



**UNIVERSIDAD MAYOR DE SAN ANDRÉS
FACULTAD DE CIENCIAS PURAS Y NATURALES
CARRERA DE INFORMÁTICA**



TESIS DE GRADO

PARA OPTAR AL TITULO DE LICENCIATURA EN INFORMÁTICA

MENCIÓN: INGENIERÍA DE SISTEMAS INFORMÁTICOS

***FILTRADO DE SEÑALES DE VOZ A TRAVÉS DE
“WAVELET”***

AUTOR : Evelyn Fresia Alcon Choque

TUTOR : Lic. Efraín Silva Sánchez

REVISOR : M.Sc. Carlos Mullisaca Choque

LA PAZ - BOLIVIA

2010



LA PRESENTE TESIS ESTA DEDICADA CON MUCHO CARIÑO A MI FAMILIA:

*A mi madre **Fresia Choque**, quien con cariño y amor me apoyo en todo momento de mi carrera, brindándome su comprensión y confianza, dándome fuerzas suficientes para alcanzar esta meta.*

*A mi padre **Víctor Alcon**, quien siempre tuvo fe en mí, por su apoyo incondicional y su confianza, para la culminación de mi carrera.*

*A mis hermanas **Jacqueline, Margaret, Daniela y Paola**, a mis sobrinos **Nicole, Imanol, Alejandro** y a mi cuñado **José Sumi**, quines siempre estuvieron conmigo en todo momento apoyándome y alentándome, gracias por todo.*



AGRADECIMIENTOS:

Un Trabajo de Tesis de Grado, constituye un gran esfuerzo personal para alcanzar con éxito el objetivo propuesto, dicho trabajo no sería posible realizar sin el apoyo, ayuda, orientación, consejos, sugerencias, conocimientos y experiencias de otras personas.

Agradezco sinceramente al Lic. Efraín Silva Sánchez quién me dedico su tiempo, paciencia y comprensión al realizar el seguimiento de esta Tesis, orientándome a través de sugerencias para la culminación del trabajo.

Al M.Sc. Carlos Mullisaca Choque, por su apoyo, comprensión, paciencia y dedicación incondicional, por sus sugerencias, observaciones, seguimiento constante, conocimientos y experiencias brindadas en el transcurso del presente trabajo y por todo el tiempo dedicado en cada una de sus revisiones.

Y un especial agradecimiento a Fredy Limachi, por su ayuda, colaboración, conocimientos y por el tiempo brindado.

De igual forma agradezco a todo el plantel Docente que me instruyó y capacito en todo este tiempo brindándome sus conocimientos y experiencias, al plantel Administrativo por la documentación y apoyo brindado, Jefatura de Carrera, Kárdex, Laboratorio (Lasin) de Informática y Biblioteca.



RESUMEN

A la par de los avances tecnológicos se han desarrollado herramientas matemáticas que responden mejor a las necesidades cotidianas de la humanidad, tal es el caso de los procesos de comunicación (Transmisión/Recepción de señales) quienes con el paso del tiempo han evolucionado iniciando en las técnicas de la Transformada de Fourier con sus consabidas limitaciones, hasta las estrategias de cálculo que ofrecen mayores ventajas como la Transformada de Wavelet que ha cobrado gran importancia en los últimos años en aplicaciones de todo tipo de señales. El filtrado de señales de voz con el objeto de eliminar en lo posible los ruidos producidos por el sistema de grabación utilizado constituye una etapa previa en todo sistema de análisis del habla.

En esta Tesis se describen las experiencias realizadas en el filtrado de señales de voz utilizando transformadas wavelet. Se ha desarrollado un modelo sencillo que representa las características básicas de las wavelets, su funcionamiento y su análisis de elección de umbral para realizar el filtrado de una señal afectada por el ruido o ruido blanco, se debe tomar en cuenta que para eliminar el ruido de una señal tenemos que tener en cuenta dos aspectos: el nivel de ruido y el tamaño de la señal. El nivel de ruido va a determinar que establezcamos un umbral que nos permita seleccionar la parte coherente de la señal y la parte “ruidosa”.

El tamaño de la señal es importante pues señales de larga duración son necesariamente tratadas con métodos de truncación de la señal. Al trabajar con trozos de la señal, suelen aparecer discontinuidades en el dominio temporal que producen molestos “clicks”, dicho modelo es implementado en Matlab 7.0 y utiliza algunas herramientas de la misma.



ABSTRACT

The mathematical tools that respond to better humanity's quotidian needs have developed to the equal of the technological advances, the case of the processes of communication (Transmission Recepción of signs) that they have in the course of time evolved is such initiating into the technicians of the Fourier Transform with his well-known limitations, to the strategies of calculation that offer bigger advantages like Wavelet's Transformada that has collected great importance of late years in applications of all type of signs. The masking of signs of voice for the purpose of eliminating the noises produced by the system of utilized recording as much as possible constitutes a previous stage in all system of analysis of the faculty of speech.

They describe the experiences accomplished in the masking of signs of voice utilizing transformed wavelet in this Thesis. You have developed a simple model that represents the wavelets's basic characteristics, his functioning and his analysis of election of doorstep to accomplish the masking of a sign affected by the noise or white noise, it must be drunk in account that to for to eliminate the noise of a sign we have to take two aspects into account: The noise level and the size of the sign. The noise level is going to determine that we establish a doorstep that you allow selecting the coherent part of the sign and the noisy part.

The size of the sign is important because the long-playing signs are necessarily processed with methods of truncation of the sign. When working with pieces of the sign, discontinuities in the temporary command that upset clicks, the aforementioned model produce use to appear it is implemented in Matlab 7,0 and utilize the same some tools.



ÍNDICE ESPECÍFICO

CAPÍTULO I

MARCO INTRODUCTÓRIO

1.1. Introducción.....	2
1.2. Antecedentes.....	3
1.3. Problema de Investigación.....	4
1.3.1. Planteamiento del Problema.....	4
1.3.2. Formulación del Problema.....	5
1.3.3. Sistematización del Problema.....	5
1.4. Hipótesis.....	6
1.5. Variables.....	6
1.5.1. Variables Independientes.....	6
1.5.2. Variables Dependientes.....	7
1.6. Objetivo de la Investigación.....	7
1.6.1. Objetivo General.....	7
1.6.2. Objetivos Específicos.....	7
1.7. Método de demostración de la hipótesis.....	7
1.8. Justificación de la Investigación.....	8
1.8.1. Justificación Teórica.....	8
1.8.2. Justificación Metodológica.....	8
1.9. Metodología de la Investigación.....	9
1.10. Aportes, límites y alcances.....	10
1.10.1. Aportes.....	10
1.10.2. Límites y Alcances.....	10



MARCO TEÓRICO

- 2.1. Introducción..... 12
- 2.2. Wavelet..... 12
 - 2.2.1. Definición 12
 - 2.2.2. Concepto Teórico de la Transformada Wavelet..... 14
 - 2.2.3. Propiedades de las Wavelets..... 16
 - 2.2.3.1. Escalamiento o Cambio de Escala..... 16
 - 2.2.3.2. Traslación..... 16
 - 2.2.4. Tipos o Familias de Wavelets..... 16
 - 2.2.5. Función de la Wavelet..... 17
 - 2.2.6. Transformada Continua Wavelet..... 17
 - 2.2.6.1. Definición..... 17
 - 2.2.7. Transformada Wavelet Discreta..... 19
 - 2.2.7.1 Definición..... 19
- 2.3 Umbralización..... 20
 - 2.3.1. Definición..... 20
 - 2.3.2. Reducción de Perturbaciones Mediante Umbralización..... 21
 - 2.3.3. Umbralización rígida y flexible..... 22
 - 2.3.3.1. Umbralización rígida..... 23
 - 2.3.3.2. Umbralización flexible..... 23
 - 2.3.3.3. Umbralización flexible y umbral global..... 23
 - 2.3.3.4. Umbralización Flexible y Umbral para cada nivel..... 23
 - 2.3.3.5. Umbralización Flexible y Estimador de Riesgo Imparcial SURE..... 24
 - 2.3.3.6. Umbral Universal..... 24
 - 2.3.3.7. Umbralización Extrema..... 24
 - 2.3.4. Hard thresholding..... 24
 - 2.3.5. Soft thresholding..... 24
- 2.4. Filtros de sonido 25
 - 2.4.1. Definición..... 25



2.4.2. Tipos de filtros según su frecuencia de corte.....	26
2.4.2.1. El filtro pasa-bajo.....	26
2.4.2.2. El filtro pasa-alto.....	26
2.4.2.3. El filtro pasa-banda.....	26
2.4.2.4. El filtro de rechazo de banda.....	26
2.4.3. Ecuador.....	27
2.4.4. Filtros digitales.....	27
2.4.5. Relación de fase en los filtros.....	27
2.4.6. Filtro de Gabor.....	27
2.5. Sonido.....	28
2.5.1. Onda.....	28
2.5.1.1. <u>Producción</u> de una onda sonora.....	28
2.5.2. Definición de Sonido.....	28
2.5.2.1. El sonido y su propagación.....	29
2.5.3. Cualidades del sonido.....	29
2.5.3.1. Intensidad.....	29
2.5.3.2. Tono.....	30
2.5.3.3. Timbre.....	30
2.5.4. Decibeles.....	30
2.6. Ruido.....	30
2.6.1. Definición.....	30
2.6.2. Efectos en la comunicación oral.....	31
2.6.3. Ruido blanco.....	31
2.6.3.1. Características.....	32
2.7. Diagrama de bloques.....	34
2.7.1. Definición.....	34
2.7.2. Elaboración de un diagrama de bloques.....	35
2.7.2.1. Los bloques.....	35
2.7.2.2. Los flujos.....	35
2.7.3. ¿Qué se debe incluir y que no?.....	36
2.7.4. ¿Cuánto detalle debe tener un diagrama de bloques?.....	37
2.8. Matlab.....	37
2.9. Otros Conceptos.....	38



2.9.1. Media estadística.....	38
2.9.1.1. Media muestral.....	38
2.9.2. Varianza Muestral.....	38
2.9.3. Desviación estándar.....	39
2.9.3.1. Formulación.....	40

CAPITULO III

ANÁLISIS Y DISEÑO

3.1. Introducción.....	43
3.2. Análisis.....	43
3.2.1. Análisis de Fourier por Ventanas, en Tiempo Corto o localizado.....	44
3.2.2. Análisis por wavelets.....	46
3.2.3. Análisis de aplicaciones de la Transformada Wavelet Continua y Wavelet Discreta.....	48
3.2.4 Propiedades de las wavelets.....	49
3.2.4.1. Escalamiento.....	49
3.2.4.2. Traslación.....	49
3.3. Implementación de modelo de filtrado de una señal de voz afectada por el ruido.....	50
3.3.1. Implementación del Algoritmo para el Desarrollo del Modelo de Filtrado de una Señal de Voz Afectada por el Ruido con Fixed form threshold	51
3.3.2. Algoritmo para producir la Transformada Wavelet Discreta de primera Dimensión.....	52
3.3.3. Descomposición de la Transformada Wavelet Discreta de primera Dimensión.....	54
3.3.4. Aplicación de los pasos para la implementación del algoritmo de modelo de filtrado Fixed form threshold.....	55
3.3.5. Desarrollo del módulo de filtrado.....	57
3.3.6. Elección del umbral de thresholding.....	59
3.3.6.1. Elección del umbral a partir de la energía.....	61
3.3.6.2. Elección del umbral adaptado a las componentes de la escala.....	61
3.3.7. Reconstrucción de la señal a través de la transformada wavelet discreta	62



en primera dimensión.....	
3.4. Prototipo.....	63
3.4.1. Pantallas del Prototipo.....	63

CAPITULO IV

ANÁLISIS Y DISEÑO

4.1. Introducción.....	69
4.2. Evaluación de la Calidad del Filtrado.....	69
4.3. Simulación preliminar para la elección del algoritmo a utilizar en el modelo de Filtrado.....	70
4.3.1. Primera Comparación.....	70
4.3.2. Segunda Comparación.....	72
4.3.3. Tercera Comparación.....	73
4.4. Elección del Filtro QMF a utilizar.....	75
4.4.1. Análisis de Desempeño.....	75
4.5. Elección del Umbral de Tthresholding.....	77
4.5.1. Elección del umbral a partir de la energía.....	77
4.5.2. Elección del umbral adaptado a las componentes de la escala.....	78
4.6. Prueba y Validez del Modelo	79
4.7. Contrastación de la Hipótesis planteada.....	81

CAPITULO V

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones.....	83
5.2. Recomendaciones.....	84

BIBLIOGRAFÍA.....	85
--------------------------	-----------



ANEXOS

Anexo A: Algoritmo que realiza el escalamiento, primera propiedad de las Wavelets.....	a
Anexo B: Algoritmo que realiza la traslación, segunda propiedad de las wavelets...	b
Anexo C: Algoritmo de la transformada discreta wavelet en sus dos propiedades escalamiento y desplazamiento.....	c
Anexo D: Arbol de Objetivos.....	e
Anexo E: Arbol de Problemas.....	f

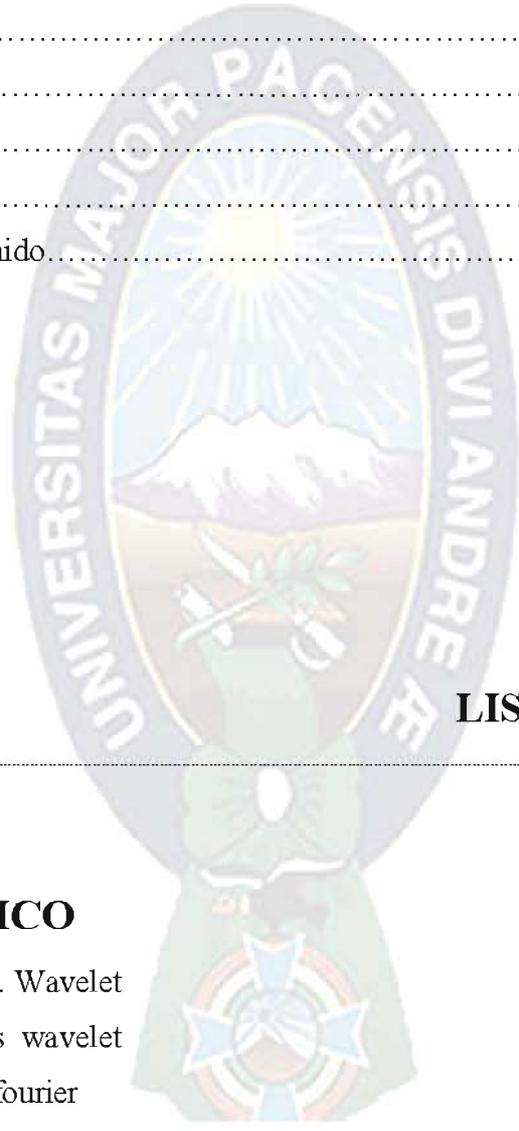
GLOSARIO

1. Ruido.....	i
2. Efectos en la capacidad de distinción de ruidos o sonidos particulares.....	i
3. Medición del ruido.....	i
4. Efecto del ruido en las personas.....	i
5. Sonido.....	i
6. La Velocidad del Sonido.....	ii
7. Vibración Forzada y resonancia.....	ii
8. Ondas sonoras.....	ii
9. Interferencia y pulsaciones.....	iii
10. Efecto Doppler.....	iii
11. Reconstrucción.....	iii
12. Señal.....	iii
13. Filtro.....	iv
14. Trasladar.....	iv
15. Dilatar.....	iv
16. Onda.....	iv
17. Onda Sinusoidal.....	iv
18. Mapeo.....	iv.
19. Continua.....	iv
20. Función.....	v



21. Transformada.....	v
22. Frecuencia.....	v
23. Amplitud.....	v
24. Decibelios.....	v
25. Escalamiento.....	v
26. Traslación.....	v
27. Análisis.....	v
28. Componente.....	v
29. Sinusoide.....	v
30. Oscilación.....	vi
31. Atenuación.....	vi
32. Atenuación del sonido.....	vi

DOCUMENTOS



LISTA DE FIGURAS

CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. Onda Senoidal Vs. Wavelet	13
2.2. Escala y funciones wavelet	13
2.3. Transformada de fourier	15
2.4. Transformada wavelet	15
2.5. Propiedad de escalamiento	16
2.6. Propiedad de traslación	16
2.7. Familia de wavelets más usadas	17
2.8. Diagrama de Bloques de un Automovil	36
2.9. Desviaciones estándar en una distribución normal	41



CAPÍTULO III

ANÁLISIS Y DISEÑO

3.1. Análisis de señales por Fourier	44
3.2 Análisis de Fourier por Ventanas (STFT)	45
3.3. Cuadro comparativo de diversas formas de análisis de señales	46
3.4. Ploteo de los coeficientes Wavelet Vs. Fourier	47
3.5. Escalamiento Wavelet	49
3.6. Desplazamiento Wavelet	50
3.7. Diagrama de bloques del Modelo del Modelo de Filtrado	51
3.8. Estructura del Algoritmo de TWD	52
3.9. Diagrama de Bloques para producir Transformada Wavelet Discreta de 1ra Dimensión	53
3.10. Ilustración Procedimental de de la Transformada discreta wavelet	54
3.11 Estructuración de la Descomposición de una TWD	54
3.12. Árbol de Nodos Terminales de Descomposición de una TWD	55
3.13. Diagrama de Bloques del módulo de Filtrado	58
3.14. Detalle del modulo de Filtrado	59
3.15 Umbral suave y Umbral duro de una señal	60
3.16 Estructura de la Reconstrucción de una TWD	62

CAPÍTULO IV

RESULTADOS DEL MODELO

4.1 Señal Doppler con ruido	71
4.2. Método Fixed form threshold.	71
4.3 Método Minimax.	72
4.4. Método Rigurous SURE.	72
4.5. Método Fixed form Threshold.	72
4.6. Método Rigorous SURE.	72
4.7. Método Heuristic SURE (minimax).	73
4.8. Método Fixed form Threshold.	74



4.9. Método Rigorous SURE.	74
4.10. Método Heuristic SURE	74
4.11. Método Minimax	74
4.12. Fragmento de la señal correspondiente a la palabra “six”.	79
4.13. Señal de la figura 3 una vez filtrada.	79
4.14. Espectrograma de la palabra “six” antes del filtrado.	80
4.15. Espectrograma de la palabra “six” después del filtrado.	80

LISTA DE TABLAS

2.1. Capacidad de comunicación oral con niveles de ruido ambiental en dba	31
4.1. Comparativa de resultados de filtrado para los diez mejores filtros. Las diferencias descritas son porcentuales	76





CAPÍTULO I

MARCO INTRODUCTORIO



CAPÍTULO I

MARCO INTRODUCTORIO

1.1. INTRODUCCIÓN

La transformada de Wavelet es una técnica matemática que ha cobrado gran importancia en los últimos años en aplicaciones de todo tipo relacionado con el procesado de señales no estacionarias. Una de estas consiste en el procesado de señales e imágenes biomédicas, realizando valiosos aportes en diferentes campos donde ha alcanzado un desarrollo importante.

En la presente tesis se realizara el estudio de la transformada de Wavelet para el filtrado de señales de voz, donde es necesario analizar los factores temporales y de frecuencia al mismo tiempo, los cuales en condiciones reales se haría muy dificultoso o incluso imposible de analizar utilizando otro tipo de transformaciones conocidas.

Podría decirse que los Wavelet es un conjunto de métodos o técnicas modernas en el análisis de señales y con un futuro muy promisorio por el hecho de que asegura una gran eficiencia en el análisis de sistemas reales. Estas técnicas fueron implementadas con el paso del tiempo para encontrar soluciones adecuadas a problemas prácticos y puntuales de la realidad y ante la ausencia de una herramienta capaz de encontrarla satisfactoriamente.

Una de ellas es la técnica conocida como “wavelet shrinkage” que hace referencia a la reconstrucción de una señal afectada por ruido a través del siguiente procedimiento:

1. Obtener la transformada wavelet de la señal.
2. Minimizar los coeficientes cercanos a cero de la transformada.
3. Obtener la transformada inversa de la señal.

La ventaja de este procedimiento respecto de un filtrado por bandas de frecuencia reside en que se obtiene una señal casi libre de ruido, sin modificar



apenas las características de la señal (presencia de picos de alta frecuencia, etcétera). Este resultado es muy distinto al que se obtiene mediante los métodos tradicionales de suavizado, que sólo consiguen eliminar el ruido a costa de suavizar también los componentes de la señal. Entre estos métodos podemos citar la utilización de splines con elección adaptativa del parámetro de tensión. Se observa que no se atribuye su autoría a ningún personaje en especial, puesto que en realidad han sido muchos los que a lo largo de los años han investigado independientemente y contribuido a la implementación de este nuevo método en el análisis de señales.

En este sentido se plantea la presente Tesis que consiste en el análisis de una nueva metodología que nos ayuda a eliminar el ruido en una señal tratando de no modificar las características de la señal, mostrándonos resultados eficientes con respecto a la calidad

1. 2. ANTECEDENTES

Puede afirmarse que la primera referencia al concepto de wavelet está asociada a Jean Baptiste Joseph Fourier puesto que sus trabajos en 1807 sobre la transformada de Fourier a través de senos y cosenos permitieron representar casi cualquier señal; esto significa que Fourier abrió la puerta hacia un nuevo mundo. En 1909 fue la primera vez que se mencionó una Wavelet, lo cual ocurrió en el trabajo de tesis de A. Haar. Una propiedad de la Wavelet de Haar es su soporte compacto. La principal desventaja de esta Wavelet resulta en el hecho de que no puede ser continuamente diferenciable de manera continua y puede limitar sus aplicaciones.

En 1930 Paul Levy notó en una de sus aplicaciones sobre el movimiento Browniano que la Wavelet de Haar era mas apropiada para la descomposición de la señal que el tratamiento a través de senos y cosenos de Fourier. En algunos trabajos realizados entre 1960 y 1980 Guido Weiss y Ronald R. Coifman estudiaron lo que demoninaron “átomos”, elementos a partir de los que era posible la reconstrucción de una señal. En la década de los 80, Grossman y Morlet definieron las Wavelet en el contexto de la física cuántica. En esta misma



década Stephane Mallat dió un salto importante a través de su trabajo sobre el procesamiento digital de señales.

Contribuyendo notablemente al avance de la teoría Goupillaud, Grosman y Morlet con su formulación de lo que hoy conocemos como Transformada Wavelet Continua, Jan Olov-Strömberg con su temprano trabajo sobre Wavelets Discretas (1983), Ingrid Daubechies, con su propuesta de Wavelets Ortogonales con soporte compacto (1988), Stephane Mallat y Yves Meyer, con su Marco Multiresolución (1989), Delrat con su interpretación de la transformada wavelet en tiempo-frecuencia (1991), Newland, con su transformada wavelet armónica, y muchos otros desde entonces. Cada uno de ellos llegó a conclusiones similares en el modo de análisis, con algunas diferencias en la forma de hacerlo, sin embargo el motivo principal porque se buscaron nuevas formas de análisis e interpretación de datos fue las limitaciones encontradas en la aplicación del análisis de Fourier, si bien esta herramienta facilitaba de forma satisfactoria el análisis de señales estacionarias, quedaba siendo insuficiente para el análisis de otras más complejas que involucraban mayor número de variables, y, que a fin de cuentas, son los que realmente existen en la realidad y se plantean como problemas aún pendientes por resolver.

Por otro lado, Meyer construyó la primer Wavelet no trivial la cual era continuamente diferenciable. Ingrid Daubechies se apoyó en el trabajo de Mallat para construir un grupo de funciones básicas ortogonales de Wavelet, las que resultan ser, la más depurada versión de las Wavelets y pilar de las Wavelets actuales y sus aplicaciones.

1.3. PROBLEMA DE INVESTIGACION

1.3.1. Planteamiento del Problema

Muchas de las grabaciones, copias, compresiones de sonido y otros llegan a tener ruido que distorsionan la información, de esta forma se busca un software que elimine el ruido.

Existen muchos métodos que buscan eliminar el ruido en una señal de voz pero estos al tratar de eliminar, modifican las características y los componentes



de la señal, y otros que respetan las características de la señal pero no eliminan realmente el ruido.

Esto se debe a la falta de un método que obtenga una señal de voz casi libre de ruido, sin modificar las características de la señal.

1.3.2. Formulación del Problema

¿Será posible eliminar el ruido de una señal de voz, aplicando el análisis de umbral de filtrado a través de la transformada Wavelet?

1.3.3. Sistematización del Problema

¿A dónde se quiere llegar con esta Tesis?

Se quiere llegar a demostrar que se puede realizar la eliminación de ruido en una señal de voz, sin modificar las características o componentes de una señal mediante la transformada de “wavelet shrinkage”

¿Cómo se puede evaluar la calidad del filtrado realizado?

Utilizando una función de medida para evaluar la calidad del filtrado realizado y además compararla con otras metodologías existentes.

¿Cómo se hará la reconstrucción de una señal afectada por el ruido?

Se realizará la reconstrucción sin modificar las características o componentes de la señal de voz, se utilizará la transformada discreta de “wavelet shrinkage” a través del siguiente procedimiento:

1. Obtener la transformada wavelet de la señal. Para calcular la transformada wavelet de dicha señal se hace necesario disponer de un par de filtros
2. Minimizar los coeficientes cercanos a cero de la transformada.
3. Obtener la transformada inversa de la señal.

¿Qué umbral de filtrado se elegirá y por que?

Existen diferentes criterios, que podemos clasificar en dos tipos: los que utilizan técnicas heurísticas (por ejemplo, que elimine la energía de los silencios de la grabación), y otros que para su aplicación necesitan conocer el nivel de ruido de la señal, que es precisamente un dato desconocido.



Estamos trabajando en la cuestión de la elección automática del umbral de filtrado para cada escala en función de las características de la señal, lo que posibilitaría la obtención de un filtro adaptativo, de gran utilidad como etapa de preproceso de la señal de voz.

1.4. HIPOTESIS.

“Aplicando el método de la Transformada Wavelet y a través de un análisis de umbral de filtrado para cada señal, se obtendrá una señal de voz con menor ruido, mejorando de esta forma la calidad”.

1.5. VARIABLES

1.5.1. Variables Independientes

La variable independiente para la hipótesis planteada es “Aplicando el método de la Transformada Wavelet y a través de un análisis de umbral de filtrado para cada señal, se obtendrá una señal de voz con menor ruido”.

