b) $ITD(t)$ de (a) en %. (c) Tensión con transitorio oscilatorio y armónicos (C9), (d) $ITD(t)$ de (b) en %.

Se puede comprobar comparando las representaciones de los distintos $ITD(t)$, que en el caso de perturbaciones no estacionarias la duración de la misma puede ser medida directamente en dichas señales.

Por otro lado, la magnitud del ITD está relacionada con el efecto de dichas perturbaciones sobre la tensión fundamental; así todas aquellas tensiones que contienen transitorios cuya magnitud es del orden de la mitad o un tercio de la fundamental aproximadamente, se refleja en un porcentaje alto en la porción de señal en la cual están presentes. En el caso de los armónicos representados, que son estacionarios pero de magnitud inferior al transitorio (de hasta el 40% de la fundamental), permanecen durante toda la señal. El ITD representativo de las variaciones de la amplitud de la tensión, tales como huecos y sobretensiones, sólo refleja el comienzo y el fin de tales eventos, pero no es capaz de distinguir entre ellos y su magnitud es muy pequeña en comparación con las otras perturbaciones tratadas, ya que las variaciones de frecuencia que provocan éstas están principalmente en torno a la fundamental, y sólo se magnifica en el comienzo y el final de los eventos.

Otro aspecto que se puede observar en la señal del $ITD(t)$ para las variaciones de la amplitud de la tensión, es que el número de lóbulos que presenta en torno al principio y al final de dichos cambios está relacionado con el tiempo que tarda en producirse el evento, es decir, si la subida o bajada de la tensión se hace de forma progresiva o brusca, siendo menor en este último caso.

También se puede comprobar el efecto del ruido en una tensión perturbada con un

transitorio oscilatorio como la que se muestra en la Figura 5.30 (b); el $ITD(t)$ mostrado en (d) refleja el ruido, que puede observarse claramente en las partes de la señal donde no está presente el transitorio; como la magnitud del evento es muy superior al ruido, éste prácticamente no es visible. Este efecto es diferente en el ITD del hueco mostrado en la Figura 5.28, donde su magnitud si es considerable en comparación a la magnitud de la perturbación.

En la Tabla 5-9 se muestran los valores de los diferentes índices de calidad abordados en esta tesis para cada una de las diez perturbaciones mostradas en las figuras anteriores. Las dos primeras columnas indican el valor del THD calculado por dos procedimientos diferentes. El primero parte del cálculo de la FFT en una ventana de 200 ms correspondientes a 10 ciclos de la frecuencia fundamental, por lo que es capaz de detectar todos los cambios de frecuencia de la señal considerada múltiplos de 5Hz. El segundo cálculo del THD se realiza en base a la FFT sobre un ciclo de la señal a la frecuencia fundamental, por lo que sólo tiene en cuenta los armónicos múltiplos de 50 Hz. Puede comprobarse que el resultado obtenido es diferente para cada clase, excepto en la clase C0 correspondiente a la tensión con armónicos, donde lógicamente coinciden. Esta diferencia se hace muy notable en aquellas señales con perturbaciones en la amplitud de la señal y en el flicker.

Se muestra también el parámetro *duración*, en función del cual se pondera el $\langle ITD \rangle$ para dar el GDR. Este parámetro únicamente se ha definido con un valor cero para el caso de perturbaciones estacionarias como armónicos o flicker. Se han enmarcado en rojo los dos parámetros que se usan para distinguir una clase de perturbación de otra, y se comprueba que en caso de que coincidan en alguno de estos parámetros, el otro resulta ser decisivo. Para resaltar más los resultados obtenidos con estos parámetros se muestran en la Tabla 5-10 los valores obtenidos del cálculo en un grupo de cuatro señales de cada clase.

Tabla 5-9. Índices de calidad de las 10 perturbaciones correspondientes a las 10 clases clasificadas.

	THD(5Hz)	THD(50Hz)	TWD	$V_{RMS}(V)$	duración	$\langle ITD \rangle$	GDR
C0	13.2305	13.2305	13.2305	232.0043	0	12.0433	12.0433
C1	60.4861	0.5678	1.0360	154.7166	136.2500	0.6628	1.1144
C2	17.2147	0.5894	0.7232	308.5038	153.9844	0.4626	0.8187
C3	14.7238	6.7370	14.7180	232.6374	35	6.7060	7.8795
C4	8.4279	0.1120	0.0044	228.5403	0	0.0018	0.0035
C5	27.1730	7.9360	8.2165	171.5284	140.5469	7.0637	12.0276
C6	21.8731	17.8301	17.8535	294.9068	150	15.8859	27.8004
C7	15.1195	3.9356	11.0297	216.3237	25.2344	3.6099	4.0654
C8	13.3929	3.5493	7.6410	262.2846	40.9375	3.4201	4.1202
C9	33.5161	24.6755	33.5143	242.5798	38.2813	27.9093	33.2514

Tabla 5-10. Índices de calidad para cuatro perturbaciones de cada clase

	THD(5Hz)	THD(50Hz)	TWD	V _{RMS} (V)	duración	<ITD>	GDR
Armónicos C0	9.4659	9.4659	9.4658	231.0281	0	9.0358	9.0358
	18.7693	18.7693	18.7692	234.0162	0	16.8808	16.8808
	16.2733	16.2733	16.2729	233.0255	0	15.6274	15.6274
	14.8226	14.8226	14.8225	232.5129	0	14.1822	14.1822
Huecos C1	17.6458	0.0454	1.2342	198.5234	118.6719	0.6284	1.0012
	29.4791	0.2396	1.2242	163.3732	163.9844	0.7781	1.4161
	25.1619	1.3303	2.2056	193.6494	104.5313	1.1106	1.6911
	17.0691	0.2163	0.5735	192.0866	139.2969	0.3184	0.5402
Sobretensión C2	10.9922	0.0056	0.4971	261.4991	120.8594	0.2872	0.4608
	10.0401	0.5010	0.9000	271.9189	154.8438	0.4901	0.8695
	14.6416	0.7448	1.2158	277.0824	123.1250	0.5645	0.9120
	22.3867	0.2573	0.4222	331.6110	141.7188	0.2816	0.4811
Transitorios C3	6.7469	2.8201	6.7477	230.5558	38.9063	2.4382	2.9125
	6.2647	2.2678	6.2574	230.6040	26.4063	1.9913	2.2542
	12.9876	4.4675	12.9834	231.7804	24.7656	4.2302	4.7540
	9.8448	3.6521	9.8369	231.1073	30	3.1566	3.6301
Flicker C4	4.9497	0	0.0048	230.2816	0	0.0019	0.0019
	4.2426	0	0.0049	230.2069	0	0.0020	0.0020
	8.9925	0.2988	0.0050	231.9967	0	0.0020	0.0020
	6.9865	0.0402	0.0052	225.6532	0	0.0021	0.0021
Arm+Huec C5	9.3452	5.4727	5.4734	218.8706	70.7813	4.9173	6.6575
	26.7304	9.8604	9.9114	197.8297	0	8.5943	8.5943
	56.0755	19.1920	19.4319	139.1308	151.9531	16.6889	29.3685
	23.2290	12.0540	12.1135	201.9319	90.1563	10.2037	14.8034
Arm+Sob C6	8.3492	5.1292	5.1207	249.6251	97.8125	4.6033	6.8547
	15.5748	9.3544	9.4266	274.1053	121.25	8.3331	13.3851
	17.7511	12.1465	12.2015	289.6987	130.1563	10.3241	17.0428
	15.0321	12.0651	12.0784	303.9419	180.0781	10.3106	19.5942
Tran+Huec C7	6.6999	1.1797	2.5390	199.6453	33.2813	1.1689	1.3634
	27.6011	6.6413	14.0769	192.5215	36.7969	6.0897	7.2102
	39.0491	4.9087	13.2109	145.7391	176.6406	5.6357	10.6131
	27.0609	5.3702	11.5247	184.2264	34.6875	5.3825	6.3161
Tran+Sob C8	9.8141	2.3333	6.4969	245.9802	27.1094	2.1804	2.4759
	19.3097	3.3625	8.2980	321.3869	30.3125	3.4143	3.9317
	19.4125	5.5977	12.6089	278.9465	40.1563	5.4795	6.5797
	16.9749	3.3638	7.3998	285.8568	34.6875	3.4810	4.0848
Arm+Tran C9	16.3872	13.3366	16.3866	233.0319	12.7344	14.2125	15.1174
	9.2901	6.6154	9.2898	229.2332	17.1875	7.0075	7.6097
	17.8684	13.1480	17.8677	233.6429	14.0625	14.1441	15.1386
	12.5924	9.2370	12.5921	231.8075	13.8281	10.1358	10.8366

Se han enmarcado en color verde las columnas correspondientes a los THD para las tensiones que contienen perturbaciones en la amplitud de la misma; se puede ver

cómo los valores de ambas columnas son muy diferentes entre sí, de manera que cuando se presenta únicamente un hueco o una sobretensión, la magnitud del THD calculado en una ventana de 50Hz es muy pequeño en comparación al otro, que tiene una magnitud considerable y, además es de un orden similar al del TWD. En aquellas tensiones que contienen también otro tipo de perturbación esta diferencia es menor, pero es debido a la aportación de esta nueva perturbación.

Los resultados correspondientes a la clase C0 reflejan un alto grado de similitud entre los índices THD, TWD, <ITD> y GDR. El hecho de que los nuevos índices <ITD> y GDR sean de una magnitud muy parecida ya se comentó en los apartados 3.4 y 3.5 donde fueron definidos. También puede comprobarse que aunque las definiciones de los índices propuestos (<ITD> y GDR) sean diferentes al THD o a su versión wavelet equivalente TWD, en estos casos la diferencia entre índices es inferior al 10%.

Otro aspecto a tener en cuenta a la vista de los resultados reflejados en esta tabla, es el comportamiento de los índices propuestos en el análisis de los transitorios; se observa que el valor del THD de la primera columna coincide con el del TWD mientras que los valores correspondientes al <ITD> y GDR son inferiores. Aunque un transitorio oscilatorio es un evento severo mientras está ocurriendo, en la ventana de tiempo en la que es considerado para su promedio, pasa más desapercibido. El índice GDR pondera el resultado en función de la duración, dándole mayor magnitud cuando su efecto es más duradero. El índice que mejor refleja el comportamiento de estos eventos es el instantáneo $ITD(t)$ mostrado en la Figura 5.30.

En el caso de los flicker, los índices basados en wavelets no reflejan la perturbación, ya que el contenido en frecuencia de la misma es inferior a 50 Hz y en consecuencia está incluido en la componente de aproximación a_6 de la descomposición wavelet. Para extraer su contenido en frecuencia se hace necesario seguir aumentando los niveles de descomposición hasta que la perturbación aparezca. Por ello, el valor del GDR y <ITD> son prácticamente nulos; sin embargo el efecto de la perturbación se ve reflejado en el valor eficaz de la tensión, por lo que pueden ser correctamente clasificados.

Como consecuencia de todo lo expuesto en este apartado, se concluye que el índice $ITD(t)$ muestra el carácter instantáneo de la perturbación teniendo en cuenta la relevancia de cualquier cambio repentino introducido. En cambio el índice GDR considera su promedio de energía sobre la ventana de observación. De este modo, el GDR permite distinguir entre diferentes perturbaciones y puede ser utilizado a efectos de clasificación. En particular, dicho índice diferencia la mayoría de las perturbaciones propuestas, dando importancia tanto a la amplitud como a la duración de las mismas. Así eventos transitorios están perfectamente caracterizados por este procedimiento. Sin embargo, las señales con huecos o sobretensiones, al tener el mismo contenido de frecuencia, son indistinguibles por cualquiera de los índices, por lo que el valor RMS tiene que ser considerado como un índice auxiliar.

5.5.2.3. Resultados obtenidos en la clasificación con SVM

Cada vez que el sistema detecta una perturbación, ésta es sometida a un proceso de clasificación. El planteamiento de este trabajo ha tenido como prioridad establecer una óptima selección de características de las diferentes señales. Para el clasificador se optó por una SVM con el método uno-contra-uno (OVO), por los motivos expresados en el apartado 5.4.

El panel frontal del bloque clasificador SVM se muestra en la Figura 5.34. Tras cargar la señal, el programa se ejecuta mostrando el resultado de la clasificación en pantalla. Además, en la ventana de comandos de Matlab aparecen los resultados de la clasificación OVO de las 45 parejas enfrentadas, detallando las veces que ha resultado ganadora cada clase y el resultado final de la clase vencedora.

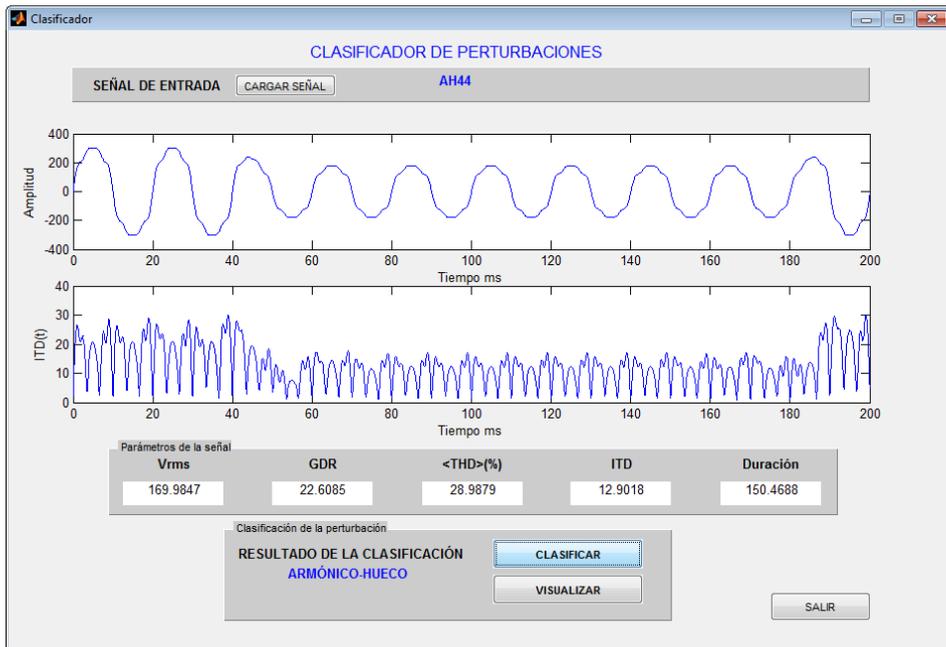


Figura 5.34. Panel frontal del clasificador SVM.

