



**EXPLORACIÓN DE HERRAMIENTA DIAGNÓSTICA PARA ENFERMEDAD
RESPIRATORIA BASADA EN ANÁLISIS DE SONIDOS PULMONARES**

Ing. DIANA ASTRID FAJARDO SUA

**UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER
FACULTAD DE INGENIERÍAS FÍSICOMECÁNICAS
ESCUELA DE INGENIERÍAS ELÉCTRICA, ELECTRÓNICA Y DE
TELECOMUNICACIONES
GRUPO DE INVESTIGACIÓN CIBBIOS
BUCARAMANGA**

2011



**EXPLORACIÓN DE HERRAMIENTA DIAGNÓSTICA PARA ENFERMEDAD
RESPIRATORIA BASADA EN ANÁLISIS DE SONIDOS PULMONARES**

Ing. DIANA ASTRID FAJARDO SUA

**Trabajo de Investigación presentado como requisito parcial para optar al
título de Magíster en Ingeniería Electrónica**

Escuela:

Ingenierías Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones

Facultad:

Ingenierías Fisicomecánicas

Director:

MSc. Físico & Ing. David Alejandro Miranda Mercado

Codirector:

MD. Esp. Luis Ernesto Téllez Mosquera

UNIVERSIDAD INDUSTRIAL DE SANTANDER

GRUPO DE INVESTIGACIÓN CIMBIOS

BUCARAMANGA

2011

Todo tiene su tiempo, y todo lo que se quiere debajo del cielo tiene su hora.

Eclesiastés 3:1

A Dios, por su fidelidad.

A mis padres, Luis y Graciela, por su apoyo, ejemplo y amor incondicional.

A mi amado esposo, Helber, por hacer parte de mi vida.

A mi hija, Sarita, porque parte del tiempo invertido en la investigación le pertenecía
y aun así me despierta cada mañana con un beso y una sonrisa.

A mis hermanas, Leidy, Angela y Laura, por cada momento y cada sonrisa.

A mi abuelita, Lastenia, por su inmenso amor.

A mi gran amigo, Jorge Cristancho, por su cariño y apoyo.

Al profesor, David Miranda, por cada palabra de aliento, por su paciencia, su
dedicación, y su amistad.

Diana Astrid Fajardo Sua

AGRADECIMIENTOS

El autor expresa sus agradecimientos a

Profesor DAVID ALEJANDRO MIRANDA MERCADO, Director de este proyecto, por su colaboración, apoyo, orientación, compromiso y aporte en el transcurso de la investigación.

Doctor LUIS ERNESTO TÉLLEZ MOSQUERA, Co-Director de este proyecto, por su orientación y conocimiento.

Al HOSPITAL UNIVERSITARIO DE SANTANDER, por permitir realizar en sus instalaciones la toma de datos.

TABLA DE CONTENIDO

INTRODUCCIÓN.....	15
FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA	16
1.1 SISTEMA RESPIRATORIO HUMANO.	16
1.1.1 Función respiratoria	16
1.1.2 Sonido respiratorio y sonido pulmonar.....	18
1.1.3 Clasificación Sonidos Respiratorios.....	19
1.2 SONIDO RESPIRATORIO Y SU USO COMO HERRAMIENTA DIAGNOSTICA.	21
1.2.1 Auscultación	21
1.2.2 Ecocardiograma y Fonocardiograma.....	23
1.2.3 Técnicas de diagnóstico con sonidos respiratorios y pulmonares.....	23
1.3 TRANSFORMADAS TIEMPO-FRECUENCIA.....	26
1.3.1 Transformada de Fourier de tiempo reducido (STFT).....	27
1.3.2 Transformada Wavelet (WT).....	28
1.4 SEPARACIÓN DE LA SEÑAL PULMONAR Y CARDIACA	32
1.4.1 Filtro pasa altas	33
1.4.2 Filtro lineal adaptativo.....	34
1.4.3 Filtro empleando transformada Wavelet.	35
1.5 ANÁLISIS DE LA VARIANZA (ANOVA)	37
1.6 EXACTITUD DIAGNOSTICA.....	40
1.6.1 Presentación de medidas de exactitud diagnóstica	40
2 METODOLOGÍA	43
2.1 ASPECTOS ÉTICOS DE LA INVESTIGACIÓN.....	43
2.2 CRITERIOS DE INCLUSIÓN Y EXCLUSIÓN DE PACIENTES	44
2.3 CONDICIONES PARA LA MEDICIÓN.	45
2.4 PROTOCOLO DE MEDICIÓN.	45
3 SISTEMA DE MEDICIÓN Y ADQUISICIÓN DE SONIDO RESPIRATORIO EN HUMANOS	48
3.1 DESCRIPCIÓN GENERAL.....	48
3.2 HARDWARE	49
3.2.1 Transductor acústico-eléctrico.	50
3.2.2 Pre-amplificación.	52
3.2.3 Filtrado analógico de la señal.	53
3.2.4 Amplificación para salida de audio y DAQ.	56
3.2.5 Alimentación del circuito.	58
3.2.6 Sistema de adquisición de datos (NI DAQ).....	59
3.3 SOFTWARE.....	60
3.3.1 Interfaz grafica de usuario.	61
3.3.2 Implementación.	63

4	PROCESAMIENTO DIGITAL DE LA SEÑAL RESPIRATORIA Y ANÁLISIS ANOVA.....	66
4.1	PROCESAMIENTO EN TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA (DWT)	67
4.1.1	Descomposición multiresolución con DWT	67
4.1.2	Filtro Transformada Wavelet basado en Estacionario y No estacionario (WTST-NST).	68
4.1.3	Parámetros de discriminación empleando DWT	70
4.2	PROCESAMIENTO EN TRANSFORMADA FOURIER (FT).....	72
4.3	PROCESAMIENTO EN TRANSFORMADA DE FOURIER EN TIEMPO REDUCIDO (STFT)	72
4.3.1	Parámetros de discriminación empleando STFT	73
4.4	ANÁLISIS DE VARIANZA UNIDIMENSIONAL O “ANOVA ONE WAY”	78
4.5	CLASIFICADOR AUTO-ADAPTATIVO	79
4.5.1	Función clasificadora en DWT.....	82
4.6	CURVA ROC	83
5	ANÁLISIS DE RESULTADOS.....	85
5.1	PARÁMETROS ESPECTRO-TEMPORALES.....	86
5.1.1	Parámetros obtenidos de DWT.....	86
5.1.2	Parámetros obtenidos de FFT	87
5.1.3	Parámetros obtenidos de STFT	88
5.2	CAPACIDAD DE DISCRIMINACIÓN DE LOS PARÁMETROS MEDIANTE ANOVA.....	90
5.2.1	Análisis de la capacidad de discriminación de los parámetros obtenidos mediante transformada Wavelet	90
5.2.2	Análisis de la capacidad de discriminación mediante la transformada discreta de Fourier.....	91
5.2.3	Análisis de la capacidad de discriminación mediante la transformada de tiempo reducido de Fourier	92
5.3	CLASIFICADOR AUTO-ADAPTATIVO	96
5.4	ANÁLISIS DE LA CURVA ROC	97
	Figura 48. Ejemplos de curvas ROC, para tres de las funciones clasificadoras.	98
	CONCLUSIONES	100
	RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	102
	BIBLIOGRAFÍA.....	104

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Esquema de las etapas de la respiración	17
Figura 2. Clasificación de Sonidos Respiratorios	20
Figura 3. Membrana del estetoscopio	22
Figura 4. Transformada STFT.....	28
Figura 5. Transformada Wavelet.....	29
Figura 6. Familias de Wavelet más utilizadas	31
Figura 7. Árbol de descomposición Wavelet multiresolución para 3 niveles.....	31
Figura 8. Esquema de eliminación de interferencias vía filtros adaptativos.....	34
Figura 9. Esquema de representación del filtro WTST-NST.....	36
Figura 10. Matriz de confusión.....	41
Figura 11. Puntos de auscultación	45
Figura 12. Auscultación durante la toma de datos	47
Figura 13. Diagrama de bloques del sistema implementado.....	49
Figura 14. Acople del diafragma del estetoscopio.....	52
Figura 15. Etapa de pre-amplificación.....	53
Figura 16. Respuesta de la etapa de pre-amplificación.	53
Figura 17. Esquemático del filtro implementado	54
Figura 18. Respuesta en magnitud y fase (respectivamente) del filtro diseñado ...	55
Figura 19. Circuito de amplificación	56
Figura 20. Respuesta en frecuencia del sistema implementado	57
Figura 21. ADM660 como inversor de voltaje	59
Figura 22. Circuito impreso final	59
Figura 23. Tarjeta de adquisición de datos DAQ-6009.....	60
Figura 24. Ventana Principal de Adquisición.....	62
Figura 25. Numeración y nomenclatura de los puntos de auscultación.....	62
Figura 26. Ventana de Historial de Pacientes	63
Figura 27. Evento número cero.....	64
Figura 28. Evento número uno.....	64
Figura 29. Evento número tres.....	65
Figura 30. Evento número cuatro.....	65
Figura 31. Esquema de representación del filtro WTST-NST.....	69
Figura 32. Ilustración de obtención de valores máximos locales por cada franja de tiempo.....	73
Figura 33. Ilustración de obtención de valores máximos locales a partir de la contribución en potencia de los valores máximos locales previamente hallados y algunos valores adyacentes	74
Figura 34. Diagrama de operaciones efectuadas en una señal de espectrograma, luego de la operación morfológica	75
Figura 35. Obtención de criterios en una de las dos señales de salida de operaciones efectuadas en el espectrograma.....	76
Figura 36. Esquema resumido para la obtención de parámetros a partir de la STFT	77

Figura 37. Función clasificadora en DWT	83
Figura 38. Esquema de procesamiento seguido en la investigación	85
Figura 39. Resultados de los parámetros de discriminación empleando DWT para la señal pulmonar	86
Figura 40. Resultados de los parámetros de discriminación empleando DWT para la señal respiratoria	87
Figura 41. Resultados del parámetro de discriminación empleando FFT	88
Figura 42. Resultados de los parámetros de discriminación empleando STFT para la señal pulmonar.	89
Figura 43. Resultados de los parámetros de discriminación empleando STFT para la señal respiratoria.	89
Figura 44. Ejemplo 1 gráfica de ANOVA.....	95
Figura 45. Ejemplo 2 gráfica de ANOVA.....	96
Figura 46. Ejemplo 3 de gráfica de ANOVA.....	96
Figura 47. Banda D3 RMSE=0.0050671	97
Figura 48. Ejemplos de curvas ROC, para tres de las funciones clasificadoras.	98

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Señales para el esquema de filtros lineales adaptativos	35
Tabla 2. Características del amplificador seleccionado.....	52
Tabla 3. Error etapa de pre-amplificador.....	53
Tabla 4. Aporte de error y ruido del filtro pasa bajas.....	55
Tabla 5. Aporte de error y ruido de la etapa de amplificación	57
Tabla 6. Características de los dispositivos de acondicionamiento de señal.....	58
Tabla 7. Bandas de frecuencia de la DWT.....	68
Tabla 8. Parámetros de discriminación obtenidos del procesamiento con DWT. ..	71
Tabla 9. Parámetros de discriminación obtenidos del procesamiento con STFT ..	78
Tabla 10. Determinación de la Capacidad de discriminación de los parámetros obtenidos con DWT	91
Tabla 11. Determinación de la Capacidad de discriminación del parámetro obtenido con FFT.....	92
Tabla 12. Determinación de la Capacidad de discriminación de los parámetros obtenidos con STFT	93
Tabla 13. Área bajo la curva ROC	98

ANEXOS

ANEXO A. Pruebas realizadas variando la frecuencia de muestreo	111
ANEXO B. Análisis de error de los dispositivos implementados	118
ANEXO C. Manual de usuario de “Adquisición de sonidos pulmonares V1.0”	123

RESUMEN

TÍTULO

EXPLORACIÓN DE HERRAMIENTA DIAGNÓSTICA PARA ENFERMEDAD RESPIRATORIA BASADA EN ANÁLISIS DE SONIDOS PULMONARES*

AUTOR

ING. DIANA ASTRID FAJARDO SUA**

PALABRAS CLAVES

Sonido pulmonar, sibilancias, ronus, transformada Wavelet, ANOVA, curva ROC.

CONTENIDO

Los sonidos pulmonares pueden ser usados para estudiar diferentes enfermedades en el sistema respiratorio. Se presentan los resultados y sus respectivas discusiones de la exploración de una herramienta diseñada para la identificación de sibilancias y ronus a partir del procesamiento digital del sonido pulmonar obtenido mediante auscultaciones, realizadas en 28 pacientes entre 40 y 70 años de edad, con un dispositivo que consta de un estetoscopio acoplado con un micrófono electret, seguido por un preamplificador con un filtro pasa altas con frecuencia de corte inferior a 1 Hz, y un filtro pasa altas de ganancia unitaria, con dos salidas, una para la tarjeta de adquisición de datos específica y otra hacia una salida de audio estéreo. Este dispositivo es conectado a un ordenador, para la adquisición y el procesamiento de los datos.

Debido al traslape espectro-temporal de los sonidos pulmonar y cardiaco en los datos adquiridos, fue necesario efectuar la cancelación del sonido cardiaco por medio de un filtro digital adaptativo, denominado filtro estacionario y no estacionario basado en Transformada Wavelet o filtro WTST–NST. Las señales digitales, adquiridas y filtradas, fueron procesadas con Transformada Wavelet Discreta, Transformada Rápida de Fourier y Transformada discreta de Fourier de Tiempo Reducido, de las cuales se obtuvieron 24, 1 y 16 parámetros respectivamente. La capacidad de discriminación de los parámetros fue evaluada mediante el Análisis de la Varianza (ANOVA) Unidimensional.

Por medio de un clasificador autoadaptativo desarrollado en esta investigación, se analizaron 10 funciones clasificadoras provenientes de la Transformada Wavelet Discreta, y se midió la exactitud de la clasificación de cada función analizando sus respectivas curvas ROC.

* Proyecto de Grado

** Facultad de Ingenierías Fisicomecánicas. Escuela de Ingenierías Eléctrica, Electrónica y de Telecomunicaciones. Director: MSc. Físico & Ing. David Alejandro Miranda Mercado
Codirector: MD. Esp. Luis Ernesto Téllez Mosquera

SUMMARY

TITLE

DIAGNOSTIC EXPLORATION OF TOOL FOR RESPIRATORY DISEASE BASED ON ANALYSIS OF LUNG SOUNDS

AUTHOR

DIANA ASTRID FAJARDO SUA, ENG. **

KEYWORDS

Lung sounds, wheezing, rhonchus, Wavelet transform, ANOVA, ROC curve.

CONTENT

Lung sounds can be used to study several diseases in the respiratory system. A computational tool (hardware/software) for wheezing and rhonchus detection in pulmonary diseases diagnosis was developed and characterized, in order to elaborate an objective way for detecting adventitious sounds, helping to discover some respiratory diseases. One measure-per-patient was obtained in 28 patients between 40 and 70 years old with a device consisting of a stethoscope attached to an electret microphone, joined to a preamplifier coupled with a high pass filter with cutoff frequency below 1 Hz, followed by a high pass filter with unity gain, for a data acquisition card specific and a stereo audio output.

Due to the overlap –in frequency and time- of the lung and heart sounds on the data acquired, it was necessary to perform the cancellation of heart sounds using a wavelet transform-based stationary-nonstationary filter or WTST-NST filter. Digital signals, acquired and filtered, from respiratory and lung sounds, were processed by Discrete Wavelet Transform, Fast Fourier Transform and Discrete Short-Time Fourier Transform, where 24, 1 and 16 respective parameters were obtained. The discrimination ability for the obtained parameters was evaluated by one-way analysis of variance (ANOVA one-way).

Through a self-adaptive classifier developed in this research, 10 classifier functions were obtained from the Discrete Wavelet Transform, and the classification accuracy from each function was measured by analyzing its respective ROC curves.

* Graduate Work

** Faculty of Physical-Mechanical Engineering. Electrics, Electronics and Telecommunications Engineering School. Director: MSc. Physicist & Eng. David Alejandro Miranda Mercado
Codirector: MD. Specialist Luis Ernesto Téllez Mosquera

INTRODUCCIÓN

La auscultación del sonido respiratorio es una parte fundamental de la práctica diaria para la mayoría de los médicos, de esta depende el diagnóstico inicial de diversas patologías del sistema respiratorio humano. La auscultación básica tiene una importante desventaja al ser de carácter subjetivo, revelando la necesidad de crear instrumentos diagnósticos de apoyo [40].

En esta investigación se exploró una herramienta para el diagnóstico de dos enfermedades frecuentes en el sistema respiratorio: sibilancias y roncus, basadas en el estudio del sonido pulmonar.

En el primer capítulo se desarrolla la fundamentación teórica, abordando brevemente conceptos del sistema respiratorio humano, su uso como herramienta diagnóstica, así como una descripción de las transformadas tiempo-frecuencia más utilizadas. Al final del capítulo se hace una corta descripción de las técnicas de filtrado más utilizadas para separar la señal cardíaca de la señal respiratoria, así como el concepto general del análisis de la varianza.

En el segundo capítulo se describe la metodología de la investigación y los criterios empleados en la medición de la señal respiratoria. El capítulo tres aborda el sistema de medición y adquisición del sonido respiratorio, tanto en hardware como en software. El capítulo cuarto se concentra en el desarrollo del procesamiento digital de la señal respiratoria y el análisis de la varianza. En el quinto capítulo se presentan los resultados obtenidos durante la investigación. Por último, se enuncian las conclusiones y recomendaciones derivadas del desarrollo de esta investigación.

Se destaca la realización de un proyecto de pregrado donde se desarrolló parte de la instrumentación utilizada para la medición de la señal respiratoria.

1. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

1.1 SISTEMA RESPIRATORIO HUMANO.

La respiración es un proceso fundamental en el ser humano, durante el cual se produce el intercambio gaseoso, que consiste en la obtención de oxígeno y la eliminación del dióxido de carbono de la sangre [46]. El proceso por el cual entra el aire a los pulmones es denominado inspiración o inhalación y el de expulsión del aire, se llama espiración o exhalación.

El volumen del aire que entra a los pulmones en una inspiración y la frecuencia de las mismas pueden ser modificados voluntariamente. En promedio, una persona adulta realiza 20.000 respiraciones al día [53].

El sistema respiratorio humano está conformado por: pulmones, conductos de las vías aéreas, músculos respiratorios, vasos pulmonares, tejidos y estructuras circundantes. A continuación se describe la función respiratoria y la clasificación de los sonidos respiratorios.

1.1.1 Función respiratoria

La función de la respiración se puede describir en las seis etapas (Figura 1) descritas a continuación:

Etapa 1. El aire, con una apropiada concentración de oxígeno, ingresa al interior de los pulmones y penetra en los alvéolos. El oxígeno entra al interior de los vasos sanguíneos que rodean los alvéolos.

Etapa 2. La sangre saturada de oxígeno pasa desde los pulmones, por las venas pulmonares, hasta el lado izquierdo del corazón.

Etapa 3. Desde el lado izquierdo del corazón, la sangre oxigenada es bombeada a través de la aorta hasta los tejidos corporales. El oxígeno es transportado en la sangre por los hematíes (glóbulos rojos).

Etapa 4. A medida que pasa la sangre a través de los capilares, proporciona oxígeno (y nutrientes como la glucosa) a los tejidos y células corporales, y recoge los productos de desecho de la respiración celular: dióxido de carbono y agua.

Etapa 5. En el interior de cada célula, la glucosa y el oxígeno forman parte de una compleja serie de reacciones, que proporcionan energía a las mismas. Durante una respiración celular, la glucosa es convertida en dióxido de carbono y agua.

Etapa 6. El dióxido de carbono es devuelto en la sangre al corazón y luego a los pulmones, donde se expande por los alvéolos y es expulsado del organismo durante la espiración.

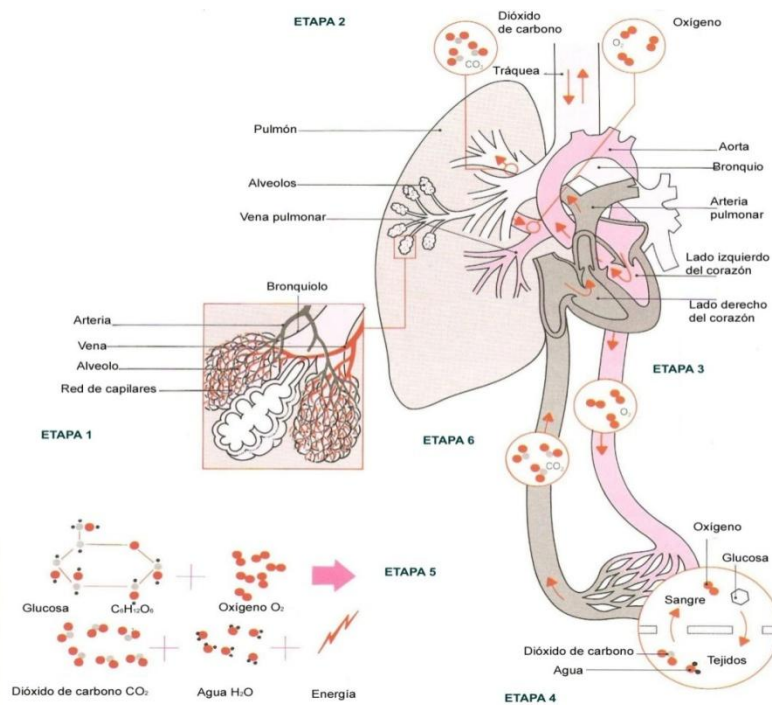


Figura 1. Esquema de las etapas de la respiración
Fuente: Enciclopedia Larousse [30]

1.1.2 Sonido respiratorio y sonido pulmonar.

A continuación se definen los términos en la forma como fueron utilizados durante la investigación:

Los sonidos respiratorios (“*Respiratory sounds*”). Son todos los sonidos relacionados con la respiración, incluyendo sonidos de inspiración y exhalación, sonidos adventicios, sonidos de tos, ronquidos, estornudos, sonidos provenientes de los músculos respiratorios, sonidos del corazón y los producidos por vibración de las cuerdas vocales¹.

La generación del sonido respiratorio se debe a la circulación del aire en los pulmones. El flujo de aire a través de las vías aéreas causa perturbaciones, que originan las vibraciones que percibimos como sonidos. Las alteraciones se producen en las zonas donde la velocidad del aire es mayor y en aquellas con condiciones geométricas que dificultan un flujo laminar.

Los sonidos generados en los pulmones y en las vías aéreas por la respiración normal de un individuo sano se diferencian según la localización donde sean escuchados.

Los sonidos respiratorios contienen información significativa sobre la fisiología y la patología de los pulmones y de las vías aéreas. Algunos investigadores sugieren que el espectro de la frecuencia y la amplitud de los sonidos de la tráquea, o del

¹ La definición consignada por la comunidad europea en el proyecto titulado CORSA-Computerized Respiratory Sound Analysis- excluye los sonidos de voz y los del corazón. [4]. Existen dos términos en inglés: respiratory sounds y breath sounds, que presentan distintos significados en inglés, pero en el español corriente suelen ser usados sin distinción alguna; por esta razón, se prefiere traducir breath como inspiración y exhalación.

pulmón, que se oyen sin componentes repentinos pueden reflejar la dimensión de la vía aérea y sus cambios patológicos en el tejido pulmonar [3].

El sonido pulmonar (“*Lung sound*”). Son todos los sonidos respiratorios oídos o detectados sobre la pared torácica o en el pecho (incluyendo sonidos adventicios). [51]

1.1.3 Clasificación Sonidos Respiratorios

Actualmente no se encuentra unificada la definición de los diversos sonidos pulmonares, dado que dichas definiciones han cambiado con el paso de los años [57], lo que se traduce en desacuerdos en el uso de los términos que describen tales sonidos entre los profesionales de la salud y, por ende, en diagnósticos poco certeros, en algunos casos [38].

Al auscultar la pared torácica se pueden encontrar sonidos respiratorios normales, sonidos disminuidos (o ausentes) o sonidos anormales, como se muestra en la clasificación indicada en la Figura 2, sugerida por BATES B. [3]

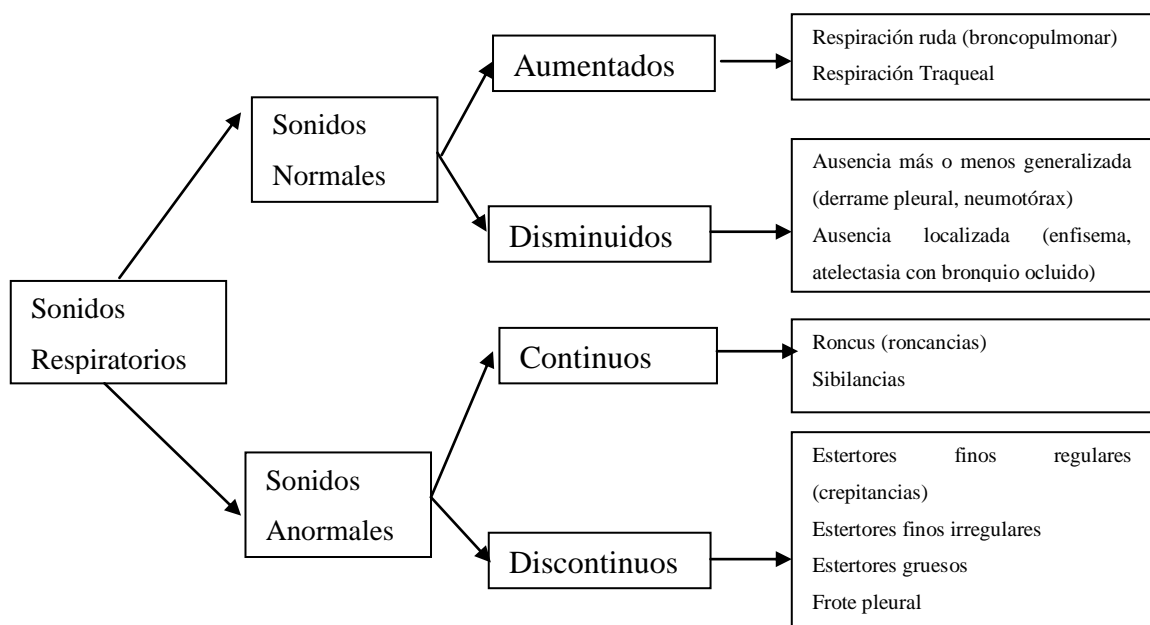


Figura 2. Clasificación de Sonidos Respiratorios
Fuente: BATES B. Propedéutica Médica [3].