Ψ = Transformada wavelet madre

Ψ' = Transformada wavelet inversa

u = Umbral de filtrado, tal que $u = \frac{\sqrt{2\log(n)}\sigma}{\sqrt{n}}$ talque $n = 2^{j+1}$ y $j = j_0, \dots, J$ escalas de resolución / $j > J$ (lo que equivale a eliminar el residuo después de calcular la transformada wavelet para los escalas superiores)

s = Señal de voz

z_i = Ruido

Tomamos una señal de voz s , hallamos Ψ , realizamos el análisis de Ψ mediante u , ponemos a cero todos los coeficientes, hallamos Ψ' y finalmente se obtendrá s libre de z_i



1.5.2. Variables Dependientes

La variable dependiente para la hipótesis planteada es “señal de voz, sin ruido con una mejor calidad”.

c = calidad resultante de la señal transformada

$s z_i$ = señal sin ruido

Finalizado el proceso se toma a $s z_i$, para posteriormente evaluar c , y compararla con otros modelos.

1.6. OBJETIVO DE LA INVESTIGACION

1.6.1. Objetivo General

Desarrollar un modelo para filtrar señales de voz afectadas por el ruido aplicando umbrales de filtrado a través de la transformada Wavelet.

1.6.2. Objetivos Específicos

- ◆ Analizar la reconstrucción de una señal afectada por el ruido
- ◆ Emplear la metodología para el cálculo de la Transformada wavelets.
- ◆ Aplicar el umbral de filtrado más eficiente para la reconstrucción de la señal
- ◆ Realizar la eliminación de ruido en una señal de voz, sin modificar las características o componentes de una señal mediante la transformada de “wavelet shrinkage”
- ◆ Evaluar y comprobar la calidad del filtrado mediante funciones de calidad y comparación con otras metodologías o procedimientos (visual, a través de gráficas).

1.7. MÉTODO DE DEMOSTRACIÓN DE LA HIPÓTESIS

Para demostrar la validez de la hipótesis planteada se aplicará el método o técnica de Wavelet Shrinkage, en una señal de voz afectada por el ruido, la cual podrá representar a otras señales con iguales o distintas perturbaciones que requieren de la eliminación del ruido mediante el uso de umbrales de filtros de



señales de voz. Se realizara la demostración visualmente a través de gráficas que representen y muestren claramente una señal de voz afectada por el ruido y así también la señal libre de ruido.

1.8. JUSTIFICACION DE LA INVESTIGACION

1.8.1. Justificación Teórica

La justificación teórica de la investigación esta dada de manera intrínseca al aportar evidencias empíricas de la teoría de los “wavelet shrinkage”, para poder verificar y comprobar la eliminación del ruido en una señal de voz, sin modificar las características o componentes de una señal, mejorando metodologías anteriores como ser la transformada de Fourier y otros.

Los “wavelet shrinkage”, es una nueva metodología que permite usar largos intervalos de tiempo donde sea preciso obtener mayor información acerca de componentes de baja frecuencia, e intervalos más cortos donde queramos mayor información acerca de componentes de alta frecuencia.

1.8.2. Justificación Metodológica

Como principal metodología se utiliza a los **Wavelets** el cual es un conjunto de métodos o técnicas modernas en el análisis de señales y con un futuro muy promisorio por el hecho de que asegura una gran eficiencia en el análisis de sistemas reales. Esta técnica fue implementada con el paso del tiempo para encontrar soluciones adecuadas a problemas prácticos y puntuales de la realidad y ante la ausencia de una herramienta capaz de encontrarla satisfactoriamente.

Una de ellas es la técnica conocida como “**wavelet shrinkage**” o **wavelet inversa** que hace referencia a la reconstrucción de una señal afectada por ruido. Una de las mayores **ventajas** que nos ofrece el análisis **Wavelet** es la capacidad de llevar a cabo un análisis local, esto es, analizar un área específica de una señal extensa. Uno de sus **objetivos** es realizar una estimación de la componente ruidosa de la señal y separarla de la señal sin ruido. Una vez



identificado los coeficientes de la expansión que corresponden al ruido, pueden eliminarse de la representación para recuperar la señal limpia de ruido.

El análisis **Wavelet** es capaz de mostrarnos aspectos importantes de una señal que otras técnicas no pueden hacerlo, aspectos como discontinuidades, puntos de inflexión, y similares. Incluso, debido a que ofrece un distinto punto de vista de los datos que los mostrados por otras técnicas tradicionales, el análisis Wavelet puede muchas veces comprimir o eliminar el ruido de una señal con una menor degradación que otras técnicas.

También se utilizará un diagrama de bloques para representar el método de filtrado en el dominio wavelet.

1.9 METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

Para el desarrollo de la presente Tesis se utilizará el Método Científico.

(Zorilla & Torres, 1992) afirma que el método científico es lo que distingue a la ciencia, de otros tipos de conocimientos. El conocimiento científico no es definitivo y el método científico se encarga de perfeccionarlo.

El método científico es la cadena ordenada de pasos o acciones basadas en un aparato conceptual determinado y en reglas que permitan avanzar en el proceso del conocimiento desde lo conocido hasta lo desconocido. (Urrutia, 1988).

Los elementos básicos del método científico a utilizar son los siguientes:

- ◆ Los conceptos: Estos representan abstracciones o construcciones lógicas que expliquen un hecho o un fenómeno. Un sistema conceptual es la base de la ciencia y es el punto de partida para el método científico.
- ◆ Las definiciones: Definir significa observar y alcanzar conclusiones sobre hechos y fenómenos explicados a través de parámetros o indicadores
- ◆ Hipótesis: Es una suposición o conjetura verosímil, de relaciones entre hechos y fenómenos cuya característica es que está sujeta a comprobación
- ◆ Variable: Se denomina variables a una característica propiedad de un hecho un fenómeno que puede variar entre unidades o conjuntos.



- ◆ Indicadores: Los indicadores constituyen las subdimensiones de las variables; se refiere a componentes o indicadores del hecho o fenómeno que se estudia.

El método científico utilizara datos o conocimientos que se obtienen de primera mano, de fuentes primarias; pone énfasis en el descubrimiento de los principios generales; es un análisis experto, sistemático y exacto hasta donde sea posible la investigación científica; el método científico es diferente de la investigación, pero por regla general, la investigación hace uso del método científico para llegar a conclusiones válidas. (Navia, 1997)

1.10. APORTES, LIMITES Y ALCANCES

1.10.1. Aportes

El aporte fundamental de esta Tesis, es la aplicación de la metodología Wavelt Shrinkage, para el filtrado en una señal de voz afectada por el ruido, y de esta forma realizando un análisis de umbral de filtrado, se podrá comprimir o eliminar el ruido de una señal con una menor degradación que otras técnicas, la cual nos ayudara a obtener una señal de voz casi libre de ruido o perturbaciones y con una mejor calidad

1.10.2. Limites y Alcances

La presente Tesis proporciona:

- ◆ La demostración y análisis de la eliminación del ruido en una señal de voz
- ◆ La aplicación de la Transformada wavelet, el empleo de umbrales de filtrado necesarios para la reconstrucción de la señal.
- ◆ Aplicación de metodologías de evaluación y comprobación visual de forma gráfica
- ◆ Se probara la consistencia del modelo de filtrado de voz o eliminación de ruido utilizando las herramientas de análisis que tiene Matlab en sus versiones 7.0



CAPÍTULO II

MARCO TEÓRICO



CAPITULO II

MARCO TEÓRICO

2.1. INTRODUCCIÓN

El ruido es un problema propio de la naturaleza y esta asociado a cualquier toma de datos de la realidad. El problema de su eliminación es muy común, tanto en la adquisición de señales, como en el de imágenes. El ruido en las señales electrónicas es ocasionado por diversas causas, las cuales muchas veces no se pueden evitar.

Una "Wavelet", como su nombre indica, es una onda pequeña. Muchos fenómenos estadísticos tienen estructura de ondas pequeña. Es habitual encontrar ondas pequeñas seguidas de otras de baja frecuencia, o viceversa. La Teoría de Wavelets permite localizar, e identificar, tal acumulación de ondas pequeñas y ayuda a entender mejor las razones de esos fenómenos. A diferencia del Análisis de Fourier y la Teoría Espectral, la Teoría de Wavelets se basa en una representación local de frecuencias. Cualitativamente, las diferencias entre la función seno habitual y la wavelet se basa en las propiedades que esta última tiene de localización: en seno está localizada en el dominio de frecuencias, pero no en el dominio temporal, mientras que la wavelet está localizada en ambos dominios (frecuencia y tiempo).

Además de las propiedades de localizado, las wavelets tienen unas excelentes propiedades para suavizado, por tal razón la Transformada Wavelet tiene una aplicación muy valiosa para la eliminación del ruido blanco o ruido.

2.2. WAVELET

2.2.1. Definición

Una Wavelet, es traducida literalmente como "pequeña onda", "ondita" u "ondeletas", es una forma de onda de duración efectiva limitada que tiene un

valor promedio de cero, representa una señal en términos de versiones trasladadas y dilatadas de una onda finita (denominada wavelet madre).

Comparemos las Wavelets con las ondas senoidales comunes usadas como base en el análisis de Fourier. Las sinusoides no tienen una duración fija, se extienden desde el menos hasta el más infinito, además son señales suaves y predecibles, en contraste las Wavelets tienden a ser irregulares y asimétricas. La Figura 2.2., nos muestra la diferencia entre ambos tipos de onda, (Chauca, 2008).

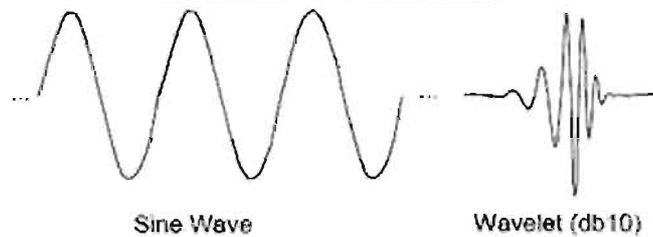


FIG. 2.1. ONDA SENOIDAL VS. WAVELET
FUENTE: (Chauca, 2008).

Las transformadas de wavelets son un caso particular de filtro de respuesta finita al impulso. Las wavelets, continuas o discretas, como cualquier función, responden al principio de incertidumbre de Hilbert, el cual establece que producto de las dispersiones obtenidas en el espacio directo y en el de las frecuencias no puede ser más pequeña que una cierta constante geométrica. En el caso de las wavelets discretas, la dispersión de los coeficientes se ha de medir de acuerdo a una norma (Hubbard, 1998).

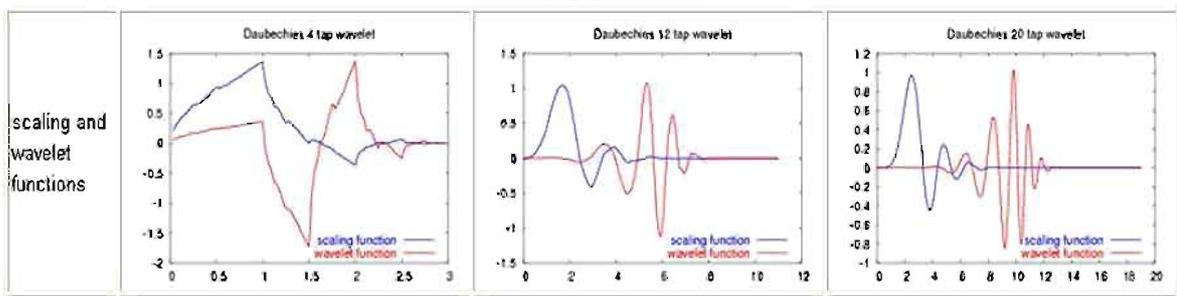


FIG. 2.2. ESCALA Y FUNCIONES WAVELET
FUENTE: (Hubbard, 1998)



En los métodos basados en la Transformada Wavelet para reducir el ruido presente en señales (considerando dicho ruido como blanco gaussiano), la característica común es la utilización de un cambio en el dominio de la señal. En este dominio se lleva a cabo una serie de operaciones sobre los coeficientes, realizando normalmente una umbralización y posteriormente el cálculo de la transformada inversa para trasladar la señal al dominio del tiempo una vez ha sido modificada, (Torres y Cruz, 2007).

Para la reducción del ruido se utiliza un procedimiento no lineal, denominado umbralización.

Sea $y[n]$, la señal adquirida, $y[n] = x[n] + e[n]$ donde $n = 1, \dots, N$, $x[n]$, es la señal sin ruido, $e[n]$, representa ruido blanco gaussiano, debemos realizar:

1. El proceso genérico para reducir el ruido de una señal utilizando la Transformada Wavelet.
2. El número de veces que es filtrada la señal viene determinado por el nivel de descomposición.
3. Se deben eliminar los componentes obtenidos en la Transformada Wavelet que estén por debajo de cierto umbral, antes de llevar a cabo la transformada inversa.

Las condiciones exigibles a este proceso de reducción del ruido son la maximización de la señal con ruido resultante y que la señal obtenida sea suave. (Torres y Cruz, 2007)

2.2.2. Concepto Teórico de la Transformada Wavelet.

La Transformada Wavelet pertenece a una serie de técnicas de análisis de señal denominadas comúnmente análisis multiresolución. Significa que esta transformada es capaz de variar la resolución de los parámetros que analiza (escala, concepto relacionado con la frecuencia y tiempo) a lo largo del análisis.

Su principal característica es que permite conocer qué frecuencias componen una señal en cada instante con las siguientes resoluciones:

- ◆ Para las altas frecuencias consigue una buena resolución en el tiempo que permita su exacta localización temporal, aún a cambio de perder resolución frecuencial.
- ◆ Para las componentes de bajas frecuencias lo más relevante es conocer su frecuencia aún a costa de perder resolución temporal.

Ahora comparemos con el análisis mediante Transformada de Fourier, el cual consiste en separar una señal en sus componentes de ondas senoidales de distintas frecuencias. De forma similar, el análisis Wavelet es la separación de una señal en versiones escaladas y trasladadas de la Wavelet original o "madre". Sólo con observar las imágenes de las Wavelets y de las ondas senoidales, podemos intuir que las señales con cambios más pronunciados serían mejor analizadas con una Wavelet irregular que si las analizamos con una suave senoide. Esto hace que tenga sentido que eventos locales y puntuales sean mejor descritos por Wavelets, quienes tienen una extensión local. En la Figura 2.3 y 2.4 a continuación apreciamos claramente las diferencias entre el Análisis mediante Transformada De Fourier y Transformada Wavelet (Chauca, 2008).



FIG. 2.3. TRANSFORMADA DE FOURIER
FUENTE: (Chauca, 2008)

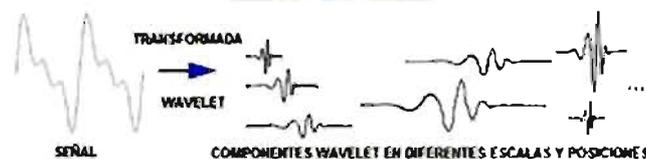


FIG. 2.4. TRANSFORMADA WAVELET
FUENTE: (Chauca, 2008)

Hasta ahora hemos hablado acerca del análisis unidimensional, que abarca las señales más comunes; sin embargo el análisis Wavelet puede ser aplicado a datos bidimensionales y siguiendo el mismo principio a datos de varias dimensiones.

2.2.3. Propiedades de las Wavelets.

2.2.3.1. Escalamiento o Cambio de Escala.

El escalamiento hace referencia al estiramiento o compresión de la Wavelet, para ello introduciremos un factor de escala. La Figura 2.5 muestra gráficamente esta propiedad.” (Torres, 2004).

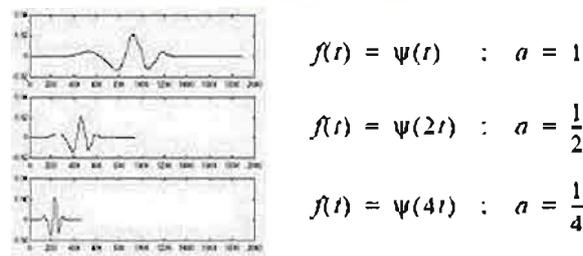


FIG. 2.5. PROPIEDAD DE ESCALAMIENTO
FUENTE: (J. Torres, 2004).

2.2.3.2. Traslación.

La traslación de una Wavelet simplemente significa el atraso o adelanto en su salto. Matemáticamente, un atraso de la función $f(t)$ por k es representado como $f(t-k)$. La Figura 2.6 muestra gráficamente esta propiedad (Torres, 2004)

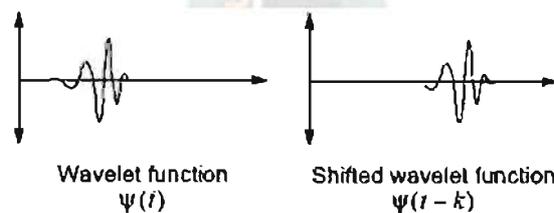


FIG. 2.6. PROPIEDAD DE TRASLACIÓN
FUENTE: (Hubbard, 1998)

2.2.4. Tipos o Familias de Wavelets.

Son muchas las familias o tipos de funciones wavelet disponibles, por ejemplo tenemos las familias Haar, Daubechies, Coiflets, Symlets, Dmeyer, Morlet,

Biortogonal, etc., cada una le debe el nombre a la persona que se encargó de su creación y/o desarrollo. Veamos algunos ejemplos de estos tipos (Hubbard y Barbara, 2004).

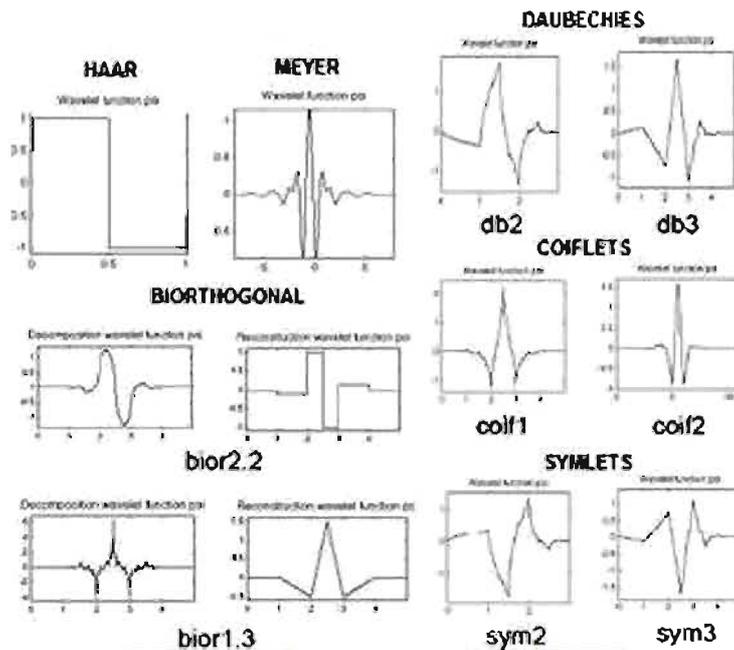


FIG. 2.7. FAMILIA DE WAVELETS MÁS USADAS
FUENTE: (Hubbard y Barbara, 2004)

2.2.5. Función de la Wavelet

Su función es realizar análisis localizados en el tiempo de una gran señal, brindando la posibilidad de encontrar discontinuidades o picos de corta duración que de otra manera sería complicado detectar y tratar. El análisis FFT (Transformada Rápida de Fourier), por si solo no detecta estos eventos y debe recurrir a la transformada corta quien a través de la escogencia de una ventana de ancho adecuado permiten el estudio de manera aceptable. El análisis Wavelet es capaz de mostrar aspectos de los datos que con otras técnicas del análisis de señales no pueden ser apreciadas y se dejan pasar por alto, como son: la tendencia, puntos de ruptura y discontinuidades en las derivadas de orden superior.



2.2.6. Transformada Continua Wavelet

2.2.6.1. Definición:

La transformada continua Wavelet permite expresar una señal continua $x(t)$ en el dominio del tiempo, mediante una expansión de términos o coeficientes proporcionales al producto interno entre la señal y diferentes versiones escaladas y trasladadas de una función prototipo $\psi(t)$, también conocida como wavelet madre. Asumiremos además que la señal $x(t)$ y la función $\psi(t)$, son de energía finita (FAF, 2000).

Es adecuado recordar la forma general que determina la transformada continua de Fourier, la cual está dada por la ecuación:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt \quad (1)$$

Esta es el resultado de la suma para todo t de la señal, multiplicada por la función exponencial compleja que lleva componentes senoidales (según la ecuación de Euler que puede ser fácilmente verificada a través de las series de potencias). De forma análoga, la transformada Wavelet continua (CWT) se puede definir como la suma para todo t de la señal multiplicada por la escala de una versión desplazada de función madre $\psi(t)$.

$$C(a, b) : C(\text{escala}, \text{Posición})$$

$$C(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \psi(a, b, t) dt \quad (2)$$

La CWT devuelve como resultado los coeficientes Wavelet C , los cuales son función de la escala y la posición de la Wavelet madre. Si se multiplica cada coeficiente por el apropiado coeficiente escalado y desplazado de la Wavelet madre, se logra obtener la señal originalmente descompuesta. La transformada continua wavelet intenta expresar una señal $x(t)$ continua en el tiempo, mediante una expansión de términos o coeficientes proporcionales al producto interno entre la señal y diferentes versiones escaladas y trasladadas de una función prototipo $\psi(t)$. Asumiendo que tanto la señal como la nueva función $\psi(t)$ son de energía finita, (Cortéz, Cano y Chavez, 2007), entonces se puede definir:



$$\Psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a, b \in R, a \neq 0 \quad (3)$$

La Transformada Continua Wavelet (Cotinuuous Wavelet Transformer CWT) está dada por:

$$CWT(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (4)$$

El teorema de Parseval (HAS, 1973) relaciona la CWT con la transformada de Fourier por la siguiente expresión:

$$CWT(a,b) = \frac{1}{2\pi\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(w) \psi(aw) e^{-jwb} dt \quad (5)$$

La continuidad de la CWT reside en que tanto la variable de escala como la variable de traslación varían en forma continua. Por lo mismo, si deseamos discretizar la transformada, es razonable pensar que las variables de escala y traslación deben pasarse al dominio discreto. (GONZÁLEZ, 2004)

2.2.7. Transformada Wavelet Discreta.

La Transformada de Fourier, la de Gabor o la Wavelet Continuas, y muchas otras, pertenecen a la clase de las llamadas Transformadas Integrales Continuas. Las mismas, mapean la información de la señal dada $s(t)$ en un espacio definido por los correspondientes parámetros variando en rangos continuos, predisponiéndola al análisis y a la interpretación. Más aún, la completitud del mapeo y la bondad del despliegue de la información se expresan en la eficiencia de la fórmula integral de reconstrucción. En las aplicaciones, la implementación de este tipo de transformadas es costoso desde el punto de vista numérico y computacional.

En líneas generales, los cálculos integrales deben aproximarse con sumatorias sobre redes discretas razonablemente finas. Se discretizan tanto los parámetros, como los puntos de reconstrucción. Eventualmente se recurren a técnicas de interpolación. Discretizar los parámetros, equivale a discretizar la transformada.



Esto es, a reemplazar el mapeo continuo de información por un espectro, conjunto finito o numerable de valores (GONZÁLEZ, 2004).

2.2.7.1 Definición:

El diseño de una versión discreta de la Transformada Wavelet, esencialmente consiste en definir una apropiada red discreta de parámetros $\{(a_j : b_{jk})\}$, de escalas y traslaciones, respectivamente de modo que la familia de wavelets $\psi_{a_j; b_{jk}}$ sea admisible. En general, constituye un problema difícil caracterizar en general, aquellas wavelets que definen una Transformada Discreta.

Se cuenta con varias clases de wavelets admisibles en las cuales existen diversas variantes, y particularmente las que generan bases ortonormales de wavelets.

En general, esas clases se asocian a la red diádica:

$$a_j = 2^{-j}; \quad b_{jk} = 2^{-jk} \quad j, k \in Z \quad (6)$$

Bajo esta elección de los parámetros, tendremos entonces la usual expresión para las Wavelets.

$$\psi_{jk}(t) = 2^{\frac{1}{2}} \psi(2^j t - k) \quad j, k \in Z \quad (7)$$

Asumiendo que la wavelet madre real y una señal $s(t)$ de energía finita la Transformada Discreta Asociada (DW) se define como:

$$DW_{\psi} s(j, k) = \langle s, \psi_{jk} \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \psi_{jk}(t) dt \quad (8)$$

Para todos los valores enteros de j y k . Por otra parte, tenemos las fórmulas de síntesis:

$$s(t) = \sum_j \sum_k c_{jk} \psi_{jk}(t) \approx \sum_j \sum_k \langle s, \psi_{jk} \rangle \psi_{jk}(t) \quad (9)$$

Para apropiados coeficientes en wavelets c_{jk} .



2.3 UMBRALIZACIÓN

2.3.1. Definición

Un umbral de audición es la intensidad mínima de sonido capaz de impresionar el oído humano. Aunque no siempre este umbral sea el mismo para todas las frecuencias que es capaz de percibir el oído humano, es el nivel mínimo de un sonido para que logre ser percibido. El valor normal se sitúa entre 0 dB audiométrico 25 dB audiométricos, sin embargo, en frecuencias muy bajas, como aproximados a los 20 Hz hasta los casi 80 Hz. Este Umbral tiende a subir debido a que estas frecuencias poseen un sonido mucho más bajo. Caso contrario sucede en las frecuencias superiores a las 10.000 Hz; pues debido a la agudez de estas ondas el umbral de 0 siempre es este.

De forma general podemos definir a un umbral como la cantidad mínima de señal que ha de estar presente para ser registrada por un sistema.

2.3.2. Reducción de Perturbaciones Mediante Umbralización

La característica común de los métodos incluidos es la utilización de la WT para cambiar el dominio de la señal.

En este dominio se lleva a cabo una serie de operaciones sobre los coeficientes, realizando normalmente una umbralización y posteriormente el cálculo de la transformada inversa para trasladar la señal al dominio del tiempo una vez ha sido modificado. El efecto de la WT es filtrar la señal mediante un banco de filtros de dos tipos: pasa bajas o aproximación y pasa altas o detalles. El número de veces que es filtrada la señal viene determinado por el nivel de la descomposición. Para reducir el ruido de la señal, se eliminan los componentes obtenidos en la transformada Wavelet que estén por debajo de cierto umbral o multiplicarlos por un factor de ponderación, antes de llevar a cabo la transformada inversa. En estos elementos, el umbral o la ponderación, se encuentran las diferencias más significativas entre la mayoría de métodos propuestos en trabajos relacionados con esta aplicación (Cuesta, 2001).



Para la reducción del ruido se utiliza un procedimiento no lineal, denominado umbralización, obtenido mediante cálculos estadísticos (Cuesta, 2001).