A modo de ejemplo, para la perturbación mostrada en la Figura 5.34, los resultados del número de victorias conseguidas por cada clase tras las 45 confrontaciones de pares son:

- 'ARM' [7]
- 'ARMHUC' [9]
- 'ARMSOB' [4]
- 'ARMTRA' [5]

'HUC'	[2]
'SOB'	[2]
'TRA'	[5]
'TRAHUC'	[8]
'TRASOB'	[3]

La clase que más exitosa resulta ser es la C5 correspondiente a armónicos más hueco.

También puede ejecutarse el programa para visualizar todo el proceso de clasificación. Las diferentes opciones de visualización dan acceso ventanas emergentes que permiten ver un mapa donde están representados los vectores de todas las señales que han sido usadas para el entrenamiento, las fronteras entre la clase ganadora y las demás, la posición que ocupa en el mapa dicha perturbación, así como las representaciones individuales del resultado de la confrontación de la clase a la que pertenece dicha señal con las demás.

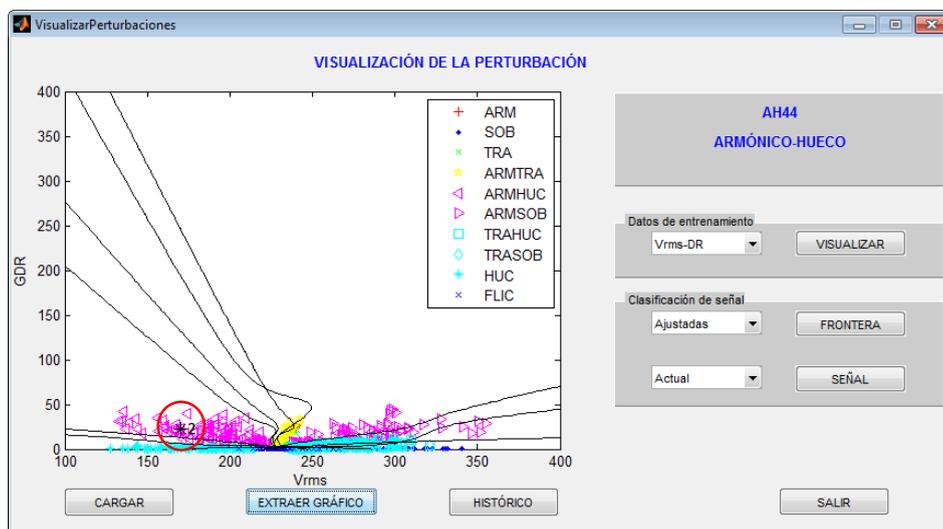


Figura 5.35. Entorno gráfico para mostrar resultados del entrenamiento y clasificación de la perturbación.

La Figura 5.35 presenta la ventana donde se visualiza el resultado de la clasificación de la perturbación mostrada en la Figura 5.34. Tras ejecutar la opción *extraer gráfico* una nueva ventana emergente permite mostrar con mayor detalle las fronteras trazadas entre las clases enfrentadas, así como la posición de dicha perturbación en la gráfica. Esta representación se muestra en la Figura 5.36.

Al seleccionar en el menú de *clasificación de señal* de la Figura 5.35 la opción de *todas en frontera*, se pueden ver cada una de estas gráficas individualmente, es decir, el resultado de cada enfrentamiento entre la clase en la que se ha clasificado la

perturbación finalmente y las demás. Estas gráficas se presentan en la Figura 5.37.

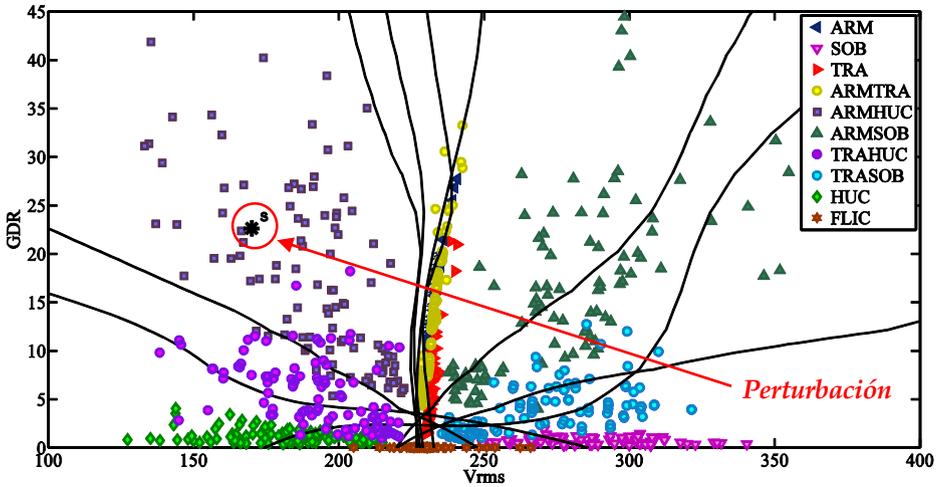


Figura 5.36. Representación de los vectores característicos y fronteras entre la clase de la perturbación clasificada y el resto.

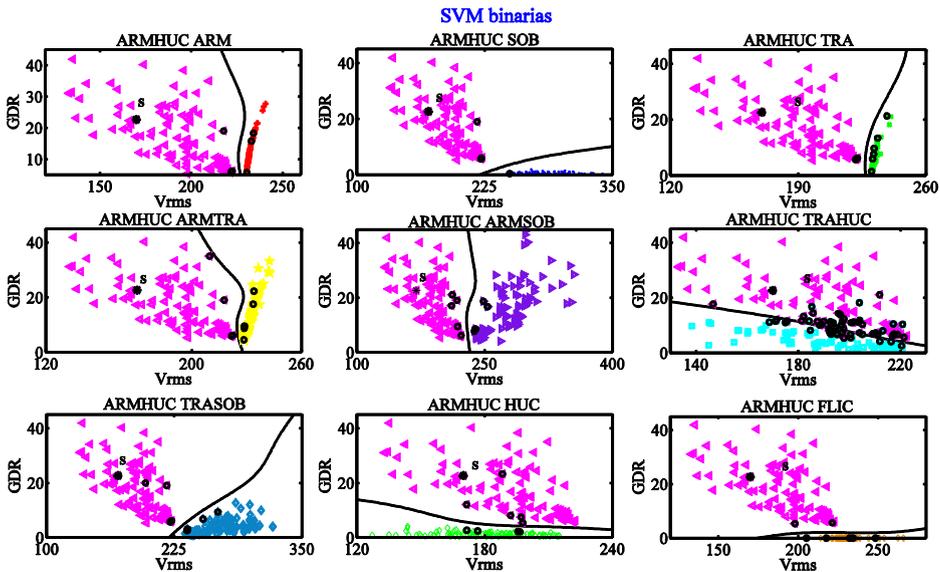


Figura 5.37. SVM binarias de la perturbación frente a las 9 clases restantes.

Puede comprobarse en la Figura 5.37 la posición de la perturbación clasificada en la clase C5 respecto de cada una de las nueve clases restantes por separado. También se representan los vectores soporte que son marcados por un círculo negro en cada una de las gráficas. Puede comprobarse en cada una de ellas que la señal clasificada se encuentra en la zona de la gráfica adecuada al tipo de perturbación que presenta.

Los resultados obtenidos con un ejemplo de perturbación de cada clase se ilustran en el Apéndice, donde se muestran las ventanas de clasificación de cada una, con sus correspondientes índices, el resultado final de la clasificación y las ventanas de visualización, una con las diferentes fronteras ajustadas y otra con cada una de las SVM binarias.

En la Tabla 5-11 se presentan los resultados de la clasificación basados en un total de 1000 señales de tensión usadas como test, entre las que se incluye un elevado número de señales con ruido y SNR superior o igual a 34 dB. Los resultados de la clasificación acertados están dispuestos en la diagonal de la tabla y los incorrectos en las posiciones no diagonales de la misma.

Tabla 5-11. Resultados de la clasificación de señales perturbadas

Clase correcta	Clases posibles										Exactitud	
	C0	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C9	(%)
C0	97	0	0	1	0	0	0	0	0	2	2	97
C1	0	89	0	0	0	0	0	11	0	0	0	89
C2	0	0	89	0	0	0	0	0	11	0	0	89
C3	2	0	0	98	0	0	0	0	0	0	0	98
C4	0	0	0	0	100	0	0	0	0	0	0	100
C5	0	0	0	0	0	97	0	3	0	0	0	97
C6	0	0	0	0	0	0	98	0	0	2	2	98
C7	0	3	0	0	0	3	0	94	0	0	0	94
C8	0	0	3	0	0	0	3	0	94	0	0	94
C9	2	0	0	0	0	0	2	0	0	96	96	96
Tasa de éxito (%)											94.2	

5.6. Resumen del capítulo

En este capítulo se ha descrito todo el proceso metodológico usado en el análisis, detección y clasificación de perturbaciones con la SVM propuesta.

En un primer bloque destinado al procesamiento de la señal, cabe destacar las contribuciones hechas en la selección de la wavelet madre analizante, lo que permite incrementar de manera significativa la eficacia del propio análisis wavelet.

Posteriormente se acomete la obtención de los parámetros que han de caracterizar a la señal y servir como precursores de los vectores de entrada del clasificador. En este contexto es donde la aplicación de los índices de calidad propuestos revela toda su potencialidad. Así, se hacen patentes las ventajas que aporta el índice instantáneo ITD en la evolución temporal de los eventos, se muestra la utilidad del GDR y se justifica la necesidad de incorporar el valor RMS como un índice de apoyo.

A continuación se detalla el bloque de clasificación basado en una SVM multiclase. Se define su entrenamiento en base a las clases de eventos estudiados y se describe su funcionamiento mediante un algoritmo basado en el método OVO.

Con el propósito de validar el método propuesto, se realiza un montaje experimental cuyo sistema de medida se describe de forma pormenorizada.

Finalmente se exponen los resultados obtenidos mediante un software desarrollado como sistema analizador, capaz de incorporar tanto la medida de los aspectos relacionados con la calidad, como fundamentalmente la parte correspondiente al módulo de inteligencia artificial basado en SVM. Con esta herramienta se obtiene la clasificación exitosa de 10 tipos de eventos, en los que se incluyen tanto los simples como algunas de las combinaciones más frecuentes de los mismos.

La mayor parte del trabajo desarrollado en este capítulo ha sido presentado en [9].

5.7. Bibliografía

- [1] Milton J.S., Arnold J.C., "Introduction to probability and statistics: principles and applications for engineering and the computing sciences," McGraw Hill series in probability and statistics, 2nd edit., 1990.
- [2] López A., Montañó J.C., Castilla M., Gutiérrez J., Borrás M.D., Bravo J.C., "Power System Frequency Measurement Under Nonstationary Situations", IEEE Trans. on Power Del., vol. 23, no. 2, pp. 562-567, Apr. 2008.
- [3] Jacobsen E., Lyons R., "The sliding DFT," IEEE Signal Processing Magazine, pp. 74 - 80, vol. 20, no. 2, 2003.
- [4] Percival D.B., Walden A.T., "Wavelet Methods for Time Series Analysis". Cambridge University Press. New York, USA. 2000.
- [5] Costa F.B., "Fault-Induced Transient Detection Based on Real-Time Analysis of the Wavelet Coefficient Energy," IEEE Transactions on Power Delivery, pp. 140 - 153, vol. 29, no. 1, 2014.
- [6] Definitions for the Measurement of Electric Quantities Under Sinusoidal, Non-Sinusoidal, Balanced, or Unbalanced Conditions, IEEE Std. 1459-2010, 2010.
- [7] Testing and Measurement Techniques—Power Quality Measurement Methods, IEC Std. 61000-4-30, 2008.
- [8] LEM (2014). Voltage Transducer LV 25-P, y Current Transducer LA 25-NP: http://www.lem.com/docs/products/lv_25-p_sp5.pdf.
<http://www.lem.com/docs/products/la%2025-np.pdf>
- [9] Borrás M. D., Bravo J. C., Montano J. C., "Disturbance Ratio for Optimal Multi-Event Classification in Power Distribution Networks," IEEE Trans. on Industrial Electronics, vol. 63, no. 5, pp. 3117-3124, May 2016.

6. CONCLUSIONES Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN

“Las ideas no duran mucho. Hay que hacer algo con ellas.”

Santiago Ramón y Cajal

El objetivo principal de este trabajo de tesis se ha centrado en la detección, identificación y clasificación de las principales perturbaciones presentes en las redes eléctricas de forma eficaz. Para ello se ha optado por establecer una metodología que aparece sobre todo en los últimos cinco años y sigue teniendo plena vigencia. En esta línea, se propone la combinación de los métodos de transformadas basados en wavelets con los sistemas de inteligencia artificial, en particular con las máquinas de soporte vectorial SVM, que superan con creces en fiabilidad, simplicidad y rapidez a los resultados encontrados en estudios previos llevados a cabo con redes neuronales.

6.1. Conclusiones

Atendiendo a los objetivos particulares citados en el capítulo primero de esta tesis, puede concluirse que la eficacia del método propuesto reside en la sencillez del entrenamiento de las SVM, lo que le confiere una gran rapidez en la clasificación de eventos, con un alto grado de éxito en la misma. Además, este sistema resulta de gran versatilidad por la facilidad con la que es capaz de incorporar nuevos patrones de entrenamiento que puedan resultar de nuevos escenarios en las redes eléctricas. Por este motivo, su alto grado de adaptación a futuros cambios en la calidad de la señal eléctrica queda garantizado.