Sonido anormal (o adventicio). Se denomina así a aquel sonido que no es propio al proceso normal de respiración y por lo tanto indican enfermedad pulmonar sin que su diagnóstico implique la presencia de un proceso patológico específico [51].

Sibilancia. Es un sonido respiratorio anormal y continuo de alta frecuencia, el cual posee cierta musicalidad. Acústicamente, se caracteriza por poseer formas de onda periódicas, usualmente con frecuencia fundamental por encima de 100 Hz [4], con frecuencia dominante de al menos 400 Hz, según la *ATS-American Thoracic Society* y duración igual o mayor a 100 ms [1]². Las sibilancias están comúnmente asociadas con obstrucción en las vías aéreas. Si la sibilancia contiene en esencia una sola frecuencia, se le conoce como sibilancia monofónica; si contiene varias frecuencias, se le llama sibilancia polifónica [51].

Roncus. Es un sonido respiratorio anormal y continuo de baja frecuencia que contiene formas de onda periódica de rápida amortiguación, con duración mayor a 100 ms y frecuencia menor a 300 Hz (con una frecuencia dominante de 200 Hz o menos) [6]. Los roncus se pueden encontrar, por ejemplo, en pacientes con secreciones o estrechamiento en las vías aéreas grandes y con disminución anormal de tamaño y del tono de las paredes de las vías respiratorias en general [51]

² Sin embargo, no mayor a 250ms.

1.2 SONIDO RESPIRATORIO Y SU USO COMO HERRAMIENTA DIAGNOSTICA.

Estudiar el sonido respiratorio permite detectar anomalías del sistema pulmonar, al ser éste un indicador del buen funcionamiento del sistema respiratorio [51] .

Algunas de las técnicas usadas en la detección de enfermedades respiratorias³, son: la auscultación simple, el ecocardiograma, el fonograma y el análisis de sonidos respiratorios.

1.2.1 Auscultación

Desde los inicios de la Medicina ha existido un gran interés por usar los sonidos respiratorios como una herramienta clave en el diagnóstico de diversas enfermedades. Se han utilizado métodos que han ido evolucionando desde la auscultación directa, del oído al tórax, hasta el uso del estetoscopio, inventado por René T. Laenec en 1816. El estetoscopio actual –llamado también fonendoscopio- tiene generalmente dos partes, denominadas campana y diafragma, que permiten auscultar los sonidos de baja y alta frecuencia, respectivamente (Figura 3). Como práctica corriente entre los profesionales de la salud, se suele auscultar por el lado del diafragma.

³ Siendo algunas de ellas empleadas también para diagnóstico de enfermedades cardíacas.



Figura 3. Membrana del estetoscopio
Fuente: Adaptación de un Estetoscopio tipo Littmann Classic II [5]

Por medio de la auscultación pulmonar, en la cual el médico coloca el diafragma, mientras el paciente inspira y expira alternadamente, se pueden escuchar los sonidos respiratorios producidos en cada ciclo de inspiración y espiración. Para una correcta auscultación se recomienda auscultar de forma metódica el tórax tanto en su parte posterior, anterior y las parte laterales. Lo ideal es escuchar sucesivamente los sonidos en lugares homólogos de ambos lados, en el lado izquierdo y derecho del tórax, con el fin de obtener información sobre posibles lesiones unilaterales en el paciente [3].

La auscultación realizada con el estetoscopio permite diagnosticar enfermedades como bronquitis, neumonía, síntomas del edema pulmonar, obstructiva crónica, asma, entre otras. El diagnóstico acertado de las anomalías depende usualmente de la interpretación de los sonidos escuchados, lo cual hace que el dictamen médico sea subjetivo y que dependa de las capacidades auditivas, la experiencia y la habilidad del profesional para diferenciar unos sonidos de otros. Particularmente en la práctica médica, la auscultación es muy importante y es considerada como un método estándar de diagnóstico y monitoreo de las enfermedades pulmonares. Sin embargo, la multiplicidad de los sonidos que pueden ser escuchados entre los sonidos pulmonares hace que se dificulte llegar a un diagnóstico definitivo [36].

1.2.2 Ecocardiograma y Fonocardiograma.

Ecocardiograma. Es un método que emplea ondas de sonido de alta frecuencia emitidas por un transductor, que chocan contra las estructuras del corazón, vasos sanguíneos y otros órganos de interés, con el fin de crear una imagen en movimiento en la pantalla del computador. Cuando se realiza esta prueba se coloca un pequeño transductor de sonido, contra el pecho.

Al cambiar la posición y el ángulo del transductor, se pueden observar el corazón y los tejidos adyacentes, con el fin de obtener una imagen detallada de estos órganos y determinar con mayor seguridad la afección que padece el paciente. El ecocardiograma es una prueba segura e indolora. [37]

Fonocardiografía (PCG). Es el registro de las señales de sonido, relacionado con la actividad de contracción del sistema cardiovascular y representa una grabación de la señal de los sonidos del corazón.

El fonocardiograma permite establecer características como: temporización, frecuencia, tono, intensidad, timbre y ubicación de las diferentes componentes de los sonidos cardíacos de una manera objetiva y con la posibilidad de reproducirlos nuevamente.

Los sensores utilizados para adquirir la señal del fonocardiograma son normalmente, estetoscopios electrónicos, micrófonos, transductores de presión o sensores piezoeléctricos de contacto sensibles al desplazamiento o aceleración de la superficie de la piel [45].

1.2.3 Técnicas de diagnóstico con sonidos respiratorios y pulmonares.

Durante los últimos cuarenta años, los métodos computarizados para la grabación y el análisis de sonidos respiratorios han superado muchas limitaciones de la auscultación simple. Diversos adelantos en la computación y la electrónica, como el procesamiento digital de señales y el análisis de las formas de onda con herramientas digitales, permiten el diseño y la construcción de dispositivos electrónicos que ayudan al profesional a discriminar sonidos respiratorios anormales en una señal de sonido respiratorio previamente adquirida, contribuyendo así a la elaboración de diagnósticos médicos más acertados, teniendo como principal ventaja la obtención de valores cuantitativos mediante el procesamiento digital de señales [6]. En este orden de ideas, los métodos de análisis computarizado de sonidos respiratorios surgen como una alternativa novedosa que va más allá de la auscultación simple [12][40][43].

Actualmente se han introducido diversas técnicas computacionales dedicadas a analizar los sonidos respiratorios, debido al marcado aumento en el interés sobre la información que se pueda obtener con la auscultación pulmonar, principalmente porque las técnicas de procesamiento digital de señales permiten obtener información de sonidos respiratorios que sobrepasan los límites del oído humano, y permiten el almacenamiento y análisis de la información en forma repetida, además de la comparación de resultados entre distintos centros tanto clínicos como de investigación [47].

A continuación, se describirán brevemente algunos de las técnicas de diagnóstico con sonidos respiratorios y pulmonares resultado de investigación tanto nacional como internacional.

- **Estetoscopio modificado.** Se han agregado funciones al estetoscopio común con el propósito de que sea capaz de capturar y digitalizar los sonidos provenientes del pulmón y corazón y, mediante software apropiado, se almacenan y procesan dichas señales.

Un ejemplo de este tipo de herramientas, a nivel nacional, fue elaborado en la Universidad Pontificia Bolivariana de la ciudad de Medellín, donde se diseñó un estetoscopio digital para que los sonidos escuchados puedan ser amplificados, grabados, almacenados, procesados, reproducidos y transmitidos. Para la realización de este proyecto, se implementó un hardware con un micrófono del tipo condensador *electret* cuya respuesta en frecuencia está entre los 20Hz y los 20kHz, se adaptó al estetoscopio convencional y se construyó un circuito que acopla la impedancia del micrófono a la de la tarjeta de sonido del computador, para que allí por medio de un software diseñado en LabVIEW se obtenga el sonido y su forma de onda. Aparecen algunos problemas en la obtención de señales acústicas claras del cuerpo humano, así como del efecto que ejerce el ruido ambiental en la audibilidad de los sonidos auscultados [36].

Sobre este dispositivo en particular, una posible limitante se encuentra en la arquitectura de las tarjetas de sonido empleadas en los computadores de escritorio, las cuales suelen filtrar componentes de señal eléctrica de baja frecuencia, lo que se traduce en una fuente potencial de pérdida de información en la señal a analizar.

- **Fonocardiógrafo digital.** Al igual que lo sucedido con el estetoscopio, se han implementado mejoras en la captación, procesamiento, visualización y almacenamiento de los sonidos cardíacos, surgiendo así el fonocardiógrafo digital. Este dispositivo permite obtener y visualizar los datos obtenidos en tiempo real, lo que hace de éste una herramienta que ayuda a obtener diagnósticos efectivos e inmediatos [31][42].

- **Análisis de multicanales automatizados del sonido del pulmón.** Una de las investigaciones realizadas en este campo fue efectuada por el equipo dirigido por Raymond Murphy en Estados Unidos en el 2007, donde se adquirieron, de forma

simultánea, señales de sonidos respiratorios en 16 puntos de auscultación. En dicho estudio se presentó un análisis de forma de onda expandida (en una relación de 1 a 8), donde cada patrón fue examinado para la determinación de sibilancias y estertores, comprobando así la efectividad del análisis computarizado de los sonidos pulmonares como una herramienta importante para el diagnóstico y tratamiento en pacientes con diversas condiciones médicas, incluso en casos de graves dolencias [40].

1.3 TRANSFORMADAS TIEMPO-FRECUENCIA.

En el análisis de señales existe un gran número de herramientas que se han ido desarrollando con el paso de los años, entre ellas, la más destacada es la transformada de Fourier, que permite descomponer una señal en múltiples componentes sinusoidales de diferentes frecuencias. Para las señales digitales se emplea la transformada discreta de Fourier (DTF, *Discrete Fourier Transform*)

Cuando se analiza la potencia de cada una de las componentes sinusoidales, la transformada de Fourier no suministra información referente al tiempo, resultando imposible determinar cuándo ocurre un determinado evento, para una componente de frecuencia específica, aspecto determinante en señales no estacionarias o que presentan cambios bruscos en intervalos de tiempo muy pequeños, lo que limita la efectividad del análisis de señales mediante esta transformada.

1.3.1 Transformada de Fourier de tiempo reducido (STFT)

En diversas aplicaciones donde se requiere modelar una señal como una suma de señales sinusoidales de distintas frecuencias, pero que las amplitudes, frecuencias y fases varían en el tiempo en dichas componentes, como sucede con los sonidos pulmonares anormales (roncus, sibilancias, estertores, etc.), es necesario conocer cómo varían dichas componentes a lo largo del tiempo. Para satisfacer esta necesidad, la Transformada de Fourier de tiempo reducido o Transformada de Fourier dependiente del tiempo (STFT, *Short Time Fourier Transform*) surge como una alternativa, comúnmente empleada en el análisis del lenguaje hablado. Para señales en el tiempo discreto, la STFT se define de la siguiente forma:

$$X[n, k] = \sum_{m=0}^{L-1} x[n+m]w[m]e^{-j\left(\frac{2\pi}{N}\right)km}$$

Ecuación 1

Siendo $w[n]$ una secuencia de ventana de longitud finita L , N el número de frecuencias equiespaciadas, donde $N \geq L$, lo que equivale a realizar una convolución entre una función discreta $x[n]$ y una señal $h_k[n]$ (Ecuación 2). [41]

$$X[n, k] = x[n] * h_k[n], h_k[n] = w[-n]e^{j\left(\frac{2\pi}{N}\right)kn}$$

Ecuación 2

Dicho de forma práctica, la información contenida en $x[n]$ es dividida en fragmentos, a los cuales se les calcula la DTF para cada uno; el resultado es almacenado en una matriz X , donde las filas contienen la información en el tiempo discreto, y las columnas contienen la información en la frecuencia discreta (Figura 4).

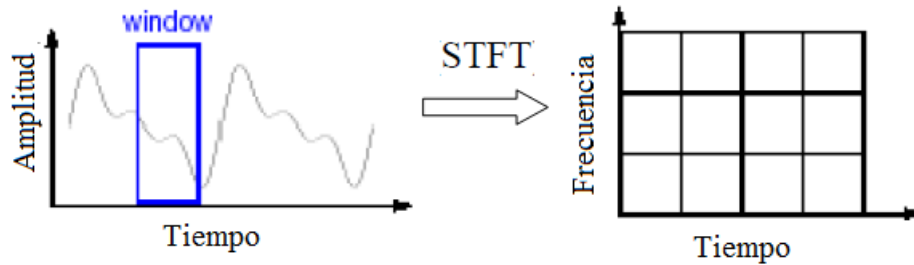


Figura 4. Transformada STFT.
Fuente: Samir Kouro y Rodrigo Musalem [28].

La gráfica que se obtiene a partir de la matriz X se conoce como espectrograma, el cual se define como el cuadrado de la magnitud de las componentes de la matriz X : *Espectrograma de $X \equiv |X|^2$* [56].

Dependiendo del tamaño de la ventana utilizada para el análisis de Fourier y del número de intervalos usados en el dominio del tiempo discreto n , se obtienen diferentes niveles de resolución del espectrograma. Si se aplica una ventana muy grande se obtiene un espectrograma muy detallado pero a costa de incrementar el tiempo de cálculo necesario para esta operación. Para el caso de una ventana demasiado pequeña el efecto es el inverso y no se podrá distinguir si los diferentes armónicos están muy juntos en el espectrograma o es uno solo en realidad.

1.3.2 Transformada Wavelet (WT)

La Transformada Wavelet es una técnica matemática que se originó formalmente a principios de los años 80. El análisis Wavelet permite el uso de intervalos grandes de tiempo en aquellos segmentos en los que se requiere mayor precisión en baja frecuencia y en regiones más pequeñas donde se requiere información en alta frecuencia (Figura 5, donde la escala es inversamente proporcional a la frecuencia).

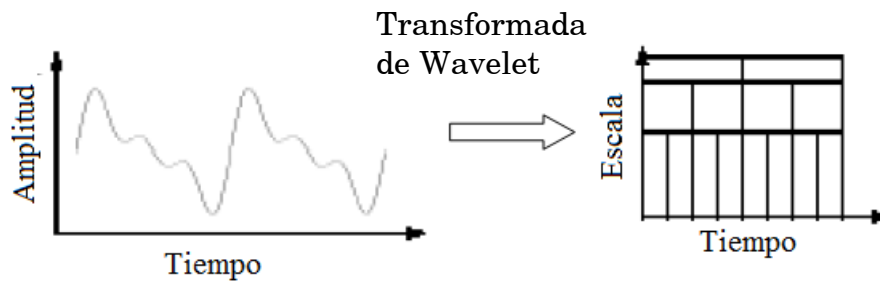


Figura 5. Transformada Wavelet.
Fuente: Samir Kouro y Rodrigo Musalem [28].

Las wavelets⁴ proporcionan un conjunto de herramientas flexibles para problemas prácticos en ciencia e ingeniería. En la última década se han aplicado con éxito al análisis de señales en distintas disciplinas como: medicina, ingeniería eléctrica, teledetección, entre otras.

Una de las principales virtudes de las wavelets es que permiten modelar procesos que dependen fuertemente del tiempo (anisótropos) y para los cuales su comportamiento no tiene porqué ser suave [54]. Esto hace de la WT una herramienta para enfrentar problemas fundamentales en el tratamiento de señales, tales como la reducción del ruido, la compresión de señales, la detección de determinados patrones o irregularidades locales.

Existen dos tipos de wavelets: las continuas (CWT, *Continue Wavelet Transform*) y las discretas (DWT, *Discrete Wavelet Transform*). Las wavelets continuas presentan la dificultad de su manejo al tener que evaluar un gran número de integrales y tener en consecuencia redundancia de información (aunque éstas pueden ser evaluadas computacionalmente mediante técnicas de integración numérica), pero por otra parte permiten la flexibilidad de poder adaptarse a situaciones en las que las discretas no dan un resultado satisfactorio. El tratamiento con wavelets discretas permite su aplicación directa en procesos

⁴ En español, *óndulas*, *onditas* u *ondeletas*.

computacionales. La transformada wavelet discreta es capaz de entregar suficiente información tanto para el análisis como para la reconstrucción de una señal con una significativa reducción del tiempo de procesamiento, además, es mucho más fácil implementar que la transformada wavelet continua [34].

La Transformada de Fourier traslada una señal del dominio temporal a un dominio en frecuencia, utilizando senos y cosenos como funciones base. En cambio, la Transformada Wavelet traslada una señal del dominio espacial al dominio en escala, mediante el uso de un grupo de funciones base con energía finita, llamadas Wavelets [29].

Las Wavelets son familias de funciones que se encuentran definidas en el espacio y se emplean como funciones de análisis, examinando la señal de interés en el plano tiempo-frecuencia para obtener sus características periódicas y no periódicas. Una familia de Wavelets está definida por la Ecuación 3.

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad a, b \in \mathbb{R} \quad a > 0$$

Ecuación 3

Cada uno de los componentes de la familia se genera a partir de la Wavelet Madre $\Psi(t)$, a través de las variaciones de escala $-a-$, que permite hacer dilataciones y contracciones de la señal y la traslación $-b-$, que se encarga de mover la señal en el tiempo. Las principales familias de Wavelets son Daubechies, Biortogonales, Coiflets, Symlets, Morlet, Sombrero Mexicano y Meyer [39]. Todas ellas tienen una ecuación específica que las representa y que las hace diferenciarse en su forma, como muestra la figura 6.

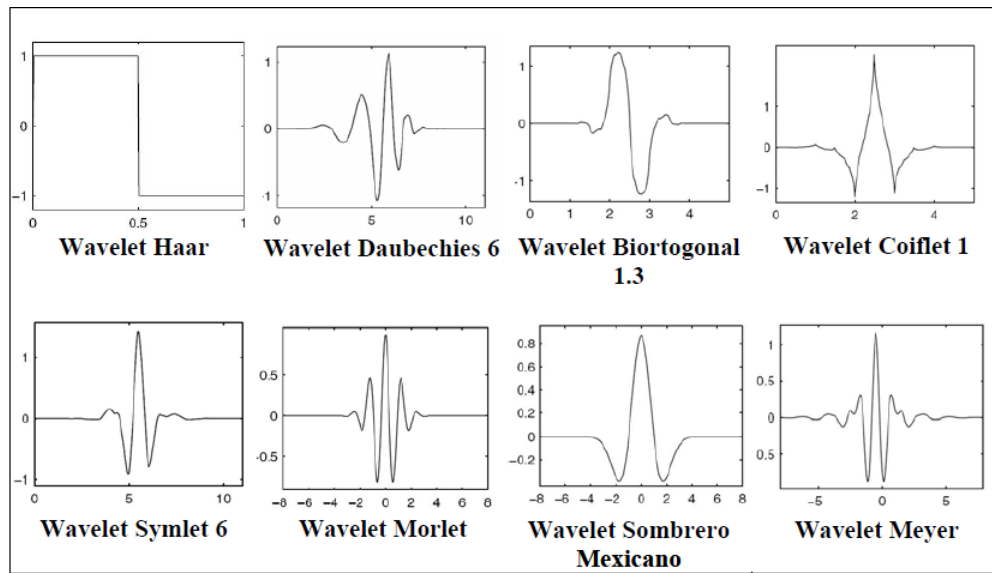


Figura 6. Familias de Wavelet más utilizadas
Fuentes: Lara O [39].

Transformada Wavelet Discreta. Básicamente la DWT realiza dos procesos: en el espacio temporal, la señal pasa por un filtro pasa bajos y pasa altos de descomposición y se realiza un submuestreo de las señales de salida. Este proceso se repite varias veces a partir de la señal de salida del filtro pasa bajos hasta que se haya descompuesto la señal en un determinado número de niveles, para obtener una Wavelet multiresolución. De este modo, se tiene un grupo de señales que representa a la misma señal, pero todas ellas corresponden a diferentes bandas de frecuencias (Figura 7) [4].

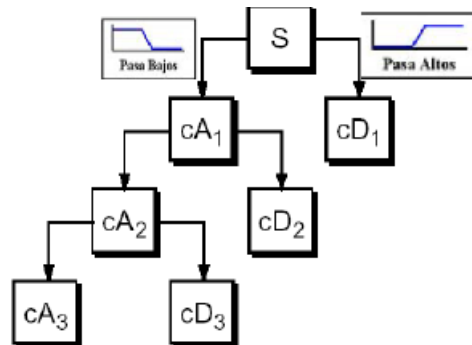


Figura 7. Árbol de descomposición Wavelet multiresolución para 3 niveles.
Fuente: Adaptado de Samir Kouro y Rodrigo Musalem [28].

La reconstrucción de la señal comprende dos pasos: sobremuestreo y filtrado de los coeficientes utilizando filtros pasa bajo y pasa alto de reconstrucción [4].

1.4 SEPARACIÓN DE LA SEÑAL PULMONAR Y CARDIACA

Para un buen diagnóstico en patología respiratoria se requiere estudiar el sonido pulmonar, que es sólo una parte de la señal respiratoria adquirida, debido a un traslape de características de los sonidos pulmonar y cardiaco tanto en el tiempo como en la frecuencia. Por tanto, el sonido registrado tiene interferencia de la incesante señal cardiaca que puede alterar el diagnóstico basado en sonidos pulmonares, así mismo, pueden presentarse otras interferencias como voces, sonidos musculares producidos durante la contracción del músculo, y ruido ambiental. Por lo anterior, se hace necesario el estudio de los diferentes métodos de cancelación de los sonidos del corazón para que no interfieran en el análisis del sonido pulmonar.

Cuando no hay traslape de frecuencias entre la señal de interés y el ruido, el método clásico para remover o reducir el ruido en la señal consisten en el uso de un filtro lineal e invariante en el tiempo: filtro pasa bajas, pasa alta o pasa banda. Cuando la interferencia tiene traslape con la señal analizada, entonces, es necesario utilizar un filtro que remueva el ruido y preserve la señal. En el caso ideal, donde la señal y la fuente de interferencia son estacionarias y es conocida una buena aproximación de la forma de onda del ruido, el filtrado se puede realizar con coeficientes constantes. Sin embargo, cuando la interferencia es no estacionaria, es necesaria la implementación de un filtro cuyos coeficientes sean adaptables para cancelar la interferencia sin alterar la señal de interés [9].

Las técnicas de filtrado están categorizadas en filtros adaptivos lineales y filtros que implementan métodos basados en tiempo-frecuencia. Varias investigaciones están resumidas dentro de estas dos categorías [17]. En el estudio realizado por Gnitecki et al. presenta 10 métodos lineales adaptivos y 5 implementadas con otras técnicas tales como la transformada rápida de Fourier y la transformada Wavelet. En dicha investigación se determinó la utilidad potencial de cualquier método de filtrado y se dieron pautas para futuros estudios en este campo. Algunas de estas técnicas son: filtro adaptativo lineal, filtro adaptativo RLS (*Recursive Least square*) [17], filtro adaptativo HOS (*higher-order statistics*) [49].

1.4.1 Filtro pasa altas

El problema de aplicar un filtro lineal fijo es la superposición espectral de la señal pulmonar y la interferencia. Escoger el filtro pasa–altas (HPF, cuya respuesta en frecuencia se atenúan las componentes de baja frecuencia pero no las de alta frecuencia) es un compromiso entre conservar el aporte de las frecuencias bajas de los sonidos pulmonares y la eliminación de sonidos del corazón. Tradicionalmente, los investigadores filtran el sonido arbitrariamente con frecuencia de corte entre 50-150Hz sin una base definida, a criterio de la suscrita, que la justifique [13][22].

Los componentes de frecuencia principales del sonidos del corazón están entre los 20 Hz y 150Hz [19][33] traslapándose con las componentes de baja frecuencia de los sonidos del pulmón que se encuentran en el rango de 20 Hz a 1600 Hz [19]. Esto conduce a implementar dos tipos de filtro: el filtro lineal pasa altas con una frecuencia de corte entre 50-150Hz y un filtro adaptativo, este método es efectivo en la reducción de los sonidos del corazón pero altera la señal pulmonar a bajas frecuencias, de relevancia en esta investigación [19].

1.4.2 Filtro lineal adaptativo.

Se usa el término “lineal” debido al principio de superposición aplicado entre las señales de entrada y de salida, pero la estructura interna del filtro adaptativo lineal es altamente no lineal [17]. El esquema de eliminación de cualquier filtro adaptativo se configura dependiendo de la aplicación para la que se requiere, que puede ir desde la cancelación de ruidos e interferencias hasta la estimación de parámetros espectrales [22].

El esquema de eliminación de interferencias por filtrado lineal adaptativo, para interferencias aditivas, se presenta en la Figura 8. Se requiere una señal primaria, es decir, la señal adquirida $d[n]$, que representa la suma del sonido pulmonar $s[n]$ y el sonido cardíaco $x'[n]$ y una señal de referencia $x[n]$, que es una estimación de la señal cardíaca. En principio, el objetivo es hacer que la señal de error $e[n]$ sea cero, para ello el sistema debe configurarse de tal manera que a partir de la señal de referencia $x[n]$ se genere la salida $y[n]$. Esto se hace de forma que $y[n]$ sea igual a la señal de entrada $x'(n)$ (Tabla 1). Los sonidos cardíaco y pulmonar se producen independientemente, por lo tanto, se consideren las señales $s[n]$ y $x[n]$ estocásticamente independientes.

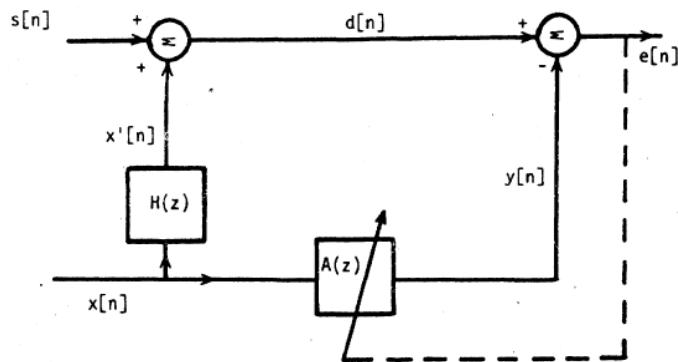


Figura 8. Esquema de eliminación de interferencias vía filtros adaptativos.
Fuente: Iyer et al., [22].