Sea la señal adquirida $y(n)$ como $y(n) = x(n) + \mu e(n)$, donde $n = 1, \dots, N$, $x[n]$, es la señal sin ruido, $e[n]$ representa ruido blanco gaussiano con media nula y varianza 1, mientras μ representa su nivel. El proceso genérico para reducir el ruido de una señal utilizando la WT se muestra a continuación:

1. Escoger una wavelet, un nivel y calcular la descomposición Wavelet de la señal s en el nivel J
2. Aplicar un umbral a los coeficientes de detalle, del nivel 1 al J . El cálculo de este umbral y la forma de aplicarlo, determinará el resultado del proceso. El umbral será de la forma: $\sigma = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_j]$
3. Reconstruir la señal, basándose en los coeficientes de aproximación y los coeficientes modificados de detalle.

Las condiciones exigibles a este proceso de reducción del ruido son la minimización en el error cuadrático medio (o lo mismo, que maximice la SNR resultante) y la señal obtenida sea al menos tan suave como la señal inicial para evitar que, aunque se cumpla la primera condición, aparezcan picos en la señal resultante que se pueden confundir con información presente en la señal o puede dar lugar a que se eliminen puntos característicos de la señal (Donoho, 1995).

El método para reducir el ruido es el propuesto en el cual se utiliza la transformada Wavelet con el umbral (Donoho, 1995).

$$\delta = \sqrt{s \log(n) \sigma} \tag{10}$$

donde la umbralización es realizada con la expresión:

$$C_{\delta}(i, j) = \begin{cases} 0, & \text{si } C(i, j) < \delta \\ \text{sgn}(C(i, j))C(i, j) < \delta & \end{cases} \tag{11}$$



Donde $C(i, j)$ representa los coeficientes de los detalles obtenidos mediante la transformada Wavelet. El valor de σ utilizado para este umbral viene dado por la expresión: $\sigma = \text{median}(|C(i, j)|) / 0.6784$

2.3.3. Umbralización rígida y flexible

El procedimiento por el cual los coeficientes pequeños son removidos mientras los demás valores permanecen inalterables se denomina umbralización rígida (keep-or-kill, 1998).

Una alternativa diferente es conocida como umbralización flexible: se resta el valor del umbral a la magnitud de los coeficientes por encima de éste, para que el campo entrada-salida sea continuo. Mientras a primera vista, la umbralización rígida puede parecer un acercamiento más natural, la continuidad de la operación de umbralización flexible posee importantes ventajas.

Algunos algoritmos aún iguales no trabajan en combinación con umbralización rígida (Jansen, Springer, 2001).

2.3.3.1. Umbralización rígida

Procesa la señal por medio de un umbral universal constante. Los coeficientes no son ponderados y aquellos que no alcanzan a estar por debajo del umbral son llevados a cero. Para la eliminación del ruido se aplica la siguiente transformada no lineal para los coeficientes wavelet:

$$F(x) = x * I(|x| > \delta) \quad (12)$$

donde el umbral δ es el valor a priori fijo de umbral e " I " es la función indicadora.

2.3.3.2. Umbralización flexible

La umbralización flexible está en la elección de la transformada no-lineal sobre los coeficientes wavelet, usando:

$$S(x) = \text{sgn}(x)(|x| - \delta)I(|x| > \delta) \quad (13)$$

donde σ es el umbral.

2.3.3.3. Umbralización flexible y umbral global



Los coeficientes son ponderados mediante el cálculo de un umbral global δ , el cual es aplicado de igual forma a cada uno de los niveles de detalle en la descomposición.

2.3.3.4. Umbralización Flexible y Umbral para cada nivel

Este método es similar al anterior, pero los coeficientes de detalle son tratados independientemente en cada nivel, y allí es aplicada la misma forma de umbral universal

2.3.3.5. Umbralización Flexible y Estimador de Riesgo Imparcial SURE

Este tipo de estimación de umbral es adaptativa, además es nivel por nivel.

2.3.3.6 Umbral Universal

El valor $\sigma(1)$, es conocido y usado como un valor de umbral, siendo llamado el umbral universal. Este nombre refleja la idea que este umbral es válido para todas las señales con longitud N , dado que estas señales son suficientemente suaves, siendo un valor general de umbral (Donoho, 1995). El umbral universal se concentra en el suavizado, donde se intenta minimizar el error cuadrático medio (Jansen, 2001).

2.3.3.7. Umbralización Extrema

Por medio de esta forma de umbralización se usan los coeficientes de aproximación en un nivel dado. Todos los coeficientes de detalle son llevados a cero, y la Transformada *Wavelet* Inversa (IWT) es hecha solamente con los coeficientes de aproximación.

2.3.4. Hard thresholding

Mediante este enfoque se anulan (se hacen igual a cero) los coeficientes con valores por debajo de λ , cómo sigue:

$$d_{j,k} = \begin{cases} d_{j,k} & , j < \lambda \\ 0 & , j \geq \lambda \end{cases} \quad (14)$$



2.3.5. Soft thresholding

Este enfoque es una extensión del anterior. No solo se anulan los coeficientes con valores por debajo de λ , sino que también se hace una corrección a todos los coeficientes que no se eliminan respecto a λ , para intentar que la señal resultante quede más suavizada (Jansen, 2001). Donde $S(x)$ es la señal que está siendo analizada y es el umbral (threshold) que se ha elegido previamente

$$S(x) = \begin{cases} S(x), & |x| > \lambda \\ 0, & |x| \leq \lambda \end{cases} \implies S(x) = \begin{cases} \text{Sign}(x) \cdot (|x| - \lambda), & |x| > \lambda \\ 0, & |x| \leq \lambda \end{cases} \quad (15)$$

En principio, *Hard* es mejor para reproducir discontinuidades y picos que son parte de la señal mientras que *Soft* produce señales más suavizadas y que visualmente pueden lucir mejor (Addison, 2002). La selección se propone comúnmente como dependiente del patrón de la señal a analizar.

La determinación del umbral es uno de los elementos claves en la aplicación de la metodología anterior. Donoho (Donoho, 1992) planteó computar el λ como sigue (regla "*Universal shrinkage*" o "*visushrink*"):

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log(n)} \quad (16)$$

Donde el umbral λ es función de n que es la longitud de la señal a limpiar y es el estimador de los niveles de ruido. Esto ocasiona que el umbral varíe de acuerdo con la longitud de la señal. Para una señal de mayor tamaño el umbral será mayor que para una señal de menor tamaño. Existen una gran variedad de métodos para elegir el valor del umbral λ y pueden ser agrupados en dos categorías que son los umbrales globales y los umbrales dependientes del nivel. Los primeros son aquellos que eligen un valor fijo de para ser aplicado globalmente a todos los coeficientes de wavelets $S(a, b)$. Mientras que los segundos son aquellos que tienen la posibilidad de un valor diferente de umbral λ_a , para cada nivel de resolución (escala) dado, de esta manera Este estimador de los niveles de ruido esta dado por:



$$\sigma = \frac{\text{median}(\{| S(J - 1, b) | : b = 0, 1, \dots, 2^{J-1} - 1 \})}{0.6745} \quad (17)$$

donde J representa el número de niveles de descomposición o Decimado. Este estimador se aplica en los diferentes métodos para reducir ruido.

2.4. FILTROS DE SONIDO

2.4.1. Definición

Un **filtro** es un programa informático para procesar una corriente de datos, se **caracteriza** por su curva de respuesta de frecuencia, que indica la forma en que las diferentes frecuencias en la entrada se **atenúan o amplifican**.

Todos los componentes electrónicos de sonido poseen una curva de respuesta de frecuencia particular, aunque lo ideal sería que esta curva fuese plana (una recta horizontal) entre los 20 y los 20.000 Hz, ya que toda desviación con lleva una **modificación artificial del timbre del sonido**

2.4.2. Tipos de filtros según su frecuencia de corte

Los filtros más usuales pueden clasificarse, de acuerdo con la forma de esta curva de respuesta, en cuatro grandes familias: pasa-bajo, pasa-alto, pasa-banda y rechazo de banda (Silva, El Sonido).

2.4.2.1. El filtro pasa-bajo, deja pasar las frecuencias por debajo de un determinado valor, denominado frecuencia de corte, también conocido como cut-off.

2.4.2.2. El filtro pasa-alto, hace lo contrario al anterior, ya que únicamente deja pasar las frecuencias superiores a la frecuencia de corte; viene indicado en los equipos como HPF (High Pass Filter)

El propósito del filtro pasa alto es eliminar las señales de interferencia, como los potenciales de media celda y los potenciales de desbalance del preamplificador, así como reducir el ruido con la limitación del ancho de banda. Para caracterizar este filtro se construyó el sistema



El sistema, para caracterizar el filtro pasa altas del amplificador de EEG, genera una señal cuadrada de frecuencia lenta la cual se comporta como una función escalón. Este está constituido por seis etapas.

2.4.2.3. El filtro pasa-banda, deja pasar una banda de frecuencias, eliminando el resto. Se define a partir de la frecuencia central o de resonancia y el ancho de banda.

2.4.2.4. El filtro de rechazo de banda, actúa de forma inversa al de pasa-banda. Al igual que éste, se caracteriza por la frecuencia de resonancia y el ancho de banda.

2.4.3. Ecualizador

El ecualizador es el elemento que permite modificar la curva de respuesta en frecuencia de un sistema de audio.

2.4.4. Filtros digitales

Un concepto erróneo es que los filtros analógicos sí alteran la relación de fase mientras que los digitales no lo hacen.

Las posibilidades del filtrado digital son muchas, a continuación van algunas de ellas:

- ◆ Simulación de dispositivos analógicos
- ◆ Filtrado pasa-bajo al reducir la frecuencia de muestreo.
- ◆ El realzado sonoro
- ◆ Análisis espectral.
- ◆ El filtrado creativo mezcla ciencia y arte

2.4.5. Relación de fase en los filtros

Sabemos que los filtros se clasifican por su pendiente, es decir, dependiendo los decibelios por octava de estas; también hemos mencionado que el empleo de filtros tiene consecuencia sobre la relación de fase de una señal de audio.



2.4.6. Filtro de Gabor

El filtro de Gabor es un filtro lineal cuya respuesta de impulso es una función armónica multiplicada por una función gaussiana. Son funciones casi pasa banda.

La principal ventaja que se obtiene al introducir la envolvente gaussiana es que las funciones de Gabor están localizadas tanto en el dominio espacial como en el de la frecuencia, a diferencia de lo que ocurre con las funciones sinusoidales, que están perfectamente localizadas en el dominio espacial (o temporal) y completamente deslocalizadas en el de la frecuencia. Por tanto, son funciones más adecuadas para representar una señal conjuntamente en ambos dominios

Los filtros de Gabor están directamente relacionados con los wavelets de Gabor, dado que son funciones aproximadamente pasabanda que pueden diseñarse como un banco de filtros con diferentes dilataciones y rotaciones. No obstante, uno de los requisitos de los wavelets, que los filtros sean ortogonales, presenta complicaciones en este caso, requiriendo el uso de wavelets biortogonales. Una opción alternativa consiste en trabajar con representaciones sobrecompletas y considerar que son una buena aproximación al caso ortogonal. Por ejemplo, se pueden descomponer imágenes en bancos de Gabor sobrecompletos y volver a reconstruir la imagen original simplemente sumando los diferentes canales. Esto sólo se podría hacer en modo estricto si los canales de Gabor fuesen ortogonales, pero los errores que se introducen muchas veces no son perceptibles bajo inspección visual (Cuevas, 1998)

2.5. SONIDO

2.5.1. Onda

Una onda es una perturbación que avanza o que se propaga en un medio material o incluso en el vacío. A pesar de la naturaleza diversa de las perturbaciones que pueden originarlas, todas las ondas tienen un comportamiento semejante.



2.5.1.1. Producción de una onda sonora.

Deben existir dos factores para que exista el sonido. Es necesaria una fuente de vibración mecánica y también un medio elástico a través del cual se propague la perturbación. Los sonidos se producen por una **materia** que vibra

2.5.2. Definición de Sonido

- ◆ El sonido es un tipo de onda que se propaga únicamente en presencia de un medio que haga de soporte de la perturbación. Los conceptos generales sobre ondas sirven para describir el sonido, pero, inversamente, los fenómenos sonoros permiten comprender mejor algunas de las características del comportamiento ondulatorio.
- ◆ En **física**, por otra parte, nos referimos a las perturbaciones por sí mismas y no a las sensaciones que producen. Sonido es una onda **mecánica** longitudinal que se propaga a través de un medio elástico.
- ◆ Es la sensación que perciben nuestros oídos como resultado de la vibración de los cuerpos. El sonido se propaga por un medio material en forma de ondas sonoras:
 - Se produce por medio de los cuerpos gaseosos a una velocidad aproximada de 340 metros por segundo
 - Lo líquidos lo transmiten a una velocidad aproximada de 1.425 metros por segundo.
 - En los sólidos la velocidad del sonido varía: por ejemplo en el cobre es de 3.500 metros por segundo y en el acero es de 5.000 metros por segundo

2.5.2.1. El sonido y su propagación

Las ondas sonoras se producen también como consecuencia de una compresión del medio a lo largo de la dirección de propagación. Son, por tanto, ondas longitudinales.



2.5.3. Cualidades del sonido

El oído es capaz de distinguir unos sonidos de otros porque es sensible a las diferencias que puedan. Aun cuando todas ellas se refieren al sonido fisiológico, están relacionadas con diferentes propiedades de las ondas sonoras (Watkinson, 2003)

2.5.3.1. Intensidad

La intensidad del sonido percibido, o propiedad que hace que éste se capte como fuerte o como débil, está relacionada con la intensidad de la onda sonora correspondiente, también llamada *intensidad acústica*. La **intensidad acústica** es una magnitud que da idea de la cantidad de energía que está fluyendo por el medio como consecuencia de la propagación de la onda.

2.5.3.2. Tono

El tono es la cualidad del sonido mediante la cual el oído le asigna un lugar en la escala musical, permitiendo, por tanto, distinguir entre los graves y los agudos. La magnitud física que está asociada al tono es la frecuencia. Los sonidos percibidos como graves corresponden a frecuencias bajas, mientras que los agudos son debidos a frecuencias altas. Así el sonido más grave de una guitarra corresponde a una frecuencia de 82,4 Hz y el más agudo a 698,5 hertz.

2.5.3.3. Timbre

El timbre es la cualidad del sonido que permite distinguir sonidos procedentes de diferentes instrumentos, aun cuando posean igual tono e intensidad. Debido a esta misma cualidad es posible reconocer a una persona por su voz, que resulta característica de cada individuo.

2.5.4. Decibeles

Unidad de mediada empleada para expresar la intensidad de los sonidos



2.6. RUIDO

2.6.1. Definición

Ruido es todo sonido no deseado. El ruido es un estímulo sonoro que puede tener efectos traumáticos (lesiones en los órganos receptores), y probablemente produzcan también efectos no traumáticos a nivel fisiológico (elevación temporal de los umbrales auditivos, disfunciones en los sistemas de regulación neurohormonal, etc.) (Watkinson, 2003).

Sin embargo, la mayor parte de estos estudios tienen un carácter meramente exploratorio y no permiten establecer una relación causal clara entre exposición al ruido y la hipertensión, por varias razones :

- Falta de datos cuantitativos (dosis-efectos)
- Diferencias entre los niveles de ruido tomados en cada uno de los estudios
- Defectos metodológicos
- Limitaciones inherentes a los estudios transversales
- Diferencias de calidad entre los estudios

2.6.2. Efectos en la comunicación oral

La interferencia causada por el ruido en la comunicación oral es básicamente un proceso de enmascaramiento o interferencia, donde un sonido vuelve inaudible o dificulta su comprensión a otro.

La conversación reposada al aire libre en una distancia de 1 m. entre dos individuos tiene una intensidad de voz aproximada de 55 dBA, la voz normal 66 dBA, y la voz elevada 72 dBA. La experiencia demuestra que con niveles de ruido superiores a 80 dBA es preciso hablar muy alto y por encima de 85 dBA hay que gritar.



Nivel de ruido ambiental en dBA	< 50 dBA	50 - 70 dBA	70 - 90 dBA	90 - 100 dBA	110 - 130 dBA
Cara a cara	Voz normal en distancias superiores a 6m.	Voz elevada en distancias superiores a 2 m.	Voz muy alta en distancias superiores a 50 cm.	Nivel de voz máximo en distancias superiores a 25cm.	Comunicación difícil o imposible en distancias superiores a 1 cm.
Vía telefónica	Buena comunicación	Comunicación satisfactoria o ligeramente difícil	Comunicación difícil e insatisfactoria	Usar modos telefónicos de escucha y cabinas	Necesario uso de equipamiento especial

Tabla 2.1.. CAPACIDAD DE COMUNICACIÓN ORAL CON NIVELES DE RUIDO AMBIENTAL EN DBA
FUENTE: (Watkinson, 2003)

Es bien sabido que el ruido que enmascara o dificulta la comunicación oral puede entorpecer la seguridad.

2.6.3. Ruido blanco.

Ruido aleatorio que posee la misma densidad espectral de potencia a lo largo de toda la banda de frecuencias. Dado que la luz blanca es aquella que contiene todas las frecuencias del espectro visible, el ruido blanco deriva su nombre de contener también todas las frecuencias.

El ruido blanco es una señal no correlativa, es decir, en el eje del tiempo la señal toma valores sin ninguna relación unos con otros. Cuando se dice que tiene una densidad espectral de potencia plana, con un ancho de banda teóricamente infinito, es que en una gráfica espectral de frecuencia tras haber realizado una descomposición espectral de Fourier, en el dominio de la frecuencia veríamos todas las componentes con la misma amplitud, haciendo el efecto de una línea continua paralela al eje horizontal.

Normalmente se suele emplear como señal de pruebas, aunque en realidad se prefiere el ruido rosa, dada que su densidad espectral se asemeja mucho más a la del audio real y cómo percibimos nosotros.



El ruido blanco es una señal aleatoria (proceso estocástico) que se caracteriza porque sus valores de señal en dos instantes de tiempo diferentes no guardan correlación estadística. Como consecuencia de ello, su densidad espectral de potencia (PSD, Power Spectral Density) es una constante, i.e, su gráfica es plana. Esto significa que la señal contiene todas las frecuencias y todas ellas tienen la misma potencia.

2.6.3.1. Características

El ruido blanco está caracterizado por seguir una distribución normal $N(0,1)$. Denotamos entonces una muestra de ruido blanco como (Donoho, 1994):

$$z_i \approx N(0,1) \quad (18)$$

Al trabajar con ruido blanco, si aplicamos una transformación ortogonal al vector de N valores, el resultado es otro ruido blanco. La diferencia es una reescala de la distribución. Es decir ahora tendremos en general:

$$z_i \approx \lambda N(0,1) \quad (19)$$

Otra característica especial es que al realizar una transformada en frecuencias, obtenemos que la amplitud media en todo el rango de frecuencias sea constante. Este último hecho, que realmente es consecuencia directa del primero, es el que vamos a utilizar para caracterizar al ruido blanco (Donoho, 1994).

Dada una muestra de ruido blanco de tamaño N , podemos estimar los parámetros estadísticos fundamentales: la media y su dispersión.

$$med(x) = \frac{1}{N} \sum x_i \quad (20)$$

$$dis(x) = \left(\frac{1}{N} \sum (x_i - med(x))^2 \right)^{1/2} \quad (21)$$



Nuestro interés es establecer un nivel mínimo que nos permita decir que cualquier valor que esté distribuido con una distribución normal del tipo $IN(0,1)$, esté por debajo de este límite.

Vamos a considerar exclusivamente aquellos valores que resulten ser picos en la muestra. Es decir dados tres elementos contiguos cualesquiera de la muestra seleccionaremos sólo aquellos que satisfagan:

$$x_{i-1} < x_i > x_{i+1} \tag{22}$$

La distribución de los picos así seleccionados la modelizamos con el siguiente razonamiento. Podemos estimar la distribución de los picos máximos como:

$$Y \approx \frac{1}{3} F^2(y) f(y) \tag{23}$$

En la (Ecuación N° 20) mostramos la distribución $N(0,1)$ y la distribución de los picos (Ecuación N° 23).

Las características estadísticas de la distribución de los picos son:

$$med(y) = 0.8522435$$

$$dis(y) = 0.7457826$$

En general trabajamos con muestras de una distribución del tipo $IN(0,1)$, donde el parámetro l es desconocido.

Esto indica que este factor de amplitud nos va a modificar la media y la desviación estándar. Para esquivar este problema introducimos un parámetro x independiente de la amplitud:

$$\xi = dis(y) / med(y) \tag{24}$$

En tal caso el valor teórico de este parámetro para la distribución de los picos es:

$$\xi_{Theor} = 0.87 \tag{25}$$



2.7. DIAGRAMA DE BLOQUES

2.7.1. Definición

Un diagrama de bloques representa la estructura de un sistema. Esto es, las partes que lo forman y el modo en que se relacionan entre sí. No representa la forma ni el aspecto físico ni su funcionamiento. Hace hincapié en la función que cumplen los elementos.

Un diagrama de bloques debe incluir a cada una de las partes del sistema. Cada parte puede ser en realidad un conjunto de partes que agrupamos porque consideramos que juntas cumplen una función. (Escuela Técnica ORT, 2009)

Ejemplo.- Si queremos representar mediante un diagrama de bloques a un automóvil podemos individualizar las siguientes partes:

- Carrocería
- Motor
- Transmisión
- Ruedas
- Conductor
- Dirección

Todos sabemos que el motor está compuesto por muchísimas partes pero podemos agruparlas ya que en conjunto cumplen la función de mover el automóvil (de ahí su nombre).

La ventaja de identificar esas partes es que permite analizar al sistema en forma muy simplificada.

En general no estamos acostumbrados a considerar al conductor como parte del automóvil pero si queremos analizar porqué un automóvil se comporta de determinada manera es indispensable considerar al conductor.

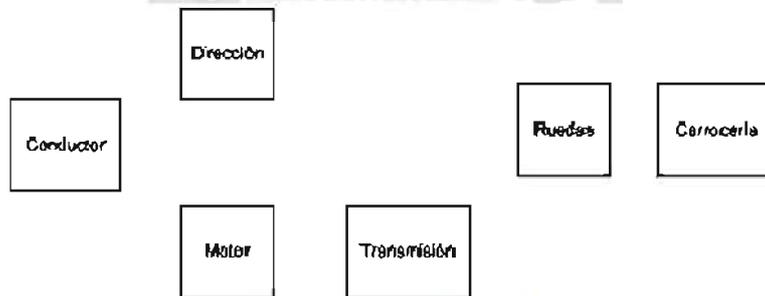
2.7.2. Elaboración de un diagrama de bloques

2.7.2.1. Los bloques:

Una vez identificadas las diferentes partes se representa a cada parte (o conjunto de partes) mediante un bloque que dibujamos con un rectángulo en cuyo interior ponemos el nombre que lo identifica (por ejemplo la función que cumple ese grupo de partes). Todas las partes de interés deben estar solo una vez.

El orden en que se distribuyan los bloques en la hoja no tiene importancia; se los distribuye tratando de que queden prolijos para facilitar su análisis.

Ejemplo 2.1.:

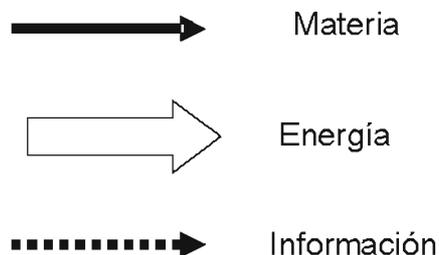


2.7.2.2. Los flujos:

Luego de identificar los bloques debemos vincularlos. Para ello debemos pensar en qué flujos se transfieren las distintas partes entre si y los representaremos mediante flechas. Los flujos son aquellas “cosas” que intervienen en el sistema pero que no forman parte del mismo.

Por ejemplo podemos considerar las órdenes que imparte el conductor o la fuerza que ejerce el motor.

Los flujos pueden ser de tres tipos y cada uno se representa con un tipo de flecha diferente:



De esta manera podemos completar el Diagrama del Automóvil de la siguiente manera:

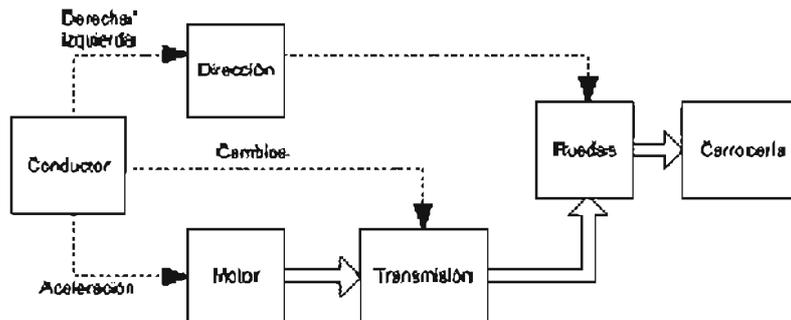


Fig. 2.8. Diagrama de Bloques de un Automóvil
 Fuente: (Escuela Técnica ORT, 2009)

El diagrama podría completarse, por ejemplo, incorporando además los elementos que entregan la energía al motor, y los flujos correspondientes.

2.7.3. ¿Qué se debe incluir y que no?

No podemos encontrar un método que sirva de receta. Cuando elaboremos un diagrama de bloques debemos tener en cuenta qué es lo que se desea analizar. Para el ejemplo puede observarse que no se han incluido los frenos. Si lo que se deseaba era usar el diagrama para explicarle a una persona cómo y por qué se deben realizar los cambios en un automóvil puede ser suficiente (incluso se podría prescindir de la dirección). Los criterios que se usen son discutibles.

2.7.4. ¿Cuánto detalle debe tener un diagrama de bloques?

Cuando incluimos varias partes en un mismo bloque estamos haciendo el diagrama menos detallado. Cuando dividimos un bloque en varias partes estamos agregando detalle.

El nivel de detalle debe ser el adecuado para el análisis que se desea realizar. Al contrario de lo que uno pensaría en primera instancia, cuanto menos detallado



tenga mejor (siempre que incluya los suficientes). Un diagrama con más información de la necesaria resulta confuso.

En el caso del ejemplo se incluyó un bloque que es el motor porque, para aprender a manejar. Se necesita saber qué hace el motor y cómo debemos operar para lograrlo; no es imprescindible conocer el funcionamiento interno.

Requisitos que deben cumplir los diagramas de bloques.