La originalidad del planteamiento realizado estriba en la minimización de los datos de entrada del bloque de clasificación asumido por las SVM, que quedan simplificados a un par: el índice de calidad GDR creado ex profeso y el V_{RMS} . Esto supera claramente los métodos similares empleados por otros estudios basados en grandes vectores de características. La intención de la definición del nuevo índice GDR, y su combinación complementaria con el tradicional valor eficaz de la señal, ha de entenderse en este afán ya citado de máxima simplificación para las SVM. Así se ha optado por relegar la complejidad del método al bloque de análisis de los eventos. Desde este punto de vista, el índice propuesto GDR merece mayor relevancia si cabe, ya que no sólo ha de condensar los aspectos característicos fundamentales de cada señal perturbada, sino que ha de hacerlo de la forma más concisa posible y con el menor gasto computacional. Para este cometido ha sido necesario una gran dedicación al conocimiento del tratamiento de la señal eléctrica con diferentes métodos de transformadas, en particular con wavelets. Como consecuencia de este estudio, se ha conseguido establecer un criterio original para la selección óptima de la wavelet madre que mejor se adapta a las características propias de las señales eléctricas con múltiples perturbaciones.

Además, el desarrollo de una herramienta virtual ha proporcionado la monitorización en un montaje experimental y ha facilitado la visualización de los parámetros característicos propuestos y de todo el proceso de clasificación de eventos para validar la metodología propuesta.

La consecución del trabajo realizado en esta tesis ha dado lugar a varias publicaciones entre las que se destaca la más reciente. Además se está redactando la solicitud de patente del sistema analizador desarrollado.

6.2. Propuestas para futuras líneas de investigación

Uno de los objetivos que se perfila en el horizonte más próximo de las aplicaciones del presente trabajo es la implementación del método propuesto en dispositivos de bajo coste. En particular se ha hecho un primer acercamiento sólo con placas de desarrollo comerciales con microprocesadores incorporados (Arduino) que han resultado inapropiados por sus bajas prestaciones para los propósitos expuestos en este trabajo. Sin embargo, esas prestaciones mejoran significativamente con elementos híbridos. Se está trabajando en la idea de utilizar los citados dispositivos mayormente en el bloque de adquisición de la señal y completar la implementación del bloque de procesamiento con sencillas placas SBC (Single-Board Computer), en particular las de la familia Raspberry Pi.

Otros de los objetivos a desarrollar son:

- La extensión de la metodología empleada a sistemas trifásicos, incorporando los desequilibrios de las componentes simétricas de la tensión

y generalizando los índices monofásicos en una expresión global.

- La utilización de los criterios de selección de la wavelet madre establecidos para una óptima minimización del derrame en frecuencia de los filtros. Esto garantizará una correcta identificación de los distintos términos de la potencia eléctrica tanto en el dominio temporal como frecuencial.
- Integración en el sistema analizador desarrollado de una generalización del índice de calidad instantáneo $ITD(t)$ propuesto, para que incorpore un análisis pormenorizado de aquellas perturbaciones que impliquen frecuencias inferiores a 50 Hz, como es el caso del flicker y subarmónicos, ya que el actual sólo clasifica el flicker.
- Aplicación a la detección, análisis y diagnóstico de fallos en máquinas eléctricas en tiempo real.

APÉNDICE

En este apéndice se recogen los resultados de las clasificaciones realizadas en un ejemplo de cada clase considerada; se ha tomado una perturbación y se muestran las ventanas de clasificación de cada una, donde figuran los correspondientes índices, el resultado de la clasificación y las ventanas de visualización, una con las diferentes fronteras ajustadas y otra con cada una de las SVM binarias, así como los resultados numéricos de los 45 pares de enfrentamientos con SVM binarias.

Ejemplo 1: Armónicos (clase C0)

La tensión con armónicos utilizada como ejemplo de la clase C0 se muestra en la siguiente figura procedente del módulo clasificador; en la parte inferior se puede comprobar el resultado de la correcta clasificación.

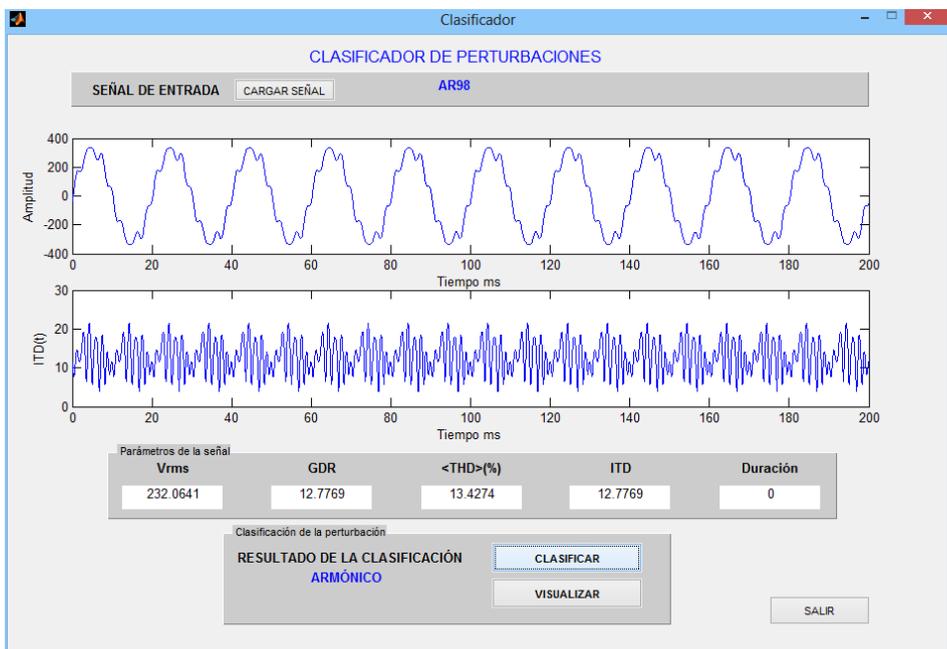


Figura A.1. Panel frontal del clasificador con SVM mostrando la tensión con armónicos.

El resultado de los 45 pares de enfrentamientos es:

'ARM'	[9]
'ARMHUC'	[5]
'ARMSOB'	[6]
'ARMTRA'	[8]
'HUC'	[2]
'SOB'	[2]
'TRA'	[7]
'TRAHUC'	[3]
'TRASOB'	[3]

Donde puede verse claramente que la clase ganadora con 9 victorias es "ARMÓNICO".

La ventana de visualización de la perturbación se muestra en la Figura A.2.

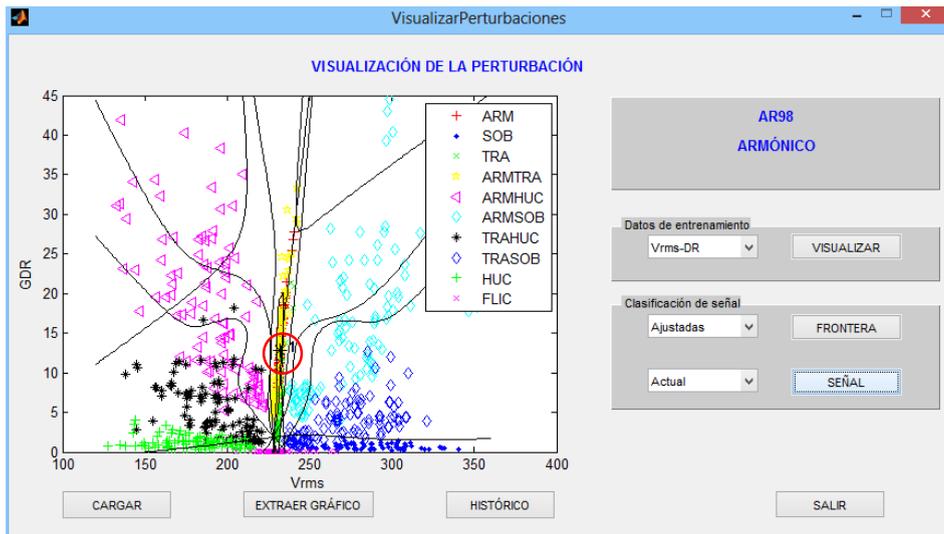


Figura A.2. Visualización de la perturbación en el plano de vectores característicos con sus respectivas fronteras.

La Figura A.3 muestra dicha representación una vez seleccionada la opción *extraer gráfico*, donde se puede ver más claramente la posición del vector característico de esta perturbación, así como las fronteras de separación entre la clase C0 y cada una de las restantes. La Figura A.4 muestra individualmente las gráficas de los enfrentamientos de la clase C0 con las demás.

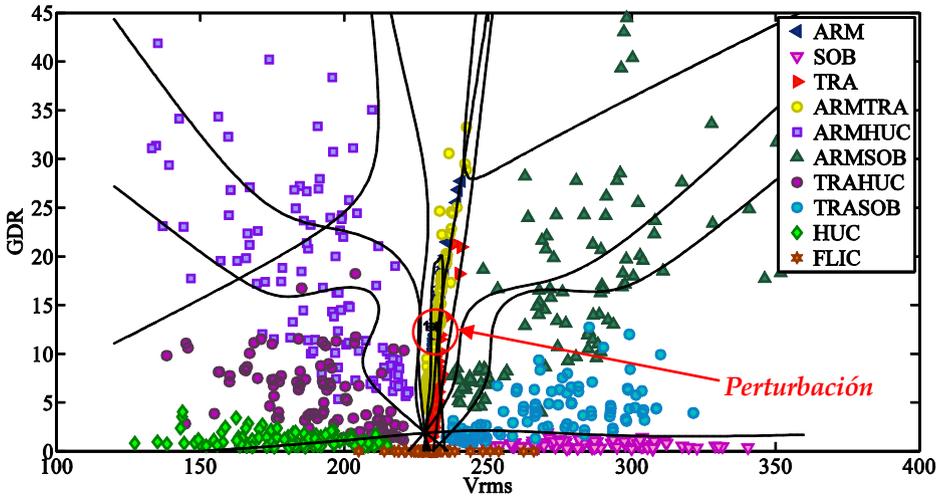


Figura A.3. Gráfico extraído del panel de visualización.

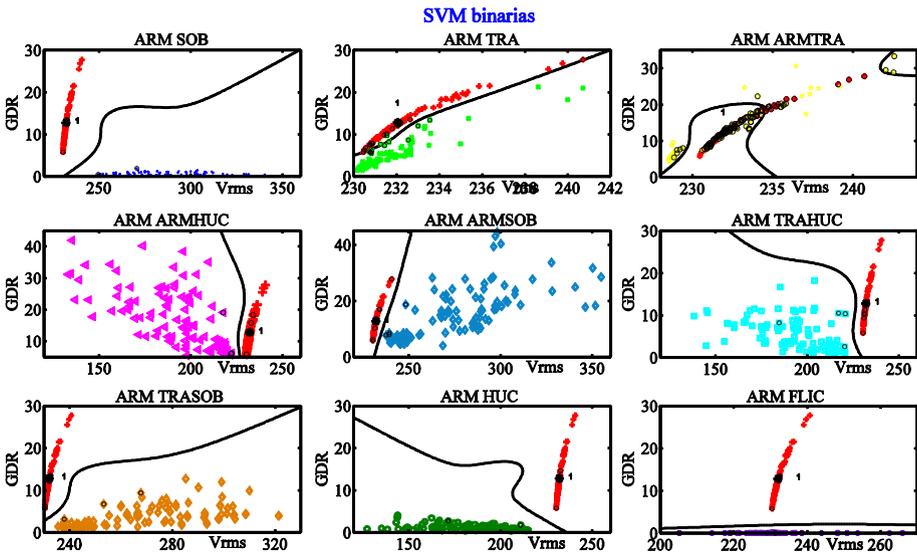


Figura A.4. Gráfico extraído con la representación de todas las fronteras individualmente.

Puede comprobarse en la Figura A.4 que la perturbación queda perfectamente clasificada de forma clara, excepto en el enfrentamiento entre las clases C0 y C9, representado en la gráfica superior derecha, donde se mezclan los vectores de ambas clases.

Ejemplo 2: Hueco de tensión (clase C1)

El hueco de tensión utilizado como ejemplo de la clase C1 se muestra en la Figura A.5 procedente del módulo clasificador; en la parte inferior se puede comprobar el resultado de la correcta clasificación, así como los parámetros que la caracterizan.

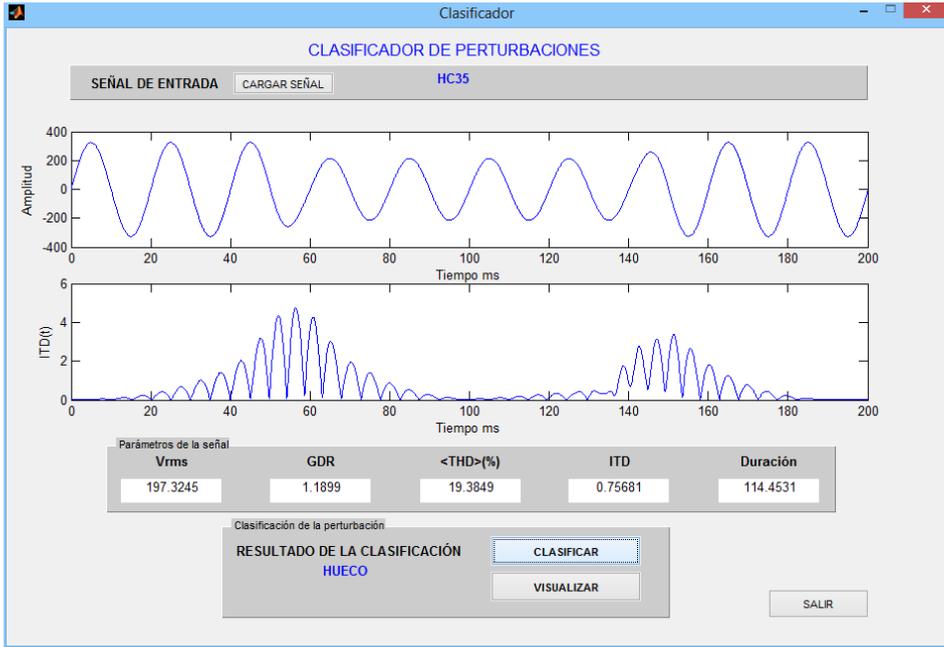


Figura A.5. Panel frontal del clasificador con la perturbación a clasificar.