$s[n]$	$x'[n]$	$d[n]$	$x[n]$	$y[n]$	$H(z)$	$A(z)$	$e[n]$
--------	---------	--------	--------	--------	--------	--------	--------

Sonido pulmonar	Sonido del corazón	Sonido respiratorio	Referencia del sonido del corazón	Estimación de sonido del corazón	Función de transferencia entre la señal de referencia y la señal del corazón	Filtro Adaptativo FIR	Estimación del sonido pulmonar
-----------------	--------------------	---------------------	-----------------------------------	----------------------------------	--	-----------------------	--------------------------------

Tabla 1. Señales para el esquema de filtros lineales adaptativos
Fuente: Iyer et al., [22].

Cada una de las formas de minimizar el error origina un método para implementar los filtros adaptativos. Así mismo, la señal que se tome como referencia $x[n]$ proporciona otra variante en el filtro lineal adaptativo. Actualmente se estudian dos metodologías: adquirir en forma simultánea dos puntos de auscultación donde se considere una de ellas la más cercana a la señal cardiaca y las que con un sólo punto de adquisición se puede predecir la señal cardiaca de referencia (comúnmente se emplea el electrocardiograma) [13][27][59].

1.4.3 Filtro empleando transformada Wavelet.

Los filtros empleados con métodos basados en tiempo-frecuencia como la transformada STFT (*Short-time Fourier transform*) y Transformada WT (*Wavelet Transform*) proveen medios para examinar señales simultáneamente en ambos dominios: tiempo y frecuencia. Si los datos son no estacionarios, los tamaños de la ventana deben ser escogidos tales que los datos dentro de las ventanas sean estacionarios localmente; esto limita el tamaño de la ventana y, por consiguiente, de la resolución espectral.

El análisis de la función Wavelet brinda más flexibilidad en términos de resolución, comparado con un filtro basado en STFT de similares características y no requiere que los datos sean estacionarios [11].

Comparado con el filtro lineal adaptativo, el filtro basado en WT es independiente de la señal de referencia, la localización del sonido del corazón o la predicción de la señal pulmonar [13].

El proceso de filtrado, aplicando la transformada Wavelet, comprende tres partes: cálculo de los coeficientes wavelet, umbralización y reconstrucción de la señal a partir de los coeficientes umbralizados [4]. El filtro basado en WT, propuesto por Hadjileontiadis and Panas [20], denominado filtro WTST–NST (*Wavelet Transform-based Stationary–Nonstationary*), aplica un criterio basado en el umbral de cada escala para separación la parte no estacionaria y estacionaria de la señal. El esquema de representación del filtro se presenta en la Figura 9.

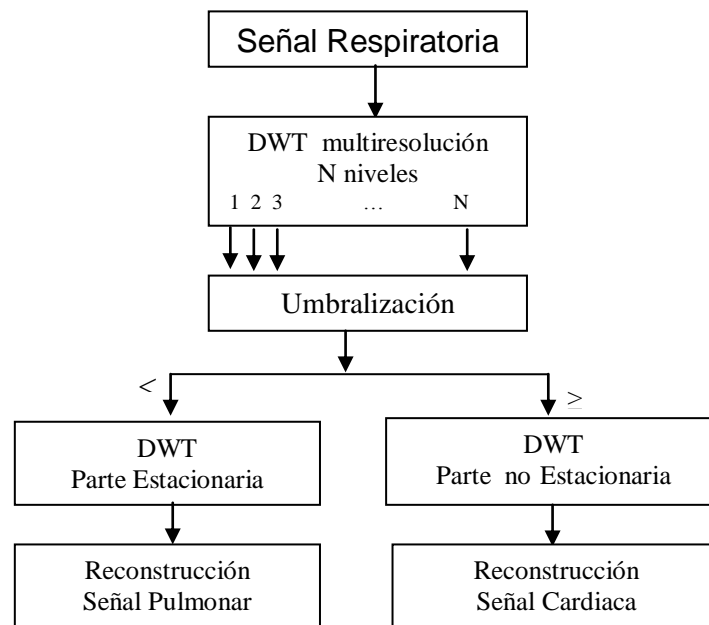


Figura 9. Esquema de representación del filtro WTST-NST
Fuente: Autor de la investigación.

La señal pulmonar es considerada como la parte estacionaria de la señal respiratoria y la señal cardíaca, la parte no estacionaria [21]. Así, la localización del sonido del corazón es automáticamente detectada sin requerir una señal de referencia empleando el filtro WTST-NST. Los resultados experimentales han

mostrado que la implementación de este tipo de filtro en el análisis de sonido pulmonar tiene una eficiente reducción del ruido cardiaco, sumado con la simplicidad y facilidad de implementación [21].

En el dominio de WT, la técnica de filtrado se basada en que los picos del dominio del tiempo (picos del sonido cardiaco) tienen gran contribución de la señal en varias escalas de wavelet, mientras que el “ruido” (sonido pulmonar) se extingue rápidamente al aumentar la escala. La definición del ruido no siempre es clara. En cambio, es mejor ver una señal de N-muestras como ruido, o incoherente, en relación con una base de forma de onda, es decir, si no se correlacionan con la forma de onda de la base [8]. A partir de esta noción, la separación de los sonidos del corazón y los sonidos pulmonares se convierte en una extracción coherente en los sonidos respiratorios.

1.5 ANÁLISIS DE LA VARIANZA (ANOVA)

El análisis de la varianza o análisis variacional (*ANOVA, Analysis of Variance*), es una colección de modelos estadísticos y sus procedimientos asociados, en los cuales se fragmenta la varianza observada en un experimento en diferentes componentes, con el fin de distinguir las posibles fuentes de variación en dos o más grupos de datos aleatorios, clasificados bajo criterios definidos por el investigador.

Existen, al menos, tres modelos básicos para efectuar este análisis:

- Modelo 1. El Modelo de efectos fijos asume que los datos provienen de poblaciones normales las cuales podrían diferir únicamente en sus medias.

- Modelo 2. El Modelo de efectos aleatorios asume que los datos describen una jerarquía de diferentes poblaciones cuyas diferencias quedan restringidas por la jerarquía.
- Modelo 3. El Modelo de efectos mixtos describe posibles situaciones que éste puede tomar.

En la práctica, existen diversas implementaciones de ANOVA, siendo la más sencilla el ANOVA de un factor (*ANOVA one-way*), en la cual se compara el valor de dos o más medias, usando la distribución F. Esta implementación prueba la hipótesis nula que las medias poblacionales de los diferentes grupos analizados son iguales, lo que equivaldría a decir que las muestras se han tomado de la misma población [56].

La Hipótesis nula es: $H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_t$
 H_1 : Al menos dos son distintivos

Para validar esta hipótesis, se trabaja con k grupos de muestras aleatorias independientes, de tamaño total N, extraídas de una única población normal. A partir de ellas existen dos maneras independientes de estimar la varianza de la población σ^2 , que son:

- Mediante la llamada varianza dentro de los grupos, ya que sólo contribuye a ella la varianza dentro de los grupos de las muestras, habitualmente representada por el error medio cuadrático MSE (*Mean Square Error*).
- Mediante la llamada varianza entre grupos, ya que sólo contribuye a ella la varianza entre las distintas muestras, representada por MSA (*Mean Square Among*).

Si con base en este contraste se rechaza la hipótesis de que MSE y MSA estimen la misma varianza, se puede rechazar la hipótesis de que las k medias provengan de una misma población.

Este contraste se realiza a partir del cociente entre las dos medias calculadas anteriormente:

$$F = MSA / MSE [24] .$$

Para que la hipótesis nula sea válida, se debe probar que el valor del cociente F debe ser mayor a un valor crítico, determinado mediante la distribución $F(\alpha, k - 1, N - k)$, donde α es el valor de la probabilidad de la hipótesis nula H_0 , el cual se asume normalmente como 0.05.

El resultado de ANOVA de un factor se considera confiable en la medida en que se asumen las siguientes suposiciones:

- La variable de respuesta debe corresponder a una distribución normal.
- Las muestras provienen de eventos independientes.
- Las varianzas de las poblaciones son iguales.
- Los datos obtenidos en un grupo dado son variables estadísticamente independientes y completamente aleatorias, cumpliendo con la distribución normal.

El ANOVA de un factor resulta ser un procedimiento relativamente robusto respecto a violaciones que pudieran presentarse en la suposición de normalidad.

1.6 EXACTITUD DIAGNOSTICA

La toma de decisiones clínicas es un proceso complejo en el que debe ser valorada la utilidad de cualquier prueba diagnóstica. En este contexto, es imprescindible conocer la capacidad para clasificar correctamente a los pacientes en categorías o estados en relación con la enfermedad⁵.

1.6.1 Presentación de medidas de exactitud diagnóstica

La exactitud diagnóstica suele expresarse como sensibilidad y especificidad diagnósticas. Cuando se utiliza una prueba dicotómica, cuyos resultados se puedan interpretar directamente como positivos o negativos, la sensibilidad es definida como la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea el definido como positivo respecto a la condición que estudia la prueba, razón por la que también es denominada fracción de verdaderos positivos (FVP).

$$\text{Sensibilidad} = \text{FVP} = \frac{\text{Verdaderos positivos}}{\text{Verdaderos positivos} + \text{Falsos negativos}}$$

La especificidad se define como la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo cuyo estado real sea el definido como negativo. Es igual al resultado de restar a uno la fracción de falsos positivos (FFP). [32]

$$\text{Especificidad} = 1 - \text{FFP} = \frac{\text{Verdaderos negativos}}{\text{Verdaderos negativos} + \text{Falsos positivos}}$$

⁵ Típicamente dos: estar o no estar enfermo, respuesta positiva o negativa a un tratamiento determinado.

Siendo una prueba dicotómica, se pueden presentar cuatro posibles resultados formulados en una *Tabla de contingencia 2x2*, denominada también *matriz de confusión*, como se ilustra en la Figura 10. Si el estado real es positivo y el clasificador predice un positivo, este es contado como Verdadero Positivo (VP); si este es clasificado como negativo, este es contado como Falso Negativo (FN). Si el estado real es negativo y el clasificador predice un negativo, es contado como un Verdadero Negativo (VN); si este es clasificado como positivo, es un Falso Positivo (FP) [14].

		Valor en la realidad		total
		p	n	
Predicción	p'	Verdaderos Positivos	Falsos Positivos	P'
	n'	Falsos Negativos	Verdaderos Negativos	N'
total		P	N	

Figura 10. Matriz de confusión.
Fuente: http://es.wikipedia.org/wiki/Curva_ROC

La tabla de contingencias se aplica en pruebas diagnósticas cuyos resultados se miden en una escala continua o, al menos, en una escala discreta ordinal. La generalización a estas situaciones se consigue mediante la elección de distintos niveles de decisión o valores de corte que permitan una clasificación dicotómica de los valores de la prueba según sean superiores o inferiores al valor elegido; la diferencia esencial con el caso más simple es que se cuenta con un conjunto de pares de sensibilidad y especificidad, cada uno correspondiente a un distinto nivel de decisión.

1.6.2 Curvas ROC

Una curva ROC (Característica Operativa del Receptor - *Receiver Operating Characteristic*) proporciona una representación global en dos dimensiones de la exactitud diagnóstica, donde el eje de las abscisas corresponde a $1 - \text{Especificidad}$, y el eje de las ordenadas al valor de la Sensibilidad. Si la prueba no permitiera discriminar entre grupos, la curva ROC sería la diagonal que une los vértices inferior izquierdo y superior derecho. La exactitud de la prueba aumenta a medida que la curva se desplaza desde la diagonal hacia el vértice superior izquierdo, indicando que la prueba se acerca hacia la perfección, es decir, el diagnóstico de verdaderos positivos siempre; si la discriminación fuera perfecta (100% de sensibilidad y 100% de especificidad) pasaría por dicho punto.

La mayor exactitud diagnóstica de una prueba se traduce en un desplazamiento "hacia arriba y a la izquierda" de la curva ROC. Esto sugiere que el área bajo la curva ROC (denominada, ABC) se puede emplear como un índice conveniente de la exactitud global de la prueba: la exactitud máxima correspondería a un valor de ABC de 1 y la mínima a uno de 0.5; si fuera menor de 0.5 debería invertirse el criterio de positividad de la prueba [32].

2 METODOLOGÍA

En este capítulo se muestran y detallan las consideraciones para la toma de datos en pacientes.

2.1 ASPECTOS ÉTICOS DE LA INVESTIGACIÓN

De acuerdo con las pautas éticas internacionales para la investigación y experimentación biomédica en seres humanos de la Organización Mundial de la Salud (pautas éticas CIOMS) y a nivel nacional en la resolución 008430 de Octubre 4 de 1993, esta investigación se desarrolló conforme a los siguientes criterios:

- Se estudia una técnica no invasiva, cuyo riesgo es mínimo. Las mediciones consisten en auscultar sonidos pulmonares tomados en el pecho o la espalda mediante un estetoscopio; empleando como punto de contacto con el paciente el diafragma del fonendoscopio típico usado en un examen médico, adicionado con un micrófono adaptado, el cual no altera las variables fisiológicas, biológicas y no produce daño a los tejidos, por lo que se puede garantizar la seguridad tanto de los pacientes como de los investigadores vinculados. El riesgo no es nulo debido al contacto del mismo diafragma para los diferentes pacientes, riesgo subsanado por la desinfección del dispositivo en cada cambio de paciente.
- Solo se hicieron mediciones en aquellos pacientes que después de haber sido informados sobre el procedimiento y los objetivos de la investigación, aceptaron participar en ella, con excepción de los pacientes de la Unidad de Cuidados Intensivos.

- Los datos personales de los pacientes se mantendrán en total reserva.
- Las medidas se tomaron en las instalaciones del Hospital Universitario de Santander, bajo la asesoría de personal médico calificado y en presencia del personal responsable de dicho procedimiento.
- La propuesta fue considerada por el comité de ética para la investigación científica (CEIC), Facultad de Salud, Universidad Industrial de Santander, aprobando la toma de datos.

2.2 CRITERIOS DE INCLUSIÓN Y EXCLUSIÓN DE PACIENTES

- En el estudio se incluyeron sólo pacientes con diagnóstico normal, sibilancia y roncus, los demás fueron excluidos del mismo. El diagnóstico fue realizado por el MD. Esp. Luis Téllez.
- Las edades de los pacientes auscultados están en el rango de 40 y 70 años sin discriminación de sexo, ni talla, ni peso, y por ende, tampoco se discriminó según el índice de masa corporal.
- La toma de datos se realizó en pacientes con diagnóstico de sibilancias y/o roncus que acudieron a consulta médica con MD. Esp. Luis Téllez o ingresaron al Hospital Universitario de Santander ya sea hospitalizados, en urgencias o en la unidad de cuidados intensivos.
- La toma de datos para pacientes con diagnóstico normal fueron realizados en la Universidad Industrial de Santander a voluntarios que cumplieran tres características: ser no fumadores, encontrarse en el rango de edad de interés y

ser diagnosticados por el médico Esp. Luis Téllez como pacientes sin enfermedad pulmonar.

2.3 CONDICIONES PARA LA MEDICIÓN.

La medición de los datos consiste en adquirir, almacenar, reproducir y visualizar la señal respiratoria. Los puntos comúnmente auscultados por el especialista durante un chequeo respiratorio se encuentran entre 20 lugares localizados entre anteriores, posteriores y laterales del tórax, como se muestra en la figura 11.

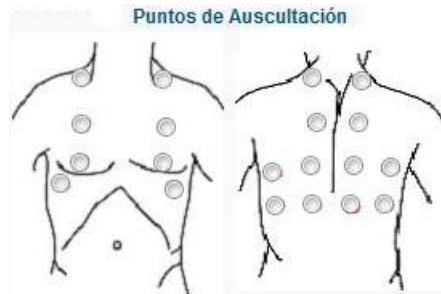


Figura 11. Puntos de auscultación
Fuente: Autor de la investigación.

Para una correcta adquisición de los sonidos respiratorios, es fundamental una adecuada frecuencia de muestreo en la digitalización de la señal, que asegure la ausencia del fenómeno de solapamiento.

2.4 PROTOCOLO DE MEDICIÓN.

Para una correcta toma de datos se establecieron pautas en la medición, orientadas por el especialista en Neumología: Md Esp. Luis Ernesto Téllez.

La parte previa a cada medición se realiza así:

- Se procede a la desinfección del diafragma del estetoscopio en cada cambio de paciente. Debido a que la naturaleza de la técnica tiene poco riesgo de producir infecciones⁶, se requiere una desinfección no crítica. Se aplicó alcohol antiséptico, por medio de un algodón, a la campana y al diafragma.
- Durante cada sesión no se permite comer, beber o fumar.
- En personas con enfermedad respiratoria infecciosa como tuberculosis, se hace necesario el uso de tapa bocas para evitar cualquier tipo de contagio.

El procedimiento de la toma de datos se realiza de la siguiente manera (figura 12):

- El médico ausculta y realiza el diagnóstico al paciente. Si el diagnóstico es sibilancias, roncus o normal, se continúa con el procedimiento.
- La naturaleza y el propósito general de esta investigación son explicados a los participantes, posteriormente se realiza una recolección de información personal del paciente (edad, peso, talla, número de cédula o historia clínica) con el propósito de clasificar los datos.
- Se determina el punto de auscultación, de acuerdo al lugar donde el especialista ausculta con mayor claridad y volumen la anomalía pulmonar.
- Se evita el roce de la ropa con el diafragma, por tanto se ubica el estetoscopio, en lo posible, directamente sobre la piel. Teniendo en cuenta que cuando se ausculta en varones se debe cuidar que el roce con el vello torácico no cause confusiones, lo cual haría mayor la probabilidad de un diagnóstico errado.

⁶ Dado que no se realiza dentro del torrente sanguíneo ni en contacto con las membranas mucosas intactas del paciente o piel lesionada.

- Se pide al paciente respirar fuertemente y no hablar durante el proceso de auscultación, el tiempo seleccionado para este proceso fue de 30 segundos.
- Se procede a la toma de datos con el equipo diseñado, el programa de adquisición se inicializa cuando ya se ha ubicado el diafragma sobre el paciente.



Figura 12. Auscultación durante la toma de datos
Fuente: Autores de la investigación [2].

3 SISTEMA DE MEDICIÓN Y ADQUISICIÓN DE SONIDO RESPIRATORIO EN HUMANOS

En este capítulo se dan a conocer las consideraciones en la implementación del equipo de medición y software de adquisición del sonido respiratorio.

3.1 DESCRIPCIÓN GENERAL

El sistema de medición y adquisición del sonido respiratorio consta de dos unidades hardware y software. El hardware para la medición de sonidos respiratorios consiste inicialmente en un transductor que transforma la señal acústica en señal eléctrica para su posterior procesamiento. Con la señal convertida en valores de tensión, se requiere de un acondicionamiento de la señal para poder ser adquirida y realizar la conversión análoga digital con el fin de realizar el procesamiento digital, empleándose para este propósito amplificaciones y filtros.

La amplificación es realizada para incrementar la amplitud de la señal capturada y aprovechar el rango dinámico del conversor o el de una tarjeta de adquisición de datos.

La combinación de filtros pasa bajas y pasa altas en cascada es usualmente lo implementado. El propósito de un filtro pasa altas es reducir el ruido producido por el corazón, los músculos y el contacto del sensor en la piel, siempre y cuando no se encuentren traslapados en frecuencia, seleccionando únicamente las frecuencias de interés [55].

Adquirida la señal se realiza el procesamiento digital para la visualización y almacenamiento de la señal.

3.2 HARDWARE

En la figura 13 se presenta un diagrama de bloques el cual permite comprender el funcionamiento del sistema de medición del sonido respiratorio. Posteriormente se describen cada de las etapas que constituyen el equipo implementado, mostradas en el diagrama de bloques.

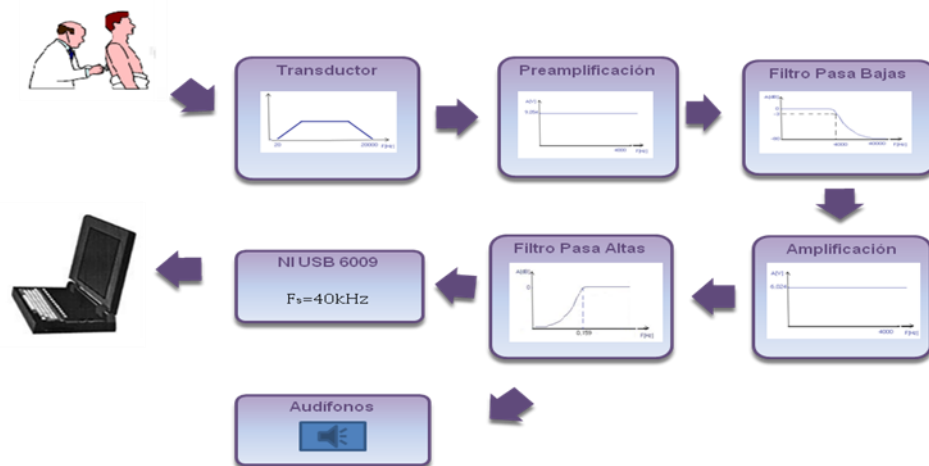


Figura 13. Diagrama de bloques del sistema implementado
Fuente: Autores de la investigación [2].

El primer elemento del sistema diseñado es el estetoscopio, al que se le ha acoplado un transductor. La señal de salida del sensor, es la entrada al circuito de acondicionamiento de señal el cual está compuesto por una pre-amplificación, filtro pasa bajas, amplificación, filtro pasa altas, adecuación de la señal para audífonos y para la tarjeta de adquisición de datos.

El hardware diseñado fue el resultado final del trabajo de grado de Ingeniería Electrónica, realizado por Paula Andrea Ardila Cárdenas titulado “Análisis del

sonido respiratorio, Fase 1: Diseño de un sistema para medir la señal acústica”. Cuyos directores fueron David Alejandro Miranda Mercado, M.Sc, MD. Esp. Luis Ernesto Tellez Mosquera e Ing. Diana Astrid Fajardo Sua.

3.2.1 Transductor acústico-eléctrico.

La acción de auscultar los sonidos respiratorios por medio del estetoscopio se basa en el hecho que las vibraciones de la pared del pecho se convierten en variaciones de presión del aire en el estetoscopio, estas variaciones se transmiten, a través del diafragma, al oído. Cuando es acoplado al diafragma del estetoscopio un transductor acústico-eléctrico el movimiento del diafragma es convertido en una señal eléctrica.

Dentro de las principales consideraciones para la selección de un transductor apropiado en sonidos respiratorios es la de poseer una respuesta en frecuencia plana en el rango de frecuencia de interés (desde 20-70Hz hasta 2-4 kHz). La sensibilidad debe ser alta cuando se capturan los sonidos de baja intensidad (un valor típico de sensibilidad de un sensor de sonido es de 1mV/Pa). La relación señal a ruido debe ser lo más alta posible. Un micrófono con una relación señal a ruido de 60 dB, con sensibilidad de 1mV/Pa y con una carga de 200Ω es aceptable para estos propósitos [52, 18].

En investigaciones reportadas en la literatura, sobre el estudio de los sonidos respiratorios, se implementan sensores como el micrófono *electret*, el micrófono de contacto y el acelerómetro [58, 7, 16].

En esta investigación, la selección del sensor no sólo estuvo influenciada por su sensibilidad efectiva, respuesta en frecuencia, relación señal a ruido sino también por su tamaño, practicidad, durabilidad y costo.

El sensor escogido es un micrófono del tipo *electret* o de condensador (disponible en el mercado local), la salida de voltaje de este tipo de micrófono es proporcional a la separación de su diafragma. Los datos técnicos proporcionados por el fabricante son:

- Rango de frecuencia: 20 - 20,000Hz
- Direccionalidad: omnidireccional
- Impedancia: $\leq 2.2k\Omega$
- Consumo de corriente (máx.): 500uA
- Estándar de Tensión de operación: 4.5V
- Max. Tensión de operación: 12V
- Relación S/N: >60dB

El transductor seleccionado es acoplado al diafragma del estetoscopio convencional con el fin de proporcionarle direccionalidad al sonido y un diseño cómodo para que los médicos se sientan en confianza con el equipo. Este tipo de micrófono requiere de una fuente de polarización para su correcto funcionamiento, para lo cual se utilizó la fuente de alimentación de la tarjeta de adquisición de datos de valor de 5V.

Al implementar este sensor en la recolección de la información, se notó seriamente la influencia del sonido externo durante la adquisición, por ello se recubrió el acople con una capa de icopor para minimizar el ruido obtenido por el diafragma del estetoscopio del ruido externo como voces, corrimiento de sillas, cierre de puertas, etc. (ver figura 14)



Figura 14. Acople del diafragma del estetoscopio
Fuente: Autor de la investigación.

3.2.2 Pre-amplificación.

En la etapa de pre-amplificación se elevan los valores de tensión provenientes del transductor. Para seleccionar adecuadamente el amplificador operacional se tomaron aspectos como el rango de ganancia, contribución de error en el sistema, precio, rechazo en modo común (CMRR), rechazo a variaciones de la fuente (PSRR), bajo nivel de ruido, bajo consumo de potencia, bajo nivel de distorsión y las características de la señal que está siendo amplificada.

En la tabla 2 se muestran los parámetros determinantes para la selección del amplificador operacional.

Dispositivo	CMRR [dB]	PSRR [dB]	Nivel de ruido	Alimentación de corriente	Tensión de offset	Ancho de Banda
AD8609	100	100	22nV/ $\sqrt{\text{Hz}}$	50 μA máx.	50 μV máx.	400 kHz

Tabla 2. Características del amplificador seleccionado
Fuente: Datos suministrados por el fabricante de cada dispositivo.

La configuración del preamplificador implementado se observa en la figura 15. La ganancia de voltaje de esta etapa es de 9,05V/V, lo que garantiza un nivel apropiado para la siguiente etapa del circuito. Se realiza un filtro pasa altas cuya frecuencia de 3dB es de 71,94mHz con el propósito de atenuar el nivel de continua, antes de la amplificación. El comportamiento de la etapa de pre-amplificación diseñada se observa en la figura 16.