- ◆ Cada parte del sistema que interviene en lo que se desea analizar debe estar representada (puede estar incluida dentro de algún bloque)
- ◆ Como cada bloque representa una parte o conjunto de partes o funciones, debe llevar por nombre un sustantivo (si fuera un verbo sería una acción).
- ◆ Cada parte debe aparecer solo una vez.
- ◆ Los elementos que forman el sistema se representan en bloques, lo que está en tránsito se representa mediante flujos.

2.8. MATLAB

Matlab en sus versiones 7.0 puesto que posee herramientas para realizar directamente un análisis usando Transformada Wavelet especialmente en su versión discreta poniendo énfasis en el desarrollo del análisis unidimensional y bidimensional únicamente, estas herramientas están agrupadas en lo que se conoce como Wavelet Toolbox, sin embargo también nos es grato encontrar en la Red diversas alternativas que facilitan otras herramientas adicionales y complementarias para el análisis mediante Wavelet y Transformada Wavelet.

2.9. OTROS CONCEPTOS

2.9.1. Media estadística

La media estadística se usa en estadística para dos conceptos diferentes aunque numéricamente similares:

- La media muestral, que es un estadístico que se calcula a partir de la media aritmética de un conjunto de valores de una variable aleatoria.



- La media poblacional, valor esperado o esperanza matemática de una variable aleatoria.

En la práctica dada una muestra estadística suficientemente grande el valor de la media muestral de la misma es numéricamente muy cercano a la esperanza matemática de la variable aleatoria medida en esa muestra. Dicho valor esperado, sólo es calculable si se conoce con toda exactitud la distribución de probabilidad, cosa que raramente sucede en la realidad, por esa razón, a efectos prácticos la llamada media se refiere normalmente a la media muestral.

2.9.1.1. Media muestral

La media resume en un valor las características de una variable teniendo en cuenta a todos los casos. Solamente puede utilizarse con variables cuantitativas Media muestral: Si se tiene una muestra estadística de valores (X_1, X_2, \dots, X_n) para una variable aleatoria X con distribución de probabilidad $F(x, \theta)$ [donde θ es un conjunto de parámetros de la distribución] se define la media muestral n -ésima como:

$$X_n = T(X_1, X_2, \dots, X_n) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n X_i = \frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n} \quad (26)$$

2.9.2. Varianza muestral

Dentro de la estadística descriptiva, la **varianza muestral** se utiliza como medida de dispersión, cuya definición es:

$$s^2(x) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (27)$$

Operando la ecuación la **varianza muestral** se puede expresar como:

$$s^2(x) = \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n x_i^2 \right) - \bar{x}^2 \quad (28)$$

También se expresa como la diferencia entre el momento de orden 2 y el cuadrado del valor esperado:



$$V(X) = E[X^2] - E[X]^2 \quad (29)$$

Otra medida de dispersión similar, pero con la propiedad de insesgadez, es la **cuasivarianza muestral**:

$$s_{n-1}^2(x) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \quad (30)$$

Operando la ecuación la **cuasivarianza muestral** se puede expresar como:

$$s_{n-1}^2(x) = \frac{1}{n-1} \left[\sum_{i=1}^n (x_i^2) - n\bar{x}^2 \right] \quad (31)$$

Mientras que la desviación estándar se puede interpretar como el promedio de la distancia de cada punto respecto del promedio y está medida en las mismas unidades que la variable, la varianza está medida en "unidades al cuadrado".

2.9.3. Desviación estándar

La **desviación estándar** o **desviación típica** (σ) es una medida de centralización o dispersión para variables de razón (ratio o cociente) y de intervalo, de gran utilidad en la estadística descriptiva. Junto a la varianza -con la que está estrechamente relacionada-, es una medida (cuadrática) que informa de la media de distancias que tienen los datos respecto de su media aritmética, expresada en las mismas unidades que la variable.

Para conocer con detalle un conjunto de datos, no basta con conocer las medidas de tendencia central, sino que necesitamos conocer también la desviación que representan los datos en su distribución respecto de la media aritmética de dicha distribución, con objeto de tener una visión de los mismos más acorde con la realidad a la hora de describirlos e interpretarlos para la toma de decisiones (Pearson, 1894).



2.9.3.1. Formulación

La varianza representa la media aritmética de las desviaciones con respecto a la media que son elevadas al cuadrado.

Si atendemos a la colección completa de datos (la población en su totalidad) obtenemos la varianza poblacional; y si por el contrario prestamos atención sólo a una muestra de la población, obtenemos en su lugar la varianza muestral. Las expresiones de estas medidas son las que aparecen a continuación.

Expresión de la varianza muestral:

$$S_X^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2}{n - 1} \quad (32)$$

Expresión de la varianza poblacional:

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \mu)^2}{N} \quad (33)$$

Expresión de la desviación estándar poblacional:

$$\sqrt{\sigma^2} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \mu)^2}{N}} \quad (34)$$

El término *desviación estándar* fue incorporado a la estadística por Karl Pearson en 1894.

Por la formulación de la varianza podemos pasar a obtener la desviación estándar, tomando la raíz cuadrada positiva de la varianza. Así, si efectuamos la raíz de la varianza muestral, obtenemos la desviación típica muestral; y si por el contrario, efectuamos la raíz sobre la varianza poblacional, obtendremos la desviación típica poblacional.

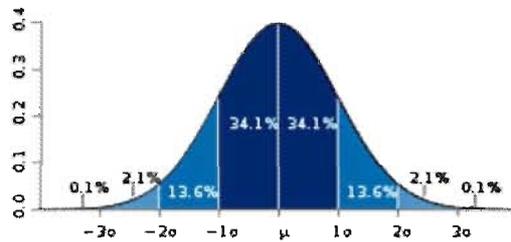


FIG. 2.9. DESVIACIONES ESTÁNDAR EN UNA DISTRIBUCIÓN NORMAL
 FUENTE: (Wikipedia, 2008)

Expresión de la desviación estándar muestral:

$$\sqrt{s^2} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n - 1}} \quad (35)$$

También puede ser tomada como

$$S = \sqrt{\frac{a - s^2/n}{n - 1}} \quad (36)$$

con a como $\sum_{i=1}^n x_i^2$ y s como $\sum_{i=1}^n x_i$



CAPÍTULO III

ANÁLISIS Y DISEÑO



CAPÍTULO III

ANÁLISIS Y DISEÑO

3.1. INTRODUCCIÓN

Para realizar el análisis de filtrado de una señal de voz afectada por el ruido es necesario, partir por el análisis de Fourier el cual es un paso básico para entender lo que se quiere hacer mediante la transformada wavelet, una vez entendamos como funciona la transformada wavelet, cada una de sus características, componentes y los pasos que son necesarios para poder aplicar esta transformada, se realizará el filtrado de una señal de voz afectada por el ruido, implementando el proceso de filtrado en Matlab.

3.2. ANALISIS

Los procedimientos de descomposición y recomposición, están basados en modificaciones del método propuesto por wavelet, varían únicamente en la cantidad de niveles de acuerdo a la necesidad y procedimientos, difiriendo al momento de llevar a cabo la filtración, mediante parámetros estadísticos y la manera de aplicarlos a los coeficientes de detalle.

Partimos del análisis de Fourier, el cual descompone una señal mediante sus coeficientes de senos y cosenos de diferentes frecuencias y amplitudes; de forma similar el análisis Wavelet descompone una señal en una versión desplazada y escalada de otra señal madre denominada Wavelet.

Escogiendo adecuadamente la Wavelet madre, se puede descomponer la señal a tratar de manera más apropiada, sin limitarse exclusivamente a las funciones seno o coseno que no siempre se ajustan rápidamente a la forma irregular de la señal tratada.

Wavelet con las ondas Seno se puede notar que la Wavelet tiene duración definida; además, las Wavelets tienden a ser irregulares y asimétricas, lo que permite mayor adaptabilidad y mejor convergencia a la señal a tratar, de allí la importancia de seleccionar adecuadamente la Wavelet madre, y no permitir dejar al azar la selección de la misma.

Los coeficientes indican en que forma la señal que apoya el análisis (seno, coseno, Wavelet) se debe modificar para reconstruir la señal original. Prácticamente se puede reconstruir una señal agregando Wavelets de diferentes tamaños, en diferentes posiciones, de forma análoga a como el análisis de Fourier reconstruye la señal agregando senos o cosenos de diferentes frecuencias y amplitudes. El proceso de alargar y comprimir la Wavelet para cambiar su frecuencia modifica todo. Las Wavelet automáticamente se adaptan para diferentes componentes de una señal.

3.2.1. Análisis de Fourier por Ventanas, en Tiempo Corto o localizado.

La transformada de Fourier es una de las primeras herramientas que se proponen inicialmente en el tratamiento de cualquier señal. Es ampliamente conocida su funcionalidad y permite en este caso realizar una primera aproximación a la caracterización de diversos tipos de señales. Sin embargo, esta transformada presenta una fuerte debilidad en el tratamiento de señales no estacionarias, es decir en el tratamiento de aquellas señales cuyas componentes espectrales varían en el transcurso del tiempo. La transformada de Fourier realiza una descomposición de las señales en sus componentes frecuenciales pero sin facilitar información temporal de éstas. La Figura 3.1., muestra la forma usada por Fourier para el análisis de señales (Torres, 2004)

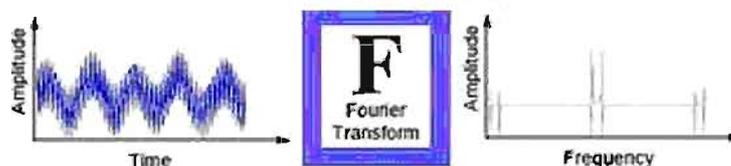


Fig. 3.1. Análisis de señales por Fourier
Fuente: (Torrez, 2004)

En términos sencillos de entender, al realizar el análisis usando Transformada de Fourier, simplemente realizamos una transformación del dominio del tiempo al de

la frecuencia, por lo que perdemos en este último dominio toda información acerca del tiempo, es decir se nos hace imposible saber cuándo ocurre un evento especial. Esto no tendría mayor importancia si es que la señal tiene un comportamiento estacionario o constante en el tiempo. Sin embargo, las señales más abundantes en problemas reales contienen numerosas características no estacionarias o transitorias, como fluctuaciones, cambios abruptos, comienzos y finales de eventos arbitrarios. Estas características son muchas veces la parte más importante de una señal, y lamentablemente, el análisis de Fourier no está en condiciones de detectarlos. Viendo esta limitación se buscó una forma de adecuar el análisis de Fourier para poder tratar este tipo de señales.

En un esfuerzo por corregir esta deficiencia en el análisis de Fourier, Dennis Gabor (1946) adaptó la Transformada de Fourier para analizar sólo una pequeña parte de la señal en un lapso de tiempo, técnica conocida como "windowing" o por definición de ventanas de tiempo. La adaptación de Gabor, llamada también Transformada de Fourier en tiempo corto o localizado (STFT - Short Time Fourier Transform), establece una función bidimensional entre el tiempo y la frecuencia. La Figura 3.2 muestra la forma usada en el Análisis de Fourier por Ventanas, en tiempo corto o localizado (Torrez, 2004)

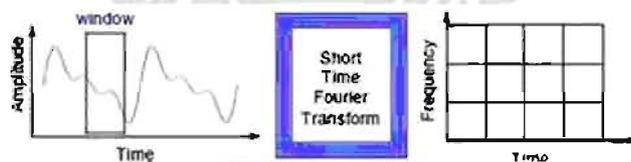


Fig. 3.2 Análisis de Fourier por Ventanas (STFT)

Fuente: (Torrez, 2004)

Si bien la STFT provee información acerca del tiempo y la frecuencia de forma simultánea, esta información sólo puede ser obtenida con una precisión limitada, precisión que es definida por el tamaño elegido de la ventana. Aunque la STFT sea de gran utilidad al relacionar información del tiempo y frecuencia a la vez, la desventaja es que una vez elegida el tamaño de la ventana, esa misma se mantiene para todas las frecuencias. Muchas señales requieren una aproximación más flexible, una donde se pueda variar el tamaño de la ventana

para determinar con mayor exactitud tanto el tiempo como la frecuencia. Pese a ello resulta ser un gran avance en el análisis de señales no estacionarias.

3.2.2. Análisis por wavelets.

El análisis Wavelet representa el siguiente paso lógico luego de la STFT, una técnica por ventanas, con regiones de tamaño variable. El análisis Wavelet permite usar largos intervalos de tiempo donde sea preciso obtener mayor información acerca de componentes de baja frecuencia, e intervalos más cortos donde queramos mayor información acerca de componentes de alta frecuencia. La Figura 3.3 muestra un cuadro comparativo entre las diversas formas de análisis de señales, aquellas basadas en solo tiempo (Time Domain), en solo frecuencia (Fourier) y de ambas a la vez (STFT y Wavelet) (Hubbard, 1998)..

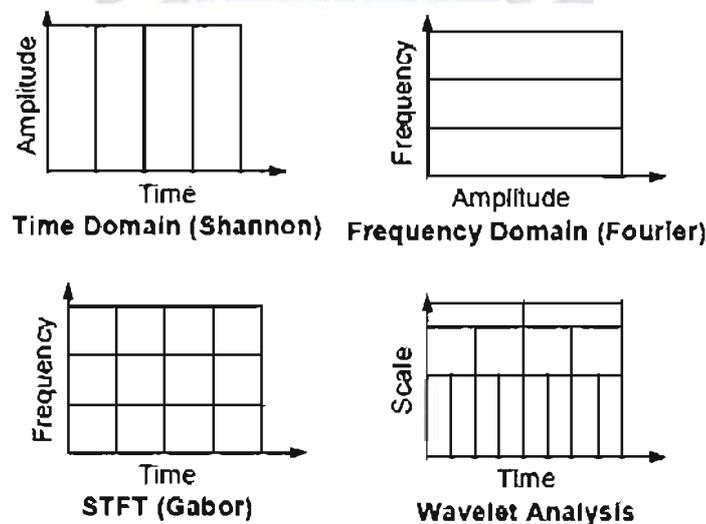


Fig. 3.3. Cuadro comparativo de diversas formas de análisis de señales

Fuente: (Hubbard, 1998).

Una de las mayores ventajas que nos ofrece el análisis Wavelet es la capacidad de llevar a cabo un análisis local, esto es, analizar un área específica de una señal extensa.

Consideremos una señal senoidal con una pequeña discontinuidad, una tan pequeña que apenas pueda ser visible. Una señal así puede ser fácilmente generada en el mundo real, quizá por una fluctuación de potencia o un interruptor defectuoso. Si plotamos los coeficientes de Fourier (mediante el comando de la FFT - Transformada Rápida de Fourier) observaremos una señal sin ningún tipo

de particularidad interesante, un espectro plano con dos picos representando una única frecuencia. Sin embargo, si ploteamos los coeficientes de Wavelet, observaremos claramente la localización exacta del tiempo en el que ocurre la discontinuidad. La Figura 3.4 nos muestra detalladamente la ventaja de un ploteo de los coeficientes Wavelet versus los de Fourier en la identificación de esta pequeña discontinuidad (Hubbard, 1998).



Fig. 3.4. Ploteo de los coeficientes Wavelet Vs. Fourier
Fuente: (Hubbard, 1998).

El análisis Wavelet es capaz de mostrarnos aspectos importantes de una señal que otras técnicas no pueden hacerlo, aspectos como discontinuidades, puntos de inflexión, y similares. Incluso, debido a que ofrece un distinto punto de vista de los datos que los mostrados por otras técnicas tradicionales, el análisis Wavelet puede muchas veces comprimir o eliminar el ruido de una señal con una menor degradación que otras técnicas.

Una vez revisadas las capacidades y ventajas de las wavelets podemos definirla como un conjunto de funciones base ortonormales con numerosas propiedades, y que se generan a partir de dilataciones y traslaciones de una *función de escalado* o *wavelet padre*, Φ , y de una *wavelet madre*, Ψ , asociadas a un Análisis de Multiresolución r -regular de $L^2(\mathbb{R})$, (Mallat, 1989).

La wavelet padre, Φ , se construye como la solución de la ecuación de dilatación

$$\phi(x) = \sqrt{2} \sum_l h_l \phi(2x - l) \tag{37}$$

para un conjunto de coeficientes filtro adecuados, h_l , (Vanucci, 1998). La wavelet madre, Ψ , se define a partir de la wavelete padre, Φ , como:

$$\varphi(x) = \sqrt{2} \sum_l g_l \phi(2x - l) \tag{38}$$



con coeficientes filtro g_l que verifican $g_l = (-1)^l h_{1-l}$. Las wavelets se obtienen mediante traslaciones y dilataciones de las dos anteriores:

$$\phi_{j,k} = 2^{j/2} \phi(2^j x - k) \quad (39)$$

$$\varphi_{j,k} = 2^{j/2} \varphi(2^j x - k) \quad (40)$$

3.2.3. Análisis de aplicaciones de la Transformada Wavelet Continua y Wavelet Discreta

La transformada wavelet discreta se utiliza para la codificación de señales, mientras la wavelet continua se utiliza en el análisis de señales. Como consecuencia, la versión discreta de este tipo de transformada se utiliza fundamentalmente en ingeniería e informática, mientras que la continua se utiliza sobre todo en la física. Este tipo de transformadas están siendo cada vez más empleadas en un amplio campo de especialidades, a menudo sustituyendo a la transformada de Fourier.

Podemos observar que las Wavelets pueden ser aplicadas a diferentes tipos de estudio, en la presente tesis se realizara el uso de la Transformada Wavelet Discreta en su primera dimensión, la cual es la mas adecuada en el análisis de señales de voz, entonces empecemos a analizar las propiedades de Escalamiento y Desplazamiento para la reconstrucción de una señal afectada por el ruido, con la transformada wavelet discreta de primera dimensión.

3.2.4 Propiedades de las wavelets

3.2.4.1. Escalamiento

El escalamiento de la Wavelet es el alargamiento o la compresión de la Wavelet madre. El actor de escalamiento se denota con la letra a . El factor de escala funciona de igual forma para las Wavelets. Cuanto más pequeño es el factor escala, mayor es la compresión de la Wavelet. El escalamiento se puede ilustrar fácilmente a través del siguiente ejemplo (aplicado a la Wavelet

Gaussiana de segundo orden, y el concepto definido en el Capítulo II de Marco Teórico punto 2.2.3.1.). Implementado en Matlab 7.0 la Wavelet Escalada se genera el siguiente resultado (ver código fuente en Anexo A):

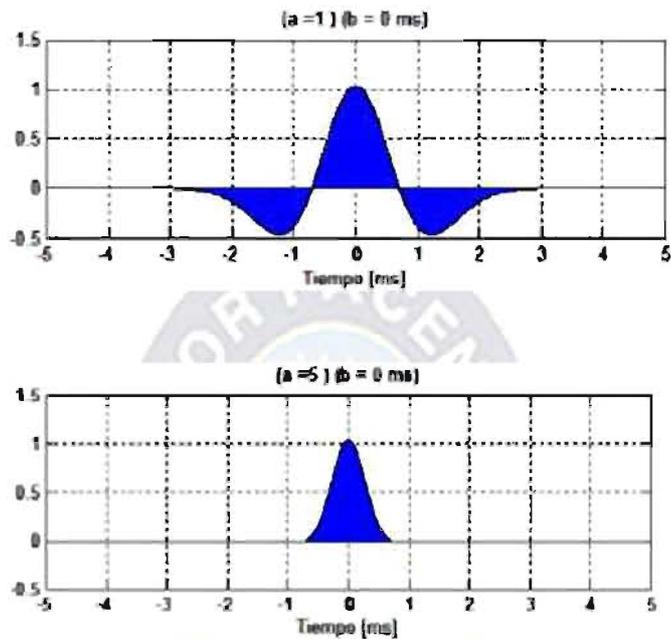
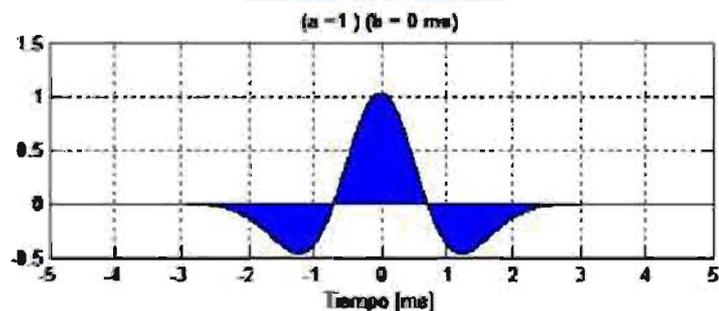


Fig. 3.5. Escalamiento Wavelet
Fuente: (Elaboración en Matlab 7.0.)

3.2.4.2. Traslación

El desplazamiento simplemente consiste el retraso o el adelanto en la aparición de la señal. Esto se logra matemáticamente en el tiempo con una función de la forma $f(t-k)$ donde k es el desplazamiento (Concepto definido en el Capítulo II de Marco Teórico punto 2.2.3.2.). Aplicado en Matlab 7.0 la Wavelet Desplazada se genera el siguiente resultado (ver código fuente en el Anexo B):



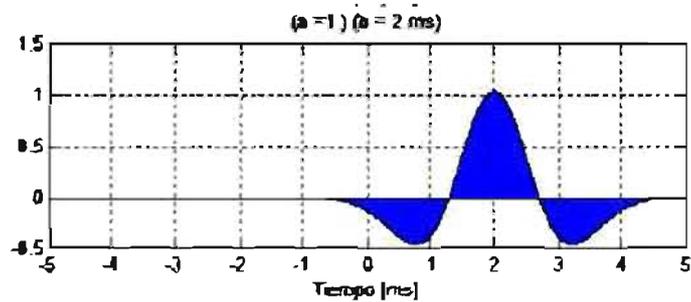


Fig. 3.6. Desplazamiento Wavelet
Fuente: (Elaboración en Matlab 7.0.)

Una wavelet es una función del tiempo $\Psi = \Psi(t)$ de energía finita, oscilante y bien concentrada. Esta función es luego dilatada y trasladada en el tiempo. Estos son los átomos mencionados anteriormente. Por ejemplo, $\Psi(2t)$ duraría la mitad del tiempo, mientras que $\Psi(t/2)$ duraría el doble.

3.3. IMPLEMENTACIÓN DE MODELO DE FILTRADO DE UNA SEÑAL DE VOZ AFECTADA POR EL RUIDO.

Pasos para la implementación del algoritmo de modelo de filtrado

1. Obtener la Transformada Wavelet Discreta de la Señal
2. Minimizar los coeficientes cercanos a cero de la Transformada
3. Obtener la Transformada discreta inversa de la señal.

3.3.1. Implementación del Algoritmo para el Desarrollo del Modelo de Filtrado de una Señal de Voz Afectada por el Ruido con Fixed form threshold

La implementación del algoritmo de filtrado de señal de voz ha sido desarrollado utilizando como estructura básica el diagrama de bloques que aparece en la figura 3.7. Como puede verse en dicha figura, la señal obtenida de la grabación (señal en bruto) pasa por una etapa previa de adecuación (1). En esta etapa sólo se efectúa un cambio de formato para su tratamiento con Matlab, no realizándose ninguna modificación en sus componentes frecuenciales ni temporales. A continuación la señal de trabajo se introduce en el módulo de filtrado (2).

El filtrado se realiza sobre la transformada wavelet de la señal, obteniéndose luego, mediante la transformada inversa, una señal libre de ruido. Esta señal se compara con la original en un módulo de evaluación del filtrado (3). Veremos en detalle cada uno de estas tres etapas, analizando en las secciones siguientes los problemas asociados con la elección del criterio de filtrado y del *filtro de espejo en cuadratura (QMF)* utilizados.