Los resultados de la clasificación son:

'ARM' [5]
 'ARMHUC' [6]
 'ARMSOB' [2]
 'ARMTRA' [6]
 'FLIC' [2]
 'HUC' [9]
 'SOB' [1]
 'TRA' [4]
 'TRAHUC' [8]
 'TRASOB' [2]

Y puede comprobarse que la clasifica como "HUECO" ya que es la clase que más veces gana en cada uno de los 45 enfrentamientos.

El panel frontal que permite visualizar la perturbación se muestra en la Figura A.6, y una representación 2D de los vectores característicos extraídos, marcando la perturbación, se muestra en la Figura A.7.

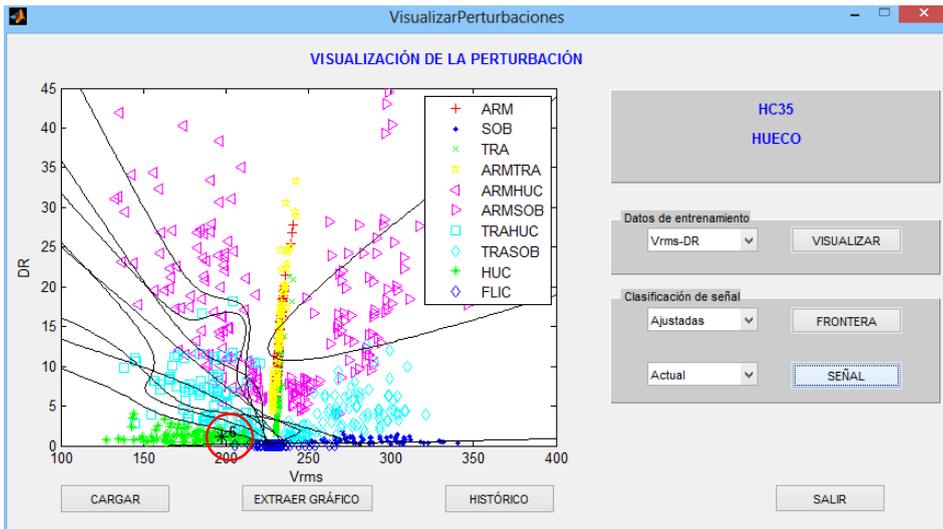


Figura A.6. Visualización de la perturbación en el plano de vectores característicos con sus respectivas fronteras.

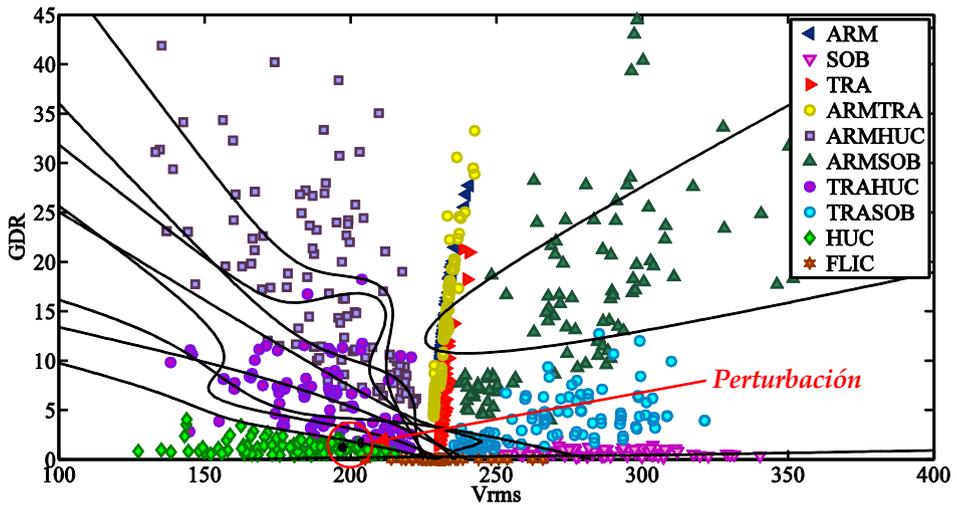


Figura A.7. Gráfico extraído del panel de visualización.

En la Figura A.8 se muestran individualmente las gráficas de los enfrentamientos de la clase C1 con cada una de las restantes. Como puede comprobarse, la separación entre clases es amplia excepto en el enfrentamiento entre las clases C1 (hueco) y C7 (transitorio+hueco), que están muy próximas pero no mezcladas.

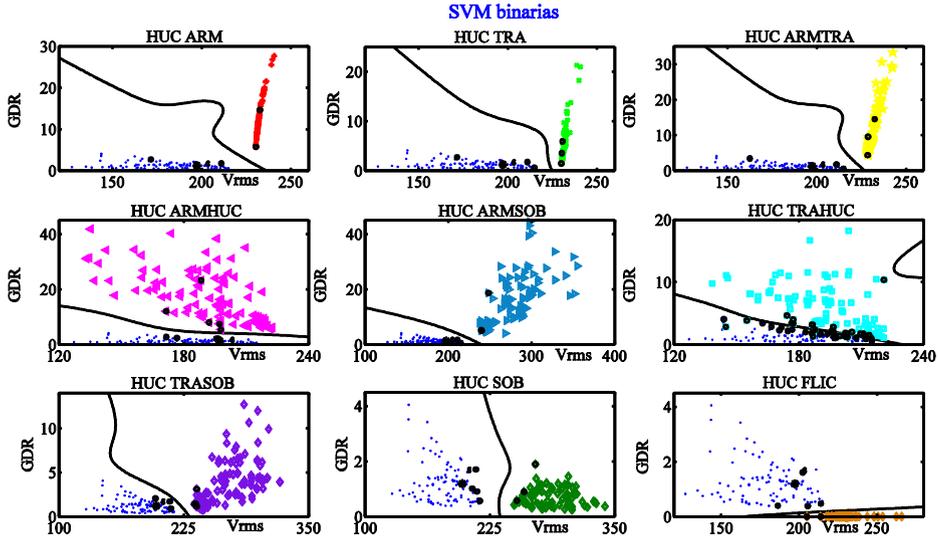


Figura A.8. Gráfico extraído con la representación de todas las fronteras individualmente.

Ejemplo 3: Sobretensión (clase C2)

El panel frontal del bloque SVM que muestra los datos de la sobretensión tomada como ejemplo se muestra en la Figura A.9. Los resultados de la clasificación obtenidos de los 45 pares de SVM binarias son:

- 'ARM' [3]
- 'ARMHUC' [2]
- 'ARMSOB' [6]
- 'ARMTRA' [5]
- 'FLIC' [3]
- 'HUC' [1]
- 'SOB' [9]
- 'TRA' [6]
- 'TRAHUC' [2]
- 'TRASOB' [8]

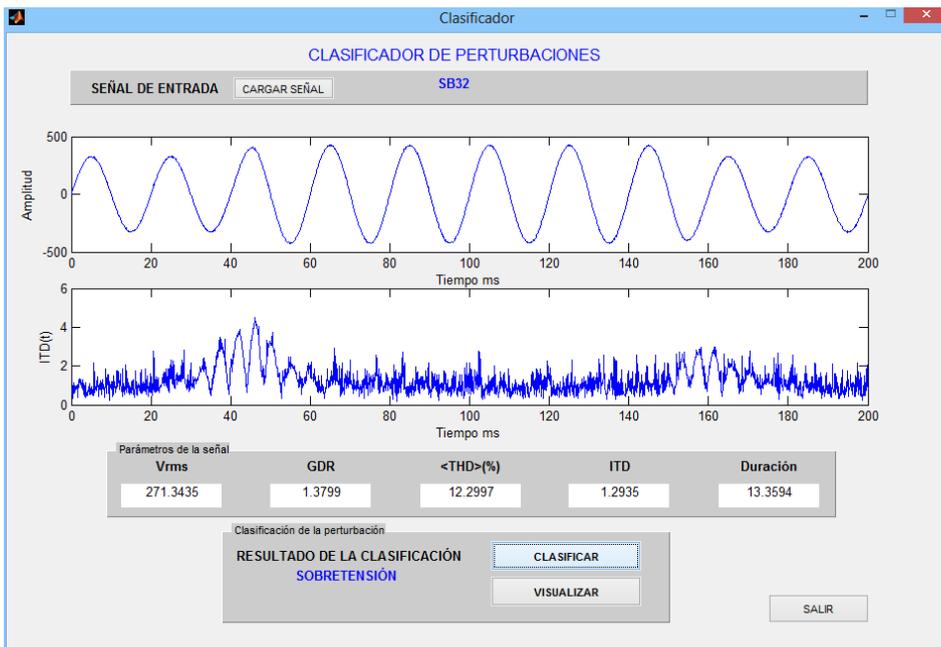


Figura A.9. Panel frontal del clasificador SVM con una sobretensión.

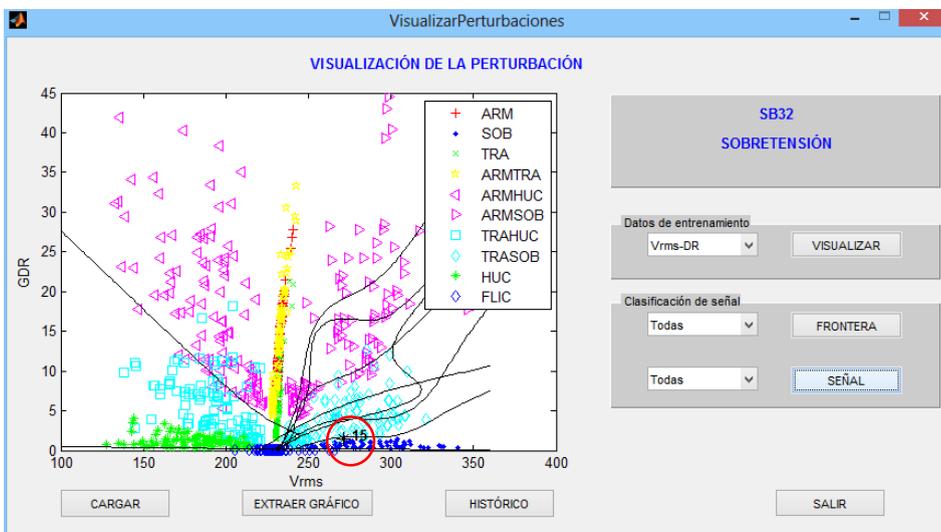


Figura A.10. Panel de visualización del mapa de vectores característicos junto a sus correspondientes fronteras.

Como puede verse en la gráfica del ITD(t), se trata de una señal con ruido, lo que ha provocado que en el proceso de clasificación, la clase C8 correspondiente a sobretensión con transitorio haya resultado ganadora en 8 enfrentamientos frente a las 9 victorias de la clase real C2.

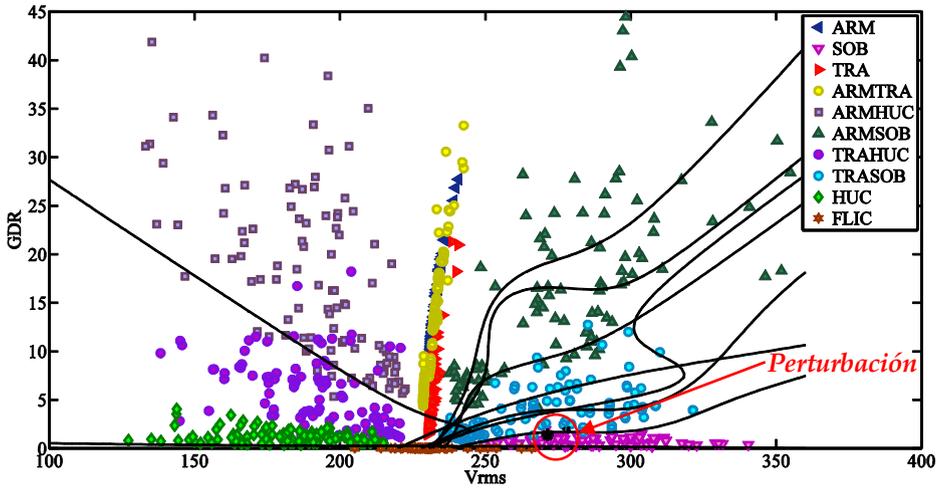


Figura A.11. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.

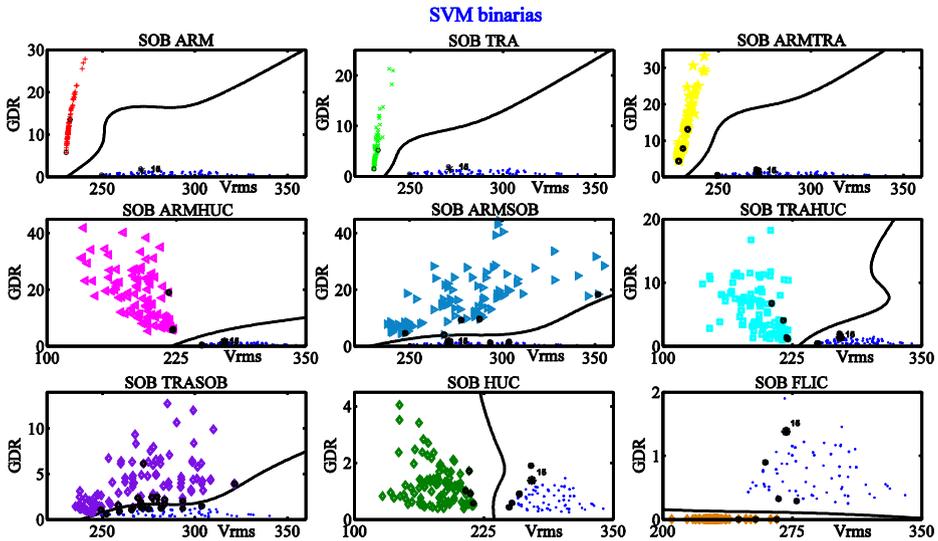


Figura A.12. Gráfico extraído con la representación de todas las fronteras individualmente.

La visualización de la perturbación en el mapa de vectores característicos se muestra en la Figura A.10, y en la Figura A.11 la extracción del mismo en una versión ampliada y más nítida.

Por último, la Figura A.12 muestra las gráficas de los pares de clases implicadas contra la que contiene a la sobretensión. Se puede comprobar que la separación entre ellas es suficiente, excepto entre las clases C2 (sobretensión) y C8 (transitorio+sobretensión) mostradas en la figura inferior izquierda donde el margen es más estrecho.