En la tabla 3 se presenta el análisis de error de esta etapa del equipo desarrollado, el detalle se presenta en el Anexo B.

ERROR	VALOR
Error de ganancia	36,18 (μ)

No linealidad	36,18 (μ)
Voltaje de offset	502,47(μ)
Densidad de Ruido	183,75 (nV/\sqrt{Hz})

Tabla 3. Error etapa de pre-amplificador.
Fuente: Autor de la investigación

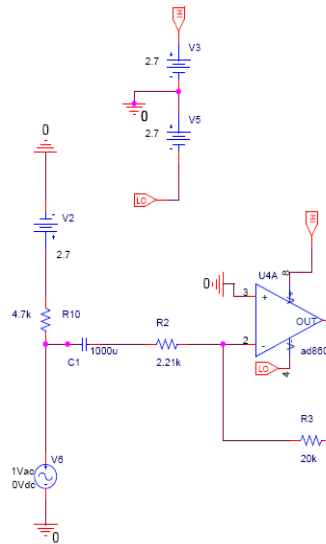


Figura 15. Etapa de pre-amplificación.
Fuente: Ardila, Paula [2].

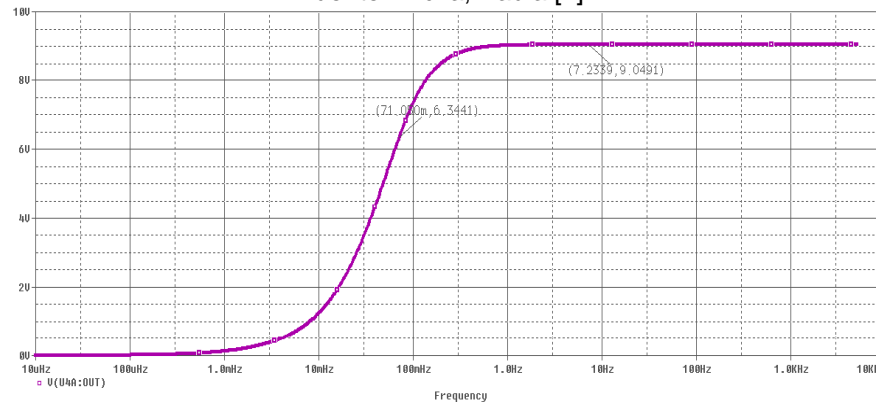


Figura 16. Respuesta de la etapa de pre-amplificación.
Fuente: Ardila, Paula [2].

3.2.3 Filtrado analógico de la señal.

Dados los requerimientos del sistema en general, además de filtrar componentes de frecuencia no deseadas de la señal adquirida, esta etapa evita que el sistema

se afecte por señales no deseadas provenientes tanto de los dispositivos electrónicos así como ambientales. Esta etapa de filtrado tiene como objetivo eliminar componentes de alta frecuencia que estén por encima de las frecuencias de interés (en esta investigación superiores de 4kHz).

El filtro implementado es un filtro activo de ganancia unitaria, pasa bajas de cuarto orden diseñado mediante la aproximación de Butterworth con dos estructuras Sallen Key, que se adaptan a los requerimientos necesarios para el filtrado ya que es posible implementar un filtro de segundo orden mediante la utilización de un único amplificador operacional que se traduce en un menor consumo de potencia y un menor nivel de ruido introducido por el mismo. Otra de las ventajas de esta configuración es la baja dependencia del desempeño del filtro en el desempeño del amplificador operacional utilizado para su implementación [60].

El amplificador operacional seleccionado para tal fin es el AD8609, cuyas características han sido mostradas en la etapa de pre-amplificación.

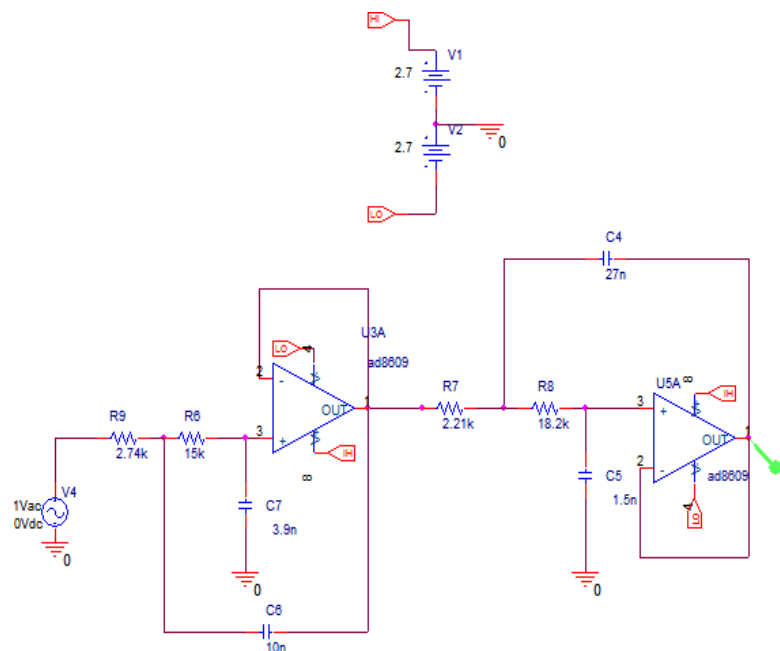


Figura 17. Esquemático del filtro implementado
Fuente: Ardila, Paula [2].

Realizando la simulación del diseño del filtro se obtiene la respuesta en frecuencia del mismo. Dicho filtro cuenta con una frecuencia de mitad de potencia de 4,067 kHz, como se observa en la figura 18.

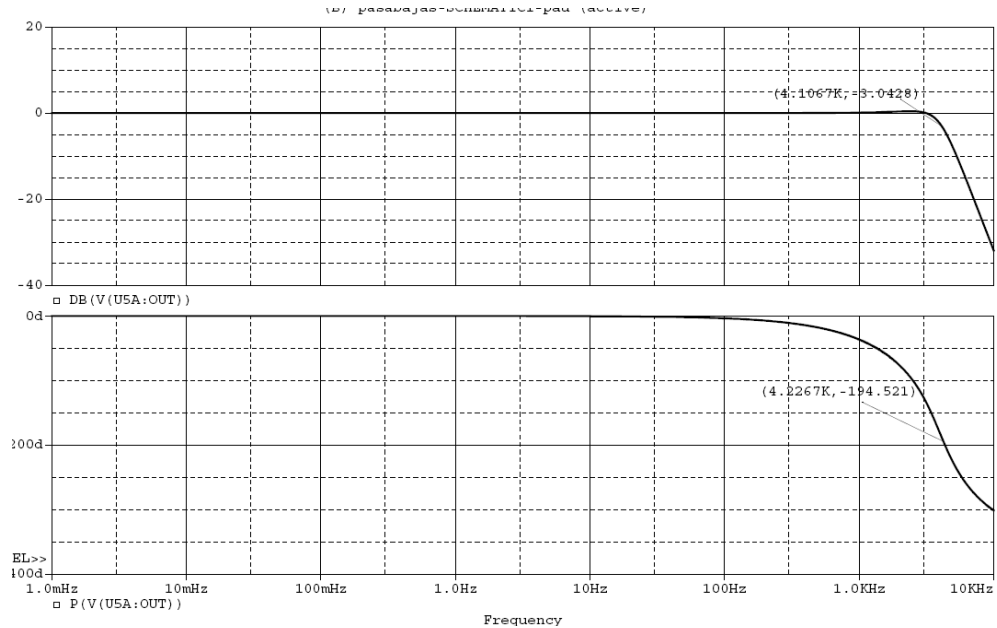


Figura 18. Respuesta en magnitud y fase (respectivamente) del filtro diseñado
Fuente: Ardila, Paula [2].

En la tabla 4 se presenta el análisis de error de esta etapa de filtrado del equipo desarrollado, el detalle se presenta en el Anexo B.

ERROR	VALOR
Error de ganancia	8 (μ)
No linealidad	8 (μ)
Voltaje de offset	100(μ)
Densidad de Ruido	$48.44 \text{ nV} / \sqrt{\text{Hz}}$

Tabla 4. Aporte de error y ruido del filtro pasa bajas
Fuente: Autor de la investigación.

3.2.4 Amplificación para salida de audio y DAQ.

Después de obtener la señal de voltaje para las frecuencias de interés, ésta es amplificada con dos propósitos, ser la entrada a la tarjeta de adquisición (aprovechando el rango dinámico) y ser oída mediante los audífonos.

El amplificador seleccionado para esta etapa fue el AD8609 del cual se han señalado sus características anteriormente. La topología del circuito implementado para la amplificación de la señal es seguida de un filtro pasivo pasa altas que se puede observa en la figura 19. Este filtro tiene como finalidad restringir el rango de frecuencias sólo a las requeridas y al mismo tiempo contribuir con la necesidad de eliminar la componente no deseada de continua (La respuesta del sistema implementado se observa en la figura 20).

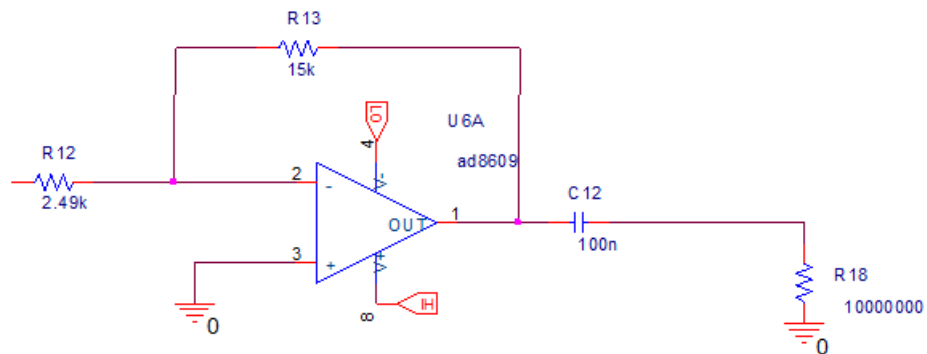


Figura 19. Circuito de amplificación
Fuente: Ardila, Paula [2].

La ganancia de la etapa implementada es de 6,024V/V (valor de tensión donde la señal es audible sin saturar el integrado que se seleccionó). La frecuencia de corte de esta etapa es de $f=159$ mHz.

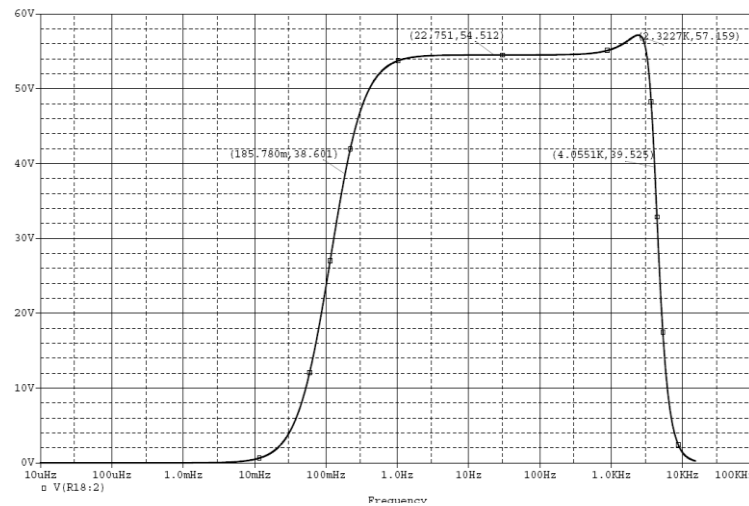


Figura 20. Respuesta en frecuencia del sistema implementado
Fuente: Ardila, Paula [2].

La salida del sistema implementado es la entrada a dos seguidores de tensión, cada uno cuenta con alta impedancia de entrada y baja impedancia de salida; la salida de uno ellas es la entrada al conector hembra de audífono, la salida del segundo seguidor de tensión es la entrada del DAQ (tarjeta de adquisición).

En la tabla 5 se presenta el análisis de error de esta etapa del equipo desarrollado, el detalle se presenta en el Anexo B.

ERROR	VALOR
Error de ganancia	24 (μ)
No linealidad	24 (μ)
Voltaje de offset	351,19 (μ)
Densidad de Ruido	$122,6 \left(\frac{nV}{\sqrt{Hz}} \right)$

Tabla 5. Aporte de error y ruido de la etapa de amplificación
Fuente: Autor de la investigación.

3.2.5 Alimentación del circuito.

El bloque de alimentación del sistema general proporciona valores de tensión de +2,7 V y -2,7 V que son suficientes para garantizar el trabajo de los dispositivos electrónicos empleados en el sistema. En la tabla 6 se presentan los diferentes dispositivos utilizados en la implementación general del hardware así como sus requerimientos de alimentación.

Etapa	Dispositivo	Cantidad	Rango de tensión [V]		Consumo de corriente total
			Min	Max	
Pre-amplificación	AD8609	1	0,9	3	0,05mA
Filtrado LPF	AD8609	2	0,9	3	0,1mA
Amplificación	AD8609	1	0,9	3	0,05 mA
Seguidor de tensión	AD8609	2	0,9	3	0,1mA
Corriente total del sistema					0,3 mA

Tabla 6. Características de los dispositivos de acondicionamiento de señal
Fuente: Ardila, Paula [2].

Al realizar las pruebas pertinentes se determinó el consumo corriente total del circuito analógico 0,35mA, por tanto existe un error entre lo teórico y práctico de 16,67%. La alimentación del sistema está constituida por la salida de tensión del DAQ cuyo valor de tensión es de +5V.

Por los valores máximos de tensión de alimentación del amplificador seleccionado, se implementó el regulador ADP3309 el cual genera una tensión de 2,7 V. Para mantener la alimentación dual se implementó el convertidor de voltaje utilizado como inversor ADM660 como se muestra en la figura 21, el cual genera a la salida un valor de tensión de -2,7 V.

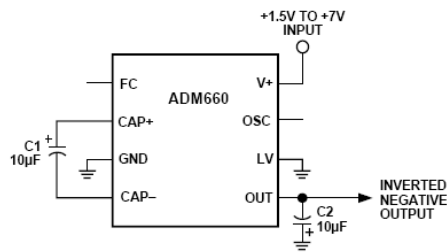


Figura 21. ADM660 como inversor de voltaje
Fuente: Hoja de datos del fabricante

Para el correcto funcionamiento de la etapa de alimentación del circuito fue necesario añadir inductores con el propósito de separar la tarjeta de adquisición de datos del circuito diseñado. En la figura 22 se ilustra la versión final del circuito desarrollado.

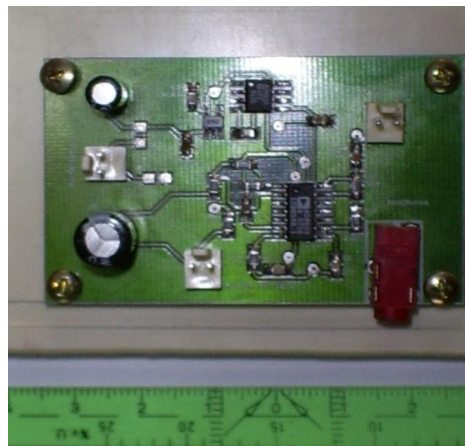


Figura 22. Circuito impreso final
Fuente: Ardila, Paula [2].

3.2.6 Sistema de adquisición de datos (NI DAQ)

Buscando digitalizar la señal adquirida por el equipo diseñado se empleó la tarjeta DAQ-6009, de *National Instruments*® (ver figura 23), el cual es un módulo de adquisición de datos portátil multifuncional de propósito general que reúne las especificaciones técnicas requeridas en este proyecto.



Figura 23. Tarjeta de adquisición de datos DAQ-6009
Fuente: User guide and specifications USB 6008-6009, National Instruments.

El DAQ-6009 se comunica con el computador mediante el puerto USB, el cual se ha convertido en un estándar en la arquitectura de los computadores personales de última generación para el intercambio de información con sistemas periféricos.

El Hardware del USB- 6009 tiene las siguientes características: 8 Entradas analógicas SE / 4 diferenciales, 14 bits de resolución de entrada, rata máxima de muestreo 48 kS/s, rango de entrada de ± 1 V hasta ± 20 V, 2 Salidas analógicas con un rango de 0 a 5V, 12 bits de resolución de salida, 150 Hz de velocidad de salida, 12 líneas digitales de entrada/salida, 1 Contador de 32 bits.

3.3 SOFTWARE.

Una vez digitalizada la señal mediante la tarjeta de adquisición se requiere de una aplicación de software que permita adquirir, almacenar, visualizar y reproducir la información de la señal respiratoria. La aplicación requerida se implementó en el programa *LabVIEW*® (versión 8.5).

Para esta investigación, se desarrolló una aplicación llamada “Adquisición de sonidos pulmonares V1.0” que cuenta con registro de software (soporte lógico-Dirección Nacional de Derecho de Autor). Se describirá en forma general el

software implementado, en el Anexo C se expone en forma detallada el manual del usuario.

El programa cuenta con dos aplicaciones al usuario: la ventana de adquisición y la ventana de reproducción y visualización del sonido adquirido. En la primera ventana se consignan los datos básicos del paciente, se visualiza y adquiere en tiempo real el sonido respiratorio y finalmente se pre-procesa la señal, realizando un filtro digital FIR (*Finite impulse response*) pasa banda de 3Hz a 4 kHz. La segunda ventana permite acceder a todas las señales de los pacientes auscultados previamente con el fin de reproducir y visualizar la señal en tiempo y en frecuencia.

3.3.1 Interfaz grafica de usuario.

Ventana de Adquisición. Al ejecutar el programa se accede a un ambiente amigable para el usuario donde se procede a ingresar los datos propios de cada paciente, la ventana de adquisición se muestra en la figura 24.

Los datos que debe ingresar el usuario a la aplicación son: Cédula de ciudadanía (CC) o número de historia clínica (dependiendo de la disponibilidad de la información), sexo (se escoge una de dos opciones: M para masculino y F para femenino), edad, peso (se solicita la masa corporal en kilogramos), talla (se ingresa la medida de estatura en metros) y finalmente el diagnóstico de la auscultación del médico especialista (es un cuadro de texto, donde se pueden ingresar datos adicionales).

La interfaz suministrará fecha, hora, Código del Paciente (generado automáticamente por el programa), este código es también el nombre del archivo en el que se almacenan los datos (extensión .lvm); consta de las siglas PA-, seguidos del día, el mes (01 a 12), el año y dos dígitos secuenciales (00 al 99) y el

Índice de Masa Corporal (IMC): expresado en kilogramos / metros², generado automáticamente por el programa, a partir de los datos de peso y estatura.



Figura 24. Ventana Principal de Adquisición.
Fuente: Autor de la investigación.

Una vez ingresados los datos propios del paciente se procede a elegir el punto de auscultación, el cual es importante para la clasificación de los datos y por tanto para su análisis. En la figura 25 se ilustra la nomenclatura empleada para indicar cada punto de auscultación.

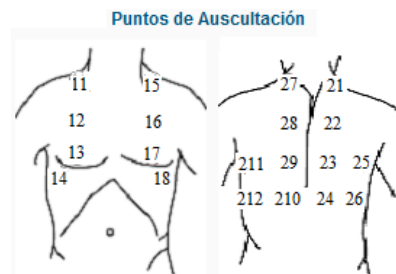


Figura 25. Numeración y nomenclatura de los puntos de auscultación
Fuente: Autor de la investigación.

Se procede a definir el tiempo de adquisición de la señal respiratoria, la interfaz tiene dos opciones: tiempo control (un tiempo fijo determinado en segundos) o tiempo continuo (el usuario activa el inicio y el fin de la adquisición con botones ON-OFF).

Cuando se inicia la adquisición de la señal, la interfaz grafica permite visualizar la onda de sonido recibida por el dispositivo electrónico, por cada segundo transcurrido.

Ventana de reproducción y visualización del paciente. Para la posterior reproducción y visualización de la señal adquirida, la aplicación cuenta con una ventana adicional que permite acceder al historial de pacientes (ver figura 26), en ella se selecciona el código del paciente al que se le desea visualizar la señal en el tiempo y su respectivo espectro en potencia. Así como la reproducción de la señal adquirida para ese paciente.

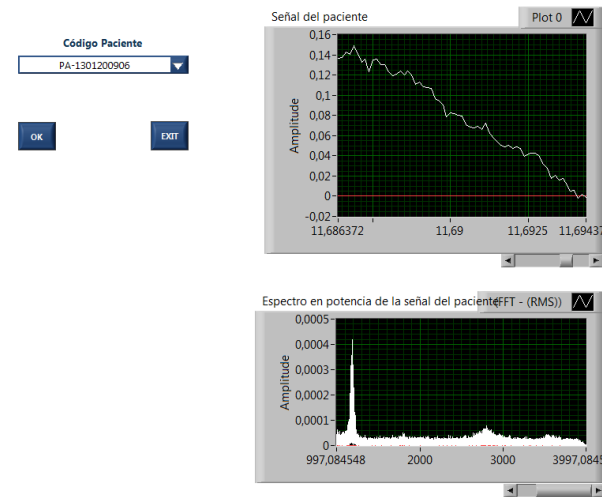


Figura 26. Ventana de Historial de Pacientes
Fuente: Autor de la investigación.

3.3.2 Implementación.

La aplicación principal de adquisición está diseñada para ejecutar secuencialmente cuatro eventos (empleando la herramienta *Stacked Sequence Structure*) las cuales serán descritas a continuación.

Evento 0. Al iniciar la secuencia, se realiza una reiniciación de todas las variables; además genera la fecha, hora y código del paciente; se almacena los

datos ingresados por el usuario sobre cada paciente (edad, peso, sexo, talla, diagnóstico, CC) y calcula el índice de masa corporal ($IMC = \text{masa}(\text{kg}) / \text{talla}^2(\text{m})$) (Ver figura 27)). Hasta que el usuario acepte los datos ingresados en la ventana principal de adquisición se dirige al evento 1.

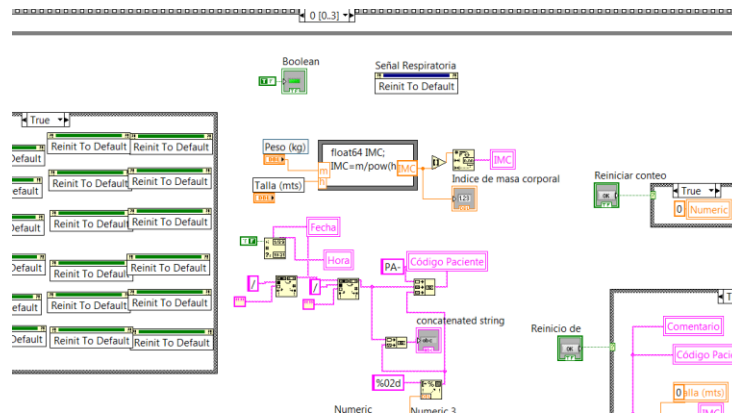


Figura 27. Evento número cero
Fuente: Autor de la investigación.

Evento 1. En el segundo evento se le asigna un código al punto de auscultación elegido por el usuario (según la nomenclatura elegida, ver figura 24), para el desarrollo del evento ver figura 28. Automáticamente se pasa al evento 2.

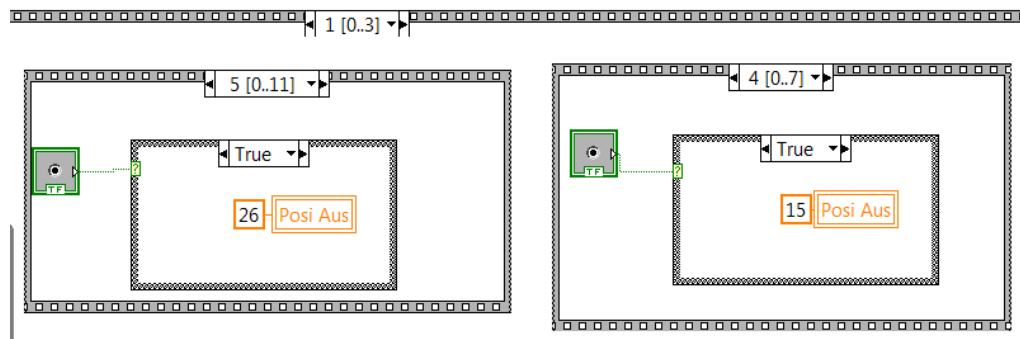


Figura 28. Evento número uno
Fuente: Autor de la investigación.

Evento 2. En el tercer evento se adquieren los datos provenientes del circuito analógico implementado, por medio del bloque DAQ Assistant, donde previamente a la ejecución del programa se configuró el tipo de entrada (voltaje analógico), el

puerto, modo de adquisición (continuo), rango dinámico de la señal de entrada, frecuencia de muestreo (40kHz).

A medida que la señal va siendo adquirida, se va visualizando en tiempo real en la pantalla del usuario. Posteriormente se filtra la señal por medio de un filtro digital FIR (Finite impulse response) como pasabanda de 3Hz a 4 kHz con 100 taps (especifica el número total de coeficientes del filtro). Finalmente pasa la señal filtrada a ser almacenada en un archivo .lvm para su posterior análisis (ver figura 29).

Este evento se ejecuta el tiempo definido por el usuario de acuerdo a lo seleccionado en la interfaz grafica, ya sea en modo continuo o en tiempo control.

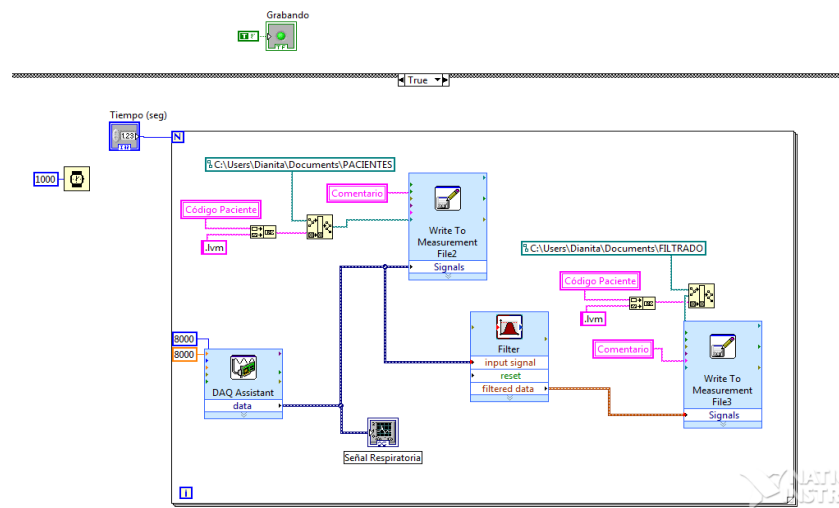


Figura 29. Evento número tres
Fuente: Autor de la investigación.