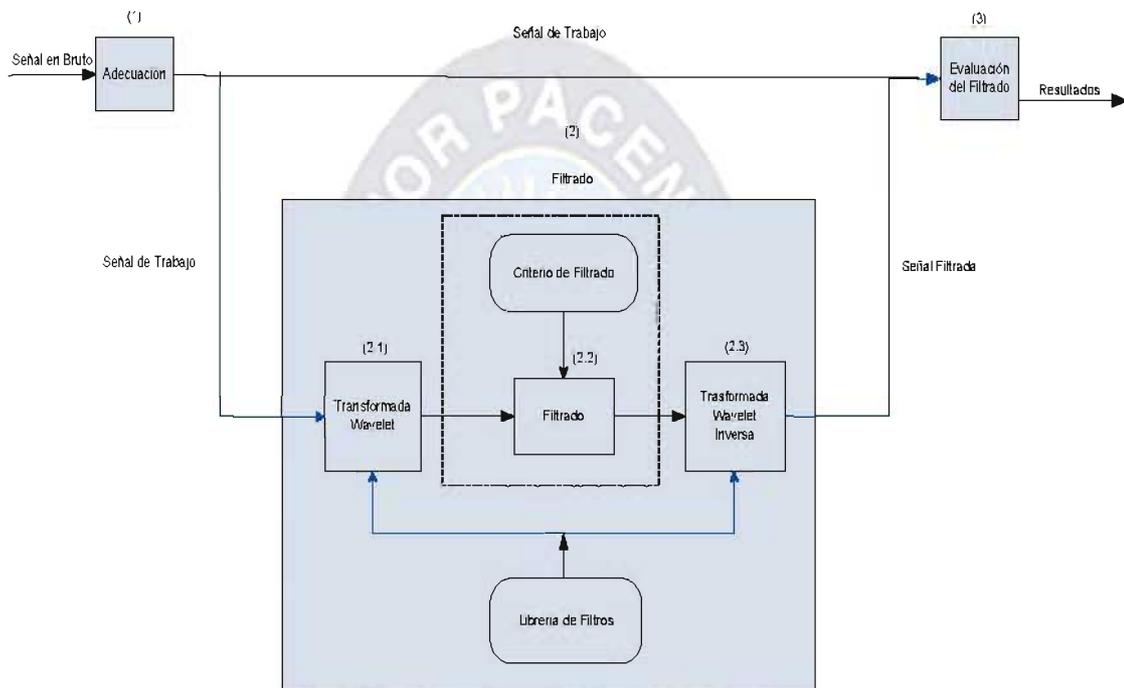


Fig. 3.7. Diagrama de bloques del Modelo de filtrado

3.3.2. Algoritmo para producir la Transformada Wavelet Discreta de primera Dimensión.

Dado una señal S , de longitud N , la transformada Wavelet discreta consiste en el $\log_2 N$. A partir de S se produce dos coeficientes de aproximación: $cA1$ y $cD1$, los cuales son coeficientes de detalle. Estos vectores son obtenidos enrollar S con el filtro de paso bajo Lo_D , para la aproximación, y con el filtro de paso alto Hi_D para el detalle, seguido por la pérdida de gran parte diádica. Más precisamente, el primer paso es:

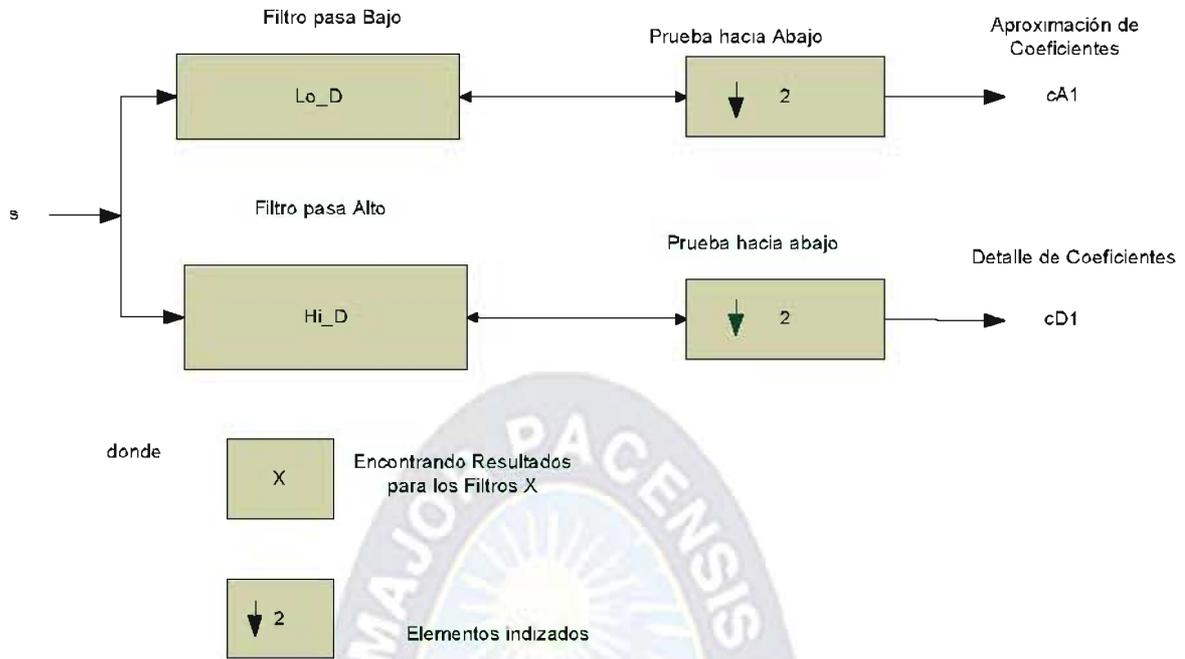


Fig. 3.8. Estructura del Algoritmo de TWD
Fuente: (Matlab)

La longitud de cada filtro es igual para $2N$. If $n = \text{length}(s)$, la señal F y G son de longitud $n + 2N - 1$ y los coeficientes cA1 y cD1 tienen una longitud

$$\text{floor}\left(\frac{n-1}{2}\right) + N$$

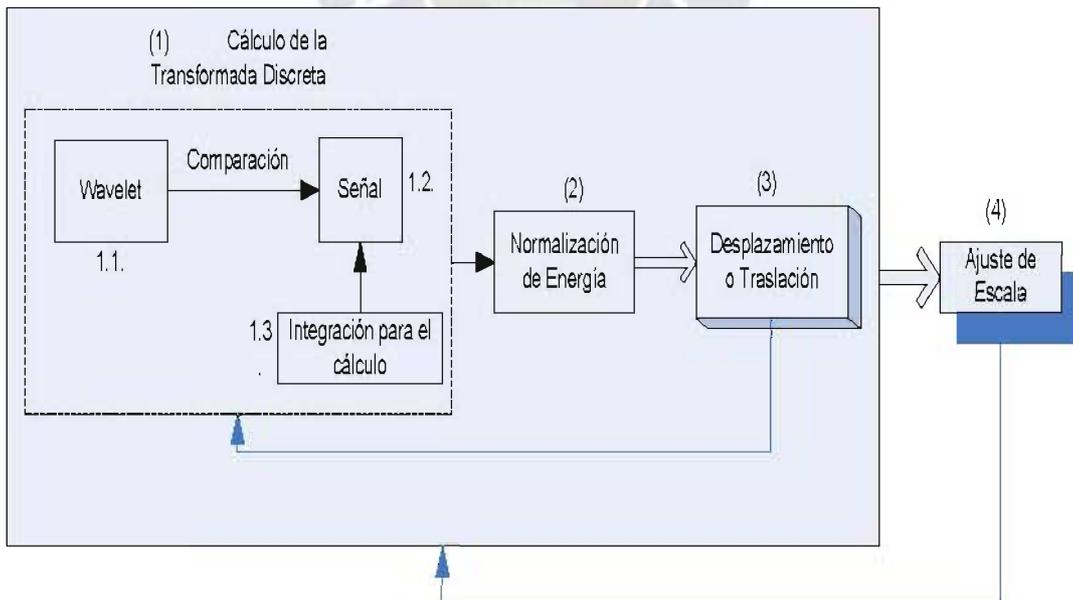


Fig. 3.9. Diagrama de Bloques para producir Transformada Wavelet Discreta de 1ra Dimensión

Fuente: (Elaboración Propia)

Todos y cada uno de los pasos podemos revisarlo en el Capítulo II de Marco Teórico sección 2.2.7

El código que ilustra el Anexo C muestra la forma en que se puede desplazar y escalar la DWT aplicada en Matlab 7.0. Para este caso, se implementó a partir de la Gaussiana de orden 2, pero no resulta complejo migrarlo a otras Wavelet de interés específico.

Una vez ejecutados todos los pasos anteriores, se generan los coeficientes a diferentes escalas en diferentes secciones de la señal. Se puede efectuar una grafica donde x represente la posición en el tiempo y el eje y represente la escala a la cual se calcularon los coeficientes dando a la intensidad del punto graficado el valor del coeficiente calculado en dicha escala para un punto t.

Una vez obtenidos los coeficientes, estos se ilustran en una gráfica de escalamiento b contra tiempo a, localizando puntos de intensidad proporcional al valor del coeficiente C. Los coeficientes contienen la información que permite la reconstrucción de la señal.

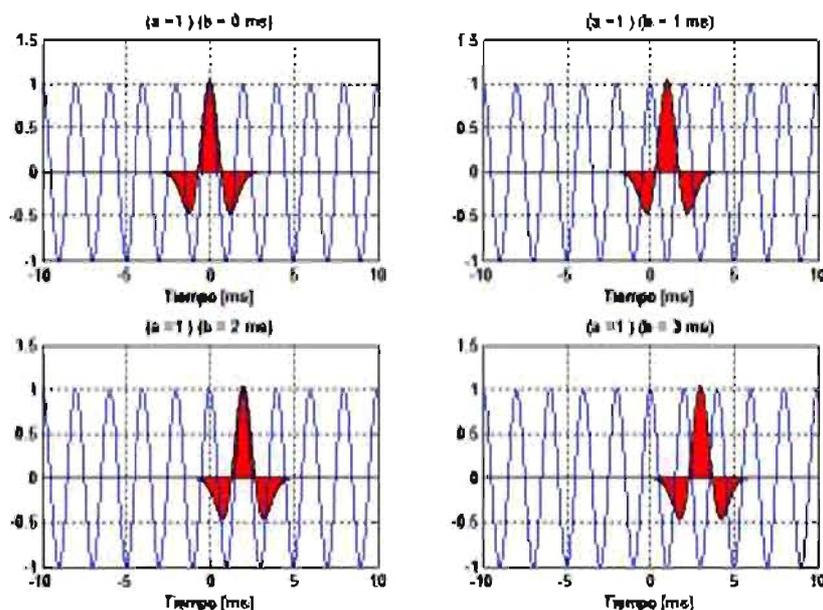


Fig.3.10. Ilustración Procedimental de de la Transformada discreta wavelet

Fuente: (Elaboración en Matlab 7.0.)

3.3.3. Descomposición de la Transformada Wavelet Discreta de primera Dimensión.

El siguiente paso divide el coeficiente cA_1 (de la figura 3.7) en dos partes usando el mismo esquema, reemplazando s por cA_1 y produciendo cA_2 y cD_2 , y así sucesivamente.

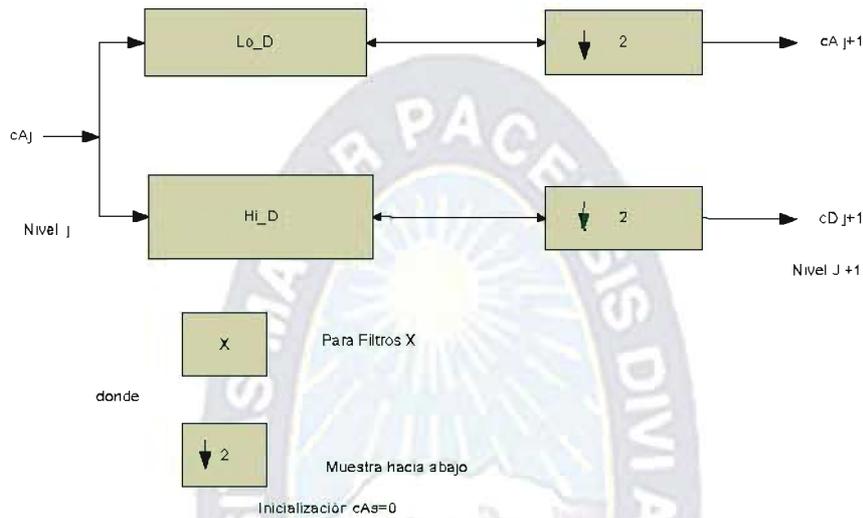


Fig. 3.11 Estructuración de la Descomposición de una TWD

Fuente: (Elaboración en Matlab 7.0.)

Así es que la descomposición de la wavelet de la señal de s analizado en el nivel j tiene la siguiente estructura: $[cA_j, cD_j, \dots, cD_1]$.

Veamos la siguiente estructura para $J = 3$. Los nodos terminales del siguiente árbol, se muestran a continuación:

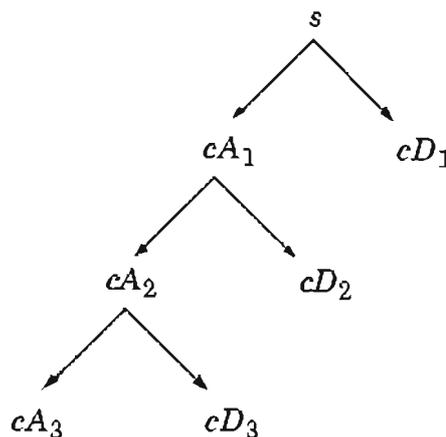


Fig. 3.12. Árbol de Nodos Terminales de Descomposición de una TWD

Fuente: (Elaboración en Matlab 7.0.)



3.3.4. Aplicación de los pasos para la implementación del algoritmo de modelo de filtrado Fixed form threshold

Propuesto por *Donoho y Johnstone* en 1994 y ha recibido varios nombres como: *Universal threshold*, *Visushrink* y *Fixed form threshold* , dependiendo de cada autor. En esta ocasión sus creadores utilizan una forma fija de umbral, la cual esta determinada por la ecuación (42).

Donde el umbral λ es función de n que es la longitud de la señal a limpiar y σ es el estimador de los niveles de ruido descrito en la ecuación (43). Esto ocasiona que el umbral varíe de acuerdo con la longitud de la señal. Para una señal de mayor tamaño el umbral será mayor que para una señal de menor tamaño.

Supongamos que deseamos filtrar una función $s(t)$ compuesta de $n = 2^{J+1}$ muestras de la forma $y_i = s(t_i) + \delta z_i$, con $i = 1, \dots, n$, con los valores de t_i equidistantes y con z_i ruido blanco (*Donoho y Johnstone 1992*) han propuesto un método que consta de tres partes para recuperar $s(t)$:

1. Aplicar el filtrado wavelet piramidal propuesto por Cohen, Daubechies, Jawerth y Vial (*Cohen, Daubechies, Jawerth ,1992.*) al conjunto de datos, con lo que se obtiene un conjunto de coeficientes wavelet $w_{j,k}$, con $j = j_0, \dots, J$, las diferentes escalas de resolución y $k = 0, \dots, 2^j - 1$, el número de muestras en cada escala.
2. Aplicar una contracción no lineal a los coeficientes wavelet obtenidos

$$v(w) = \text{sign}(w)(|w| - t) \tag{41}$$

Utilizando para ello un umbral u igual (representación simple de la ecuación 16 del Capítulo II):

$$\lambda = \sigma \sqrt{2 \log(n)} \tag{42}$$

$$\sigma = \frac{\text{median}(\{|S(J-1, b)| : b = 0, 1, \dots, 2^{J-1} - 1\})}{0.6745} \tag{43}$$

Lo que lleva a unos nuevos coeficientes $\tilde{w}_{j,k}$



3. Poner a cero todos los coeficientes $\tilde{w}_{j, k}$ para $j > J$ (lo que equivale a eliminar el residuo después de calcular la transformada wavelet para los escalas superiores), y realizar la transformación inversa, lo que permite obtener un conjunto de muestras $s(t)$

Este método contrae los coeficientes wavelet cercanos a cero de forma empírica. Lo que se consigue con la contracción no lineal descrita en el paso 2 es lo siguiente:

- ◆ Si el valor absoluto del coeficiente w es mayor que el umbral u se resta ese umbral del coeficiente.
- ◆ Si el valor absoluto del coeficiente es menor o igual al umbral, ese coeficiente se pone a cero.

Esta contracción es denominada por Donoho y Johnstone como “contracción suave” (*soft thresholding*) Alternativamente, también se propone una “contracción firme” (*hard thresholding*) consistente en poner a cero todos los coeficientes por debajo del umbral, dejando el resto inalterados (Estos conceptos son definidos en el Capítulo II, del Marco Teórico, sección 2.3 y sus subsecciones)

Otra característica importante es que este umbral tiene una alta probabilidad que garantiza que todas las muestras de la TW en las cuales la función analizada es exactamente cero, serán estimadas como cero. Por supuesto que este algoritmo también es catalogado dentro de los métodos de umbral global.

Una cuestión importante que hay que aclarar es por qué el umbral depende de la longitud de la señal. La explicación radica en que si agregamos más muestras aumenta la redundancia de la señal, esto es, hay menos información nueva en las muestras nuevas de las que ya hay en las primeras muestras. En el dominio de las wavelets, escala y traslación, esto significa que el número de los coeficientes importantes esta creciendo escasamente y toda la información esta concentrada en un número limitado de coeficientes. De este modo, el número total de coeficientes de ruido es proporcional a n al igual que el número de coeficientes que tienen la información, sólo que se guarda una relación que esta determinada, precisamente, por el umbral universal. Para el caso práctico se observó que en Matlab la formula que utilizan es exactamente la misma, pero



toman la estimación de niveles de ruido $\sigma = 1$, es la desviación estándar del ruido, lo que se simplifica aún más esta regla y por lo tanto el trabajo.

3.3.5. Desarrollo del módulo de filtrado

Al realizarse el filtrado en el dominio wavelet, se hace necesario disponer de un conjunto de funciones que calculen la transformada wavelet directa e inversa. Para ello se utilizara las funciones presentes en un toolbox de Matlab.

Una señal v con 2^J componentes. Para calcular la transformada wavelet de dicha señal se hace necesario disponer de un par de filtros QMF de análisis wavelet h (paso bajo) y g (paso alto). Con dicho par de filtros puede obtenerse un número k de escalas ($k < J$); de la transformada wavelet de la señal. El vector obtenido tras calcular dicha transformada wavelet -haciendo uso del diagrama de bloque de la figura 3.10 consta de las siguientes partes:

- ◆ Los 2^{J-k} primeros componentes del vector son el residuo obtenido tras aplicar el filtro wavelet iterativamente k veces.
- ◆ A continuación aparecen los 2^{j-k-1} componentes de la k -ésima escala, los de la escala $k-1$, $k-2$, etcétera, hasta llegar a los 2^{j-1} componentes de la escala 1 (los obtenidos en la primera iteración del algoritmo).

Como puede verse, el módulo WT no separa el resultado del cálculo de cada escala, sino que devuelve un vector con todas las escalas juntas y el residuo correspondiente. Esto ha hecho necesaria la creación de funciones que permitan el tratamiento de la señal en el dominio wavelet. La figura 3.14 es una ampliación de la zona enmarcada en línea de puntos de la figura 3.12. El filtrado se realiza a través de un módulo que implementa el criterio *hard thresholding* propuesto por Donoho.

Dicho criterio consiste en tratar cada escala por separado, colocando a cero los coeficientes de dicha escala menores que un umbral determinado y dejando el resto inalterados (Dohono, 1992).

Como puede verse en la figura, se hace necesario disponer de un vector con los umbrales de filtrado para cada escala. En las siguientes secciones se verán los posibles criterios de elección de dicho umbral.

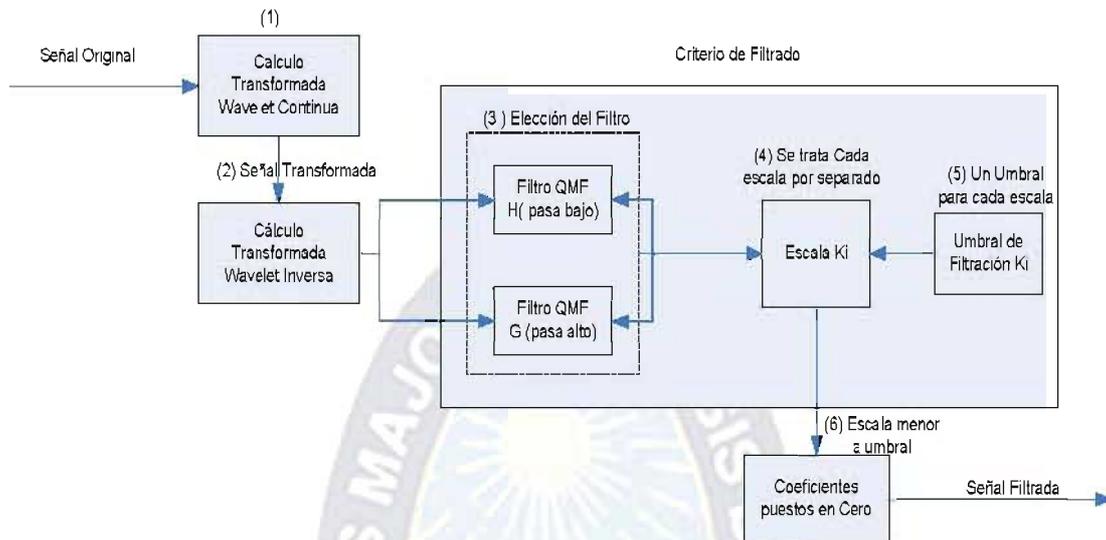


Fig. 3.13. Diagrama de Bloques del módulo de Filtrado

Fuente: (Elaboración Propia)

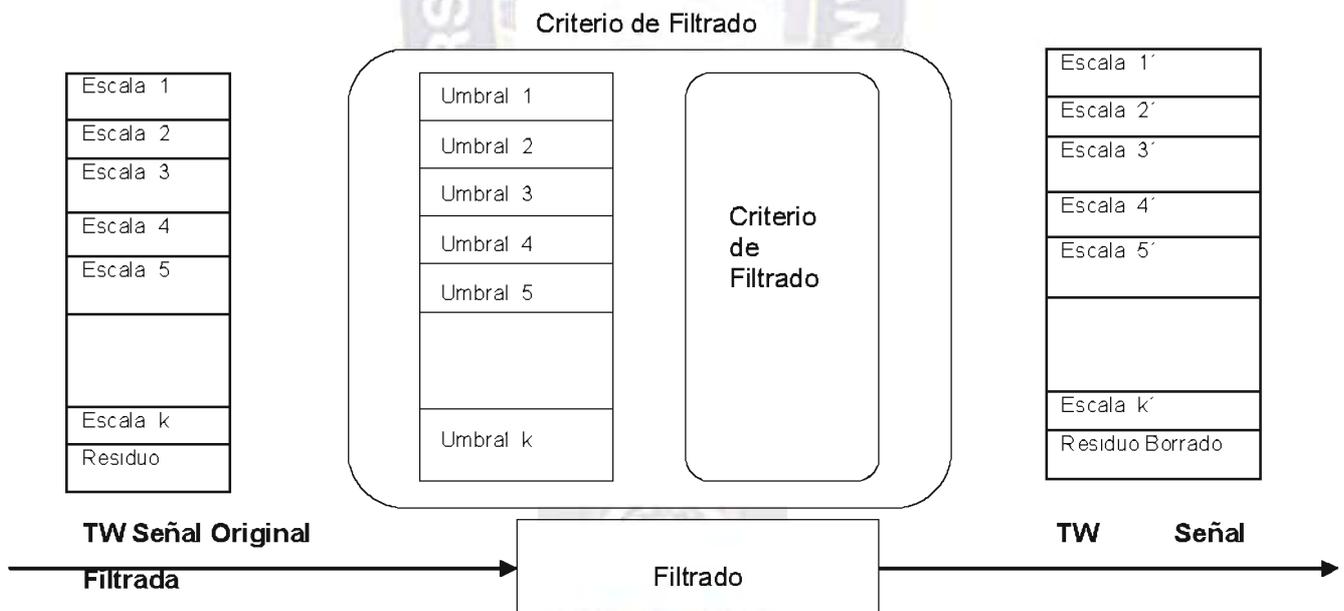


Fig. 3.14. Detalle del módulo de Filtrado

Fuente: (Dohono, 1992).

3.3.6. Elección del umbral de *thresholding*

Lo primero que hay que saber es que los algoritmos se pueden clasificar en métodos de reducciones de ruido lineales y no lineales. Los lineales son

aquellos que son independientes del tamaño empírico de los coeficientes de la señal, por lo que no son tomados en cuenta. Basan su realización en que el ruido se encuentra principalmente en los coeficientes finos de escala, de este modo elimina todos los coeficientes con una escala más fina que cierto umbral de escala. Si los coeficientes de wavelets son $\{d_{j,k}\}$, entonces la relación llegaría a ser tal cual se muestra en la ecuación (14) del capítulo II.

Mientras tanto en los métodos no lineales se basan en la idea de que el ruido se encuentra en cada coeficiente y está distribuido sobre todas las escalas. Estos últimos se pueden aplicar en dos versiones, la del umbral suave y la del umbral duro, es decir, hard threshold, soft threshold. El umbral duro elimina los coeficientes que se encuentren debajo de cierto umbral que se eligió. Esto se muestra en la ecuación (15) del Capítulo II.

Como podemos ver en la figura 3.15 se muestra un ejemplo en el que una función es tratada con ambos métodos. Se aprecia como el umbral duro crea discontinuidades en $s(x) = \pm \lambda$, mientras que el umbral suave no lo hace.

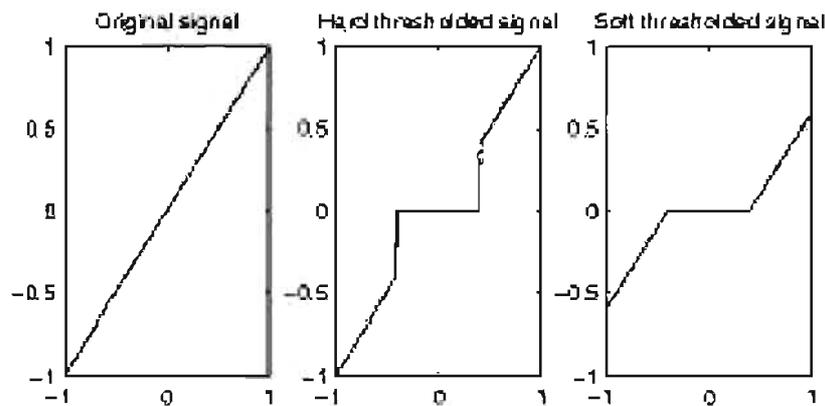


Fig. 3.15 Umbral suave y Umbral duro de una señal
Fuente: (Matlab 7.0)

Como ya se había mencionado anteriormente (2.3.4. Hard thresholding y 2.3.5 Soft thresholding, Capítulo II), el funcionamiento del proceso de filtrado depende de la elección del umbral de filtrado. Dicho umbral es diferente para cada escala, y en su elección debe tenerse en cuenta las características de las componentes de la señal en esa escala.



Sin embargo, hemos podido apreciar el problema siguiente con *soft-thresholding*: todas las componentes de la señal sufren una atenuación muy fuerte pese a pertenecer a fragmentos de voz. Sin duda, este resultado puede mejorarse utilizando umbrales menores, pero de todos modos la atenuación de todas las componentes persistirá, por la misma naturaleza del criterio de filtrado. Por lo tanto, este criterio parece menos útil en este caso que el de *hard-thresholding*, el cual será utilizado para el filtrado de señales.

Como ya se había mencionado anteriormente el funcionamiento del proceso de filtrado depende de la elección del umbral de filtrado. Dicho umbral será diferente para cada escala, y en su elección debe tenerse en cuenta las características de las componentes de la señal en esa escala.

3.3.6.1. Elección del umbral a partir de la energía

El primer criterio utilizado para la elección de los valores de umbral de filtrado en cada escala es el siguiente: elegir los valores sucesivamente para cada escala a partir de la primera de forma que se maximizara el efecto de reducción del ruido en las zonas de silencio de la señal, y se minimizara en las zonas de la señal correspondientes a las vocales (en donde su energía es máxima). Para ello, utilizamos las funciones desarrolladas para la evaluación de la calidad del filtrado.

El procedimiento de elección de umbrales fue el siguiente:

1. Para la primera banda se ensayó con diferentes valores de umbral. El valor elegido finalmente fue el valor más pequeño que permitía una reducción máxima del ruido de fondo en las zonas de silencio. Para valores más altos que él, el ruido en las zonas de silencio no disminuía, y en cambio comenzaba a verse afectada la energía de la señal de voz en más de un cinco por ciento.
2. Una vez establecido el umbral de filtrado para la primera banda, se calculó la transformada de la señal para las dos primeras bandas y, filtrando la señal en la primera con el umbral antedicho, se buscó el



umbral de filtrado más adecuado para la segunda, siguiendo el mismo criterio, este proceso podrá repetirse hasta la décima escala.