Ejemplo 4: Tensión con transitorio oscilatorio (clase C3)

Una tensión con un transitorio oscilatorio se muestra en el panel frontal del módulo clasificador SVM de la Figura A.13, donde se puede visualizar los parámetros característicos de la señal como la representación instantánea del índice $ITD(t)$.

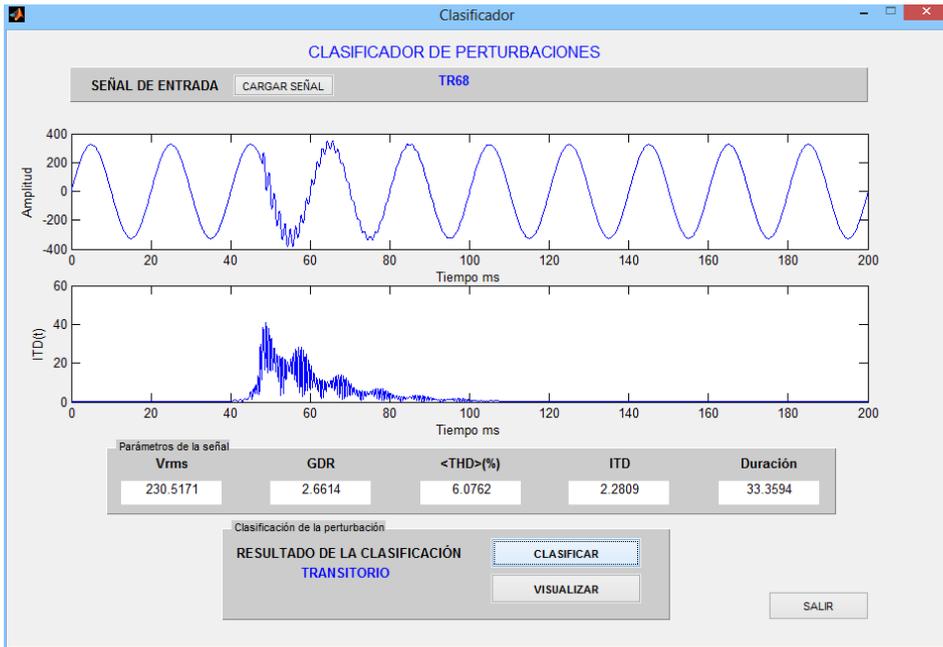


Figura A.13. Panel frontal del módulo clasificador mostrando la perturbación y sus parámetros característicos.

Los resultados de la clasificación son:

- 'ARM' [7]
- 'ARMHUC' [4]
- 'ARMSOB' [6]
- 'ARMTRA' [6]
- 'HUC' [3]
- 'SOB' [1]
- 'TRA' [9]
- 'TRAHUC' [3]
- 'TRASOB' [6]

Donde puede verse claramente que la clase C3 (transitorios) ha resultado ganadora

en 9 de los 45 enfrentamientos entre clases.

La representación gráfica de los vectores característicos con las fronteras de separación entre clases se muestra en la Figura A.14 dentro del panel de visualización, y su extracción en la Figura A.15.

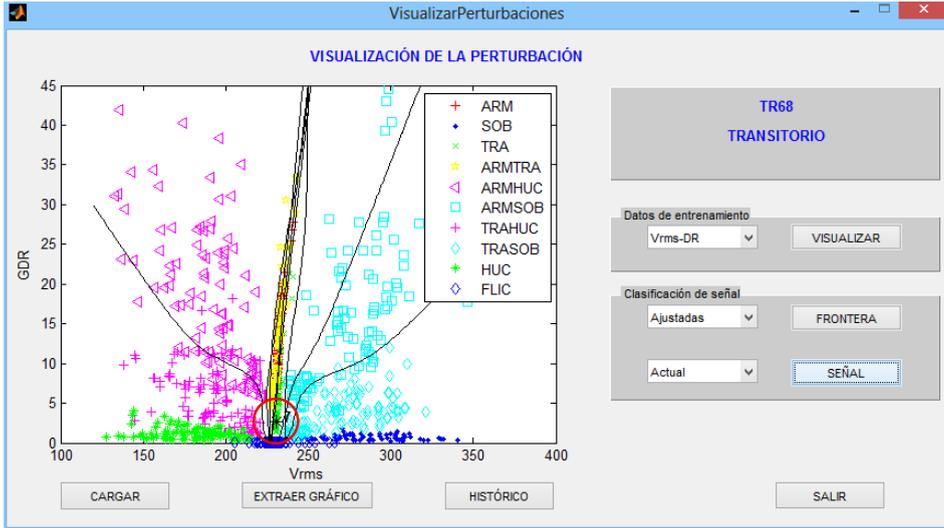


Figura A.14. Panel de visualización de vectores característicos.

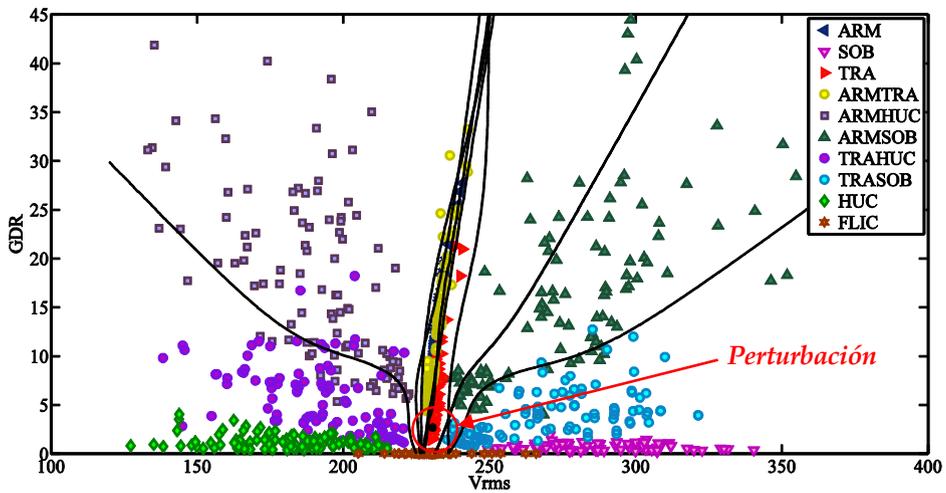


Figura A.15. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.

Las gráficas individuales que representan el enfrentamiento entre la clase ganadora y el resto se presenta en la Figura A.16.

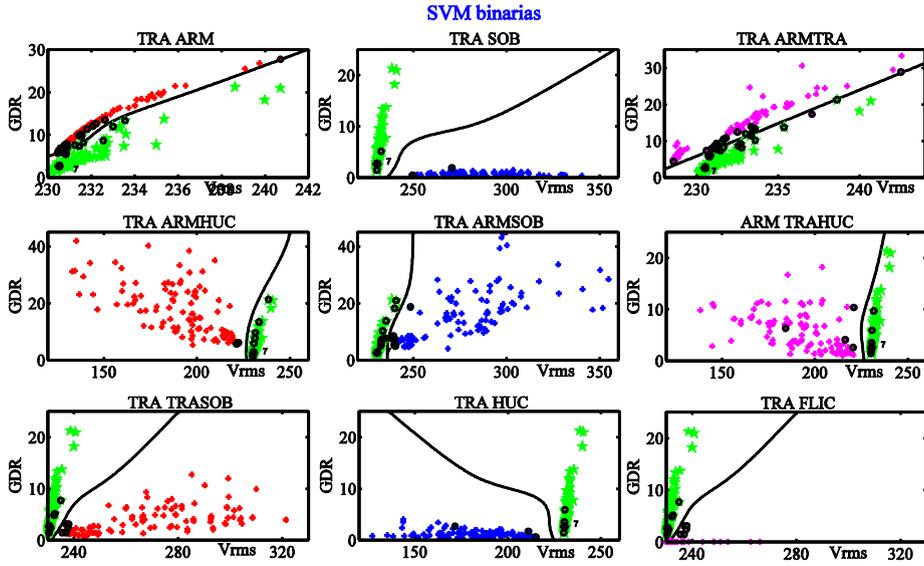


Figura A.16. Gráfico extraído con la representación de todas las fronteras individualmente.

Ejemplo 5: Flicker de tensión (clase C4)

Un ejemplo de flicker de tensión se muestra en la Figura A.17, como puede comprobarse en la representación gráfica del $ITD(t)$, esta perturbación no es identificada en dicho índice, ya que el contenido energético del evento al ser de frecuencia inferior a 50 Hz está contenido en la componente de aproximación A_6 junto a la fundamental, por lo que sólo se ve su efecto en el $ITD(t)$ al principio y al final de la ventana. Sin embargo, se identifica gracias al valor RMS, y es clasificada correctamente por el sistema analizador. Los resultados de la clasificación son:

- 'ARM' [5]
- 'ARMHUC' [1]
- 'ARMSOB' [2]
- 'ARMTRA' [4]
- 'FLIC' [9]
- 'HUC' [5]
- 'SOB' [2]
- 'TRA' [8]
- 'TRAHUC' [4]
- 'TRASOB' [5]

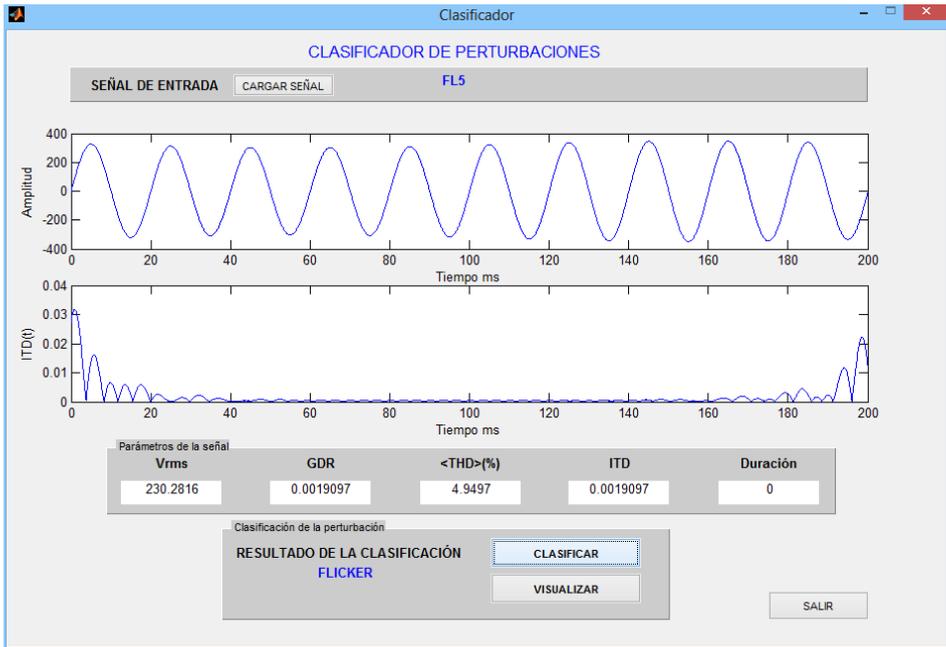


Figura A.17. Panel frontal del clasificador con un flicker de tensión y sus respectivos parámetros.

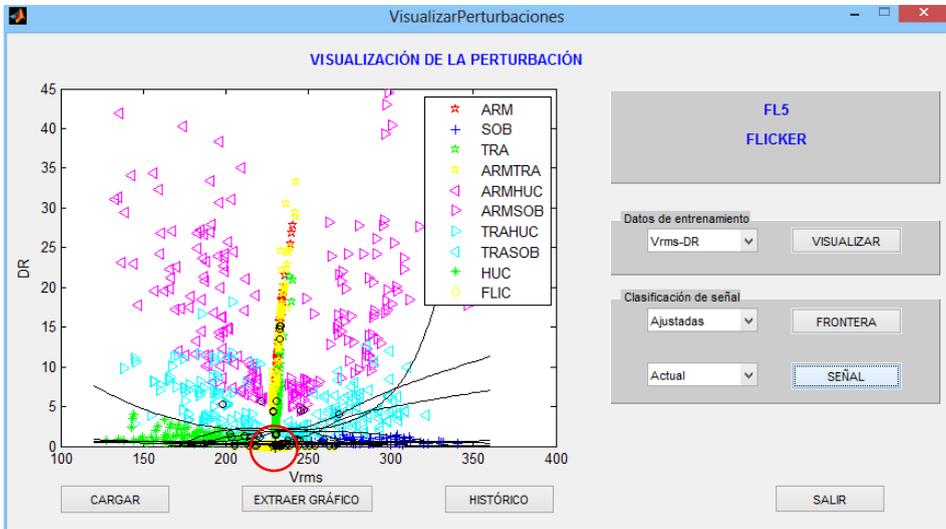


Figura A.18. Panel de visualización de vectores característicos.

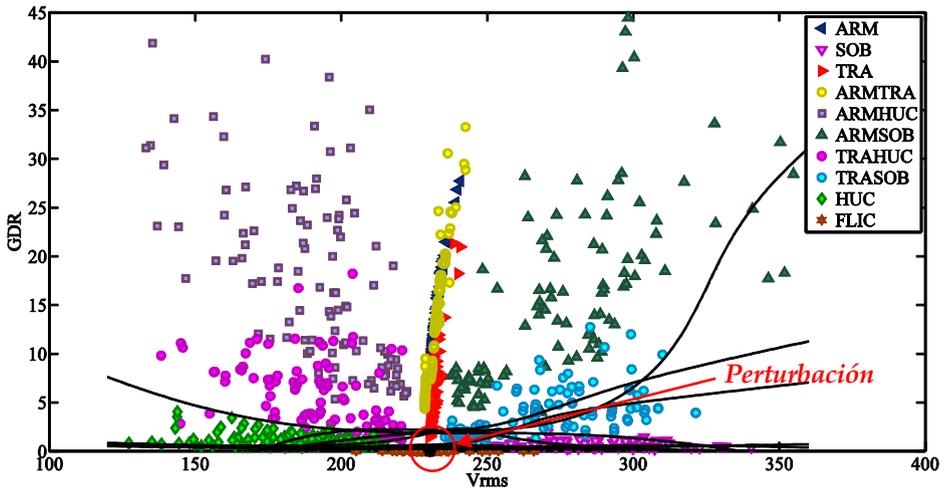


Figura A.19. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.