Evento 3. En el último evento se apaga la indicación de grabando que tiene la interfaz grafica al usuario (ver figura 30).

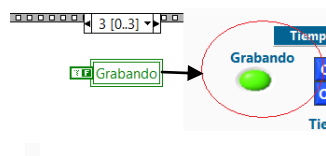


Figura 30. Evento número cuatro
Fuente: Autor de la investigación.

4 PROCESAMIENTO DIGITAL DE LA SEÑAL RESPIRATORIA Y ANÁLISIS ANOVA

Buscando discriminar entre el sonido normal, sibilante y roncus, se analizan las señales de sonido respiratorio humano a través de diversos parámetros obtenidos de la transformada de Fourier y de las transformadas tiempo-frecuencia: STFT y WT.

El procesamiento digital de la señal respiratoria se desarrollo en el software *MATLAB*® (versión 7.6.0.324 (R2008a)).

La salida del pre-procesamiento digital de la señal respiratoria desarrollado en el software *LabVIEW*® arroja un archivo *.lvm por cada paciente auscultado. A partir de estos archivos se obtienen cinco vectores en *MATLAB*, correspondientes a: los valores de la señal adquirida en amplitud y tiempo, la clase de sonido (es decir, diagnóstico previo), la frecuencia de muestreo (obtenida como se indica en la ecuación 4) y el nombre del archivo de cada paciente.

$$f_s = \frac{t_{final} - t_{inicial}}{Cantidad\ de\ muestras}$$

Ecuación 4. Frecuencia de muestreo

El cálculo de la frecuencia de muestreo es necesario dado que no todos los datos fueron muestreados a 40kHz; en una versión preliminar del software desarrollado en *LabVIEW* se auscultaron varios pacientes con frecuencia de muestreo de 8kHz. Para unificar el procesamiento, se sub-muestreo las señales con frecuencia de muestreo de 40kHz a 8kHz.

Teniendo la información de los sonidos auscultados en el lenguaje de vectores de *MATLAB* se procede a procesar los datos.

4.1 PROCESAMIENTO EN TRANSFORMADA WAVELET DISCRETA (DWT)

El método convencional de análisis de frecuencia mediante la Transformada de Fourier no resulta satisfactorio en el análisis del sonido respiratorio, debido a que es una señal no estacionaria, donde los parámetros de las componentes sinusoidales varían con el tiempo, razón por la cual se ve justificado el empleo de la transformada de Wavelet para el procesamiento del sonido respiratorio.

4.1.1 Descomposición multiresolución con DWT

Selección de Wavelet. No existe una transformada Wavelet única para resolver todas las situaciones planteadas, luego el seleccionar una señal de referencia adecuada depende del modelado del proceso, de un análisis *a priori* del tipo de señal tratada y del tratamiento que se pretenda realizar.

Se seleccionó la Wavelet madre denominada *db8*, Wavelet Daubechies de nivel 8. Selección sustentada en investigaciones anteriores que sugieren esta opción como la de mayor eficiencia en sonidos respiratorios [20, 10].

Numero de niveles. El número de niveles de descomposición se elige sobre la base de los componentes de frecuencia dominante de la señal.

Los sonidos pulmonares con anormalidad de sibilancias o roncus no tienen componentes de frecuencia útil superior a 1000 Hz [25]. Por lo cual, se escogieron 7 niveles. Los rangos de frecuencias para cada banda se indican en la tabla 7.

La extracción de los coeficientes wavelet proporciona una representación que muestra la distribución de energía de la señal en tiempo y frecuencia. Se observó que los valores de los coeficientes son cercanos a cero en D_1 y D_2 , lo que confirma que la señal pulmonar se encuentra a frecuencias menores de 2000Hz. Se

excluyen los coeficientes de las bandas D_1 y D_2 , por no aportar significativamente al total de coeficientes, de acuerdo con pruebas efectuadas a partir del valor máximo y la media de cada nivel, en cada señal analizada.

Bandas de descomposición DWT	Rango de frecuencia (kHz)
A7	0 - 0,7619
D7	0,7619 - 0.8889
D6	0.8889 - 1,0667
D5	1,0667 - 1.3333
D4	1.3333 - 1.7778
D3	1.7778 - 2.6667
D2	2.6667 - 5.3333
D1	5.3333 - 8

Tabla 7. Bandas de frecuencia de la DWT
Fuente: Autor de la investigación.

4.1.2 Filtro Transformada Wavelet basado en Estacionario y No estacionario (WTST-NST).

El algoritmo implementado fue sugerido por Hadjileontiadis et al. [20], cuyo esquema de representación se muestra en la figura 31. Inicialmente se normalizada en amplitud la señal respiratoria, seguido por la descomposición en DWT. Los coeficientes de la transformación son comparados con un umbral seleccionado para conocer que porción de los mismos hacen parte de la señal cardiaca. Una vez obtenidos los coeficientes de la señal cardiaca y la pulmonar, se procede a volver al dominio del tiempo.

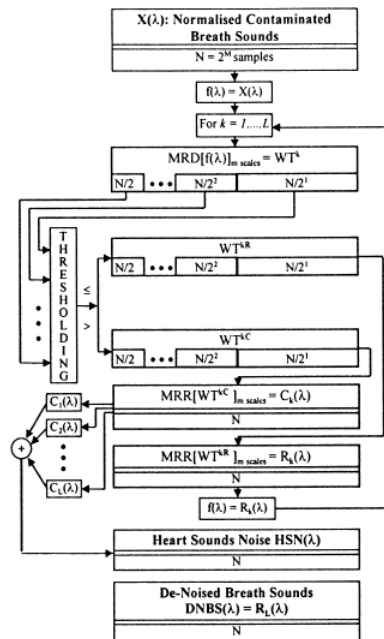


Figura 31. Esquema de representación del filtro WTST-NST
Fuente: Hadjileontiadis et al. [20].

Umbralización. El umbral para cada nivel y para cada iteración del algoritmo WTST-NST es diferente. Este se va adaptando según la desviación estándar de los coeficientes por nivel de la iteración en particular multiplicado con por un factor de ajuste.

Al investigar el rendimiento y la velocidad de convergencia del algoritmo se escogió un factor de ajuste de 5.

Criterio de parada STC (stopping criterion). El algoritmo del filtro implementado se basa en iterar hasta que se considere que se tiene separada de la señal respiratoria, la señal cardiaca. Se definió como criterio de parada:

$$STC = | E(R^2(k-1)) - E(R^2(k)) |$$

Siendo $E(R^2(k))$ la esperanza o valor medio de la señal pulmonar de la iteración k , al cuadrado.

Para esta investigación se consideró que las iteraciones continuaban mientras $STC \leq 1e-8$.

Factor de calidad. El criterio de rendimiento del algoritmo está definido como

$$SQ = \frac{A1-A2}{A1} [20]$$

Siendo,

A1: La componente de cero frecuencia de la señal respiratoria normalizada.

A2: La componente de cero frecuencia de la señal cardiaca.

La componente de cero frecuencia, se calculó al tomar el promedio de la señal discreta, así:

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x(n)|$$

El valor del factor de calidad se encuentra entre 0 y 1. Se considera una estimación de la señal pulmonar de baja calidad si el factor SQ se encuentra muy cercano a 0 o a 1, dado que cercano a 0 significa una sobreestimación de la señal cardiaca y alrededor de 1 significa una subestimación de la señal cardiaca.

4.1.3 Parámetros de discriminación empleando DWT

Como parámetros de discriminación se exploraron cuatro características estadísticas por cada banda de descomposición, que fueron:

- Promedio del valor absoluto de los coeficientes.
- Potencia media de coeficientes, calculada como el promedio del valor cuadrático de los coeficientes.
- Desviación estándar de los coeficientes.
- Relación de los promedios de los valores absolutos con bandas adyacentes.

[25]

Debido a que el análisis se realizó para 6 bandas de descomposición, con cuatro parámetros estadísticos por cada banda, se tienen 24 parámetros de discriminación empleando DWT por cada paciente. En la tabla 8, se resumen los 24 parámetros de discriminación obtenidos.

Promedio del valor absoluto de los coeficientes.	Criterio 1W. Banda de descomposición A7.
	Criterio 2W. Banda de descomposición D7.
	Criterio 3W. Banda de descomposición D6.
	Criterio 4W. Banda de descomposición D5.
	Criterio 5W. Banda de descomposición D4.
	Criterio 6W. Banda de descomposición D3.
Potencia media de coeficientes	Criterio 7W. Banda de descomposición A7.
	Criterio 8W. Banda de descomposición D7.
	Criterio 9W. Banda de descomposición D6.
	Criterio 10W. Banda de descomposición D5.
	Criterio 11W. Banda de descomposición D4.
	Criterio 12W. Banda de descomposición D3.
Desviación estándar de los coeficientes.	Criterio 13W. Banda de descomposición A7.
	Criterio 14W. Banda de descomposición D7.
	Criterio 15W. Banda de descomposición D6.
	Criterio 16W. Banda de descomposición D5.
	Criterio 17W. Banda de descomposición D4.
	Criterio 18W. Banda de descomposición D3.
Relación de los promedios de los valores absolutos con bandas adyacentes.	Criterio 19W. Banda de descomposición A7.
	Criterio 20W. Banda de descomposición D7.
	Criterio 21W. Banda de descomposición D6.
	Criterio 22W. Banda de descomposición D5.
	Criterio 23W. Banda de descomposición D4.
	Criterio 24W. Banda de descomposición D3.

Tabla 8. Parámetros de discriminación obtenidos del procesamiento con DWT.
Fuente: Autor de la investigación.

4.2 PROCESAMIENTO EN TRANSFORMADA FOURIER (FT)

Con el propósito de obtener un parámetro de la Transformada de Fourier, se tomó la frecuencia donde se obtuvo el valor máximo del cuadrado de la magnitud del espectro de la señal adquirida, mediante el empleo de la transformada rápida de Fourier (FFT, *Fast Fourier Transform*).

$$\text{Parámetro} = w_{\text{máx}}\{|X[w]|^2\}$$

4.3 PROCESAMIENTO EN TRANSFORMADA DE FOURIER EN TIEMPO REDUCIDO (STFT)

El procesamiento de la señal respiratoria empleando la transformada STFT se realizó siguiendo el método sugerido por Jain A. et al. [23].

El análisis se basa en el espectrograma del sonido, con las siguientes consideraciones:

- Las frecuencias de interés para esta investigación van desde 50 Hz [19] hasta 800 Hz [23].
- En el dominio del tiempo, el tamaño de la ventana es de 50 ms, dado que se considera como duración mínima para sibilancias y roncus de 100 ms.
- En el dominio de la frecuencia, el tamaño de la ventana debe tener un rango aproximado de ± 30 Hz [23].
- El número de segmentos traslapados en la ventana STFT es el 50% del número de muestras definidas en el tamaño de la ventana en el tiempo.

Del espectrograma se obtienen tres matrices importantes de información: El rango de frecuencias empleado en cada DFT (*Discrete Fourier Transform*), el rango de

tiempo y la densidad espectral de potencia de cada segmento de tiempo. A esta última se le realizó una transformación de escala, mediante $10 \cdot \log(|P|)$.

4.3.1 Parámetros de discriminación empleando STFT

- Obtención de los 10 valores máximos locales –o “picos”- del espectrograma en cada ventana de tiempo, usando como criterio de obtención el valor central de potencia máximo entre 5 posibles valores adyacentes (ver figura 32).

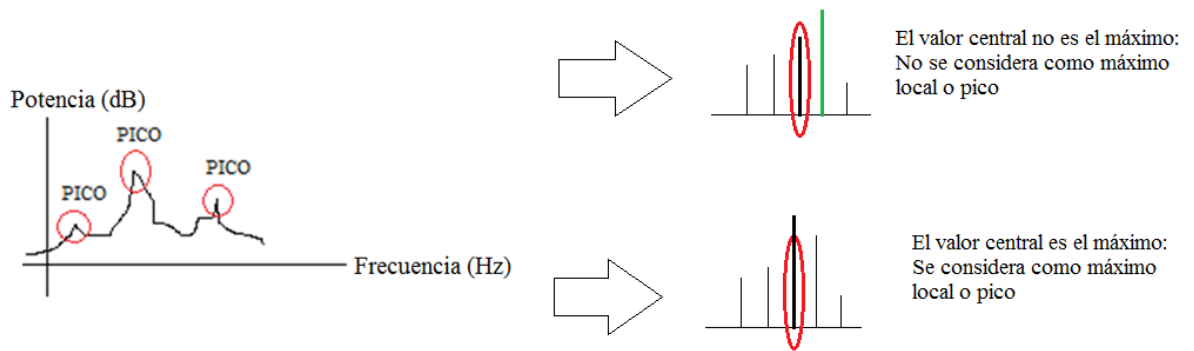


Figura 32. Ilustración de obtención de valores máximos locales por cada franja de tiempo
Fuente: Autor de la investigación.

- Contribución de cada valor máximo de potencia local, obtenido a partir del criterio anterior, sumado con sus vecinos, en una cuadrícula en el plano frecuencia-tiempo de 5 valores de frecuencia adyacentes, que equivalen a un rango aproximado de ± 30 Hz de la localización en frecuencia del pico⁷, y tres valores de tiempo adyacentes, que equivalen a 150 ms. Como resultado, se obtuvieron los diez valores máximos locales de potencia que, sumados con sus vecinos, tuvieron el mayor aporte a la densidad espectral total por cada ventana de tiempo analizada.

⁷ De acuerdo con los parámetros utilizados para hallar el espectrograma de los datos, las franjas en frecuencias abarcan entre 15.6250 y 19.5313 Hz.

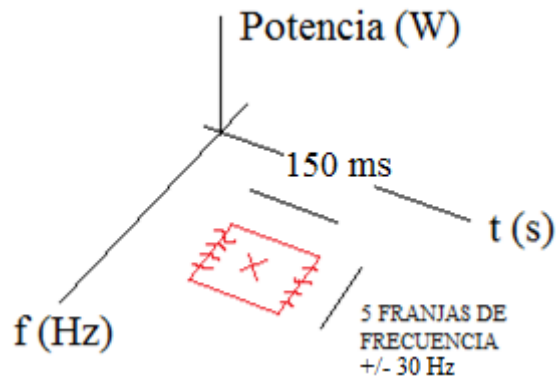


Figura 33. Ilustración de obtención de valores máximos locales a partir de la contribución en potencia de los valores máximos locales previamente hallados y algunos valores adyacentes
Fuente: Autor de la investigación.

Se buscó que estos valores máximos locales encontrados tuvieran continuidad tanto en tiempo como en frecuencia. Para ello, se realizó una operación morfológica de dilatación en el eje de la frecuencia para cada matriz obtenida a partir de la señal digital, para tener en cuenta las dos frecuencias vecinas más cercanas de cada valor máximo local en cada franja de tiempo. Con el objeto de analizar si existía continuidad en los valores máximos locales de frecuencia para, al menos, dos valores de tiempo adyacentes en el espectrograma [23].

Como siguiente paso, se efectuaron dos operaciones morfológicas diferentes:

- Apertura de imagen: Solamente se dejan franjas completas de tiempo de tamaño igual o mayor a 100 ms, eliminando las franjas que no cumplen con dicho criterio. Esta operación morfológica permite analizar si los valores ubicados en las proximidades de los valores máximos locales de frecuencia, por cada franja de tiempo, contribuyen significativamente al espectrograma de la señal pulmonar.
- Erosión de imagen: Solamente se dejan los valores máximos locales que se encuentren dentro de franjas de tiempo de tamaño igual o mayor a 100 ms, descartando el resto de valores. Esta operación morfológica permite discriminar

potenciales valores máximos locales de frecuencia, y se analiza si existe una conexión entre dos valores máximos locales de un mismo valor de tiempo.

Para los resultados de los tratamientos de apertura y erosión de imagen se realizaron las siguientes operaciones (figura 34):

- Suma de la contribución de los valores máximos locales encontrados del espectro en el tiempo, posterior normalización en amplitud.
- Conteo de valores máximos locales obtenidos, a partir de un umbral determinado de -100 dB.

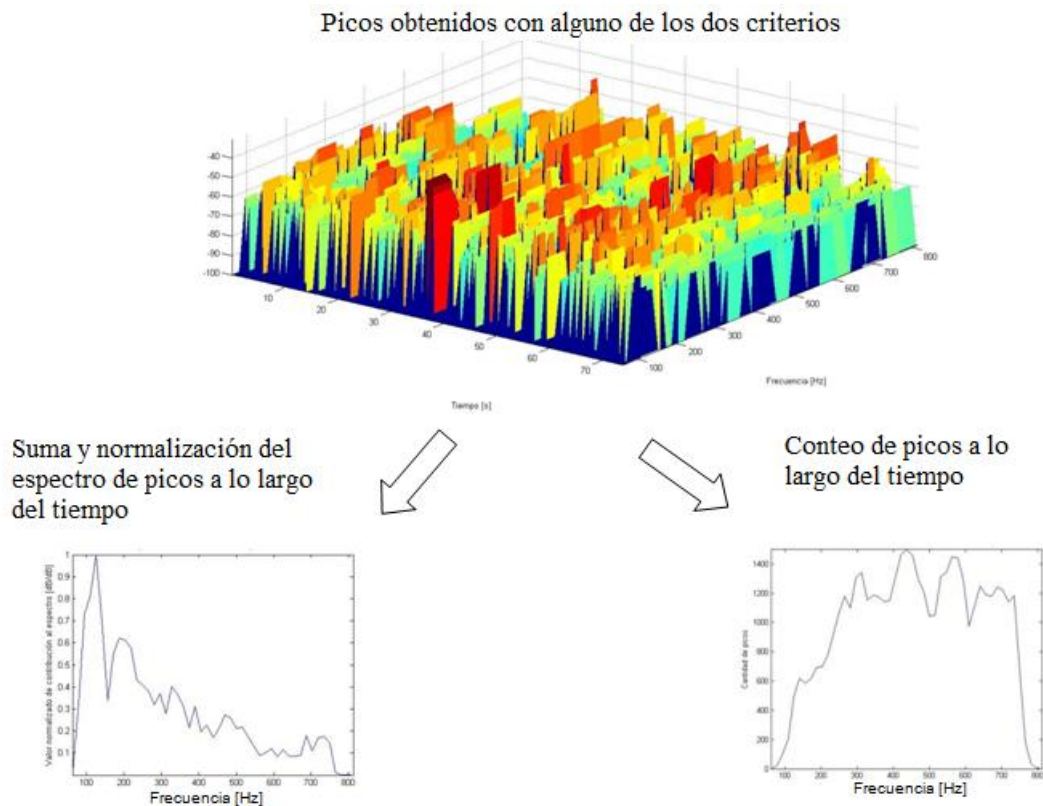


Figura 34. Diagrama de operaciones efectuadas en una señal de espectrograma, luego de la operación morfológica
Fuente: Autor de la investigación.

Posterior a este procedimiento, se toma la frecuencia para la cual se obtiene el valor máximo de las operaciones de suma y conteo de picos de cada criterio (CRITERIO A en la figura 35), obteniéndose en total 8 criterios; adicional a estos criterios, a cada valor máximo local encontrado se le suma los valores de potencia vecinos en una malla de 3x3, siendo el valor máximo el que se encuentra en la posición central de dicha malla, y a estos valores se les encuentra, a su vez, la frecuencia correspondiente al valor máximo obtenido para esta operación (CRITERIO B en la figura), obteniéndose en total 16 criterios en tiempo y frecuencia, por cada muestra efectuada.

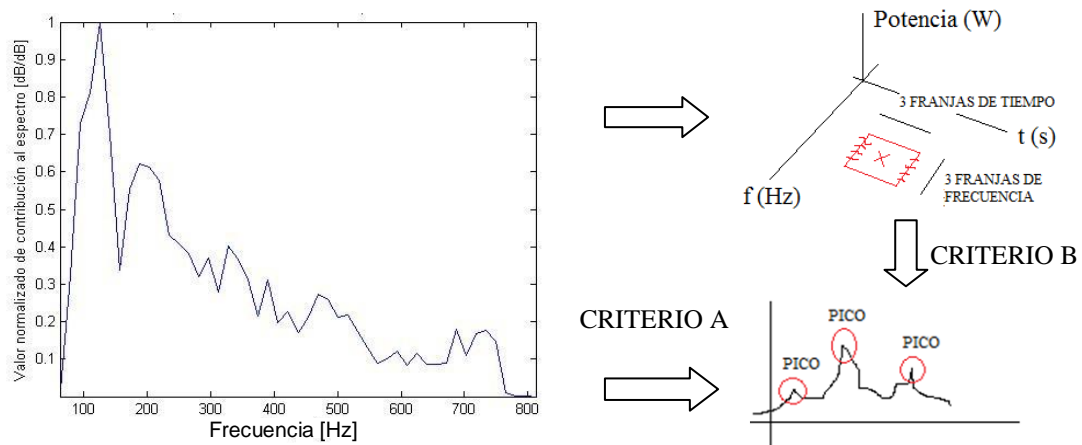


Figura 35. Obtención de criterios en una de las dos señales de salida de operaciones efectuadas en el espectrograma
Fuente: Autor de la investigación.

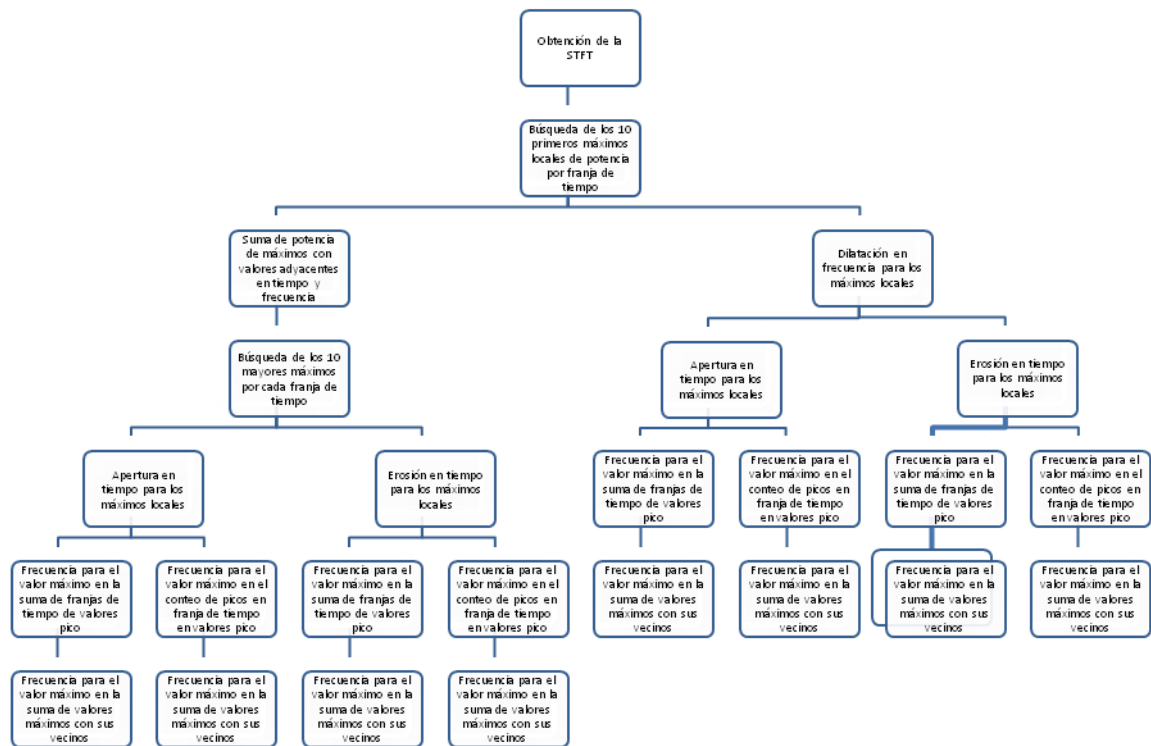


Figura 36. Esquema resumido para la obtención de parámetros a partir de la STFT
Fuente: Autor de la investigación.

En la tabla 9, se resumen los 16 parámetros de discriminación obtenidos del procesamiento con STFT, mientras que la figura 36 muestra un diagrama que resume los pasos para la obtención de los diferentes parámetros, los cuales son las frecuencias donde se localizan los valores máximos correspondientes a cada criterio.

10 valores máximos locales en cada franja de tiempo.	Apertura de imagen, con franjas temporales mayores o iguales a 100 ms.	Criterio 1F. Suma y normalización en amplitud de franjas espectrales en tiempo.
		Criterio 2F. Suma de valores máximos locales en malla de 3x3.
		Criterio 3F. Conteo de valores máximos locales, a partir de un umbral determinado en -100 dB.

	Erosión de imagen, con franjas temporales mayores o iguales a 100 ms.	Criterio 4F. Suma de conteo de valores máximos locales en una malla de 3x3.
		Criterio 5F. Suma y normalización en amplitud de franjas espectrales en tiempo.
		Criterio 6F. Suma de valores máximos locales en malla de 3x3.
		Criterio 7F. Conteo de valores máximos locales, a partir de un umbral determinado en -100 dB.
Contribución de cada valor máximo local, sumado con sus vecinos al total del espectrograma.	Apertura de imagen, con franjas temporales mayores o iguales a 100 ms.	Criterio 9F. Suma y normalización en amplitud de franjas espectrales en tiempo.
		Criterio 10F. Suma de valores máximos locales en malla de 3x3.
		Criterio 11F. Conteo de valores máximos locales, a partir de un umbral determinado en -100 dB.
		Criterio 12F. Suma de conteo de picos en una malla de 3x3.
	Erosión de imagen, con franjas temporales mayores o iguales a 100 ms.	Criterio 13F. Suma y normalización en amplitud de franjas espectrales en tiempo.
		Criterio 14F. Suma de valores máximos locales en malla de 3x3.
		Criterio 15F. Conteo de valores máximos locales, a partir de un umbral determinado en -100 dB.
		Criterio 16F. Suma de conteo de valores máximos locales en una malla de 3x3.