3.3.6.2. Elección del umbral adaptado a las componentes de la escala

El porcentaje de coeficientes a desechar guarda relación con las características de la grabación, ya que si dicha grabación presenta una diferente proporción de silencios respecto de la duración total, el porcentaje de coeficientes a desechar cambia. Además, dicha proporción también cambia si la grabación presenta un alto nivel de ruido, ya que la eliminación del mismo porcentaje de coeficientes lleva a una pérdida de matices apreciable en la señal. Por lo tanto, este criterio de eliminar exactamente la mitad de los coeficientes no puede extrapolarse directamente a grabaciones realizadas en otras circunstancias. Sin embargo, a la vista de los resultados parece razonable suponer que para obtener un filtrado adecuado debe eliminarse el mismo porcentaje de coeficientes a todas las escalas analizadas.

3.3.7. Reconstrucción de la señal a través de la transformada wavelet discreta en primera dimensión

Inversamente a partir de cA_j y cD_j , (de la figura 3.10 y 3.11) la Transformada Wavelet Discreta de primera Dimensión reconstruye cA_{j-1} , invirtiendo los pasos de descomposición intercalando ceros y recogiendo los resultados con la reconstitución de filtros.

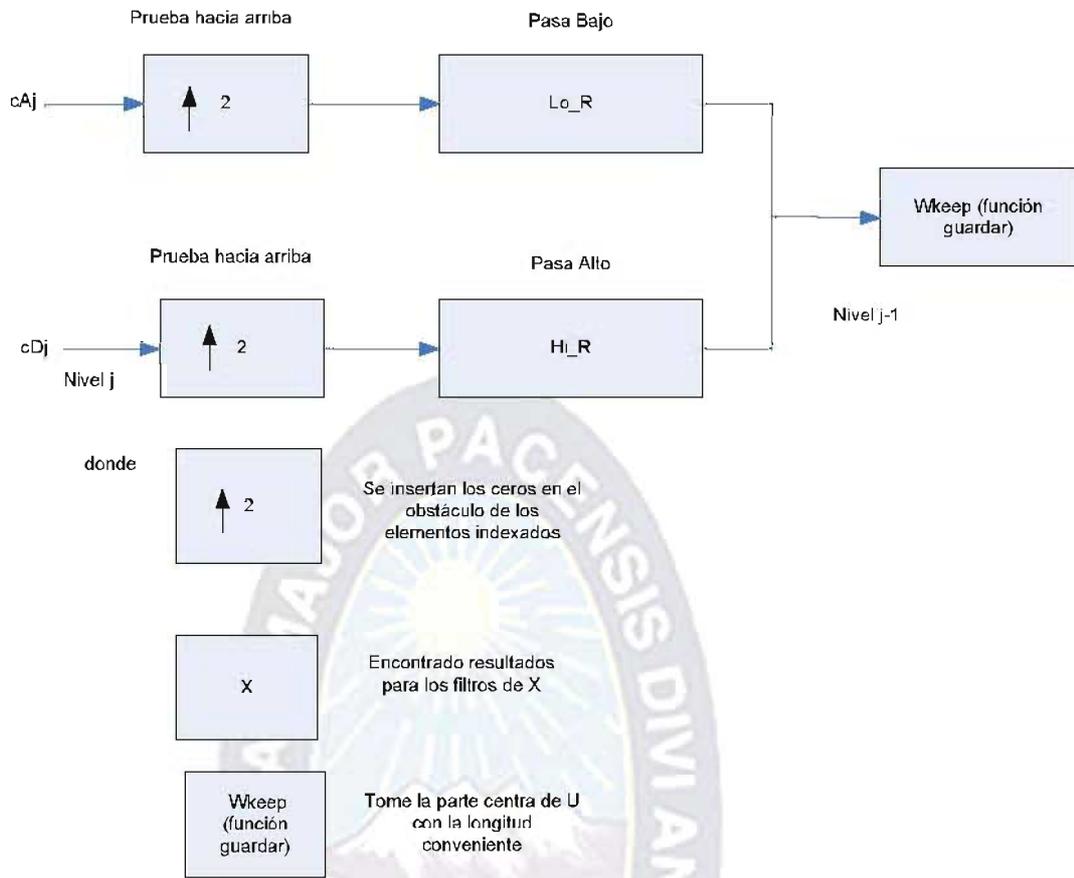


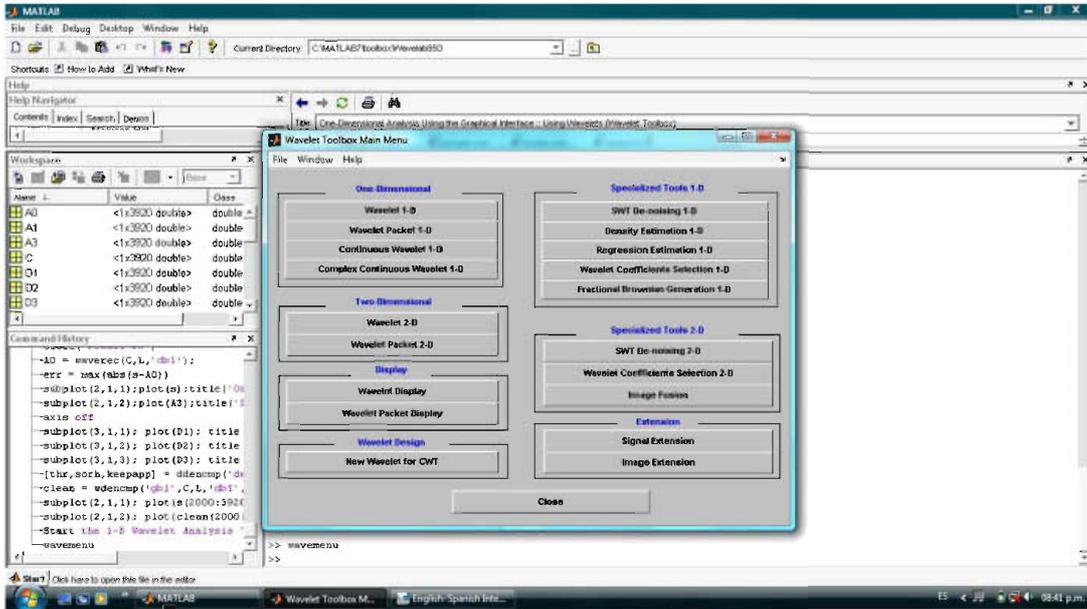
Fig. 3.16 Estructura de la Reconstrucción de una TWD
Fuente: (Matlab 7.0)

3.4. PROTOTIPO

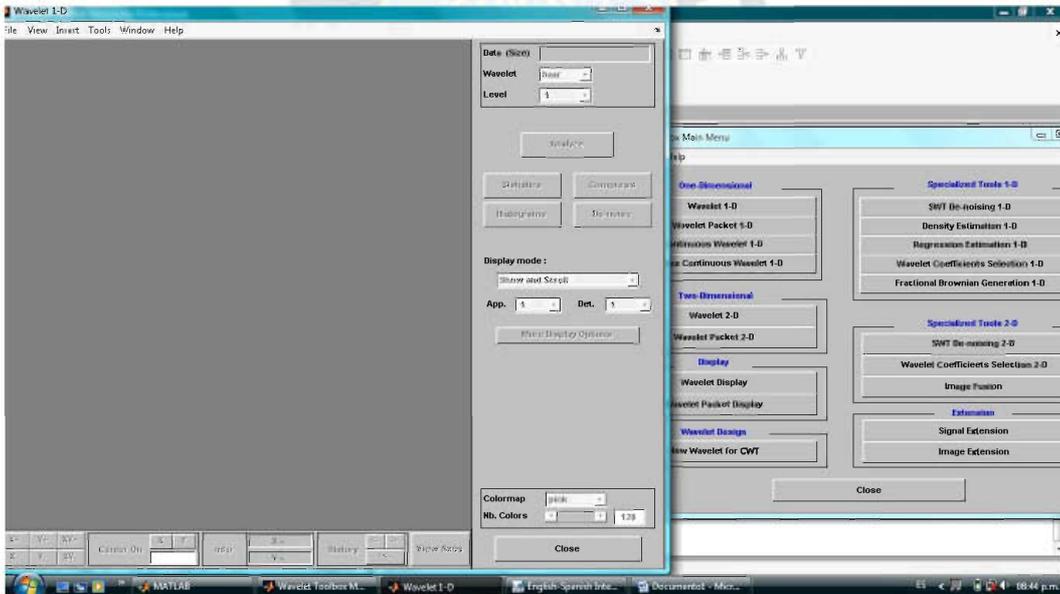
Una vez realizado el análisis de filtros, umbrales y aplicación de algoritmos en base a la Transformada Wavelets, se procede a crear el prototipo.

3.4.1. Pantallas del Prototipo

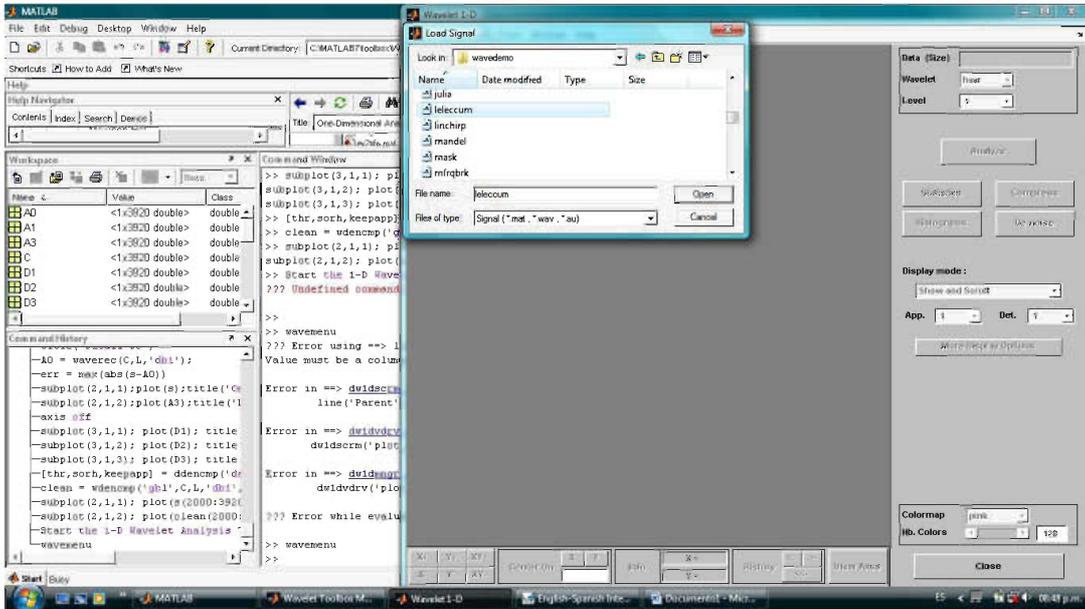
- ◆ Escribimos el comando Wavemenu, el cual nos lleva a la ventana grafica como se muestra a continuacion:



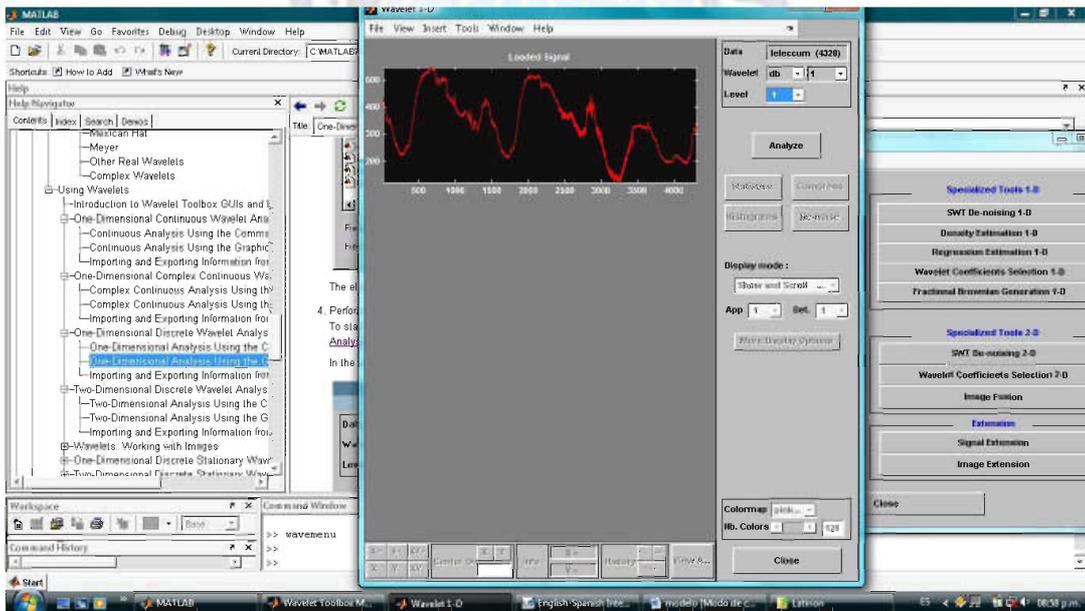
◆ Elegimos la opción wavelet 1-D



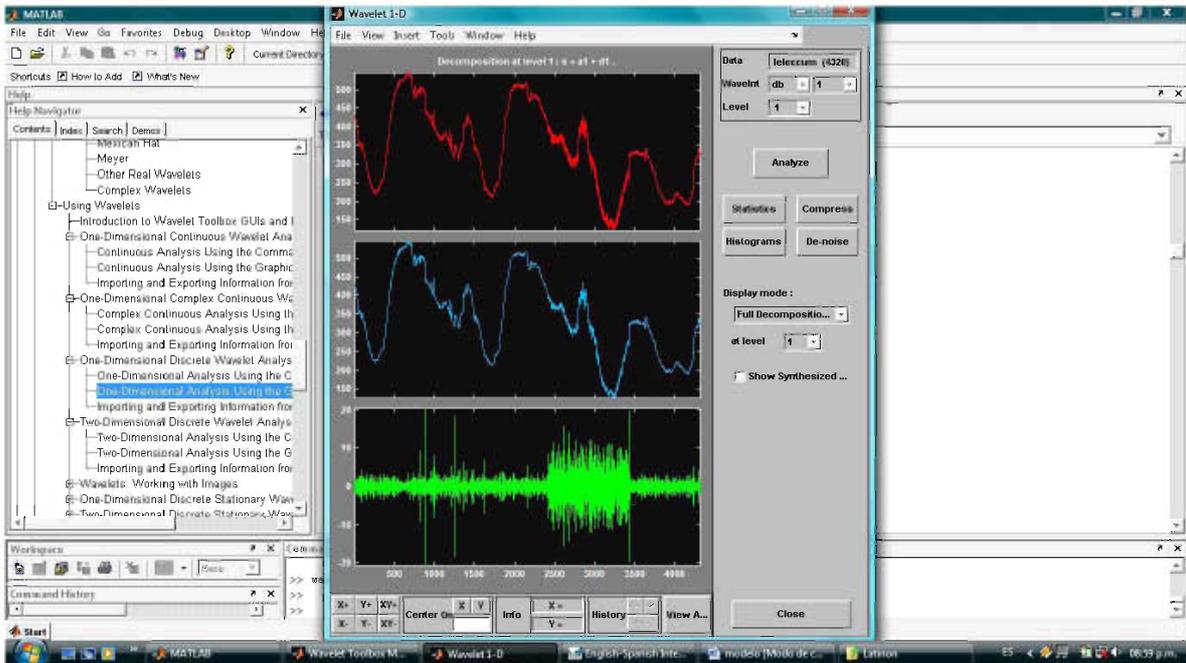
◆ Cargamos nuestra señal afectada por el ruido, que pueden tener las siguientes extensiones; .mat, .wav, .au, para cargar la señal nos vamos file, luego Load, luego signal, el cual nos desplegara una ventana en la que podremos abrir nuestro archivo con cualquiera de las extensiones ya señaladas, para nuestro ejemplo cargamos un archivo de muestra denominado leleccum.mat



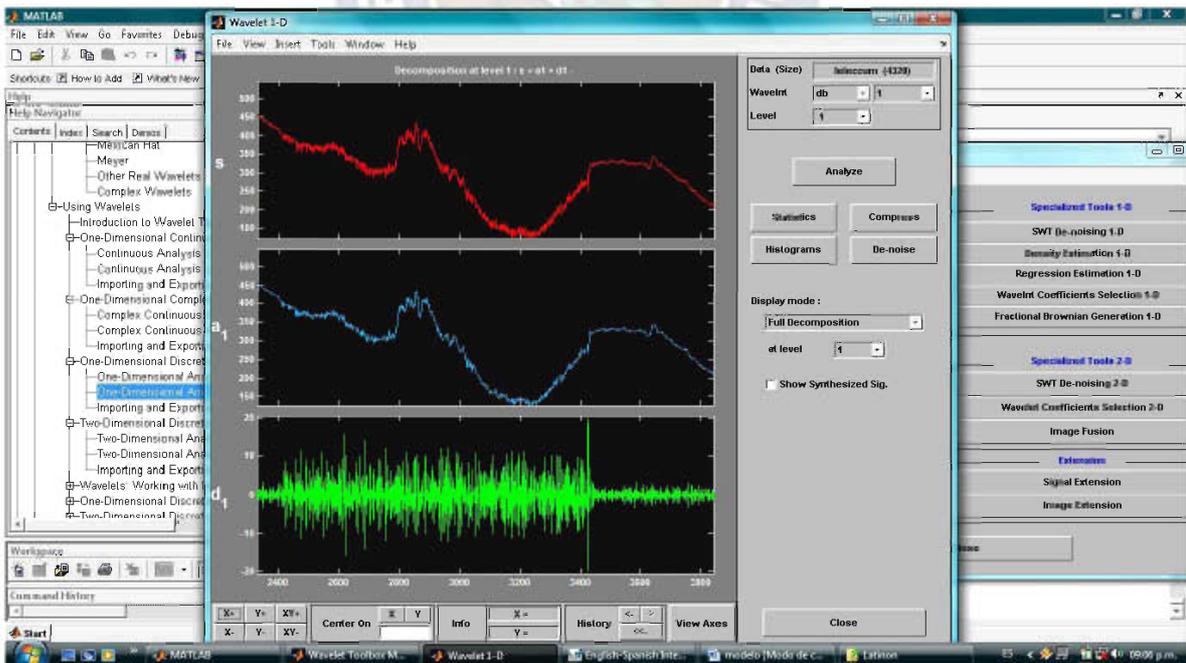
◆ Una vez cargada la señal se muestra de la siguiente manera:



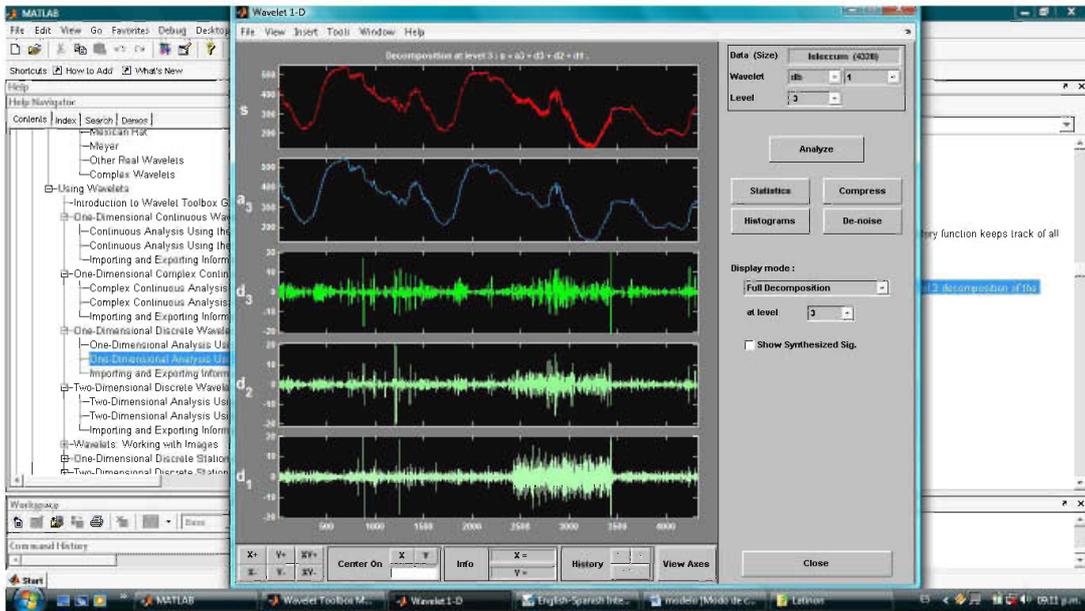
◆ Hacemos un click en analizar y nos despliega la siguiente ventana:



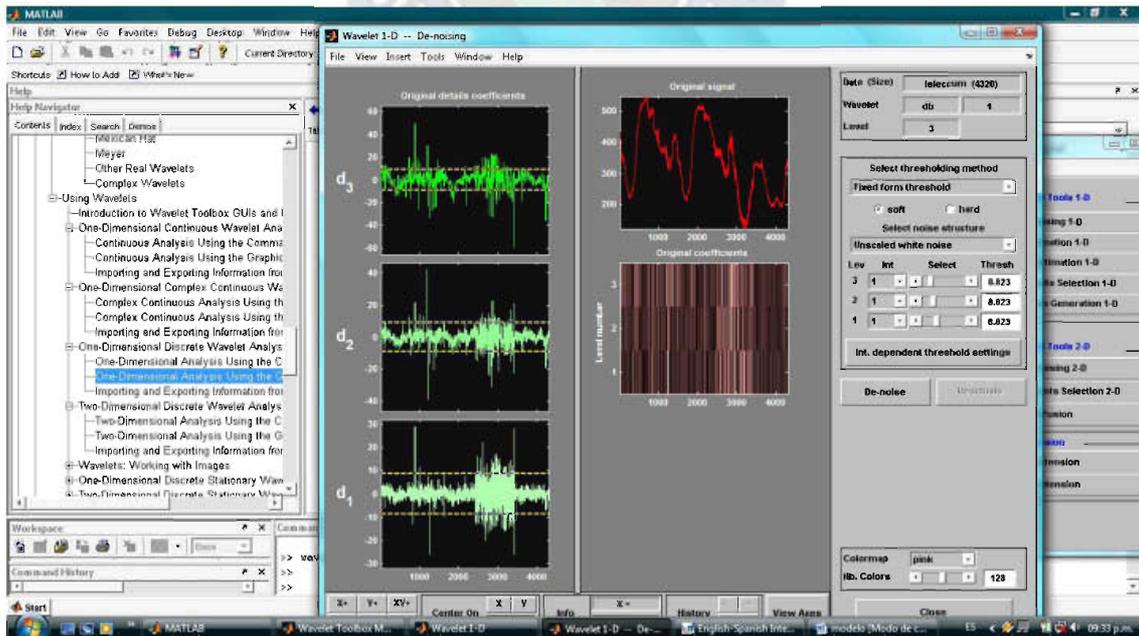
- ◆ Hacemos un acercamiento al lugar donde se encuentra el ruido en la señal, luego hacemos un zoom a la parte identificada con ruido para poder filtrar:



- ◆ Luego analizamos en el nivel que mejor resultado en nuestro caso tomamos el level = 3, con db 1



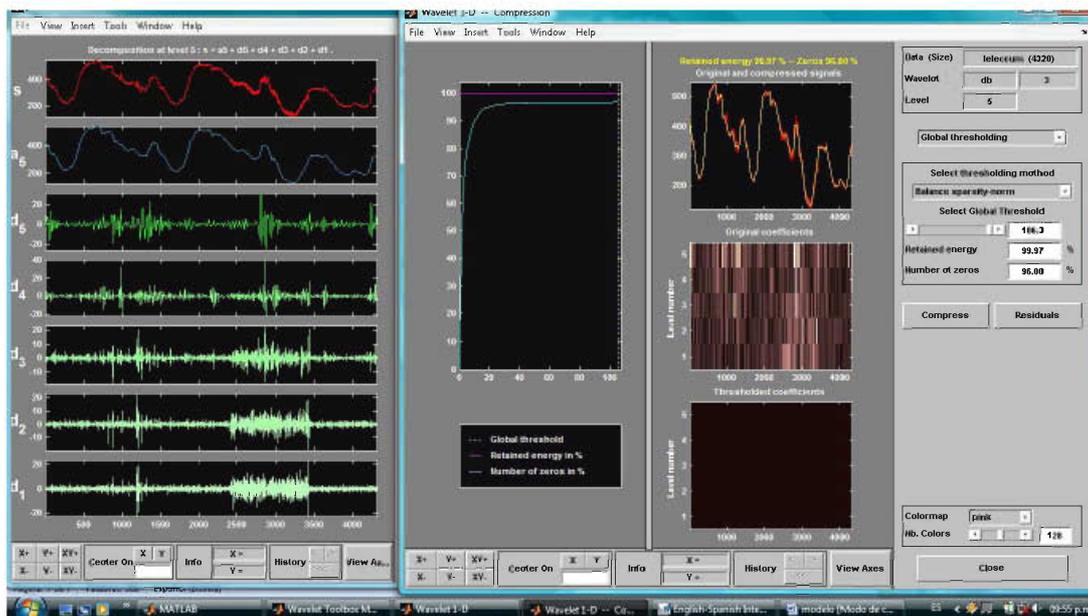
- ◆ Después de realizar el análisis para poder identificar el lugar donde se encuentra el ruido en una señal de voz, procedemos a realizar la eliminación o filtrado del ruido de la siguiente forma: Utilizamos la herramienta gráfica de la interfaz de la cual presentan una opción de-noise con una estrategia predefinida del thresholding; Utilizamos un umbral fijo y automatizado.



- ◆ Realizamos la compresión de la señal y podemos ver que el proceso de compresión quita la mayor parte del ruido, conservado 99.97 % de la



energía de la señal. El thresholding automático fue muy eficiente, el ajuste cero apagado, menos 3.2 % de los coeficientes de la wavelet.





CAPÍTULO IV

RESULTADOS DEL MODELO



CAPITULO IV

RESULTADOS DEL MODELO

4.1. INTRODUCCIÓN

En este capítulo se realizarán las pruebas y demostraciones con respecto al filtrado de señales de voz con el objeto de eliminar en lo posible los ruidos producidos por el sistema de grabación utilizado, el cual constituye una etapa previa en todo sistema de análisis del habla. Se desarrolla un conjunto de módulos que es implementado en Matlab los cuales permitirán filtrar una señal de voz, apoyándose en las funciones de cálculo en el dominio wavelet. Así también se ven varios criterios de filtrado, evaluando sus ventajas e inconvenientes. Se propone además una función de medida para evaluar la calidad del filtrado realizado. Finalmente, se evalúan diez filtros wavelet con los criterios indicados, estableciéndose una comparativa utilizando la función de calidad.