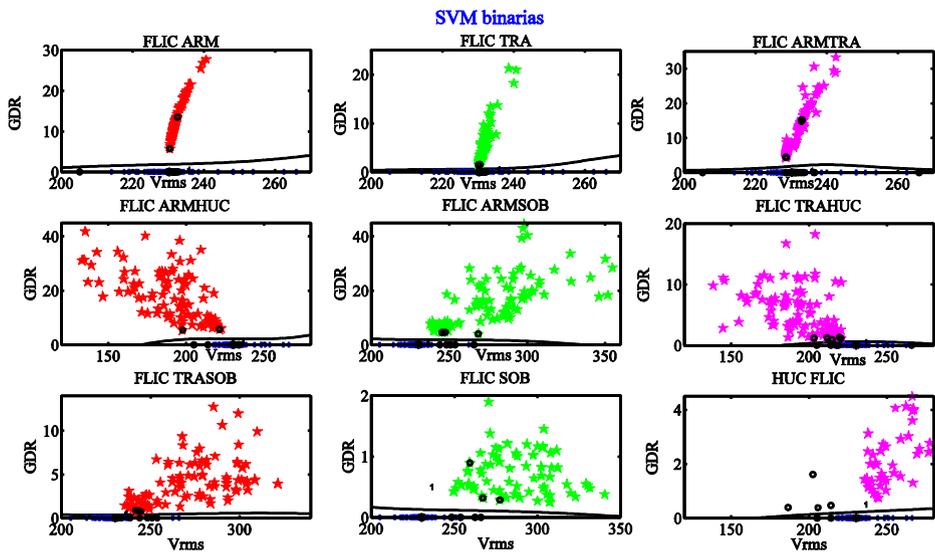


Figura A.20. Gráfico extraído con la representación de todas las fronteras individualmente.

En la Figura A.18 se muestra el panel frontal del visualizador de perturbaciones, y en la Figura A.19 la extracción del gráfico 2D, que representa a los vectores característicos con sus respectivas fronteras con la perturbación identificada. La representación individual de la clasificación SVM binaria entre la clase C4 y las restantes se muestra en la Figura A.20, donde puede comprobarse que está bien separada del resto de clases.

Ejemplo 6: Huevo de tensión con armónicos (clase C5)

En la Figura A.21 se representa una tensión con múltiples perturbaciones, un hueco y armónicos, con sus respectivos parámetros.

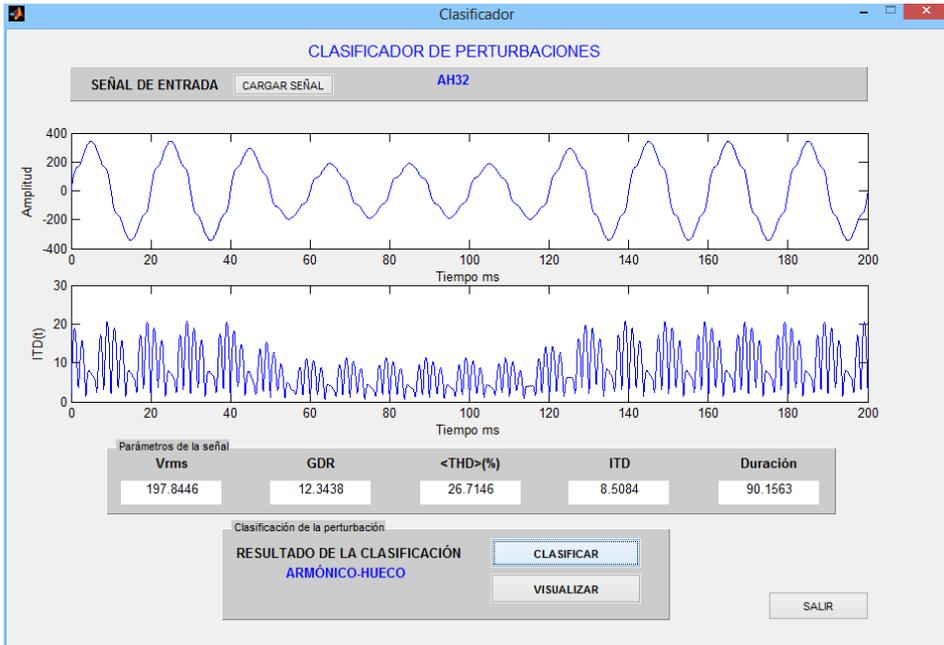


Figura A.21. Panel frontal del clasificador con perturbación múltiple y sus respectivos parámetros.

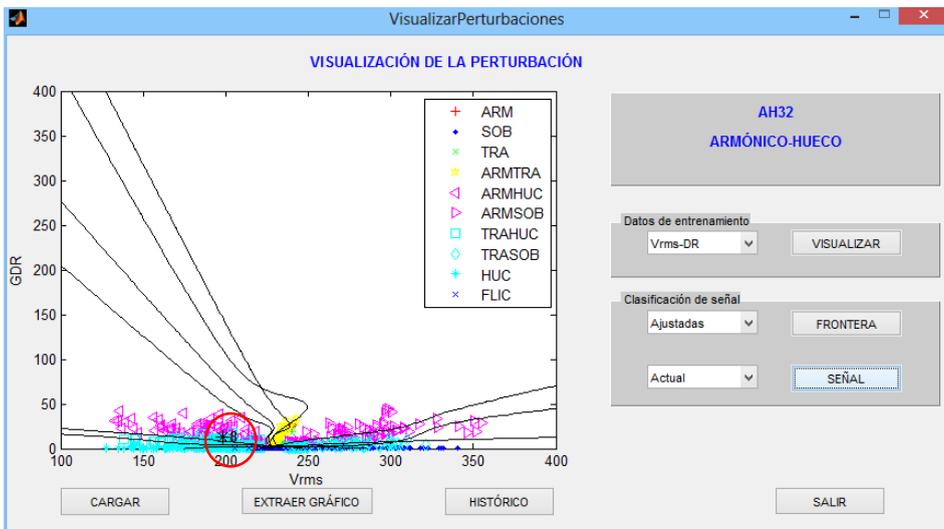


Figura A.22. Panel de visualización de vectores característicos.

El panel de visualización de vectores característicos se muestra en la Figura A.22, y los resultados de la clasificación son:

- 'ARM' [5]
- 'ARMHUC' [9]
- 'ARMSOB' [4]
- 'ARMTRA' [6]
- 'HUC' [3]
- 'SOB' [2]
- 'TRA' [5]
- 'TRAHUC' [8]
- 'TRASOB' [3]

Donde puede comprobarse que la clase ganadora es la correcta, aunque en este tipo de perturbación múltiple los vectores característicos se mezclan con los correspondientes a la clase C7 (transitorio+hueco), como puede verse en la Figura A.23. Para realizar una buena clasificación la función kernel ha jugado un papel muy importante.

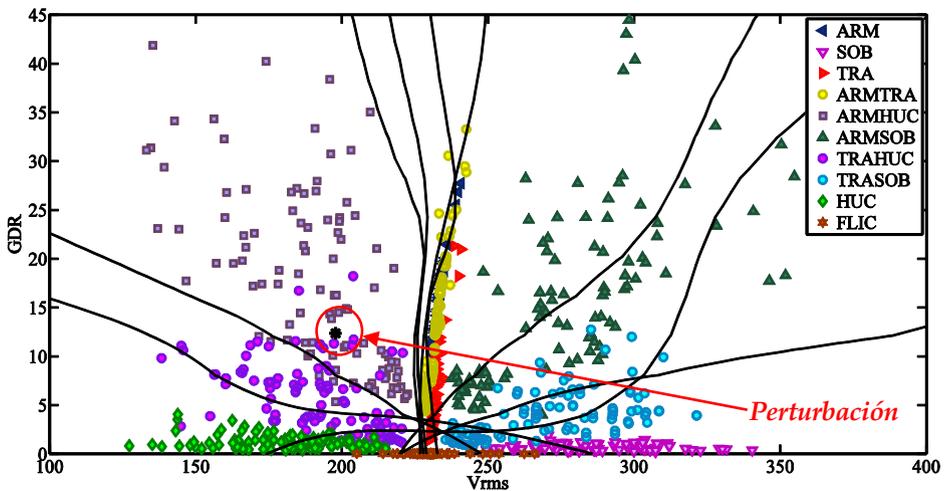


Figura A.23. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.

La representación de los pares de SVM individuales para este tipo de perturbación se representa en la Figura A.24, donde puede comprobarse que entre las clases C5 (hueco+armónicos) y C7 (transitorio+hueco) mostrada en la gráfica central derecha se acercan mucho ambas, y se ha utilizado una SVM binaria de margen estrecho en el entrenamiento.

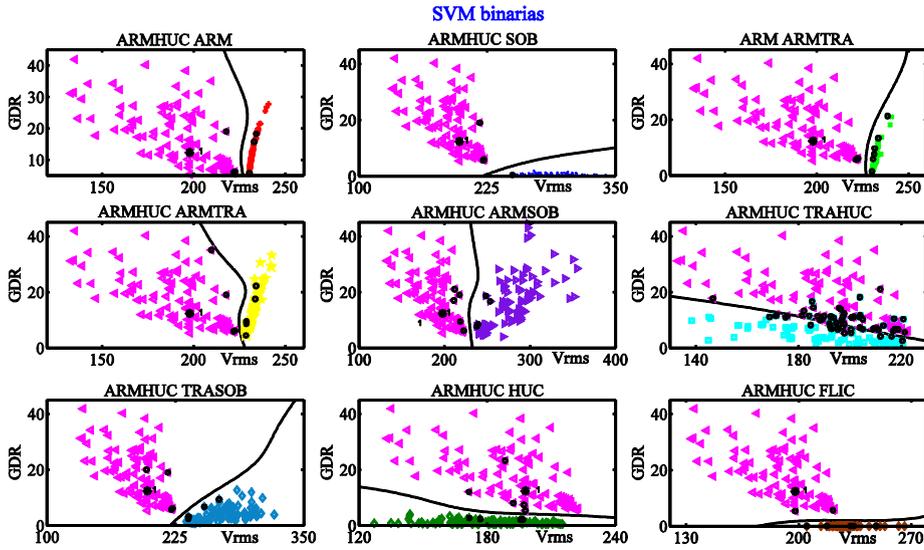


Figura A.24. Representación individual de las parejas de perturbaciones.

Ejemplo 7: Sobretensión con armónicos (clase C6)

Otra tensión con múltiples perturbaciones es considerada como clase C6 y un ejemplo de la misma se muestra en la Figura A.25.

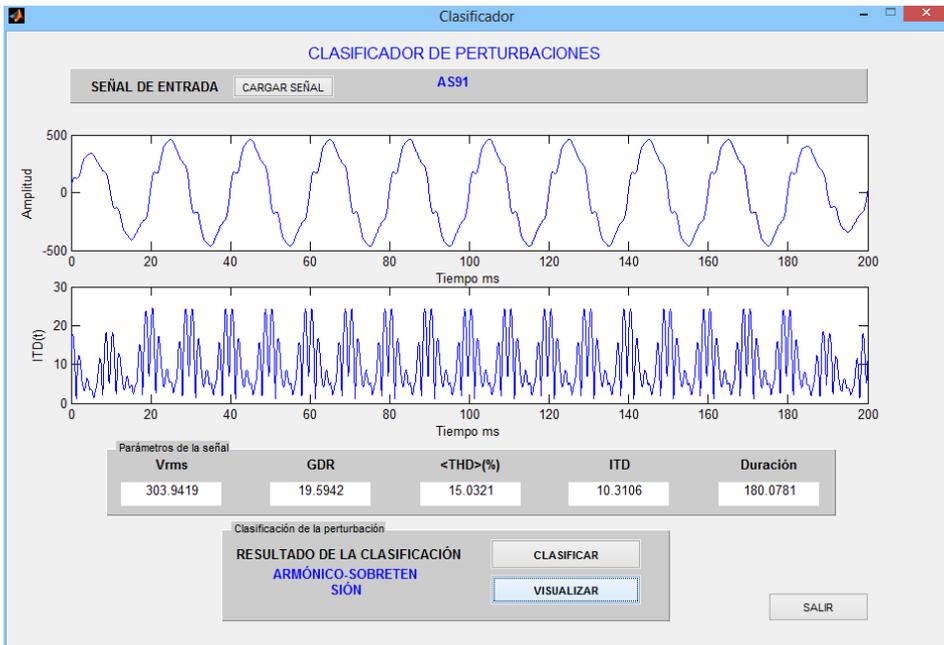


Figura A.25. Panel frontal del clasificador para una tensión de la clase C6.

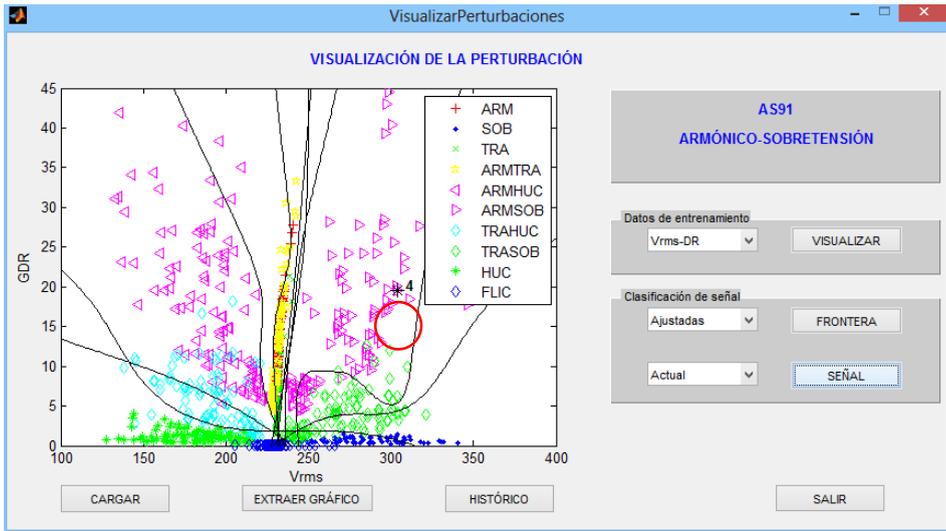


Figura A.26. Panel de visualización de vectores característicos.