Tabla 9. Parámetros de discriminación obtenidos del procesamiento con STFT
Fuente: Autor de la investigación.

4.4 ANÁLISIS DE VARIANZA UNIDIMENSIONAL o “ANOVA one way”

Para analizar en forma cuantitativa se escogió el análisis de varianza unidimensional, que corresponde a una prueba estadística para analizar si más de dos grupos difieren significativamente entre sí, en cuanto a sus medias y varianzas, esta prueba permite decidir si las diferencias observadas entre más de dos grupos se pueden atribuir al azar o si hay diferencias reales entre ellas [15].

Se empleó el análisis ANOVA para decidir cuales parámetros obtenidos del procesamiento con TF, STFT y DWT, se pueden aceptar o descartar inicialmente para clasificar entre normal, sibilancias y roncus.

El criterio empleado para decidir que parámetros permiten discriminar, es cumplir dos condiciones:

- Rechazo de Hipótesis nula o aceptación de la hipótesis de trabajo, cumpliendo que $F > p$.
- $p < 0.05$.

4.5 CLASIFICADOR AUTO-ADAPTATIVO

El clasificador auto-adaptativo ha sido desarrollado en esta investigación, pero puede ser aplicado a otros problemas donde se requiera hacer clasificación por medio de ciertos parámetros. Este clasificador es una estrategia de clasificación basada en el uso de N parámetros, o características, obtenidos de un proceso de extracción de características, los cuales son combinados linealmente para obtener una función auto-adaptativa que es usada para realizar la clasificación en M categorías.

En la implementación del clasificador auto-adaptativo, los valores de búsqueda son, en cada iteración del proceso de optimización (o entrenamiento), son modificados apropiadamente para lograr una auto-adaptación de los mismos a la combinación lineal de los parámetros, simultáneamente que se modifican los valores óptimos de clasificación. A continuación se describe el clasificador auto-adaptativo.

Sea p_i la característica i -ésima de las N características obtenidas por una determinada técnica de extracción de parámetros. Se define la función auto-adaptativa $y(p; \alpha)$ como la combinación lineal de los parámetros p_i , así:

$$y(p; \alpha) \equiv \sum_{i=1}^N \alpha_i p_i$$

Donde α_i son coeficientes que se obtienen por una técnica de optimización, como se explica más adelante. En este estudio usaron los algoritmos genéticos como técnica de optimización. La función $y(p; \alpha)$ es optimizada junto con los coeficientes α_i de tal manera que el error cuadrático medio, RMSE, sea minimizado.

$$RMSE \equiv \sqrt{\frac{1}{N} \left(\sum_{c=1}^M y^{(c)} - \sum_{i=1}^N g_i p_i \right)^2}$$

Para encontrar la función $y(p; \alpha)$ se define una función inicial de escalas y_0 que depende sólo de las clases a clasificar. La función y_0 se define inicialmente de manera discreta con valores diferentes para las posibles categorías a clasificar. Además, la función $y(p; \alpha)$ se separa para cada categoría como se describe a continuación.

Sean $g_1^{(k+1)}, g_2^{(k+1)}, \dots, g_N^{(k+1)}, g_{N+1}^{(k+1)}, \dots, g_{N+M}^{(k+1)}$ los parámetros de optimización para la iteración $k + 1$, donde $\alpha_i = g_i^{(\infty)}$ para $i=1, 2, \dots, N$ y M corresponde al número de categorías en las cuales se van a clasificar los datos. Entonces, para una categoría c en la iteración $k + 1$ del proceso de optimización, se tiene:

$$y^{[c]} \equiv \left[1 + \frac{g_{N+c}^{(k+1)}}{100} \right] y_0^{[c]}$$

Donde, para una constante $U \in \mathfrak{R}$ tal que $0 < U \leq 1$, $g_{N+c}^{(k+1)}$ está sujeta a la siguiente función de castigo no lineal:

$$RMSE^{k+1} = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N} \left\{ y^{[c]} - \sum_{i=1}^N g_i p_i \right\}^2} & \text{si } y_0^{[c]} - U \leq y^{[c]} \leq y_0^{[c]} + U \\ 100 & \text{si } y^{[c]} < y_0^{[c]} - U \\ 100 & \text{si } y^{[c]} > y_0^{[c]} + U \end{cases}$$

De esta manera, al finalizar el proceso de optimización se obtienen los coeficientes $\alpha_i = g_i^{(\infty)}$, así como los criterios de clasificación optimizados,

$$\left[1 + \frac{g_{N+c}^{(\infty)}}{100} \right] y_0^{[c]}, \text{ para cada categoría.}$$

Cuando se tienen los parámetros optimizados, entonces, para clasificar se calcula la distancia desde la combinación lineal hasta cada uno de los criterios óptimos de clasificación, $d^{[c]}$:

$$d^{[c]} = \sqrt{\left\{ \sum_{i=1}^N g_i^{(\infty)} p_i - \left[1 + \frac{g_{N+c}^{(\infty)}}{100} \right] y_0^{[c]} \right\}^2}$$

La categoría en la cual se clasifica el conjunto de parámetros p_i corresponderá a la categoría con el menor valor de $T^{[c]}$:

$$T^{[c]} \equiv 1 - \frac{d^{[c]}}{\sum_{c=1}^M d^{[c]}}$$

4.5.1 Función clasificadora en DWT.

De la extracción de parámetros del procesamiento con DWT se analizarán cinco bandas de descomposición y tres parámetros estadísticos por banda. Aunque en la descomposición se tienen ocho bandas de los siete niveles de descomposición, se exceptúan en el análisis las bandas D_1 , D_2 y A_7 . Debido a que en D_1 y D_2 los coeficientes son insignificantes con respecto al total de los coeficientes, y en A_7 se evidencia poca variación de los datos entre una clase y otra⁸. Los parámetros estadísticos considerados para la clasificación son promedio del valor absoluto, potencia media y desviación estándar de los coeficientes⁹.

Función clasificadora por bandas. Se encuentra una función de cada una de las cinco bandas de descomposición (ilustrado en la figura 37). En la implementación se tienen tres características, provenientes de: promedio, potencia media y desviación estándar ($N=3$) y tres clases de datos: sibilancias, roncus y normal ($M=3$).

Función clasificadora por parámetro. Es la combinación lineal de cada uno de los tres parámetros estadísticos analizados para DWT. En la implementación se tienen cinco características, una por cada banda de descomposición ($N=5$) y tres clases de datos: sibilancias, roncus y normal ($M=3$).

⁸ Como se ilustrará en los resultados expuestos en las figuras 38 y 39 y en la tabla 10.

⁹ La relación de los promedios de los valores absolutos con bandas adyacentes se ignora en el análisis dado que muestra una marcada dispersión.

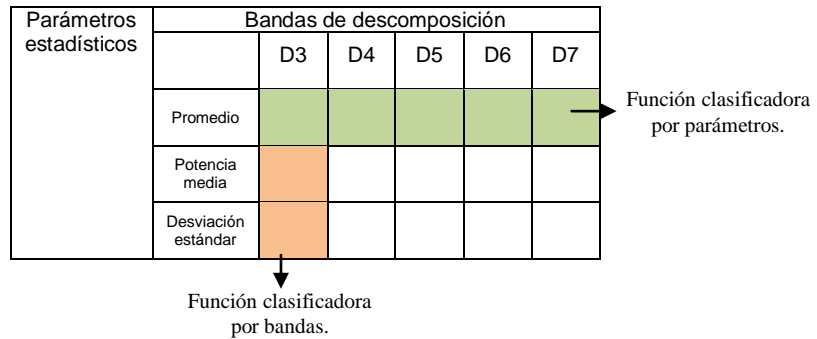


Figura 37. Función clasificadora en DWT
Fuente: Autor de la investigación.

Función clasificadora por Anova DWT. Es la función obtenida de tomar como parámetros, los criterios que el análisis ANOVA encontró como posibles clasificadores en DWT. En la implementación se tienen quince características (N=15) y tres clases de datos: sibilancias, roncus y normal (M=3).

Función clasificadora por Anova STFT. Es la combinación lineal de los parámetros que el análisis con Anova encontró con capacidad de discriminar entre normal, sibilancias y roncus dentro de la transformada STFT. En la implementación se tienen diez características (N=10) y tres clases de datos: sibilancias, roncus y normal (M=3).

4.6 CURVA ROC

Una vez definidas las funciones clasificadoras, se obtuvieron, para cada función, los parámetros optimizados de los coeficientes de la combinación lineal $\alpha_i = g_i^{(\infty)}$, así como los criterios de clasificación para cada categoría $\left[1 + \frac{g_{N+\epsilon}^{(\infty)}}{100} \right] y_0^{\{c\}}$.

Buscando estimar la exactitud del algoritmo clasificador auto-adaptativo para cada función clasificadora, se catalogó cada sonido pulmonar entre normal y anormal, tomando como sonido anormal indiscriminadamente, roncus y sibilancias.

Como criterio de exactitud se calculó el área bajo la curva ROC de cada función clasificadora. Tomando como positivo el diagnóstico anormal y como negativo el diagnóstico normal.

5 ANÁLISIS DE RESULTADOS

El procesamiento seguido, en esta investigación, se ilustra en la figura 38.

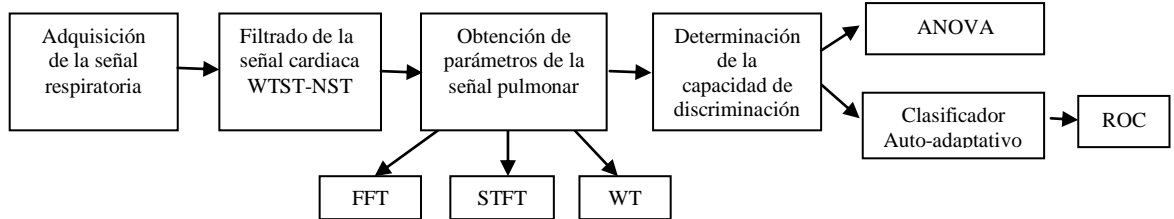


Figura 38. Esquema de procesamiento seguido en la investigación
Fuente: Autor de la investigación.

De los datos adquiridos fueron escogidos 9 datos de pacientes cuyo diagnóstico fue sonido anormal con sibilancias, 10 con roncus y 9 sin patologías pulmonares, para un total de 28 datos a procesar. Estos datos fueron seleccionados con la asesoría del neumólogo M. D., Esp. Luis Tellez.

Posteriormente, fueron filtradas las señales adquiridas por medio de la Transformada Wavelet basada en filtro Estacionario y No Estacionario (WTST-NST), obteniendo la aproximación de la señal pulmonar.

El procesamiento para la obtención de los parámetros y su capacidad de discriminación se realizó tanto para las señales respiratorias como para las señales pulmonares de cada paciente, con el objetivo de cuantificar la ventaja de analizar la señal pulmonar sobre la señal respiratoria.

5.1 PARÁMETROS ESPECTRO-TEMPORALES.

5.1.1 Parámetros obtenidos de DWT

Los parámetros de discriminación con el procesamiento DWT obtenidos de la señal pulmonar, normalizando su amplitud, se ilustran en la figura 39. Los obtenidos de la señal respiratoria se ilustran en la figura 40.

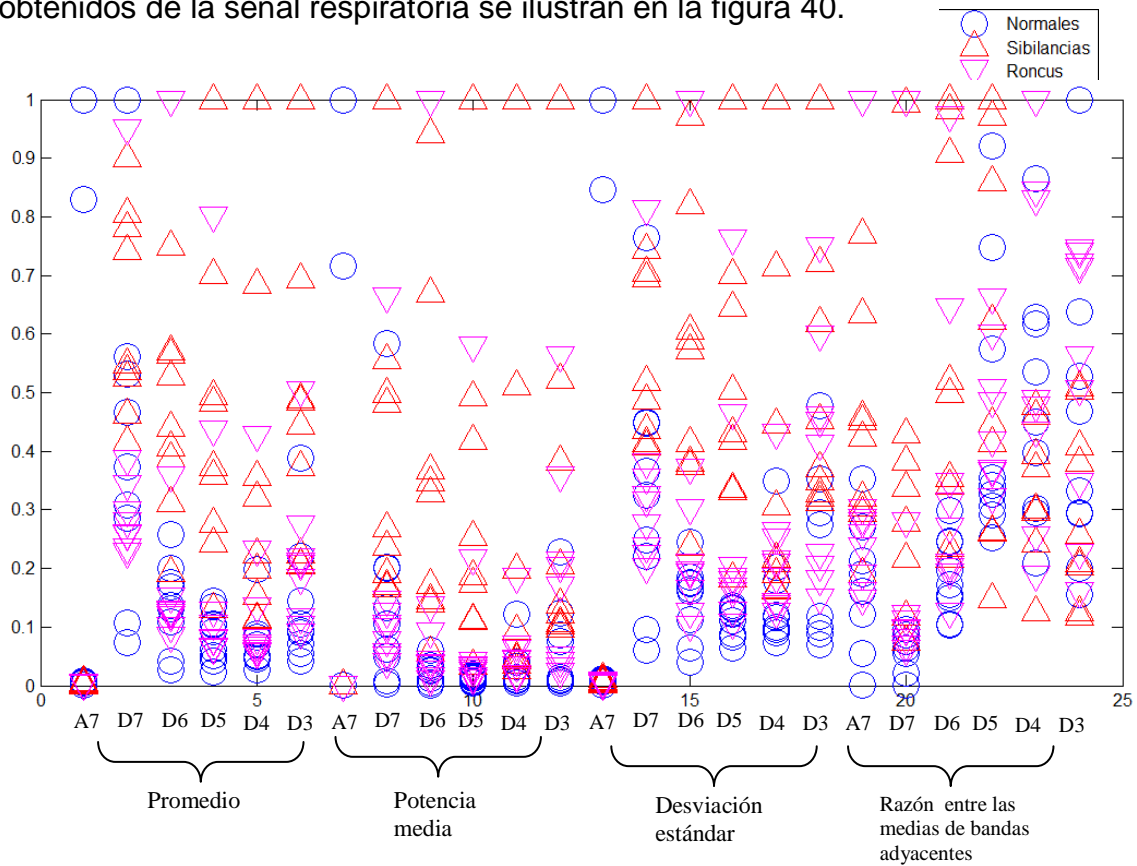


Figura 39. Resultados de los parámetros de discriminación empleando DWT para la señal pulmonar

Fuente: Autor de la investigación.

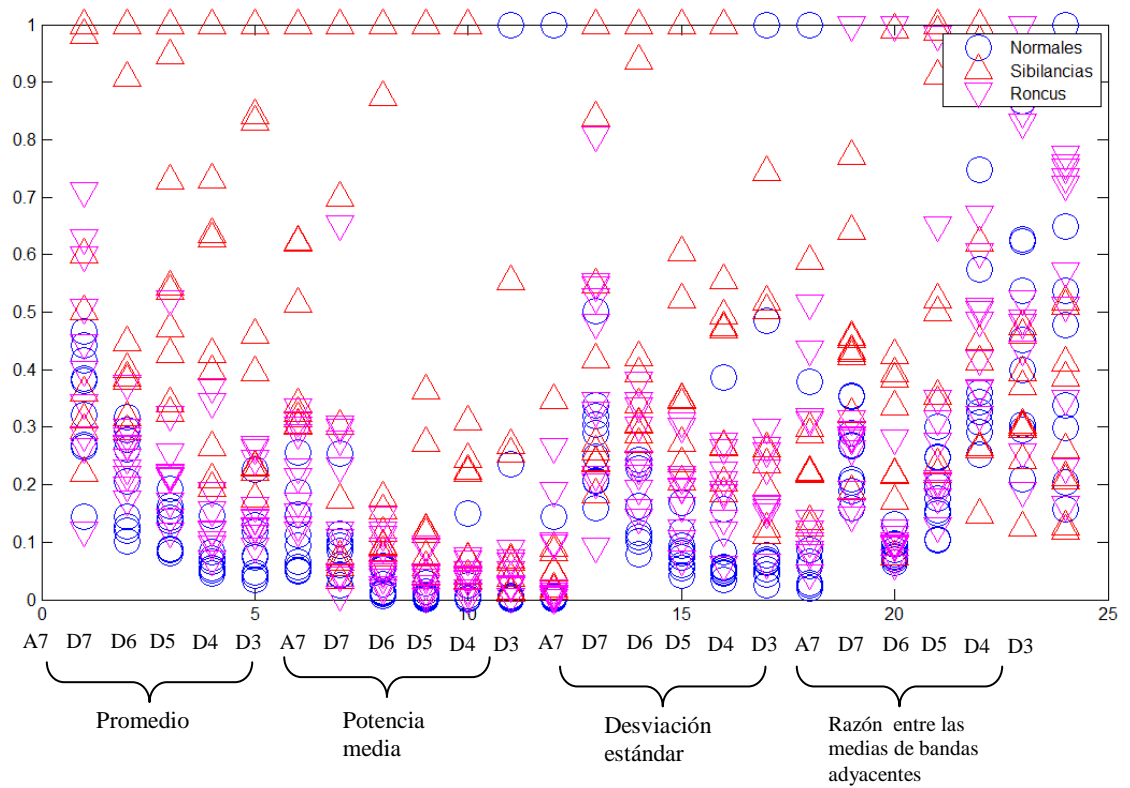


Figura 40. Resultados de los parámetros de discriminación empleando DWT para la señal respiratoria
 Fuente: Autor de la investigación.

5.1.2 Parámetros obtenidos de FFT

En la figura 41 se ilustra el parámetro de discriminación obtenido de la transformada FFT, tanto para la señal respiratoria como para la señal pulmonar.

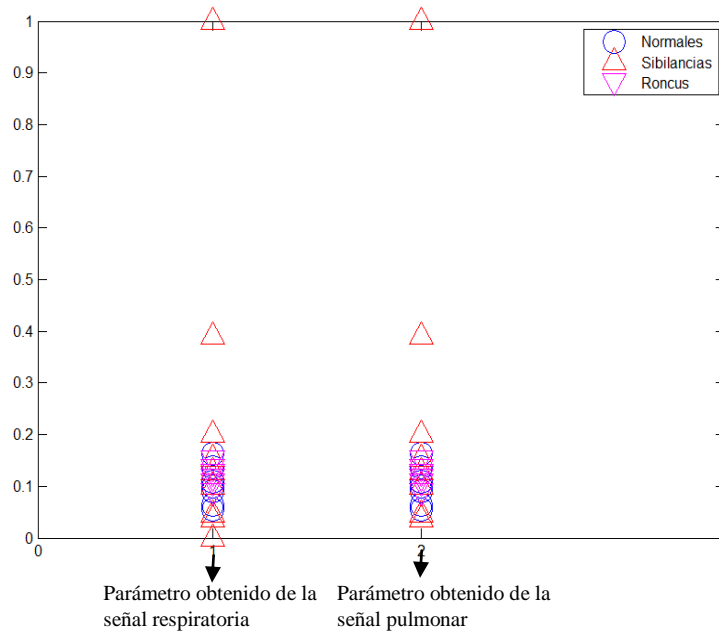


Figura 41. Resultados del parámetro de discriminación empleando FFT
Fuente: Autor de la investigación.

5.1.3 Parámetros obtenidos de STFT

Con el procesamiento STFT, los parámetros de discriminación, obtenidos de la señal pulmonar se ilustran en la figura 42. Los conseguidos de la señal respiratoria se muestran en la figura 43.

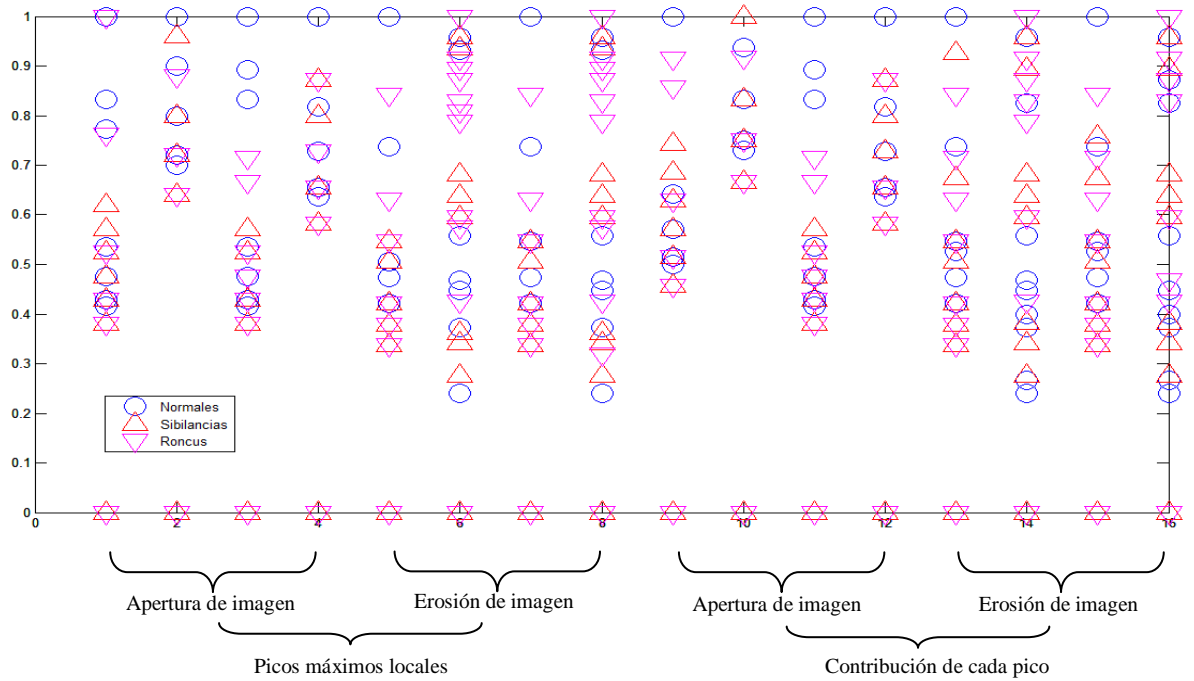


Figura 42. Resultados de los parámetros de discriminación empleando STFT para la señal pulmonar.

Fuente: Autor de la investigación.

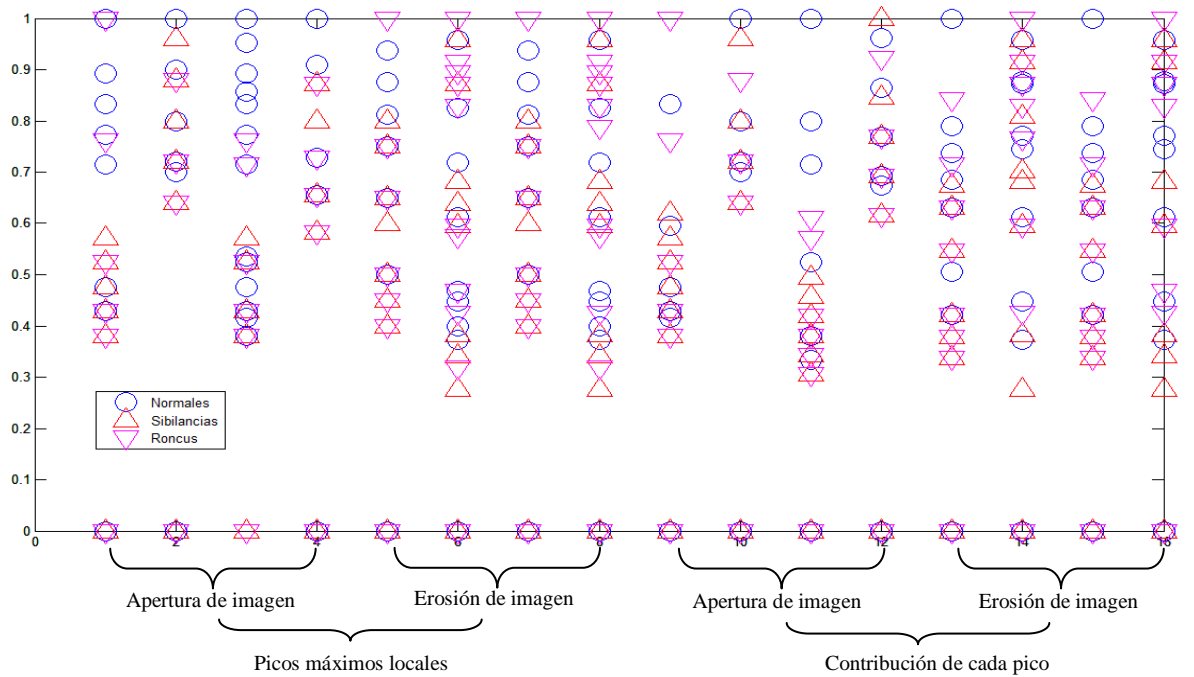


Figura 43. Resultados de los parámetros de discriminación empleando STFT para la señal respiratoria.

Fuente: Autor de la investigación.

5.2 CAPACIDAD DE DISCRIMINACIÓN DE LOS PARÁMETROS MEDIANTE ANOVA

5.2.1 Análisis de la capacidad de discriminación de los parámetros obtenidos mediante transformada Wavelet

En la tabla 10 se observan los resultados de ANOVA para los parámetros obtenidos mediante la aplicación de la WT. A partir de los parámetros y criterios mencionados, se tomarán los parámetros que cumplen con las especificaciones mencionadas en los apartados 4.1.2 y 4.4 como posibles criterios de clasificación de sonidos pulmonares, anotados como “CLASIFICA”; los que no cumplen con tales criterios, fueron anotados como “No Clasifica”.