4.2. EVALUACIÓN DE LA CALIDAD DEL FILTRADO

Para comparar los resultados obtenidos con diferentes criterios de filtrado es necesario disponer de un método de evaluación que permita determinar la calidad del filtrado realizado. Se utilizó en un principio un criterio estrictamente visual, para ello se desarrollaron un conjunto de funciones que muestran superpuestas ambas señales, así como su diferencia en valor absoluto y sus correspondientes espectrogramas.

Otro criterio que se ha utilizado en la evaluación del filtrado ha sido comparar la energía de la señal original con la de la señal filtrada. Dado que el filtrado elimina componentes wavelet antes de realizar la transformación inversa, la energía de la señal reconstruida será menor o igual que la de la señal original.



Para la eliminación del ruido en grabaciones lo que se pretende es que la energía de la señal debida al ruido sea cero, mientras que la energía de la señal de voz deberá ser modificada lo menos posible. Por lo tanto, una forma de verificar el filtrado de la señal es calcular la energía de la señal reconstruida, y su diferencia porcentual respecto de la energía de la señal original. Esta diferencia deberá ser despreciable en los segmentos de voz de la señal (ya que la energía de la señal de voz es mucho mayor que la debida al ruido) y máxima en los períodos de silencio de la misma. Este criterio será el utilizado en el siguiente punto (3), de evaluación del filtrado (Fig. 3.7. Diagrama de bloques del método de filtrado en el dominio wavelet, del Capítulo III).

4.3. SIMULACIÓN PRELIMINAR PARA LA ELECCIÓN DEL ALGORITMO A UTILIZAR EN EL MODELO DE FILTRADO.

Ahora simularemos los algoritmos que existen para reducción de ruido en señales usando Teoría de *Wavelets*, para tener una referencia del poder que tienen para reducir el ruido en señales. Esta simulación es previa a la elección del algoritmo que se utiliza en el Capítulo III, con el cual se desarrolla todo el modelo.

4.3.1. Primera Comparación

La simulación se hará sobre una señal a la cual se le ha agregado un poco de Ruido Blanco Gaussiano a una $S=3\text{dB}$. Los parámetros de la simulación serán: la señal tendrá una longitud de 1024 muestras, la wavelet utilizada será un Haar, el nivel de descomposición J que se calculará será 3 y todos los casos tendrán un umbral suave para evitar eliminar coeficientes.

El primer método en simularse es **Fixed form threshold**, los resultados se muestran en las figuras 4.1 y 4.2. Tenemos la señal que se quiere "limpiar" y la señal recuperada mediante el algoritmo. Podemos ver que la señal **Fixed form threshold** tiene una excelente aproximación a lo que es una Doppler normal. A la altura de la muestra 800 se aprecia como es que se perdió información para la reconstrucción, es decir, los coeficientes calculados no son suficientes para sintetizar esa parte de la señal. Básicamente los resultados de los métodos **Fixed**

form threshold, Heuristic SURE, Penalize High, Penalize Medium y Penalize Low fueron los mismos, es decir, la gráfica de la reconstrucción de la señal es idéntica. Siendo estos los algoritmos que mejor trabajan bajo esas especificaciones de análisis y síntesis.

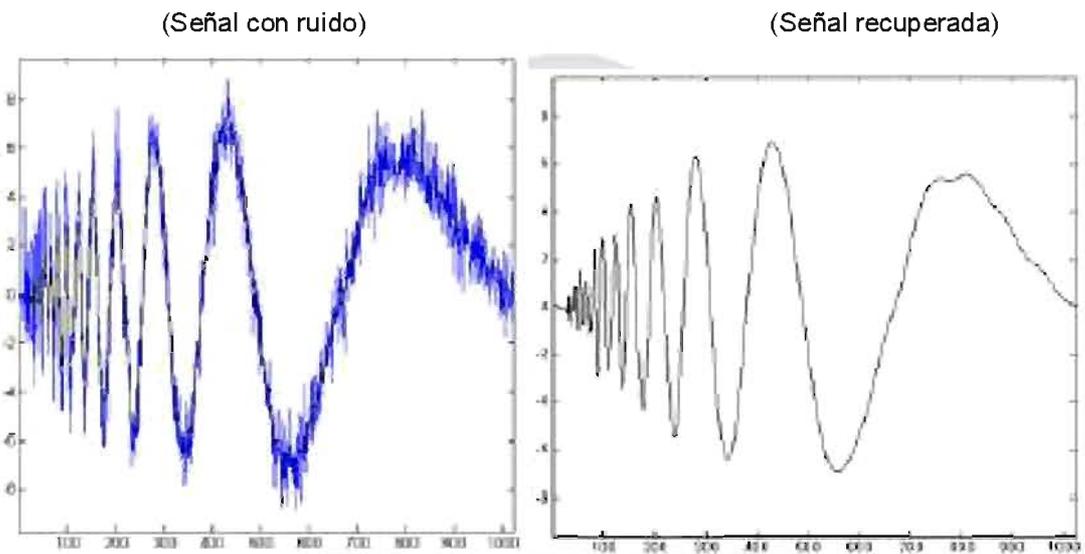


Figura 4.1 Señal Doppler con ruido

Figura 4.2. Método Fixed form threshold.

Las figuras 4.3 y 4.4 muestran los resultados utilizando los algoritmos **Minimax** y **Rigorous SURE**, que son los que presentan ciertos problemas para recuperar la señal. Rigorous SURE no hace buena pareja con la ondita Haar pues parece que a eso se debe el ruido que aún está presente en la señal. Pero, imaginando que la señal se propaga por Radio Frecuencia, sin duda la relación señal a ruido de la señal sintetizada es mucho mejor que la de la señal Doppler con ruido. Hay que recordar que ésta relación es un parámetro importante para verificar la calidad de la comunicación entre un transmisor y un receptor. De este modo los resultados siguen siendo buenos. Los métodos con menor calidad son Rigorous SURE y por último tenemos al método Minimax

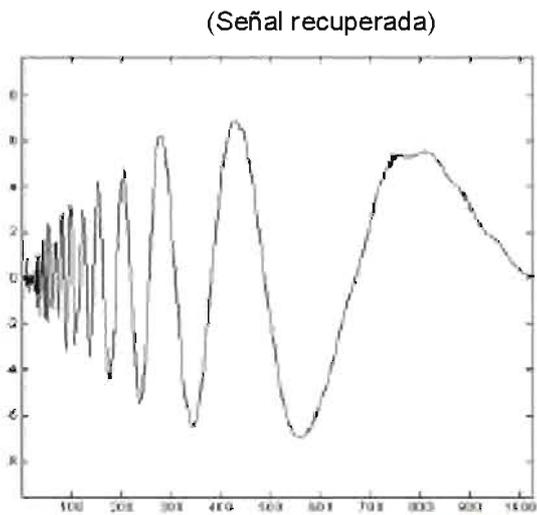


Figura 4.3 Método Minimax.

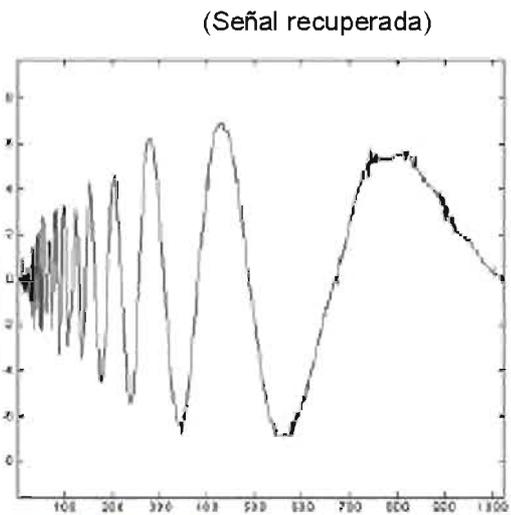


Figura 4.4. Método Rigorous SURE.

Es necesario aclarar que estos resultados son válidos para las especificaciones dadas anteriormente, es decir, si se utiliza otra y una mayor cantidad de wavelet coeficientes WT los métodos podrían comportarse de otro modo y por lógica los resultados cambiarían.

4.3.2. Segunda Comparación

Ahora vamos a realizar otras simulaciones pero con diferentes parámetros, es decir: tomaremos la de orden $S= 10\text{dB}$ y se calcularán los mismos 3 wavelet Daubechies niveles de descomposición. Los resultados se muestran en las figuras 4.5, 4.6, y 4.7.

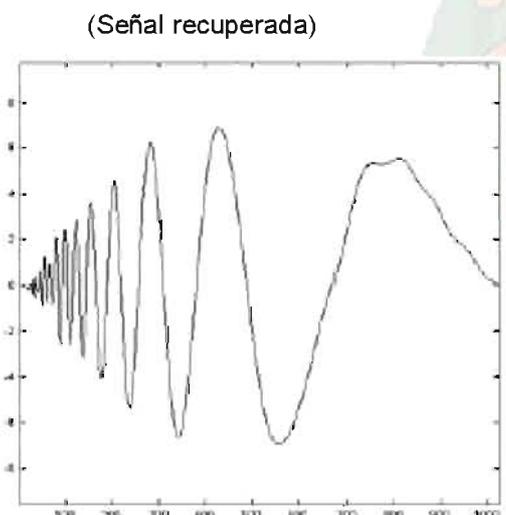


Figura 4.5. Método Fixed form Threshold.

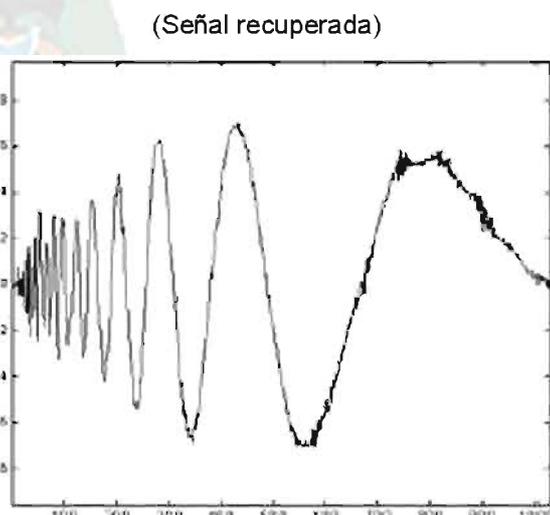


Figura 4.6. Método Rigorous SURE.

Podemos apreciar como el método es el menos acercado a la reconstrucción de la señal original, mientras que para el método Fixed form threshold esta labor fue muy sencilla, al igual que para los métodos y Minimax Penalize low, medium high Heuristic Sure y . Quedó en termino medio el trabajo del método , lo que lo coloca en la mira de los métodos interesantes para analizar, al menos bajo estos parámetros.

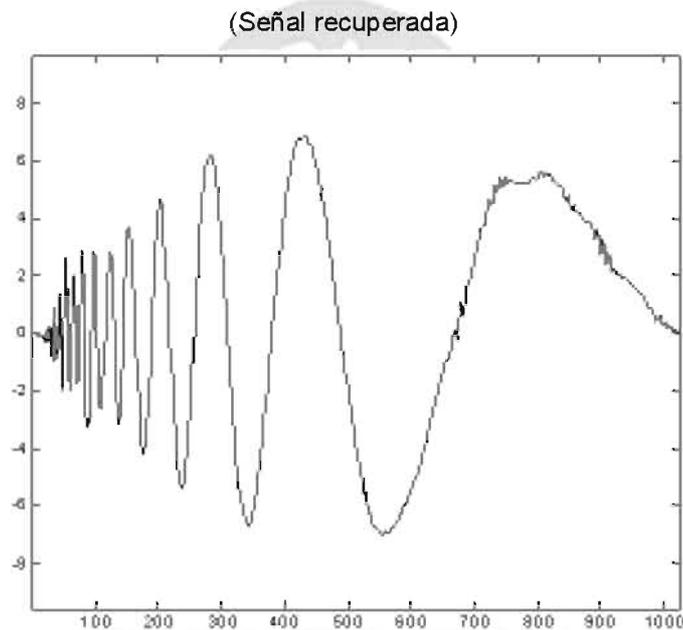


Figura 4.7. Método Heuristic SURE (mínimax).

4.3.3. Tercera Comparación

Los siguientes resultados que tendremos serán de un análisis bajo las siguientes condiciones: se tomará la de orden $S=5$ dB y se calcularán, una vez más, los 3 wavelet Symmlet coeficientes DWT. En las figuras 4.8 a 4.11 podemos ver las señales recuperadas a partir de los diferentes métodos de reducción de ruido a señales. Es necesario dejar en claro que los métodos que no se muestran es porque sus resultados son similares a algún otro método. Por ejemplo, tenemos la figura 4.7. que presenta los resultados del método Fixed form threshold Penalize high, low y medium. y que es el mismo que los métodos

(Señal recuperada)

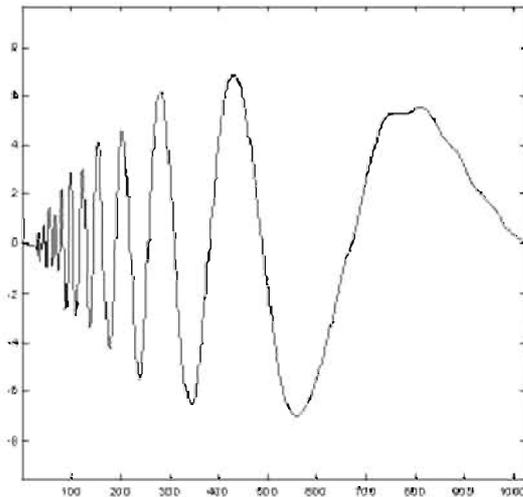


Figura 4.8. Método Fixed form Threshold.

(Señal recuperada)

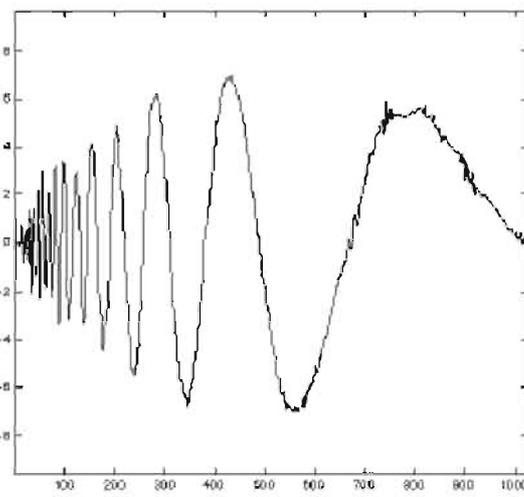


Figura 4.9. Método Rigorous SURE.

(Señal recuperada)

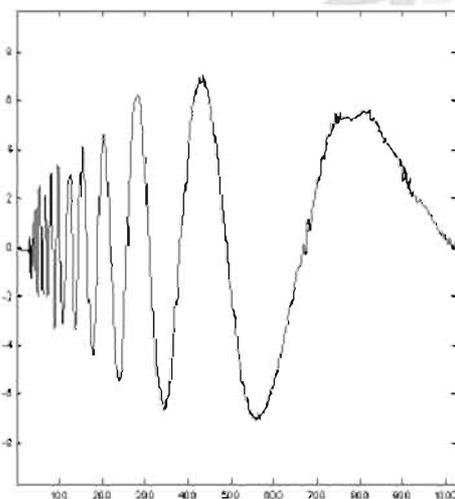


Figura 4.10. Método Heuristic SURE.

(Señal recuperada)

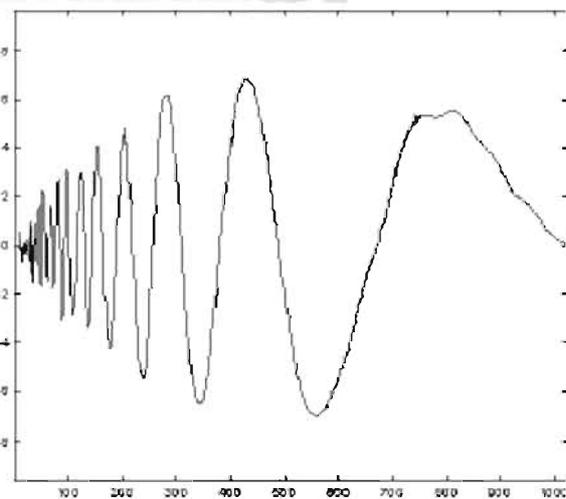


Figura 4.11. Método Minimax

Los métodos mostrados anteriormente muestran los diversos modos de reconstrucción que pueden existir. Los métodos más efectivos en cuanto a la estimación de la señal original fueron y los Fixed form threshold, Penalize high, low y medium seguidos por el que tiene una mejor resolución que el y por Minimax Heuristic SURE último, con ciertos problemas para reconstruir la señal original, se encuentra el Rigorous SURE. En base a estas 3 simulaciones preliminares podemos ver que los métodos Minimax y Heuristic SURE son los que se alternaron la mayoría de las veces, en cuanto a la reconstrucción de la señal Doppler y la posición media por lo que tomaremos al método **Fixed form**



threshold pues tienes la mejor capacidad de síntesis independientemente de la con que se trabaje.

4.4. ELECCIÓN DEL FILTRO QMF A UTILIZAR

4.4.1. Análisis de Desempeño

El desempeño se compara calculando el error absoluto entre la señal original y la señal filtrada.

$$e = | \text{Señal Filtrada} - \text{Señal Original} | \tag{44}$$

Así, el análisis de desempeño se obtiene calculando en cada método la media del error, su varianza, error máximo y mínimo, también se hace uso de la ecuación (42) y (43) del capítulo III:

$$\text{media del error} = \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i \tag{45}$$

$$\text{varianza del error} = \mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (e_i - \mu) \tag{46}$$

$$\text{máximo del error} = \max | e_i | \tag{47}$$

$$\text{mínimo del error} = \min | e_i | \tag{48}$$

	Nombre	Diferencia de Vocales	Diferencia Fricativas	Diferencia Silencio	Puntuación
1	Daubechies 16	0.100124	3.900061	100.000000	20
2	Daubechies 4	0.092005	4.345299	100.000000	19
3	Filt 3	0.089798	4.404413	99.864239	17
4	Daubechies 18	0.094582	4.534459	100.000000	13
5	Symmlet 5	0.094685	3.955151	96.668563	10
6	Symmlet 4	0.094761	4.453808	100.000000	10
7	Daubechies 14	0.097866	4.348625	100.000000	10
8	Coiflet 1	0.095324	4.562462	100.000000	10
9	Symmlet 7	0.095380	4.379250	99.872295	9
10	Symmelet 6	0.096476	4.479102	99.870660	8

Tabla 4.1. Comparativa de resultados de filtrado para los diez mejores filtros. Las diferencias descritas son porcentuales



Para comparar los efectos del uso de diferentes filtros QMF sobre de la señal, se efectuaron pruebas de filtrado con diferentes filtros.

Se examinaron un total de diez filtros: el filtro Haar, el filtro Beylkin, la familia de 5 filtros Coiflet, la familia de 9 filtros Daubechies, la familia de 7 filtros Symmlet y el filtro Vaidyanathan, además de un filtro biortogonal ("Filt3" de Uviwave).

Como criterio de evaluación se ha utilizado el descrito más arriba, esto es, una reducción máxima del ruido y una modificación mínima de la señal hablada. Para este segundo caso se distinguió entre la modificación de la señal correspondiente a vocales y la modificación de la señal correspondiente a sonidos fricativos. La comparativa se realizó como sigue:

1. Se realizó el filtrado de una señal utilizando cada uno de los filtros mencionados anteriormente.
2. Se utilizó el módulo de evaluación de filtrado para obtener los porcentajes de modificación de la señal filtrada respecto de la señal original, en las tres categorías indicadas (silencio, fricativas y vocales).
3. Se ordenaron los filtros según la reducción de la energía en las zonas de silencios en orden decreciente, otorgándose diez puntos al que presentaba una reducción mayor, nueve al siguiente, etcétera.
4. Se ordenaron nuevamente los filtros según la reducción de energía en las fricativas, en orden creciente.
5. Se otorgó diez puntos al que menor reducción de la señal presentaba, nueve al siguiente, etcétera.
6. Se ordenaron los filtros en función de la reducción de la energía en las vocales, en orden creciente, volviéndose a asignar diez puntos al de menor reducción, y así sucesivamente.
7. Finalmente, se sumaron las puntuaciones obtenidas para cada filtro.

Una vez realizado los cálculos con el vector de cotas propuesto en 4.5.2., el resultado final es el que aparece en la tabla 4.1. En ella puede verse que dos filtros de la familia de Daubechies son los que permiten unos mejores resultados.



En concreto, consideramos que el filtro “Daubechies 16” es el mejor de los filtros analizados, al eliminar al completo el ruido modificando la energía de la señal para los sonidos fricativos en menos de un cuatro por ciento.

4.5. ELECCIÓN DEL UMBRAL DE *THRESHOLDING*

Ahora se aplicara los dos criterios de umbrales analizados en el capítulo III 3.3.6 de elección del umbral de Thresholding.

4.5.1. Elección del umbral a partir de la energía

La señal elegida para el ensayo es una señal muestreada a 8 kHz, de unos siete segundos de duración, en la cual una voz de hombre pronuncia la frase en inglés “*seven two six eight zero nine*”. Los resultados mejoraban eliminando el residuo en lugar de seguir calculando escalas por debajo (en este caso, las escalas 11 y siguiente se corresponde con la banda de frecuencias por debajo de los 8 Hz).

En la figura 4.1., puede observarse el fragmento de la señal correspondiente a la palabra “*six*”. Una vez realizado el proceso descrito sobre esta señal, el resultado obtenido fue el siguiente:

- ◆ Reducción de la energía de la señal en las zonas de silencio: 99,864 por ciento.
- ◆ Reducción de la energía de la señal en las zonas correspondiente a consonantes fricativas: 4,404 por ciento.
- ◆ Reducción de la energía de la señal en las zonas de vocales: 0,089 por ciento.

4.5.2. Elección del umbral adaptado a las componentes de la escala

Tras examinar los valores utilizados como umbrales de filtrado de la señal a las diferentes escalas, hemos podido comprobar que en todos los casos el umbral filtraba aproximadamente el 50 por ciento de todos los coeficientes de la escala. Utilizando este criterio de forma estricta -es decir, eligiendo los umbrales

de modo que el 50 por ciento de los coeficientes fueran eliminados los resultados descritos anteriormente mejoraron ligeramente.

4.6. PRUEBA Y VALIDEZ DEL MODELO

Señal original con ruido fricativo

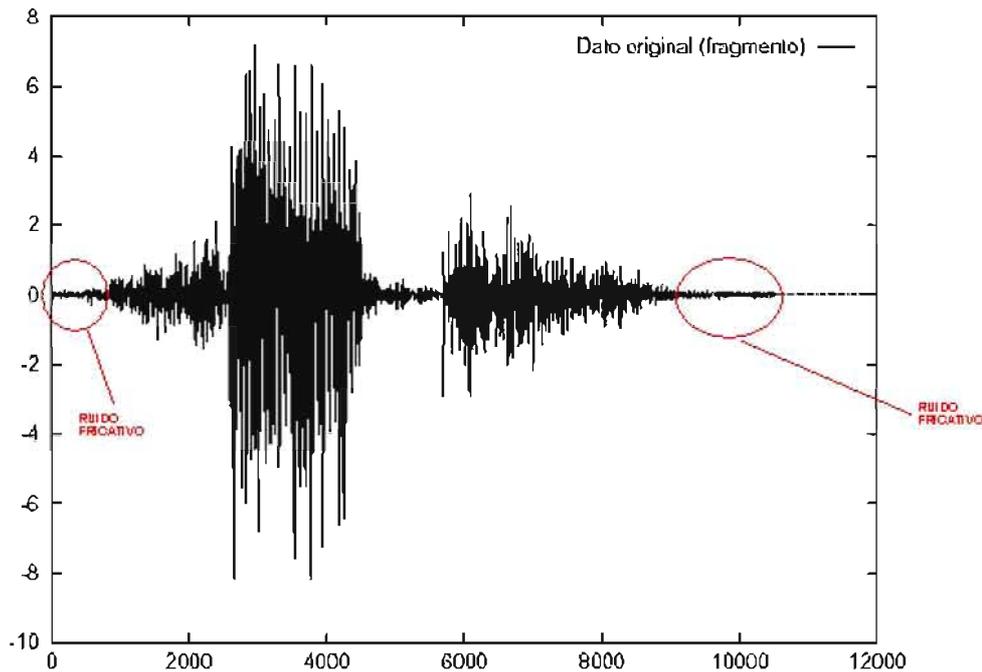


Fig. 4.12. Fragmento de la señal correspondiente a la palabra “six”.
Fuente: (Elaboración en Matlab 7.0.)

Señal Filtrada a través de wavelet

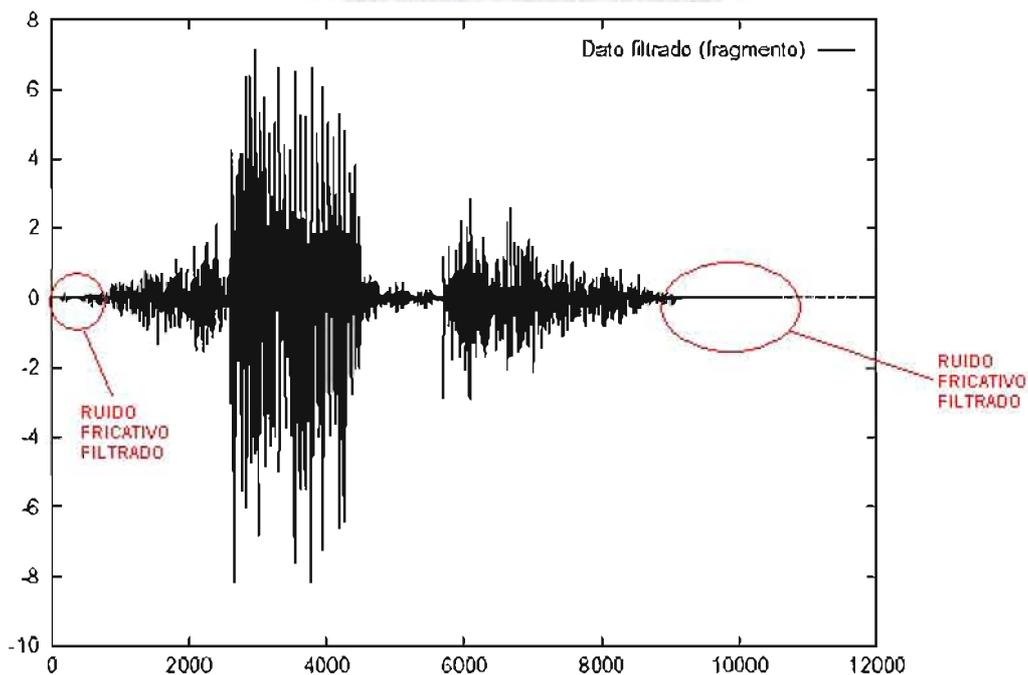


Fig. 4.13. Señal de la figura 3 una vez filtrada.