Los resultados de la clasificación son:

- 'ARM' [5]
- 'ARMHUC' [4]
- 'ARMSOB' [9]
- 'ARMTRA' [5]
- 'HUC' [2]
- 'SOB' [3]
- 'TRA' [7]
- 'TRAHUC' [2]
- 'TRASOB' [8]

Y puede comprobarse que la clase ganadora es la correcta, pero igual que ocurre entre las clases C5 y C7 del ejemplo anterior, ocurre entre las clases C6 (armónicos+sobretensión) y C8 (transitorio+sobretensión), por lo que se ha seguido en su entrenamiento el mismo procedimiento.

Así, en la Figura A.27 se puede ver una representación más nítida de los vectores característicos con sus respectivas fronteras entre clases, y en la Figura A.28 se representan las nueve gráficas de los enfrentamientos individuales entre la clase C6 y las restantes. Puede verse en la gráfica inferior izquierda la representación de las clases que interfieren, en las cuales se ha usado también una SVM binaria de margen estrecho para su correcta clasificación.

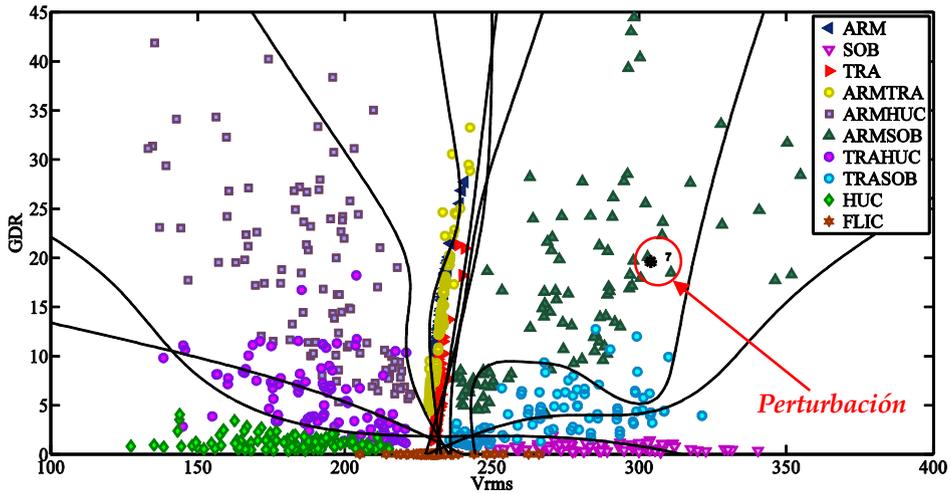


Figura A.27. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.

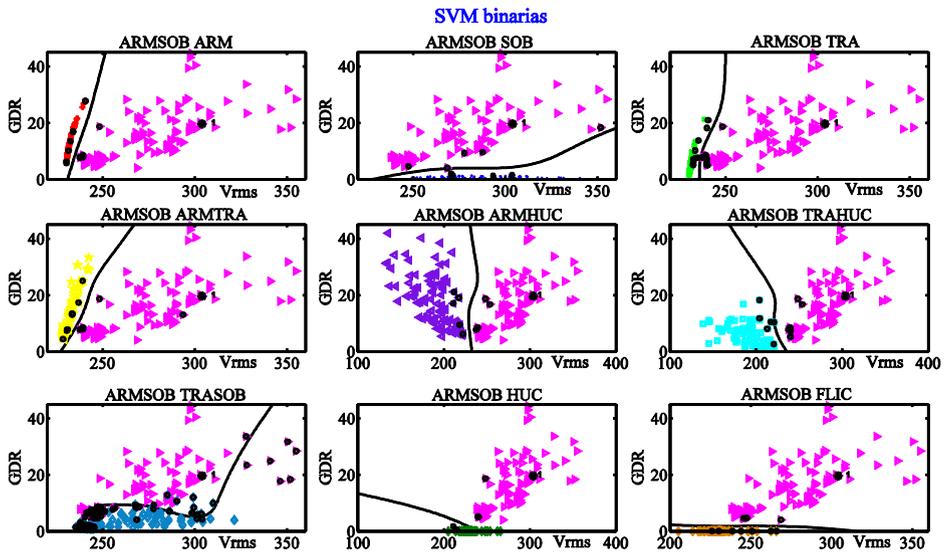


Figura A.28. Representación individual de las parejas de perturbaciones.

Ejemplo 8: hueco de tensión con transitorio (clase C7)

En la Figura A.29 se muestra el panel frontal del clasificador con un ejemplo de la clase C7, para esta perturbación múltiple se ha tenido en cuenta lo mismo que se menciona para la clase C5 (armónicos+hueco). El panel de visualización de los vectores característicos y sus respectivas fronteras se muestra en la Figura A.30.

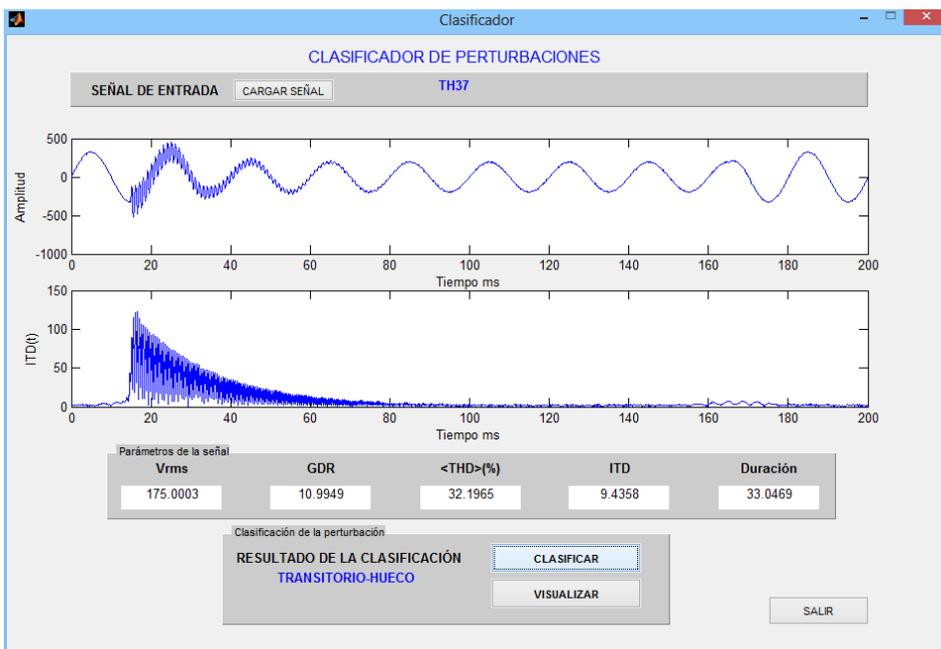


Figura A.29. Panel frontal del clasificador para una tensión de la clase C7.

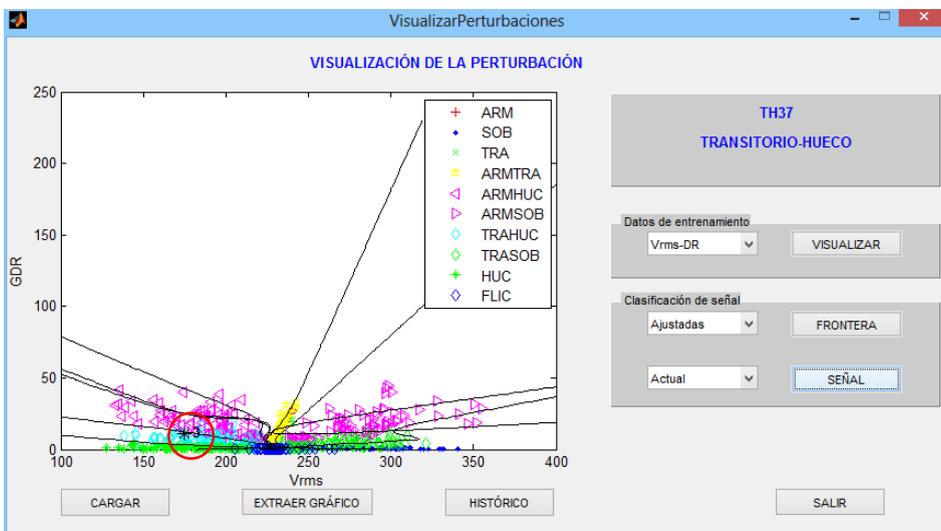


Figura A.30. Panel de visualización de vectores característicos.

La Figura A.31 representa los vectores característicos y sus respectivas fronteras con la clase C7, y la Figura A.32 los enfrentamientos individuales de vectores característicos de esta clase C7 con el resto.

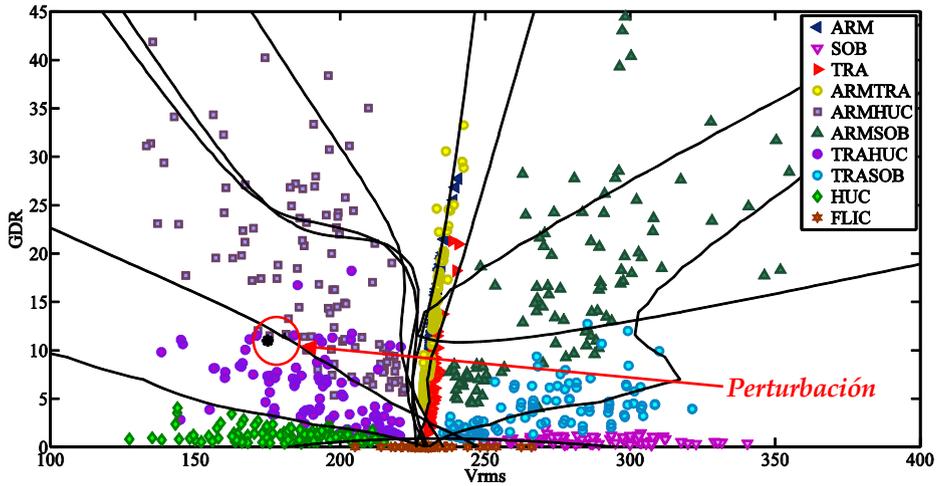


Figura A.31. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.

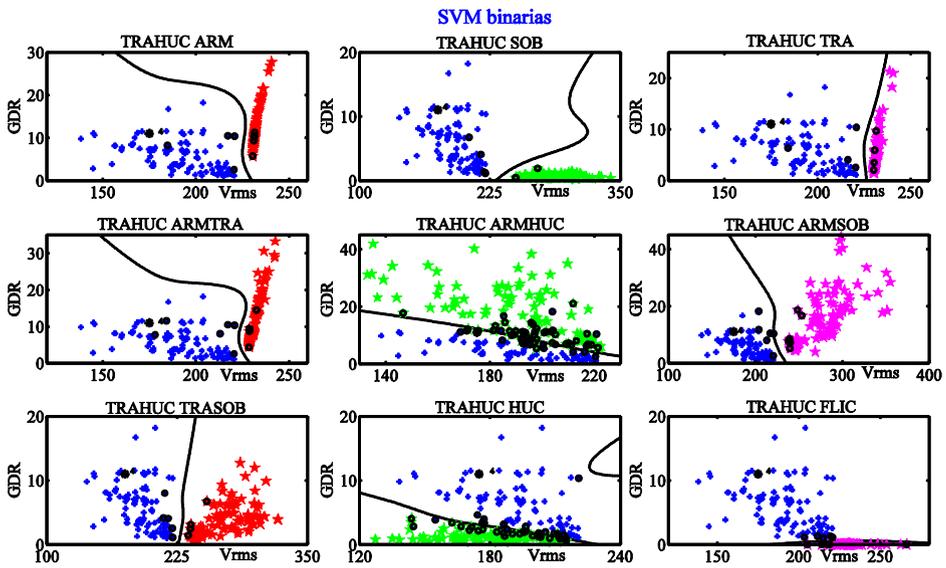


Figura A.32. Representación individual de las parejas de perturbaciones.

Los resultados de la clasificación son:

- 'ARM' [5]
- 'ARMHUC' [8]
- 'ARMSOB' [4]
- 'ARMTRA' [6]

- 'HUC' [5]
- 'SOB' [1]
- 'TRA' [4]
- 'TRAHUC' [9]
- 'TRASOB' [3]

Ejemplo 9: Sobretensión y transitorio (clase C8)

En la Figura A.33 se muestra el panel frontal del clasificador con una tensión perturbada con sobretensión y transitorio.

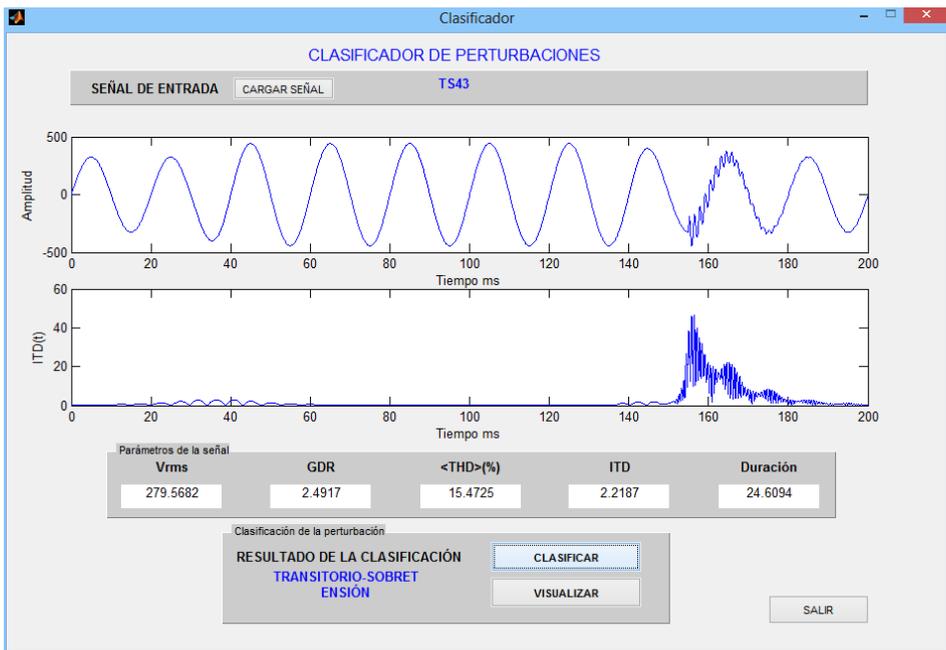


Figura A.33. Panel frontal del clasificador para una tensión de la clase C8.