Nombre Criterio		Parámetros obtenidos sin pasar la señal por el filtro WTST-NST			Parámetros obtenidos con la señal filtrada con WTST-NST		
Tipo de análisis estadístico	Banda	Valor de F	Valor de p	Rechazo de Hipótesis nula: $F > p$ y $p < 0.05$	Valor de F	Valor de p	Rechazo de Hipótesis nula: $F > p$ y $p < 0.05$
Promedio de valor absoluto	A7	1.3865	0.2685	No Clasifica	2.2936	0.1226	No Clasifica
	D7	8.3206	0.0017	CLASIFICA	3.6302	0.0419	CLASIFICA
	D6	21.4320	3.7910e-006	CLASIFICA	6.1320	0.0071	CLASIFICA
	D5	16.4463	2.7636e-005	CLASIFICA	6.9814	0.0041	CLASIFICA
	D4	11.3640	3.0873e-004	CLASIFICA	5.3548	0.0119	CLASIFICA
	D3	14.9580	5.3458e-005	CLASIFICA	8.1227	0.0020	CLASIFICA
Potencia media de coeficientes	A7	1.4596	0.2515	No Clasifica	2.2082	0.1317	No Clasifica
	D7	4.2128	0.0265	CLASIFICA	3.7701	0.0377	CLASIFICA
	D6	4.8149	0.0170	CLASIFICA	3.9695	0.0324	CLASIFICA
	D5	4.7922	0.0173	CLASIFICA	4.9550	0.0158	CLASIFICA
	D4	0.7422	0.4863	No Clasifica	2.5644	0.0979	No Clasifica
	D3	0.2089	0.8129	No Clasifica	2.8793	0.0757	No Clasifica
Desviación estándar de los coeficientes.	A7	1.3294	0.2827	No Clasifica	2.2967	0.1223	No Clasifica
	D7	7.4545	0.0029	CLASIFICA	5.1876	0.0134	CLASIFICA
	D6	12.5656	1.6707e-004	CLASIFICA	8.4252	0.0017	CLASIFICA
	D5	10.3756	5.2385e-004	CLASIFICA	10.0891	6.6075e-004	CLASIFICA
	D4	0.9913	0.3852	No Clasifica	3.7120	0.0394	CLASIFICA
	D3	0.2287	0.7972	No Clasifica	4.6941	0.0190	CLASIFICA
Relación de	A7	2.9912	0.0684	No Clasifica	4.4963	0.0220	CLASIFICA

los promedios de los valores absolutos con bandas adyacentes.	D7	3.1927	0.0582	No Clasifica	3.3871	0.0506	No Clasifica
	D6	5.3858	0.0114	CLASIFICA	5.2987	0.0124	CLASIFICA
	D5	0.4781	0.6255	No Clasifica	0.4718	0.6296	No Clasifica
	D4	2.0313	0.1523	No Clasifica	1.8896	0.1729	No Clasifica
	D3	2.9937	0.0683	No Clasifica	2.3394	0.1180	No Clasifica

Tabla 10. Determinación de la Capacidad de discriminación de los parámetros obtenidos con DWT
Fuente: Autor de la investigación.

De los veinticuatro criterios obtenidos, doce de ellos son considerados como potenciales criterios de clasificación tanto en las señales adquiridas como en las señales filtradas (indicados en color azul en la tabla 10), mientras que tres de ellos se pueden adicionar como potenciales criterios de clasificación para las señales filtradas (indicados en color amarillo en la tabla 10). A partir de lo observado, se deduce que la capacidad de discriminación mediante parámetros obtenidos con la transformada Wavelet es significativa, siendo de 50% para los criterios obtenidos a partir de las señales adquiridas, y de 62.6% para los criterios obtenidos a partir de las señales filtradas, obteniéndose una mejora del 12.5% en la capacidad de discriminación para las señales pulmonares, en comparación con las señales respiratorias.

La capacidad de discriminación analizada bajo el criterio de ANOVA, muestra que la banda A7 es la que presenta menor posibilidad de diferenciar el estado pulmonar, este resultado sorprende dado que en esa banda se encuentran las frecuencias dominantes de sibilancia y de roncus. La banda D6 es la única banda que sin importar el análisis estadístico aplicado permite discriminar.

5.2.2 Análisis de la capacidad de discriminación mediante la transformada discreta de Fourier

En la tabla 11 se observan los resultados de ANOVA para los parámetros obtenidos mediante la aplicación de la DFT. A partir de los parámetros y criterios mencionados, se tomarán los parámetros que cumplen con las especificaciones mencionadas en los apartados 4.2 y 4.4 como posibles criterios de clasificación de

sonidos pulmonares, anotados como “CLASIFICA”; los que no cumplen con tales criterios, fueron anotados como “No Clasifica”.

Nombre Criterio	Parámetros obtenidos sin pasar la señal por el filtro WTST-NST			Parámetros obtenidos con la señal filtrada con WTST-NST		
	Valor de F	Valor de p	Rechazo de Hipótesis nula: $F > p$ y $p < 0.05$	Valor de F	Valor de p	Rechazo de Hipótesis nula: $F > p$ y $p < 0.05$
Frecuencia correspondiente al valor máximo del cuadrado de la magnitud del espectro	1.3677	0.2731	No Clasifica	1.8101	0.1844	No Clasifica

Tabla 11. Determinación de la Capacidad de discriminación del parámetro obtenido con FFT
Fuente: Autor de la investigación.

Se puede observar que el valor máximo la DFT no puede ser considerado como criterio aceptable para la clasificación de sonidos pulmonares, confirmando lo establecido en la literatura sobre el tema [17].

5.2.3 Análisis de la capacidad de discriminación mediante la transformada de tiempo reducido de Fourier

En la tabla 12 se observan los resultados de ANOVA para los parámetros obtenidos mediante la aplicación de la STFT. A partir de los parámetros y criterios mencionados, se tomarán los parámetros que cumplen con las especificaciones mencionadas en los apartados 4.3.2 y 4.4 como posibles criterios de clasificación de sonidos pulmonares, anotados como “CLASIFICA”; los que no cumplen con tales criterios, fueron anotados como “No Clasifica”.

Nombre Criterio			Parámetros obtenidos sin pasar la señal por el filtro WTST-NST			Parámetros obtenidos con la señal filtrada con WTST-NST		
			Valor de F	Valor de p	Rechazo de Hipótesis nula: $F > p$ y $p < 0.05$	Valor de F	Valor de p	Rechazo de Hipótesis nula: $F > p$ y $p < 0.05$
Criterio principal	Operación morfológica efectuada	Nombre de criterio						
10 picos máximos locales por franja de tiempo	Apertura	Criterio 1F	1.0583	0.3621	No Clasifica	0.3808	0.6872	No Clasifica
		Criterio 2F	0.2232	0.8015	No Clasifica	17.5500	1.7311e-005	CLASIFICA
		Criterio 3F	3.6239	0.0368	CLASIFICA	0.1093	0.8969	No Clasifica
		Criterio 4F	1.8023	0.1857	No Clasifica	16.6895	2.4891e-005	CLASIFICA
	Erosión	Criterio 5F	0.3004	0.7431	No Clasifica	12.7937	1.4918e-004	CLASIFICA
		Criterio 6F	0.1260	0.8821	No Clasifica	12.9952	1.3509e-004	CLASIFICA
		Criterio 7F	0.1323	0.8767	No Clasifica	5.0191	0.0165	CLASIFICA
		Criterio 8F	0.4503	0.6425	No Clasifica	3.4009	0.0525	No Clasifica
Contribución de cada pico, sumado con sus vecinos, al total del espectrograma	Apertura	Criterio 9F	0.3205	0.7287	No Clasifica	1.5649	0.2289	No Clasifica
		Criterio 10F	0.1922	0.8264	No Clasifica	18.2538	1.2961e-005	CLASIFICA
		Criterio 11F	2.7491	0.0833	No Clasifica	0.0941	0.9105	No Clasifica
		Criterio 12F	1.2978	0.2909	No Clasifica	16.3363	2.8982e-005	CLASIFICA
	Erosión	Criterio 13F	0.4696	0.6307	No Clasifica	11.6945	2.5997e-004	CLASIFICA
		Criterio 14F	1.1805	0.3237	No Clasifica	13.7244	9.4964e-005	CLASIFICA
		Criterio 15F	0.4696	0.6307	No Clasifica	5.2819	0.0139	CLASIFICA
		Criterio 16F	1.2053	0.3164	No Clasifica	2.2498	0.1302	No Clasifica

Tabla 12. Determinación de la Capacidad de discriminación de los parámetros obtenidos con STFT
Fuente: Autor de la investigación.

De los dieciséis criterios obtenidos, ninguno de ellos se considera como potencial criterio de clasificación tanto en las señales adquiridas como en las señales filtradas, mientras que diez de ellos se pueden adicionar como potenciales criterios de clasificación para las señales filtradas (indicados en color amarillo en la tabla 12), y sólo uno de ellos puede ser considerado como posible criterio clasificatorio para las señales respiratorias (indicados en color gris en la tabla 12). A partir de lo observado, se deduce que la capacidad de discriminación mediante parámetros obtenidos con la transformada de tiempo reducido de Fourier es significativa únicamente para las señales filtradas, siendo de 62.5% para los criterios obtenidos a partir de las señales pulmonares, comparado con solamente 6.25% para los

criterios obtenidos a partir de las señales respiratorias, de lo cual se puede deducir que la capacidad de clasificación de las señales respiratorias, usando STFT, depende primordialmente del procesamiento previo que se efectúe a la señal adquirida.

5.2.2 Discusión de resultados obtenidos mediante ANOVA

ANOVA unidimensional permite conocer si existe variación entre las medias de distintos grupos de datos, pero no se pueden obtener detalles acerca de cuáles grupos de datos son los que presentan variación en sus valores medios. La razón radica en la misma definición de la hipótesis nula:

La Hipótesis nula es: $H_0: \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_t$
 H_1 : Al menos dos son distintivos

Si se analiza con detalle, la hipótesis H_0 parte de la suposición de igualdad entre todas las medias, la cual queda rechazada al encontrarse, al menos un valor de media distinto a los demás, lo que equivale al enunciado H_1 . Esto significa que, por el hecho de que H_0 sea rechazada, no existe necesariamente variación significativa en todas las medias, luego el resultado obtenido mediante ANOVA no determinará con exactitud en qué criterio existirá variabilidad para los valores de media aritmética en todos los grupos.

Los resultados de las graficas obtenidas con ANOVA, se ilustran con 3 casos donde se rechazo de la hipótesis nula:

- Al menos uno de los valores de alguno de los grupos se traslape, por encima o por debajo, con algún promedio de otro grupo (figura 44). Traslape del percentil

25 de los datos normales y del percentil 75 de los datos de roncus con la mediana de las sibilancias.

- La varianza en uno de los grupos sea tan pequeña que su aporte al análisis de la varianza, comparado con otros grupos, resulte poco significativa (figura 45). Las desviaciones de los datos normales son poco significativas, comparadas con las desviaciones de los datos de sibilancias y roncus.
- La varianza en uno de los grupos sea tan amplia, comparado con otros grupos, que su aporte al análisis de la varianza resulte muy significativo (figura 46) [35]. Las desviaciones de los datos de normales y roncus son poco significativas, comparadas con las desviaciones de los datos de sibilancias.

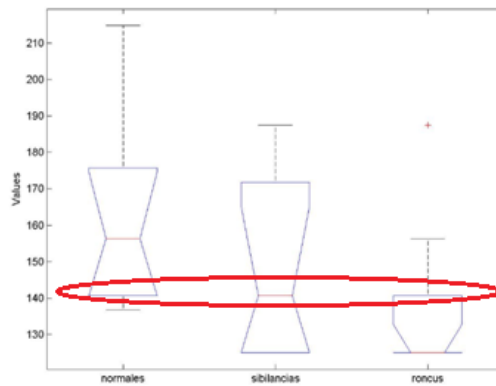


Figura 44. Ejemplo 1 gráfica de ANOVA
Fuente: Autor de la investigación.

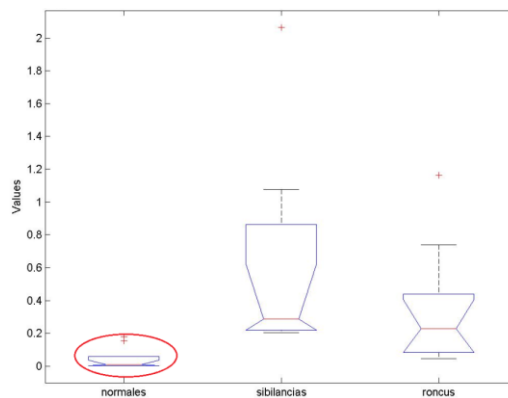


Figura 45. Ejemplo 2 gráfica de ANOVA
Fuente: Autor de la investigación

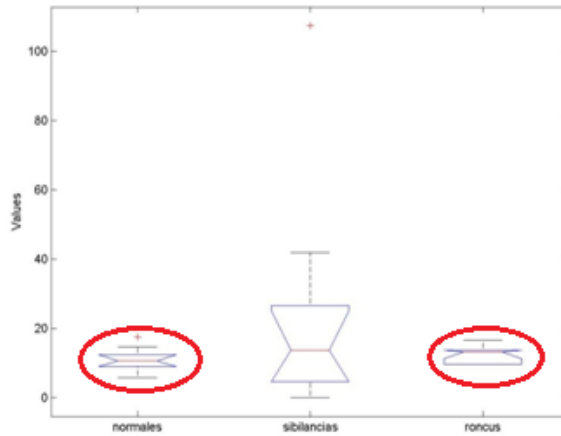


Figura 46. Ejemplo 3 de gráfica de ANOVA
Fuente: Autor de la investigación

5.3 CLASIFICADOR AUTO-ADAPTATIVO

Del total de los datos de pacientes, se entrenó el algoritmo auto-adaptativo con el 70%, siendo el 30% restante usado para encontrar los valores de validación. En la figura 47 se ilustra un ejemplo, para la función por bandas, banda D3. Se puede observar que el valor óptimo para esta función clasificadora para la clase “normal” es de 4.31×10^{-3} , para “sibilancias” es de 0.0148 y para “roncus” de 0.0252.

Se obtuvieron los coeficientes y cortes óptimos para cada una de las diez funciones clasificadoras estudiadas y se midió la exactitud de la clasificación de cada función analizando la curva ROC.

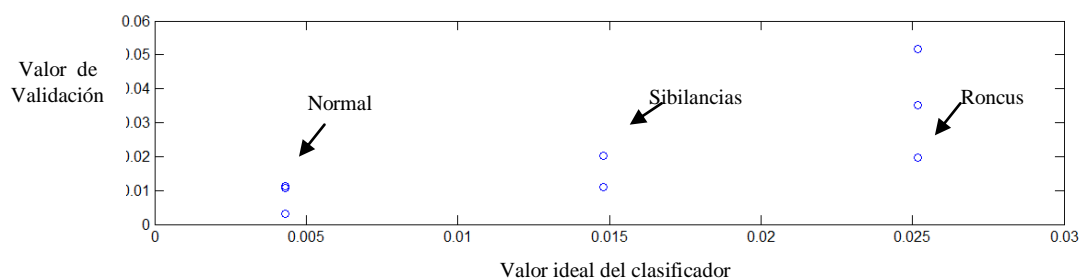


Figura 47. Banda D3 RMSE=0.0050671

Fuente: Autor de la investigación

5.4 ANÁLISIS DE LA CURVA ROC

Empleando el área bajo la curva como índice de la exactitud global de la prueba para cada función clasificadora (siendo ABC igual a 1 para la exactitud máxima y 0.5 la mínima). El resultado se ilustra en la tabla 13.

Clasificador		Área Bajo la Curva ROC
Función clasificadora por parámetros	Desviación estándar	0.97
	Potencia promedio	0.61
	Promedio	0.86
Función clasificadora por bandas	D3	0.94
	D4	0.67
	D5	0.75
	D6	1
	D7	0.78
Función clasificadora por Anova DWT.	Parámetros dados por Anova. ¹⁰	0.33 ¹¹
	Parámetros dados por Anova. Siendo Positivo el sonido pulmonar normal.	0.97
Función	Parámetros dados por	0.86

¹⁰ Ver tabla 10, sombreados en azul. Quince parámetros obtenidos de la señal filtrada con criterio de Anova como "Clasifica".

¹¹ Cuando ABC es menor que 0.5, se recomienda cambiar lo que se definió como positivo y negativo, es decir, ABC=0.33 si el sonido anormal es considerado como positivo y ABC= si el sonido anormal es considerado como negativo.

clasificadora por Anova STFT.	Anova ¹²	
-------------------------------	---------------------	--

Tabla 13. Área bajo la curva ROC
Fuente: Autor de la investigación

A manera de ilustración en la figura 48, se tienen 3 de las curvas ROC obtenidas de las 10 funciones clasificadoras estudiadas, la curva ROC “a)” es el resultado de la función clasificadora por bandas, banda D6, la curva “b)” es el resultado de la función clasificadora por bandas, banda D5 y en “c)” es el resultado de la función clasificadora por parámetros, potencia promedio.

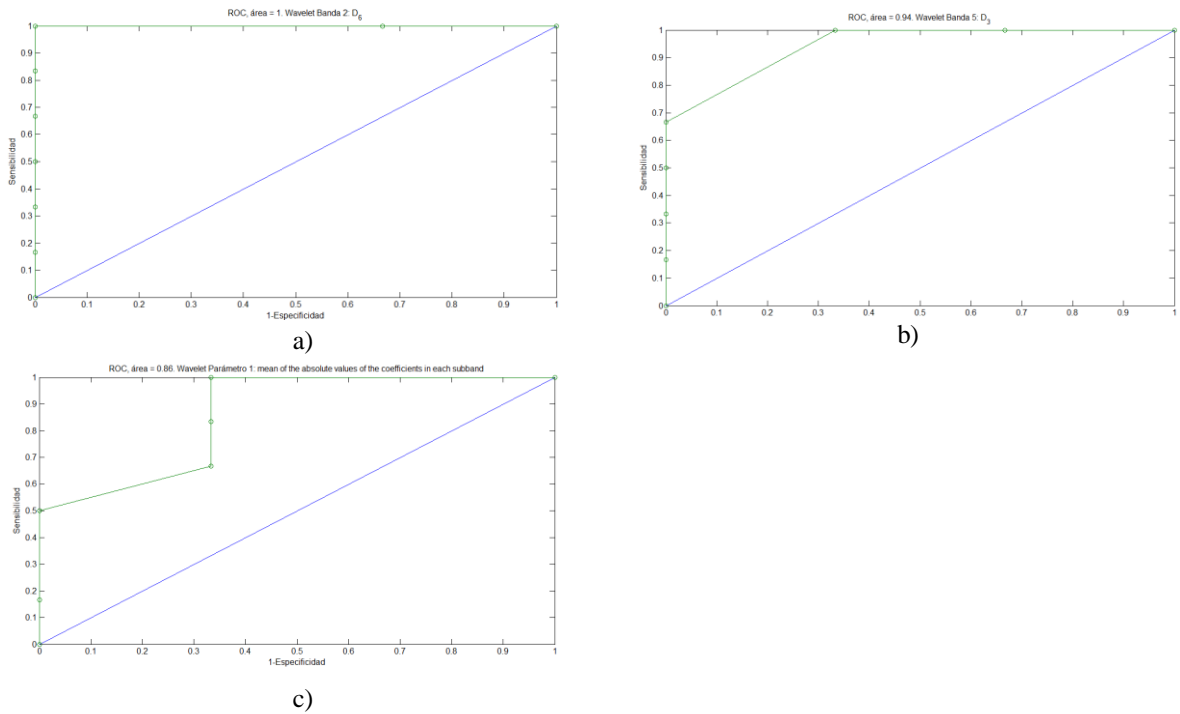


Figura 48. Ejemplos de curvas ROC, para tres de las funciones clasificadoras.
Fuente: Autor de la investigación

¹² Ver tabla 12, sombreados en amarillo. Diez parámetros obtenidos de la señal filtrada con criterio de Anova como “Clasifica”.

Se puede observar que de las funciones obtenidas con el clasificador auto-adaptativo, la mejor como técnica diagnóstica es la función clasificadora por bandas, banda D6, dado que su ABC es la máxima posible, es decir, sensibilidad 100% y especificidad 100%. Lo que tiene una importante correlación con los resultados obtenidos con el análisis Anova (ver tabla 10), donde se evidencia que sin importar el parámetro estadístico analizado la banda D6 presenta una importante capacidad de discriminación.

Es importante resaltar el alto grado de correlación de los resultados obtenidos con ABC en ROC y la capacidad de discriminación obtenida con el análisis Anova. Por ejemplo, de los parámetros estadísticos, bajo el criterio de Anova el más prometedor para clasificar es el promedio del valor absoluto de los coeficientes de DWT, y es también el que mayor área bajo la curva ROC presenta dentro de las funciones clasificadoras por parámetros.

CONCLUSIONES

- Se cumplieron todos los objetivos propuestos en el plan de trabajo de investigación al encontrar 25 parámetros de la señal pulmonar que permiten clasificar entre sibilancias, roncus y normal, según el criterio de Anova.
- Como resultado final, se diseñó un clasificador auto-adaptativo basado en el uso de parámetros, los cuales son combinados linealmente para obtener una función que es usada para realizar la clasificación en M categorías.
- La estrategia de clasificación entre sonido pulmonar normal y anormal implementada, para una de las funciones clasificadoras estima una especificidad y sensibilidad del 100%; para otras dos funciones el área bajo la curva ROC es superior 0.97. Lo que indica el alto grado de discriminación que puede lograrse con el clasificador autoadaptativo.
- Se implementó un sistema portátil capaz de adquirir, almacenar, visualizar y reproducir la señal respiratoria, mediante una técnica no invasiva y con una interfaz de usuario de fácil manipulación.
- El uso de un micrófono omnidireccional dificultó la adquisición del sonido respiratorio, ya que éste es capaz de percibir sonidos externos, por lo que distorsiona notoriamente la información, para ello se implementó una capa aislante de ruido hecha de icopor, obteniéndose el comportamiento necesario para esta aplicación.
- Con base en los resultados obtenidos, puede concluirse que el hecho de filtrar la señal cardíaca de la señal respiratoria conlleva notables ventajas a la hora de clasificar las patologías estudiadas en esta investigación.

- El algoritmo WTST-NST permite filtrar la señal cardiaca de la señal respiratoria, es decir, obtener la señal pulmonar, con la fortaleza de no necesitar una señal de referencia externa a la señal adquirida.
- Para analizar señales no estacionarias, como es el caso de la señal respiratoria, se obtiene mejores resultados con la Transformada Discreta de Wavelet (DWT) comparada con la Transformada de tiempo reducido de Fourier (STFT) y la Transformada de Fourier (FT).
- La Transformada de tiempo reducido de Fourier tiene aplicación en análisis de señales estacionarias, afirmación comprobada al obtener mejor resultado al analizar la señal pulmonar sobre la respiratoria.

RECOMENDACIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Este trabajo de investigación constituye una primera revisión y aplicación de la metodología y el sistema diagnóstico de enfermedad respiratoria. Se deben realizar investigaciones posteriores que permitan obtener un equipo con todas las características de rendimiento y confort que ofrecen los avances de tecnología actual, tales como portabilidad y facilidad de manejo y un alto nivel de discriminación entre un paciente normal y uno con alguna patología pulmonar, proporcionando mayor nivel de especificidad y sensibilidad al personal médico. Para ello se recomienda:

- Diseñar e implementar un sistema combinación de hardware y software que permita registrar la señal de sonidos respiratorios de humano en varios puntos de auscultación simultáneamente.
- Realizar la adquisición de un mayor número de pacientes que permita tener una cantidad importante de datos para cada grupo de población divididos por edad, talla, peso y sexo, dado que son factores que afectan la discriminación. Así mismo, puede mejorar los resultados del entrenamiento y validación del clasificador auto-adaptativo.
- Efectuar acuerdos con el Hospital Universitario de Santander que facilite el acceso a la información relevante de cada paciente para la investigación (número de historia clínica, edad, talla, peso y diagnóstico) así como la colaboración del personal médico que faciliten la adquisición de la señal pulmonar, en especial en pacientes que por su condición de salud no pueden proveer dichos datos personales (es el caso de urgencias y la unidad de cuidados intensivos).

- Continuar con la exploración de nuevas técnicas de filtrado de la señal cardiaca y pulmonar que no requieran de una señal de referencia, en lo posible, así como la obtención de nuevos parámetros que permitan mejorar la calidad de la discriminación, mediante el análisis de las señales de sonido mediante otros tratamientos matemáticos que se pudieran implementar para tal fin, sin dejar de lado la exploración de las transformadas y análisis ya trabajados, para refinar este método de extracción de parámetros y clasificación de señales.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] AMERICAN THORACIC SOCIETY COMMITTEE ON PULMONARY NOMENCLATURE. Am Thorac Soc News 1977; (Citado por N. Meslier, G. Charbonneau, J-L. Racineux. Wheezes. Eur Respir J, 1995, 8, 1942–1948).
- [2] ARDILA P. Análisis del sonido respiratorio, Fase 1: Diseño de un sistema para medir la señal acústica. Bucaramanga. UIS. 2009.
- [3] BATES B. Propedéutica Médica. Interamericana, McGraw-Hill. 1992; pp. 227-257.
- [4] BURRUS S., RAMESH A., GUO H. Introduction to wavelets and wavelet Transforms. Electrical and Computer Engineering Department, Rice University. Prentice Hall. 1999
- [5] CAMPUS. Fotos de Fonendoscopio Estetoscopio tipo Littmann Classic II. [En línea]. <http://santiago.campuschile.com/fonendoscopio-estetoscopio-tipo-littmann-classic-ii-iid-76766702>. [Última consulta: 1 de Noviembre de 2010].
- [6] CASTAÑO A., DELGADO E., GODINO J. I., CASTELLANOS G. Análisis acústico sobre señales de auscultación digital para la detección de soplos cardiacos. Universidad Nacional de Colombia en conjunto con la Universidad Politécnica de Madrid. 2007.
- [7] CHARLESTON S., AZIMI-SADJADI M.R. GONZALEZ R. Interference cancellation in respiratory sounds via a multiresolution joint time-delay and signal-estimation scheme, *IEEE Trans Biomed. Eng.*, vol.31, no. 7. pp. 583-592, 2000.
- [8] COIFMAN R., WICKERHAUSER M., Adapted Waveform ‘de-noising’ for medical signals and images, *IEEE Eng. Med. Biol. Soc.* 14 (5). 1995. pp. 578-586.
- [9] CORTES A., JANÉ R., TORRES A., FIZ J., MORERA J. Detection and Adaptive Cancellation of Heart Sound Interference in Traqueal sounds. Proceedings of the 28th IEEE. EMBS Annual International Conference. New York City, USA, Aug 30-Sept 3, 2006.