Fuente: (Elaboración en Matlab 7.0.)
Señal Original con ruido fricativo

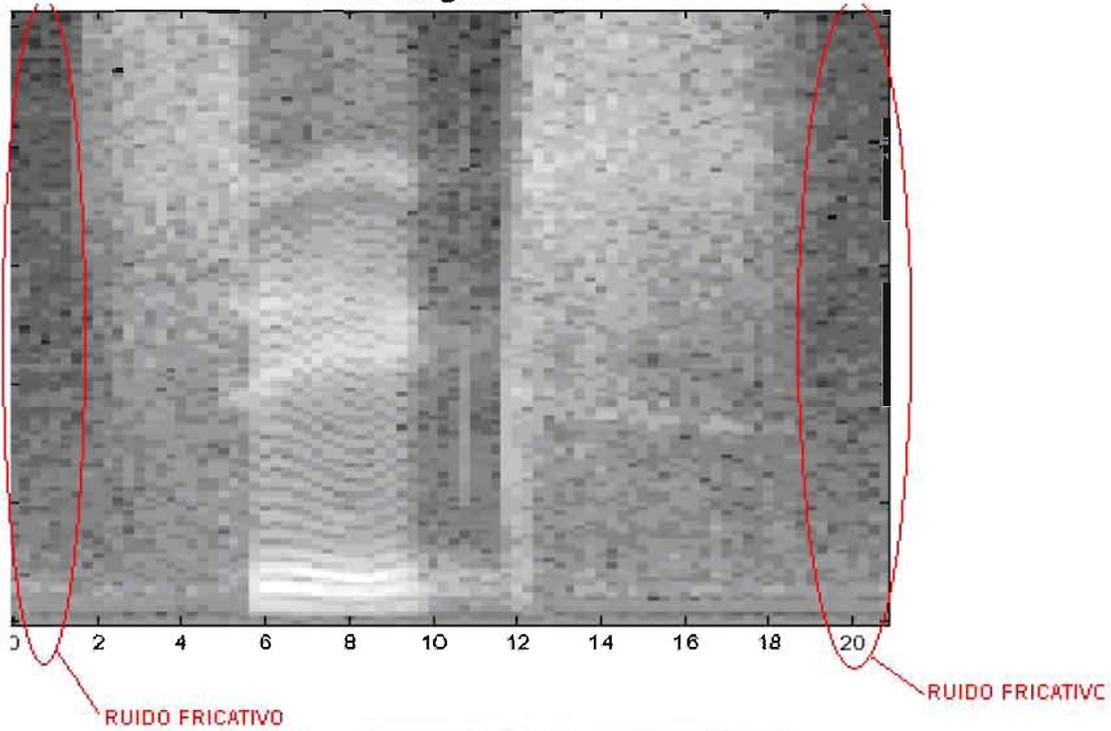


Fig. 4.14. Espectrograma de la palabra "six" antes del filtrado.
Fuente: (Elaboración en Matlab 7.0.)

Señal Filtrada a través de Wavelet

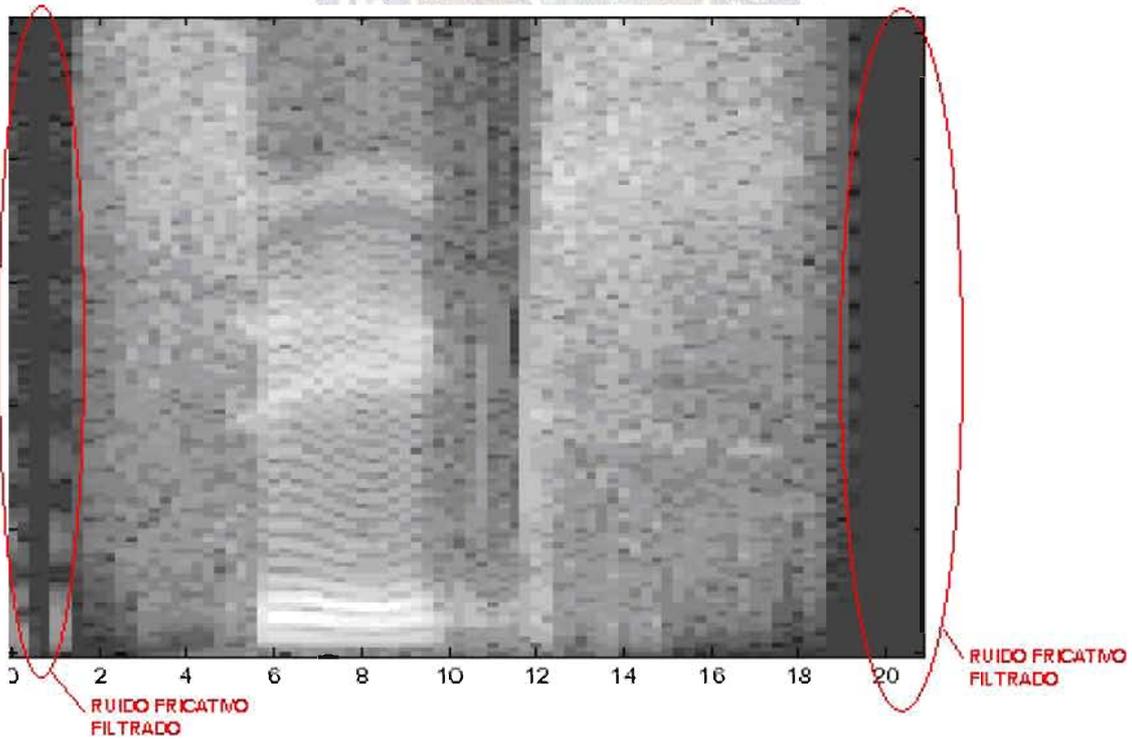


Fig. 4.15. Espectrograma de la palabra "six" después del filtrado.
Fuente: (Elaboración en Matlab 7.0.)



4.7. CONTRASTACIÓN DE LA HIPÓTESIS PLANTEADA

La Hipótesis planteada dice:

Ψ = Transformada wavelet madre

Ψ' = Transformada wavelet inversa

u = Umbral de filtrado, tal que $u = \frac{\sqrt{2 \log(n)} \sigma}{\sqrt{n}}$ tal que $n = 2^{j+1}$ y $j = j_0, \dots, J$
escalas de resolución / $j > J$ (lo que equivale a eliminar el residuo después de calcular la transformada wavelet para los escalas superiores)

s = Señal de voz

z_i = Ruido

Tomamos una señal de voz s , hallamos Ψ , realizamos el análisis de Ψ mediante u , ponemos a cero todos los coeficientes, hallamos Ψ' y finalmente se obtendrá s libre de z_i

Entonces:

c = calidad resultante de la señal transformada

$s z_i$ = señal sin ruido

Finalizado el proceso se toma a $s z_i$ para posteriormente evaluar c .

Por lo cual concluimos que el modelo analizado y desarrollado cumple con la hipótesis "Aplicando el método de la Transformada Wavelet y a través de un análisis de umbral de filtrado para cada señal, se obtendrá una señal de voz con menor ruido, mejorando de esta forma la calidad".

Con lo que la hipótesis planteada queda demostrada



CAPÍTULO V

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES



CAPITULO V

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. CONCLUSIONES

El modelo de Filtrado de señal de voz a través de wavelets muestra resultados de alta calidad y con niveles de desempeño comparables.

La aplicación de las técnicas vistas al filtrado de señales de voz presenta notables ventajas respecto al filtrado paso bajo convencional, ya que permite eliminar componentes de alta frecuencia de la señal debidos al ruido sin suavizar el resto de detalles de la señal.

La calidad del filtrado realizado depende, como hemos visto, de una correcta elección del filtro QMF, umbrales que realiza el paso al dominio wavelet de la señal a filtrar. Hemos establecido una comparativa utilizando criterios fácilmente reproducibles y visuales, lo que nos ha permitido seleccionar el filtro mejor adaptado a los criterios establecidos de calidad de filtrado, además se realizaron comparaciones entre algoritmo implementado en el modelo y los diferentes algoritmos existentes aprueba en las herramientas de Matlab, demostrando a traves de gráficas la calidad del algoritmo, posteriormente se aplica el algoritmo **Fixed form threshold**, con el umbral *hard-thresholding* a la transformada Wavelet elegida.

Dentro de sus aplicaciones esta poderosa transformada wavelet, además del realizar el análisis local de señales no estacionarias, también es utilizada para el análisis de señales electrocardiográficas, sísmicas, de sonido, de radar, compresión y procesamiento de imágenes y el reconocimiento de patrones.



5.2. RECOMENDACIONES

Es necesario saber que los algoritmos se pueden clasificar en métodos de reducción de ruidos lineales y no lineales. Los lineales son aquellos que son independientes del tamaño empírico de los coeficientes de la señal, por lo que no son tomados en cuenta. Basan su realización en que el ruido se encuentra principalmente en los coeficientes finos de escala, de este modo elimina todos los coeficientes con una escala más fina que cierto umbral de escala

Mientras tanto en los métodos no lineales se basan en la idea de que el ruido se encuentra en cada coeficiente y está distribuido sobre todas las escalas. Estos últimos se pueden aplicar en dos versiones, la del umbral suave y la del umbral duro, es decir, hard threshold, soft threshold. El umbral duro elimina los coeficientes que se encuentren debajo de cierto umbral que se eligió.

Para tal aspecto es importante la elección de los umbrales de filtrado. Como se ha visto, existen diferentes criterios, que podemos clasificar en dos tipos: los que utilizan técnicas heurísticas (por ejemplo, que elimine la energía de los silencios de la grabación), y otros que para su aplicación necesitan conocer el nivel de ruido de la señal, que es precisamente un dato desconocido.

Estamos trabajando en la cuestión de la elección automática del umbral de filtrado para cada escala en función de las características de la señal, lo que posibilitaría la obtención de un filtro adaptativo, de gran utilidad como etapa de preproceso de la señal de voz.

En la presencia de ruidos más complicados se requerirá el diseño de nuevos filtros, que basados en la modificación se adapten mejor a situaciones más complicadas como lo son la captura de discontinuidades y ruidos con componentes fuertes en la región espectral que el filtro no afecta.



BIBLIOGRAFÍA



BIBLIOGRAFIA

- [1] **(Boquete, Mazo, Palazuelos & Provencio, 2003)** Boquete Luciano Martín José L, Mazo Manuel, Palazuelos Cira & Provencio David, 2003: Estudio de la transformada de fourier y la transformada wavelet como herramienta de análisis y clasificación de señales eeg, Departamento de Electrónica. Escuela Politécnica. Universidad de Alcala.
- [2] **(Cohen, Daubechies, Jawerth & Vial, 1992)** Cohen A., Daubechies I. Jawerth B., & Vial P., 1992: Multiresolution analysis, wavelets, and fast algorithms on an interval. Tech. rep., Comptes Rendus Acad. Sci. Paris.
- [3] **(Cortés, Cano y Chavez, 2007)** Cortés Jimmy Alexander, Cano Garzón Hugo Baldomiro, Chaves O. José Andrés, 2007: Del Análisis de Fourier a las Wavelets – Transformada Continua Wavelets (CWT), Universidad Tecnológica de Pereira, Pereira – Colombia
- [4] **(Cuesta, 2001)** Cuesta D., 2001: “Estudio de métodos para procesamiento y agrupación de señales electrocardiográficas,” Valencia.
- [5] **(Cuevas, 1998)** Cuevas Juan Antonio, 1998: “FILTROS”
- [6] **(Chauca, 2008)** Chauca Roberto, 2008: Transformada de Wavelet.
- [7] **(De la Fuente, 2002)** De la Fuente Silva Leopoldo, 2002: “El sonido”
- [8] **(Donoho, 1992)** Donoho D. L., 1992: Wavelet shrinkage and wavelet-vaguelette decomposition: A 10-minute tour. International Conference on Wavelets and Applications.
- [9] **(Dohono, 1993)** Donoho D. L., 1993: Nonlinear wavelet methods for recovery of signals, densities, and spectra from indirect and noise data. Proceedings of Symposium in Applied Mathematics 00.
- [10] **(Dohono, 1994)** Donoho D. L. & Johnstone, I. M., 1994: Ideal space adaptation via wavelet shrinkage. Tech. Report, Statistics, Stanford.
- [11] **(Dhono, 1995)** Donoho D. L., 1995: De-noising via soft-thresholding. Tech. Report, Statistics, Stanford.
- [12] **(Dohono & Johnstone, 1992)** Donoho D. L. & Johnstone I. M., 1992: Ideal space adaptation via wavelet shrinkage. Tech. Report, Statistics, Stanford.
- [13] **(Escuela Técnica Ort, 2009)** Escuela técnica ort, 2009: Diagrama de bloques



- [14] **(Friesen, Jannett, Jadallah, Yates, Quint Y Nagle, 1990)** Friesen G. M., Jannett T. C., Jadallah M. A., Yates S. L., Quint S. L., and Nagle H. T., 1990: "A comparison of the noise sensitivity of nine qrs detection algorithms," IEEE Transactions on Biomedical Engineering
- [15] **(Gonzales, 2004)** González Sánchez S., 2004: (wavelet toolbox for matlab). Universidad de Vigo
- [16] **(Gonzalez, Sanchez & González, 1995)** González S., Sánchez N. & González Prelcic, 1995: Uviwave version 3.0 (wavelet toolbox for matlab). Grupo de Teoría de la Señal, Universidad de Vigo
- [17] **(Hubbard & Barbara, 2004)** Hubbard Burke & Barbara, 2004: The world according to wavelets, Weslley masachussetts.
- [18] **(Jasen, Springer, 2001)** Jansen M., Springer, 2001: Noise Reduction by Wavelet Thresholding,
- [19] **(Llanos & Cardeñoso, 1991)** Llanos Ferraris Diego R. & Cardeñoso Payo Valentín, 1991: Filtrado de señales de voz a través de "wavelet shrinkage"¹, Departamento de Informática, Universidad de Valladolid 47071 Valladolid – España
- [20] **(Mallat, 1989)** Mallat S. 1989: "A theory for multiresolution signal decomposition: The wavelet representation", IEEE Trans Pattern Analysis Machine Intelligent. Vol. 11
- [21] **(Navia, 1997)** Navia Alanez Carlos Jorge, 1997: Elaboración Científica del Perfil de Tesis, Diseño y edición Abel Rolando Callejas Quisbert La Paz – Bolivia.
- [22] **(Organización Panamericana, 1980)** Organización Panamericana de la Salud, 1980: Criterios de salud ambiental: El ruido. Mexico
- [23] **(Orozco, Pérez, Lorenzo, Grau and Ramos, 1997)** R. Orozco, M. Pérez, J. V. Lorenzo, R. Grau and R. Ramos, 1997: "Evaluation of QRS morphological classifiers in the presence of noise," Computers and Biomedical Research
- [24] **(Pearson, 1894)** Pearson Karl, 1894: Desviación estándar
- [25] **(Prentice, 1996)** Prentice Hall, 1996: Works, T. M. Matlab versión 4 - Guía del Usuario, 1ra. Edición.
- [26] **(Pulgarín, Acosta & Castellanos, 1998)** Pulgarín G Juan Diego, Acosta M Carlos Daniel & Castellanos Germán D., 1998: Reducción de perturbaciones mediante molificación discreta y umbralización por Wavelets.
- [27] **(Ramírez, 2003)** Ramírez J. F., 2003: "Reducción en tiempo real de perturbaciones en señales de ECG empleando la transformada Wavelet



sobre DSP”, Trabajo de Grado, Universidad Nacional de Colombia, Sede Manizales.

- [28] **(Torres, Cruz, 2001)** Torres, B. J. , Cruz, 2001: Análisis de Reducción de Ruido en Señales Provenientes de Fotodetectores Utilizando la Transformada Wavelet, Grupo de variables magnéticas magnetoópticas y nuevos materiales, Universidad Tecnológica de Pereira
- [29] **(Torres, 2004)** Torres J., 2004: **Análisis de Reducción de Ruido en Señales**, Universidad Tecnológica de Pereira
- [30] **(Urrutia, 1988)** Urrutia Bolaña Carlos, 1988: La Investigación Social. Editora Humanitas C.E.C.A.T.S. Buenos Aires - Argentina
- [31] **(Watkinson, 1993)** Watkinson John, 1993: El arte del audio digital. IORTV, Madrid.
- [32] **(Watkinson, 2003)** Watkinson, John, 2003: Introducción al audio digital. ISBN 84-932844-9-1.
- [33] **(WEB 01)** Llanos Ferraris Diego R. & Cardeñoso Payo Valentín, 1991, disponible en: <http://www.w3c.org/TR/1999/REC-html40119991224/loose.dtd>
- [34] **(WEB 02)** De la Fuente Silva Leopoldo, 2002: “El sonido”, disponible en: <http://www.vislab.usyd.edu.au/photonics/fibres/fizzz/sine/index.html>
- [35] **(Zorilla y Torres, 1992)** Zorilla & Torres, 1992: Metodología de la Investigación



ANEXOS



ANEXO A

ALGORITMO QUE REALIZA EL ESCALAMIENTO, PRIMERA PROPIEDAD DE LAS WAVELETS

```
% Parámetros de la Gaussiana.
npuntos = 1000;
t=-5:1/npuntos:5;
%Gaussiana de Orden 2
% $X^2 = (t-t_0)^2$ ;
% $F_0 = (2/\pi)^{(1/4)} * \exp(-s * X^2)$ ;
% $\psi = -2/(3^{(1/2)}) * (-1 + 2 * X^2) * F_0$ ;
subplot(2,1,1);
b=0; %Factor de desplazamiento
a=1 ; %Factor de Escala
X2 = (t-b).^2;
F0 = (2/pi)^(1/4)*exp(-a*X2);
psi = -2/(3^(1/2)) * (-1 + 2*X2).*F0;

plot(t,psi,'r');
fill(t,psi,'b');
xlabel('Tiempo [ms]');
title(['(a =',num2str(a),') (b = ', num2str(b),' ms)']);
grid;
subplot(2,1,2);
b=0; %Factor de desplazamiento
a=5 ; %Factor de Escala
X2 = (t-b).^2;
F0 = (2/pi)^(1/4)*exp(-a*X2);
psi = -2/(3^(1/2)) * (-1 + 2*X2).*F0;
plot(t,psi,'r');
fill(t,psi,'b');
xlabel('Tiempo [ms]');
title(['(a =',num2str(a),') (b = ', num2str(b),' ms)']);
grid;
```



ANEXO B

ALGORITMO QUE REALIZA LA TRASLACIÓN, SEGUNDA PROPIEDAD DE LAS WAVELETS

```
subplot(2,1,2);
b=2; %Factor de desplazamiento
a=1 ; %Factor de Escala
X2 = (t-b).^2;
F0 = (2/pi)^(1/4)*exp(-a*X2);
psi = -2/(3^(1/2)) * (-1+2*X2).*F0;
plot(t,psi,'r');
fill(t,psi,'b');
xlabel('Tiempo [ms]');
title(['(a =',num2str(a),' ) (b = ', num2str(b),' ms)']);
grid;
% Parametros de la Gaussiana.
npuntos = 1000;
t=-5:1/npuntos:5;
%Gaussiana de Orden 2
%X2 = (t-to).^2;
%F0 = (2/pi)^(1/4)*exp(-s*X2);
%psi = -2/(3^(1/2)) * (-1+2*X2).*F0;
subplot(2,1,1);
b=0; %Factor de desplazamiento
a=1 ; %Factor de Escala
X2 = (t-b).^2;
F0 = (2/pi)^(1/4)*exp(-a*X2);
psi = -2/(3^(1/2)) * (-1+2*X2).*F0;
plot(t,psi,'r');
fill(t,psi,'b');
xlabel('Tiempo [ms]');
title(['(a =',num2str(a),' ) (b = ', num2str(b),' ms)']);
grid;
```



ANEXO C

ALGORITMO DE LA TRANSFORMADA DISCRETA WAVELET EN SUS DOS PROPIEDADES ESCALAMIENTO Y DESPLAZAMIENTO

```
% Parámetros de la Gaussiana.
n = 1000;
t=-10:1/npuntos:10;
w=2*pi;
f=0.5;
phi=0;
%Gaussiana de Orden 2
%X2 = (t-t0).^2;
%F0 = (2/pi)^(1/4)*exp(-s*X2);
%psi = -2/(3^(1/2)) * (-1+2*X2).*F0;
subplot(2,2,1);
b=0; %Factor de desplazamiento
a=1 ; %Factor de Escala
X2 = (t-b).^2;
F0 = (2/pi)^(1/4)*exp(-a*X2);
psi = -2/(3^(1/2)) * (-1+2*X2).*F0;
plot(t,psi,'r');
fill(t,psi,'r');
hold
x=cos(w*f*t+phi);
plot(t,x);
xlabel('Tiempo [ms]');
title(['(a =', num2str(a), ') (b =', num2str(b), ' ms)']);
grid;
subplot(2,2,2);
b=1; %Factor de desplazamiento
a=1 ; %Factor de Escala
X2 = (t-b).^2;
F0 = (2/pi)^(1/4)*exp(-a*X2);
psi = -2/(3^(1/2)) * (-1+2*X2).*F0;
plot(t,psi,'r');
fill(t,psi,'r');
hold
```

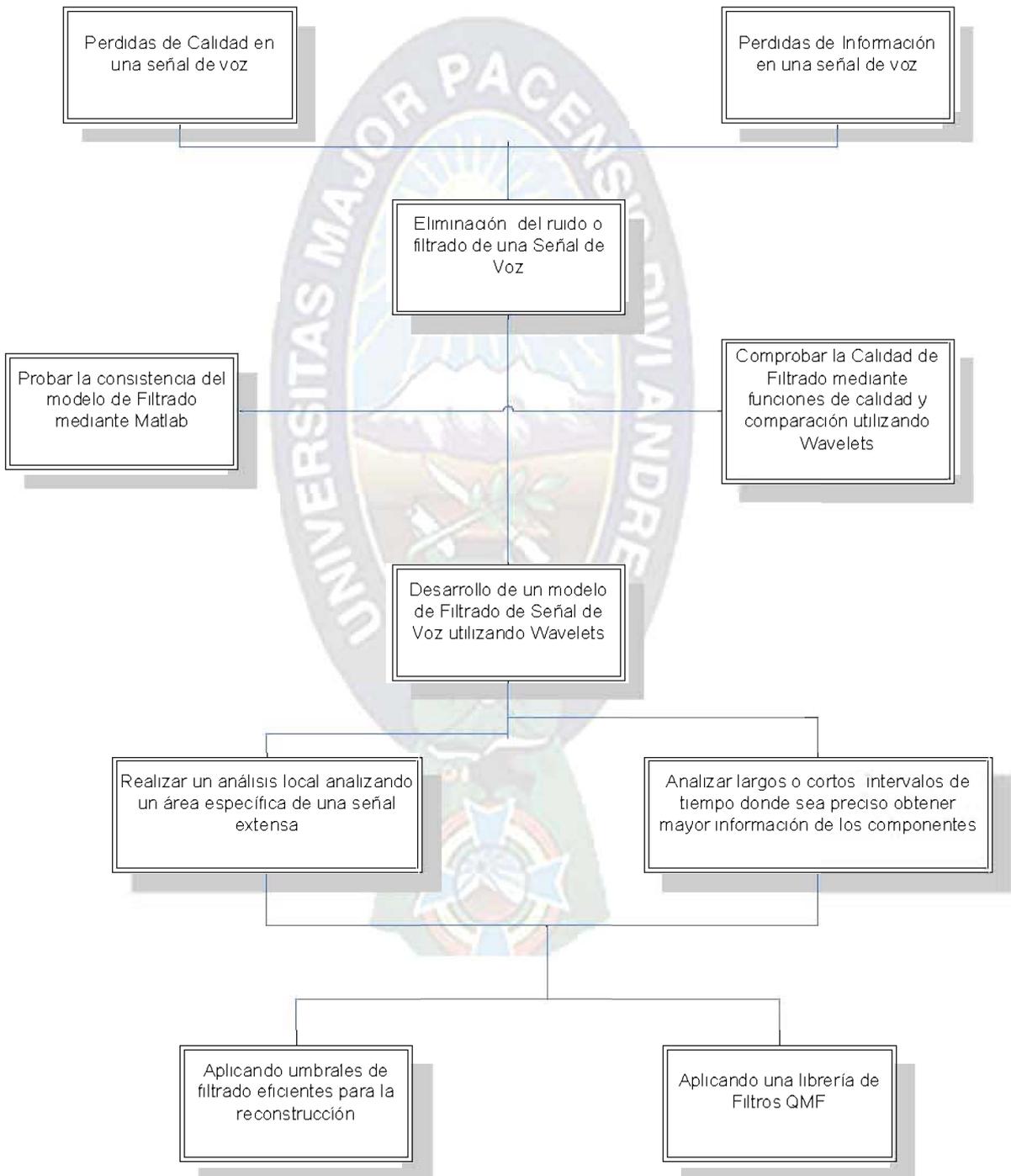




```
x=cos(w*f*t+phi);
plot(t,x);
xlabel('Tiempo [ms]');
title(['(a =',num2str(a),' ) (b = ', num2str(b),' ms)']);
grid;
subplot(2,2,3);
b=2; %Factor de desplazamiento
a=1 ; %Factor de Escala
X2 = (t-b).^2;
F0 = (2/pi)^(1/4)*exp(-a*X2);
psi = -2/(3^(1/2)) * (-1+2*X2).*F0;
plot(t,psi,'r');
fill(t,psi,'r');
hold
x=cos(w*f*t+phi);
plot(t,x);
xlabel('Tiempo [ms]');
title(['(a =',num2str(a),' ) (b = ', num2str(b),' ms)']);
grid;
subplot(2,2,4);
b=3; %Factor de desplazamiento
a=1 ; %Factor de Escala
X2 = (t-b).^2;
F0 = (2/pi)^(1/4)*exp(-a*X2);
psi = -2/(3^(1/2)) * (-1+2*X2).*F0;
plot(t,psi,'r');
fill(t,psi,'r');
hold
x=cos(w*f*t+phi);
plot(t,x);
xlabel('Tiempo [ms]');
title(['(a =',num2str(a),' ) (b = ', num2str(b),' ms)']);
grid;
```

ANEXO D

ARBOL DE OBJETIVOS



ANEXO E

ARBOL DE PROBLEMAS