Los resultados de la clasificación son:

- 'ARM' [4]
- 'ARMHUC' [2]
- 'ARMSOB' [7]
- 'ARMTRA' [5]
- 'FLIC' [1]
- 'HUC' [1]

'SOB'	[8]
'TRA'	[6]
'TRAHUC'	[2]
'TRASOB'	[9]

El panel de visualización de los vectores de características junto a sus fronteras se muestra en la Figura A.34, y el gráfico 2D extraído en la Figura A.35.

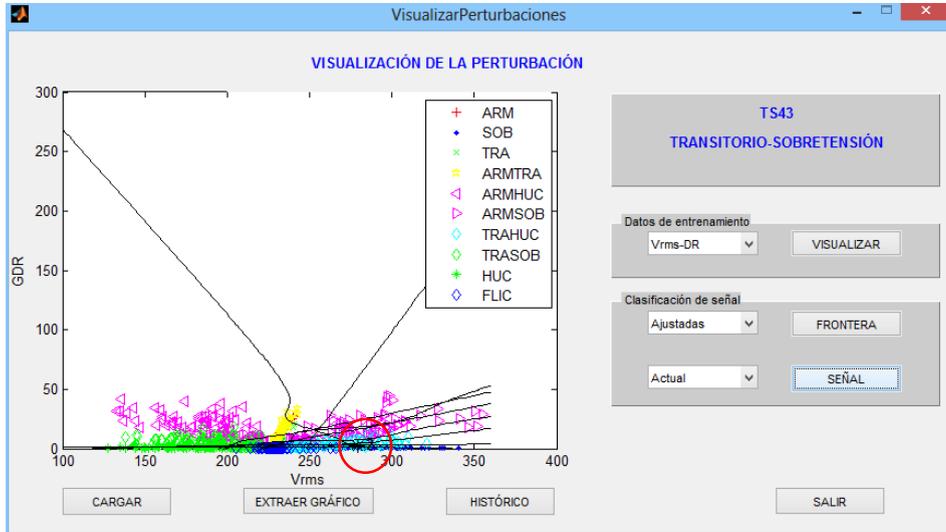


Figura A.34. Panel de visualización de vectores característicos.

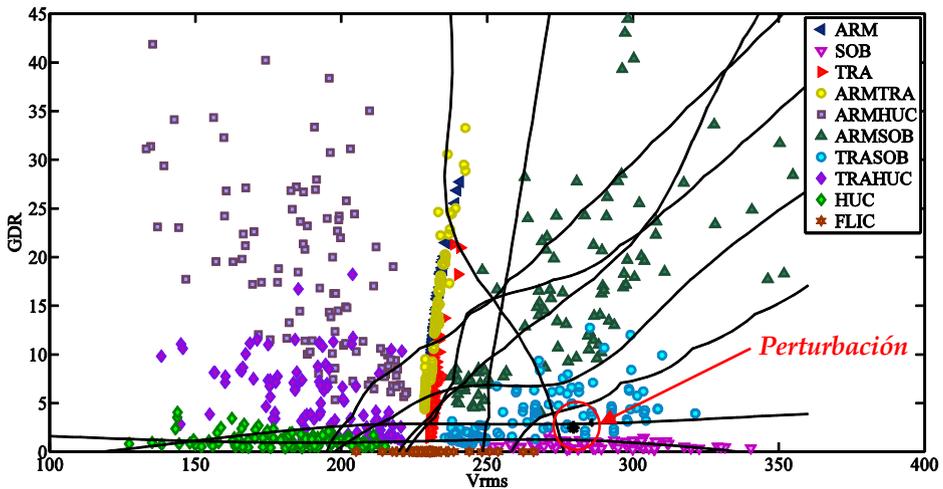


Figura A.35. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.

La representación de los pares de SVM individuales para este tipo de perturbación

se representa en la Figura A.36. Puede verse que la SVM binaria de margen estrecho se representa en la gráfica de la fila central derecha, donde los vectores soporte y los datos están muy cercanos.

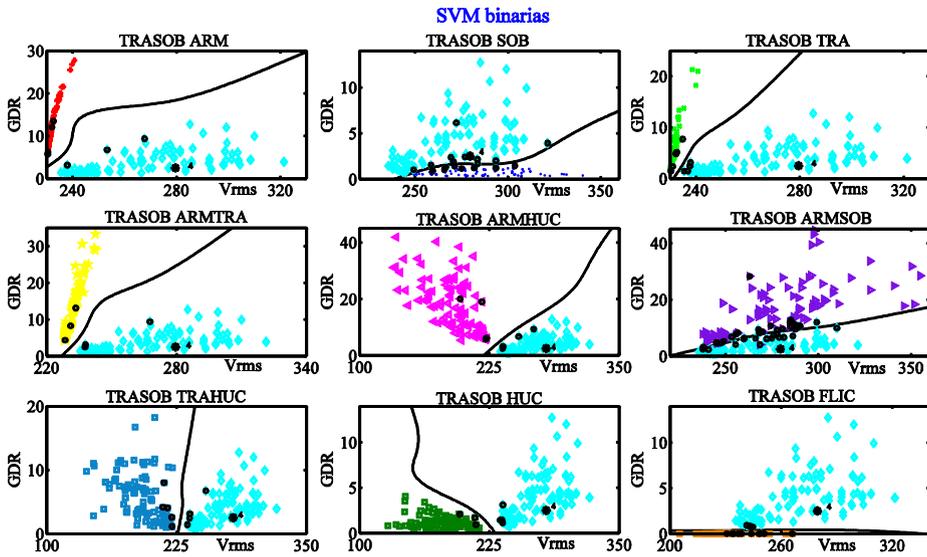


Figura A.36. Representación individual de las parejas de perturbaciones.

Ejemplo 10: Tensión con armónicos y transitorio oscilatorio (clase C9)

En la Figura A.37 se muestra el panel frontal del clasificador con una tensión perturbada con armónicos y un transitorio oscilatorio.

Los resultados de la clasificación son:

'ARM'	[8]
'ARMHUC'	[6]
'ARMSOB'	[5]
'ARMTRA'	[9]
'HUC'	[1]
'SOB'	[2]
'TRA'	[7]
'TRAHUC'	[4]
'TRASOB'	[3]

Quedando clasificada correctamente, con un resultado muy cercano al conseguido

por la clase C0 correspondiente a armónicos únicamente.

En la Figura A.38 se muestra el panel de visualización con la representación gráfica de los vectores de características y sus respectivas fronteras, que son mostrados con mayor detalle en la Figura A.39.

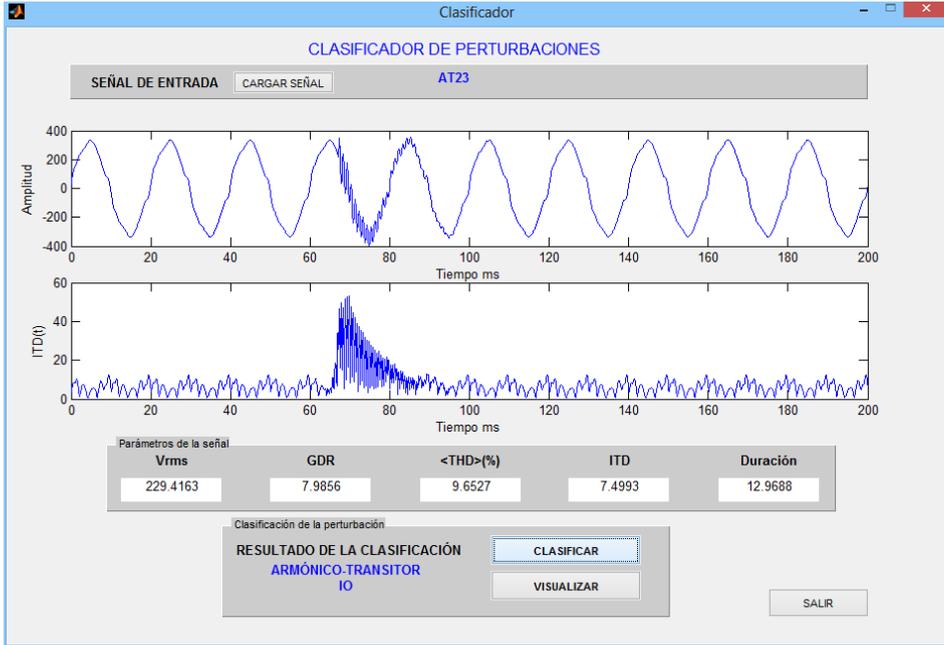


Figura A.37 Panel frontal del clasificador para una tensión de la clase C9.

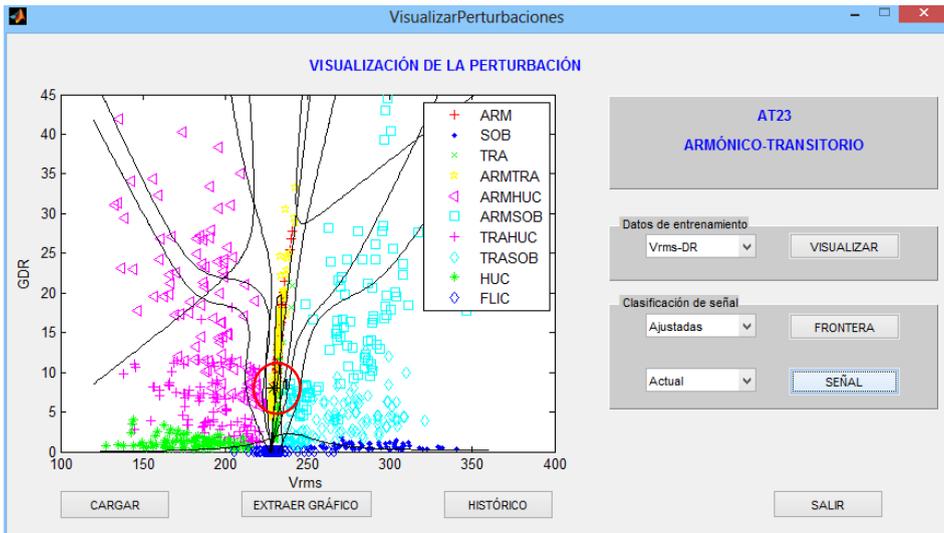


Figura A.38. Panel de visualización de vectores característicos.

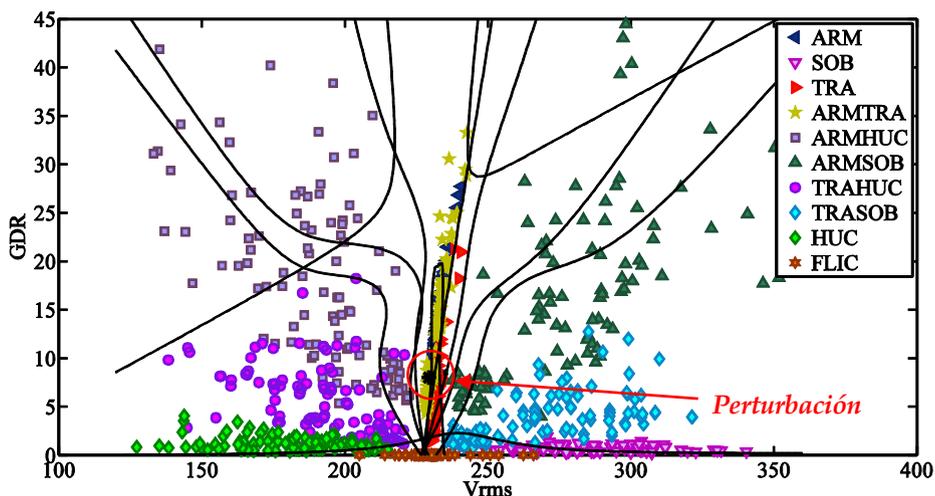


Figura A.39. Gráfico 2D extraído del panel de visualización.

Las representaciones gráficas individuales se muestran en la Figura A.40. Donde puede comprobarse que la clasificación más difícil tiene lugar entre las clases C0 (armónicos) y C9 (armónicos+transitorio).

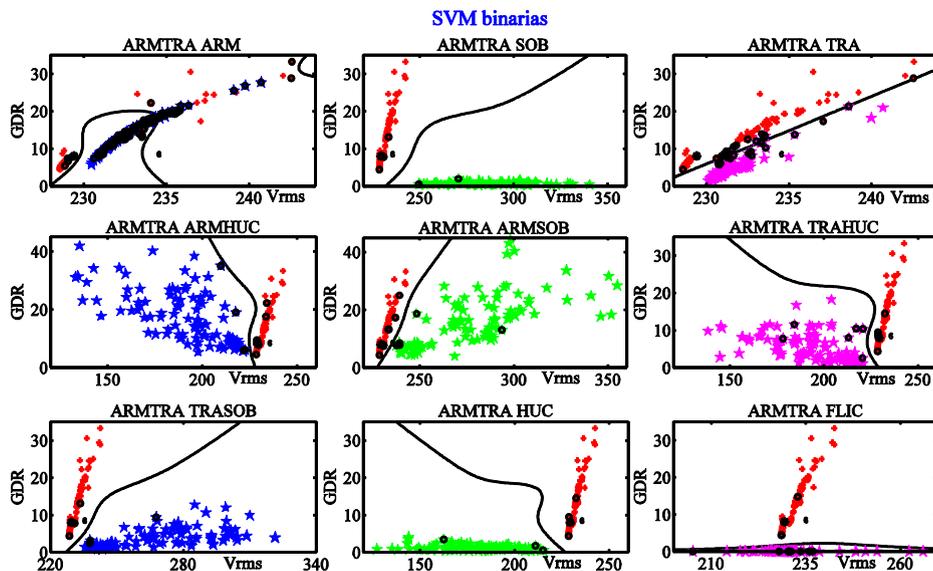


Figura A.40 Representación individual de las parejas de perturbaciones.