- [10] DAUBECHIES I., Orthonormal bases of compactly supported waveless, Commun. Pure Appl. Math. 41 (1988) pp. 909–996. Referenciado por [21].
- [11] DOMÍNGUEZ L, CHARLESTON S., GONZÁLEZ R., ALJAMA T. Descomposición Empírica y Filtrado Adaptable con Ajuste Temporal para la Reducción de Ruidos Cardiacos en Sonidos Respiratorios. IFMBE Proceedings 18, 2007; pp.17-20.
- [12] EARIS J.E., CHEETHAM B., Future Perspectives For Respiratory Sound Research. Eur Respir Rev 2000; 10: 77, pp. 641–646.
- [13] FALK T., CHAN W. Modulation Filtering for Heart and Lung Sound Separation from Breath Sound Recordings. Department of Electrical and Computer Engineering, Queen’s University, Canada. 2008.
- [14] FAWCETT T. ROC Graphs: Notes and Practical Considerations for Data Mining Researchers. HP Laboratories. 2003.
- [15] FEUND J., MILLER I., MILLER M. Estadística matemática con aplicaciones, sexta edición. Mexico_Pearson, 2000. pp 300-526. Citado en: Miranda D., Barrero J., Echeverri J. Estudio para la detección temprana de cáncer de cuello uterino. Editorial SIC. 2007
- [16] GNITECKI J., HOSSAIN I., PASTERKAMP H., MOUSSAVI Z. Qualitative and quantitative evaluation of heart sound reduction from lung sound recordings, IEEE trans. Biomed. Eng., vol. 52, no. 10, pp. 1788-1792, Oct. 2005.
- [17] GNITECKI J., MOUSSAVI Z. Separating Heart Sounds From Lung Sounds. IEEE engineering in medicine and biology magazine 2007. pp. 20-29.
- [18] HADJILEONTIADIS L. Lung Sounds: An advanced signal processing perspective. Morgan & Claypool publishers. Aristotle University of Thessaloniki. 2009
- [19] HADJILEONTIADIS L., PANAS S. Adaptive Reduction of Heart Sounds from Lung Sounds Using Fourth-Order Statistics. IEEE Transactions On Biomedical Engineering. VOL. 44, NO. 7, July 1997.

- [20] HADJILEONTIADIS L., PANAS S. Separation of Discontinuous Adventitious Sounds from Vesicular Sounds Using a Wavelet-Based Filter. IEEE Transactions On Biomedical Engineering. VOL. 44, NO. 12, December 1997.
- [21] HADJILEONTIADIS L., PANAS S. A wavelet-based reduction of heart sound noise from lung sounds. International Journal of Medical Informatics 52. 1998. pp. 183–190.
- [22] IYER V., RAMAMOORTHY P., FAN H., PLOYSONGSANG Y. Reduction of Heart Sounds from Lung Sounds by Adaptive Filtering. IEEE Transactions On Biomedical Engineering. VOL. BME-33, NO. 12, December 1986. pp. 1141–1148
- [23] JAIN A., VEPA J. Lung Sound Analysis for Wheeze Episode Detection, 30th Annual International IEEE EMBS Conference, Vancouver, August 20-24, 2008, pp. 2582 – 2585.
- [24] JIMÉNEZ M. Implementación en MATLAB® de técnicas matemáticas en el análisis de experimentos. Escuela Técnica Superior de Ingeniería Agronómica – PFC-ETSIA Cartagena, Abril de 2008. [En línea]. <http://hdl.handle.net/10317/77>. [Última consulta: 20 de Octubre de 2010].
- [25] KANDASWAMY A., SATHISH C., RAMANATHAN Rm., JAYARAMAN S., MALMURUGAN N. Neural classification of lung sounds using wavelet coefficients. Elsevier. Computers in Biology and Medicine 34. 2004. pp. 523-537.
- [26] KESTER W., BRYANT J., JUNG W. Amplifiers For signal Conditioning. Section 3. [En línea]. http://www.analog.com/static/imported-files/seminars_webcasts/489168400sscsect3.PDF. [Última consulta: 1 de Noviembre de 2010].
- [27] KOMPIS M., RUSSI E. Adaptive Heart-Noise Reduction of Lung Sound Recorded by a Single Microphone. Division of Pneumology, University Hospital Zurich. IEEE.
- [28] KOURO S., MUSALEM R. Tutorial introductorio a la Teoría de Wavelet. [En línea]. <http://www2.elo.utfsm.cl/~elo377/documentos/Wavelet.pdf>. [Última consulta: 20 de Octubre de 2010].

- [29] LARA O. Nuevas metodologías no invasivas de diagnosis de defectos incipientes en rodamientos de bola. Tesis doctoral. Universidad Carlos III Madrid. 2007. [En línea]. http://e-archivo.uc3m.es/bitstream/10016/2598/1/Tesis_O_Jose_Lara_Castro.pdf. [Última consulta: 1 de Noviembre de 2010].
- [30] LAROUSSE. Enciclopedia Larousse de la enfermería. Volumen 8 y 9. Edición Larousse Planeta S.A. Barcelona. 1994.
- [31] LOPERA L., OBREGÓN L., TABORDA K., TAMAYO C., TORRES E. Construcción de un prototipo de fonocardiógrafo con interfaz en LabView y narración por voz. Ingeniería Biomédica, Escuela de Ingeniería de Antioquia. Universidad CES.
- [32] LÓPEZ P. Evaluación de pruebas diagnósticas. Unidad de Epidemiología Clínica y Bioestadística. Coruña, España. 1998. [En línea]. http://www.fisterra.com/mbe/investiga/curvas_roc/curvas_roc.htm [Última consulta: 8 de Noviembre de 2010].
- [33] LU Y., LIU W., QIN G. Removal of heart sound noise from the breath sound. In Proc. IEEE Eng. Med. Biol. Soc. 10th Annu. Int. Conf., vol. 1. 1988. pp. 175–176.
- [34] MARTÍNEZ J., CASTRO R. Análisis de la teoría de ondículas orientada a las aplicaciones en ingeniería eléctrica: Fundamentos. Madrid. Julio 2002.
- [35] MATLAB® 7.6.0.324. Help Window. The Mathworks, Inc., 2008. Signal Processing Toolbox™. Help Statistical Toolbox® R2008a.
- [36] MEJÍA S., ZULUAGA L., TAMAYO A. Diseño de un estetoscopio digital para la red de telemedicina de Antioquia (RTA). Universidad pontificia Bolivariana. VI congreso de la sociedad Cubana de Bioingeniería Habana. 2005.
- [37] MERCK SHARP & DOHME. Diagnóstico de las enfermedades cardiacas. [En línea]. http://www.msd.com.mx/publicaciones/mmerck_hogar/seccion_03/seccion_03_015.html#section3. [Última consulta: 27 de Octubre de 2010].

- [38] MIKAMI R., MURAO M., CUGELL D., CHRETIEN J., COLE P., MEIER-SYDOW J., MURPHY R., LOUDON R. International Symposium on Lung Sounds. Synopsis of proceedings. American College of Chest Physicians, 1987. pp. 342-34.
- [39] MISITI, M., MISITI, Y.; OPPENHEIM, G.; POGGI, J. M. Wavelets and their applications, ISTE DSP 2007.
- [40] MURPHY R. Computerized multichannel lung sound analysis. IEEE engineering in medicine and biology magazine 2007; pp. 16-19.
- [41] OPPENHEIM A., SCHAF R., BUCK J., Tratamiento de Señales en Tiempo discreto. 2ª Ed. Prentice Hall Iberia, Madrid, 2000.
- [42] OSORIO J. S., CUESTA L. F., GÓMEZ F. Diseño y construcción de un fonocardiógrafo digital con visualización en LabVIEW. Escuela de Ingeniería de Antioquia-Universidad CES, Medellín, Colombia. Revista de Ingeniería biomédica. Número 1, mayo 2007, pp. 42-46.
- [43] PASTERKAMP H., KRAMAN S. S., WODICKA G., Respiratory Sounds: Advances beyond the Stethoscope. Department of pediatrics and child health. University of Manitoba. American Journal of respiratory and critical care medicine, vol. 156, 1997.
- [44] PLOYSONGSANG Y., IYER V., RAMAMOORTHY P. Characteristics of normal lung sounds after adaptive filtering. Amer. Rev. Respir. Dis., no. 139, pp. 951–956, 1989.
- [45] RANGAYYAN R. Biomedical Signal Analysis. EMB. IEEE Editorial. 2002. pp. 14, 34, 469-472.
- [46] RESTREPO J., MALDONADO D. Neumología. Fundamentos de medicina. Corporación para investigaciones biológicas. Tercera edición. Medellín Colombia. 1986.
- [47] SÁNCHEZ I., ÁLVAREZ C., CLAVERÍA C, LISBOA C. Análisis computacional de los ruidos respiratorios en la evaluación de la obstrucción bronquial en niños pequeños que no colaboran con las pruebas espirométricas. Rev. méd. Chile v.129 n.11 Santiago nov. 2001.

- [48] SEDRA A. S., SMITH K. C. Circuitos Microelectrónicos. Cuarta edición, editorial: Oxford University Press, México. 2001.
- [49] SHIN D., NIKIAS C. Adaptive interference canceler for narrowband and wideband interferences using higher-order statistics. IEEE Trans. Signal Processing, vol. 42, no. 10, pp. 2715–2728, Oct. 1994.
- [50] SMITH L., SHEINGOLD D. Noise and Operational Amplifier Circuits. Analog Devices. [En línea]. http://www.analog.com/static/imported-files/application_notes/5480117281535838576388017880AN358.pdf. [Última consulta: 1 de Noviembre de 2010].
- [51] SOVIJARVI A., DALMASSO F., VANDERSHOOT J., MALMBERG L., RIGHINI G., STONEMAN S. Definition of terms for applications of respiratory sounds. Eur Respir Rev 2000; 10: 77, pp. 597–610.
- [52] SOVIJÄRVI A., MALMBERG L., CHARBONNEAU G., VANDERSCHOOT J., DALMASSO F., EARIS J. Characteristics of breath sounds and adventitious respiratory sounds. Eur Respir Rev 2000a; 10: 77, pp. 591–596.
- [53] THE CHILDREN'S HOSPITAL. Los pulmones y el sistema respiratorio [En línea]. <http://www.thechildrenshospital.org/wellness/info/parents/51279.aspx> [Última consulta: 27 de Octubre de 2008].
- [54] UNIVERSIDAD POLITÉCNICA DE VALENCIA. [En línea]. <http://www.upv.es/frechet/wavelets/senayales/indice.htm>. [Última consulta: 20 de Octubre de 2010].
- [55] VANNUCCINI L, EARIS J.E, HELISTÖ P., CHEETHAM B, ROSSI M, SOVIJÄRVI A, VANDERSCHOOT J. Capturing and preprocessing of respiratory sounds. Eur Respir Rev 2000; pp. 616-620.
- [56] WIKIPEDIA La enciclopedia libre. [En línea]. http://es.wikipedia.org/wiki/Transformada_de_Fourier_de_Tiempo_Reducido. http://en.wikipedia.org/wiki/One-way_ANOVA. [Última consulta: 20 de Octubre de 2010].
- [57] WILKINS R., DEXTER J., MURPHY R. DeBono, E A. Lung sound nomenclature survey. American College of Chest Physicians, 1990. pp. 886-889.

- [58]** YANG-SHENG L., WEN-HUI L., GUANG-XIA Q. Removal of the heart sound noise from de breath sounds, in Proc 10th Ann. Int. Conf. IEEE Eng. Medicine Biology Soc., EMBC'88, 1988, pp. 175-176.
- [59]** YIP L., ZHANG T. Reduction of heart sounds from lung sound recordings by automated gain control and Adaptive filtering techniques. EMBs International Conference, October, 2001.
- [60]** ZUMBAHLEN H. Using the Analog Devices Active Filter Desing Tool. Application note of Analog Devices.

ANEXO A. Pruebas realizadas variando la frecuencia de muestreo

Debido a que el filtro analógico implementado no es ideal, se requería investigar la frecuencia de muestreo adecuada. Se realizaron pruebas con señales conocidas, en este caso, señales sinusoidales (ver figura A1). A continuación se muestran los resultados de dichas pruebas. Estas pruebas realizadas en el trabajo de pregrado titulado: “Análisis del sonido respiratorio, Fase 1: Diseño de un sistema para medir la señal acústica”. Ardila, Paula. Bucaramanga. UIS. 2009.

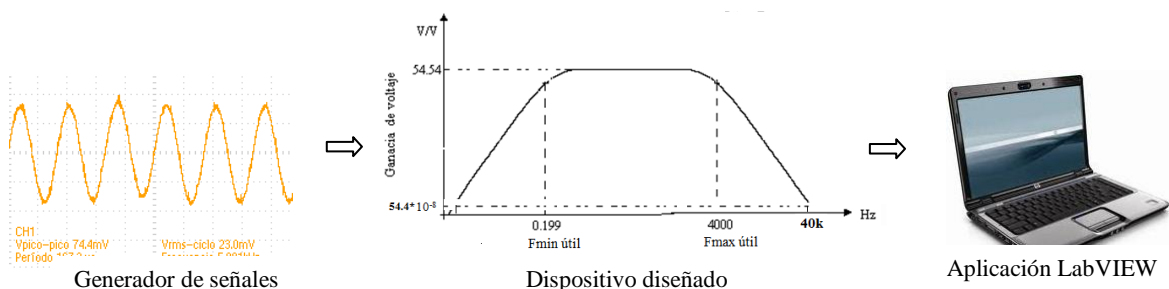


Figura A1. Esquema de las pruebas realizadas.

Fuente: Autor de la investigación

La entrada al sistema diseñado fue una señal senoidal de amplitud 35mV pico como se muestra en la siguiente figura. 10^{-8}

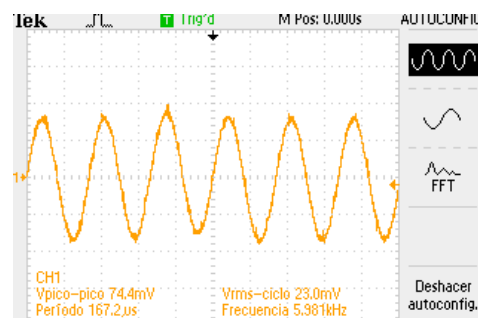


Figura A2. Señal de entrada al sistema

Fuente: Ardila, Paula [2].

Prueba 1. Frecuencia de muestreo (F_m) de 8000Hz (8000 muestras por segundo), ya que el filtro analógico va hasta 4 kHz (Por el Teorema de Nyquist $F_m \geq 2f_{max}$ siendo f_{max} la frecuencia máxima de la señal).

- Para una entrada de 2kHz las señales obtenidas son:

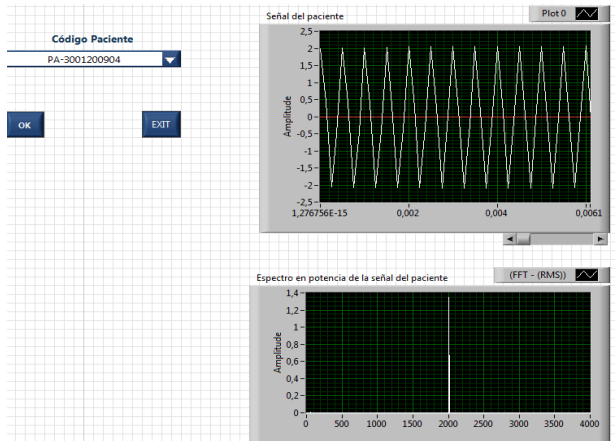


Figura A3. Señal adquirida para frecuencia de 2 kHz con 8000 muestras por segundo.
Fuente: Ardila, Paula [2].

Se obtiene una ganancia de 57,14 V/V, pero como se observa la señal esta deformada; en el espectro se observa un pulso en la frecuencia de 2 kHz con una amplitud de 1,35.

- Para una señal de entrada de 3kHz.

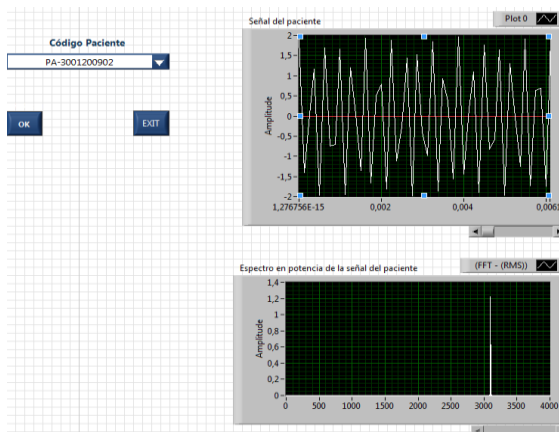


Figura A4. Señal adquirida para frecuencia de 3 kHz con 8000 muestras por segundo
Fuente: Ardila, Paula [2].

Como se observa en la imagen la señal obtenida esta deformada con una ganancia máxima de 57,14 V/V; su espectro presenta un pulso en 3100 Hz con una amplitud de 1,25.

- Una señal de 6 kHz.

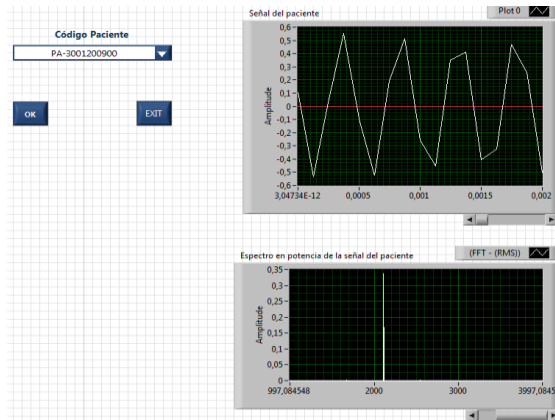


Figura A5. Señal adquirida para frecuencia de 6 kHz con 8000 muestras por segundo
Fuente: Ardila, Paula [2].

Se observa una señal deformada con una ganancia máxima de 16,5714 V/V; su espectro muestra un pulso en 2100 Hz con una amplitud de 0,34.

- Para una frecuencia de 8kHz se tiene:

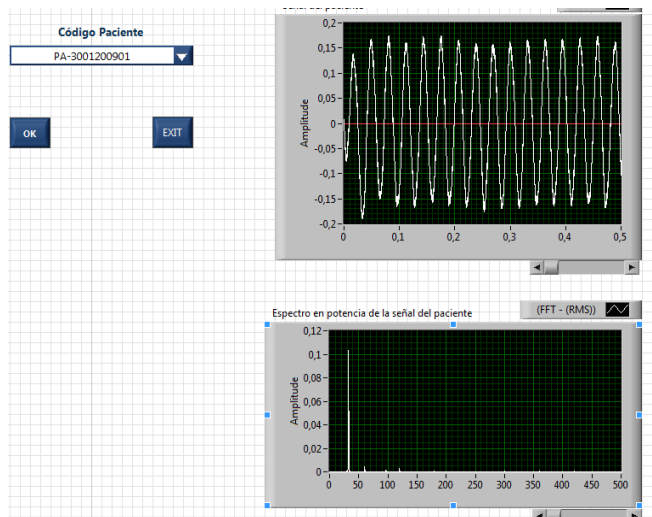


Figura A6. Señal adquirida para frecuencia de 8 kHz con 8000 muestras por segundo.
Fuente: Ardila, Paula [2].

Se observa una señal deformada con una ganancia de 4,857 V/V; un pulso en 35 Hz con una amplitud de 0,105.

Después de observar las señales obtenidas en el sistema con una frecuencia de muestreo de 8000, es notoria la presencia del fenómeno de aliasing, lo que ocasiona errores en la información obtenida.

Para determinar la nueva frecuencia de muestreo en la digitalización de la señal se analiza con detenimiento el filtro analógico implementado.

Es un filtro de cuarto orden por lo que su comportamiento no es ideal, él tiene una pendiente de 80 dB por década lo que dejaría pasar señales hasta 40 kHz, (aunque la amplitud es apreciable a una frecuencia mucho más baja); como la tarjeta de adquisición permite muestrear a 40kHz se tomó la decisión de implementar la adquisición con esta frecuencia de muestreo, con el fin de descartar cualquier interferencia en la señal obtenida.

Prueba 2. Frecuencia de muestreo (F_m) de 40kHz (40000 muestras por segundo), se realizaron pruebas con esta nueva frecuencia de muestreo para diferentes valores de frecuencia en la señal de entrada con amplitud constante de 35mV.

- Para una señal de entrada con frecuencia de 500Hz se tiene:

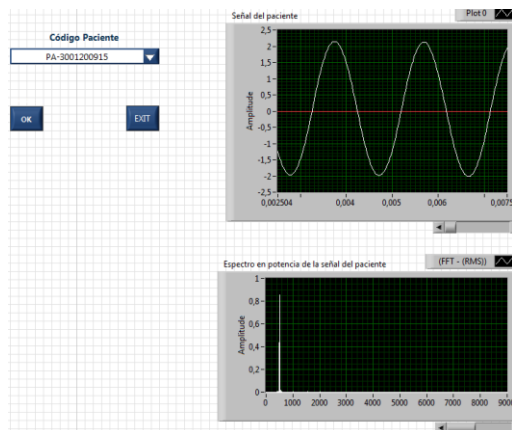


Figura A7. Señal adquirida para frecuencia de 500 Hz con 40000 muestras por segundo.
Fuente: Ardila, Paula [2].

La señal senoidal adquirida tiene una ganancia de 57,14 V/V; su espectro muestra un pulso en 500 Hz de amplitud de 0,85.

- Para una señal de entrada con frecuencia de 1kHz.

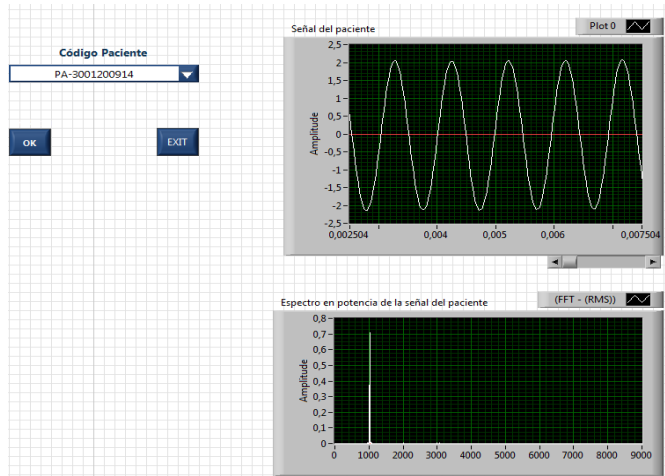


Figura A8. Señal adquirida para frecuencia de 1000 Hz con 40000 muestras por segundo.
Fuente: Ardila, Paula [2].

La señal obtenida muestra una ganancia de 57,14 V/V; su espectro tiene un pulso en 1000 Hz con una amplitud de 0,75.

- Para una señal de 2 kHz.

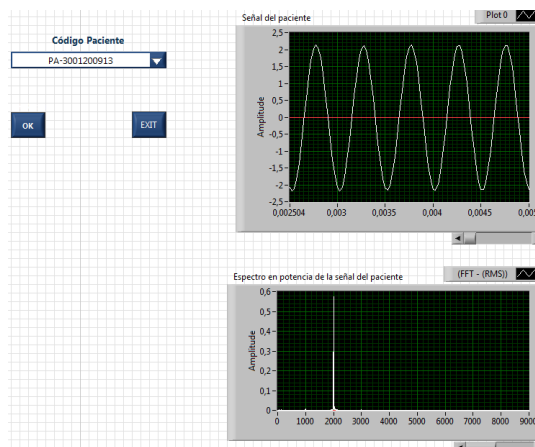


Figura A9. Señal adquirida para frecuencia de 2000 Hz con 40000 muestras por segundo.
Fuente: Ardila, Paula [2].

Se observa una ganancia de 57,14 V/V; su espectro presenta un pulso en 2000 Hz con una amplitud de 0.59.

- Para una señal de 3000 Hz.

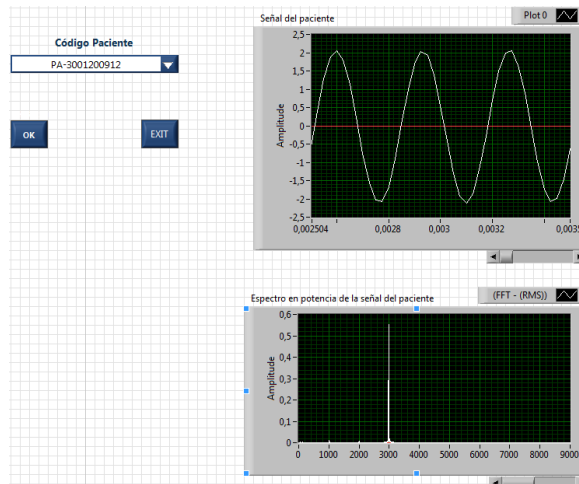


Figura A10. Señal adquirida para frecuencia de 3000 Hz con 40000 muestras por segundo.
Fuente: Ardila, Paula [2].

La señal obtenida tiene una ganancia de 57,14 V/V; su espectro tiene un pulso en 3000 Hz con una amplitud de 0,56.

- Para una señal de 6000 Hz.

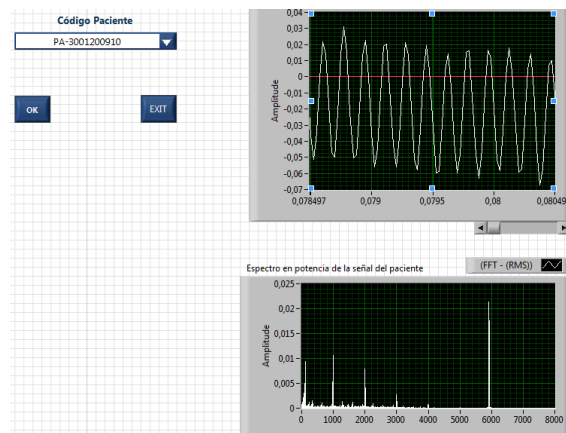


Figura A11. Señal adquirida para frecuencia de 6000 Hz con 40000 muestras por segundo.
Fuente: Ardila, Paula [2].

La señal obtenida tiene una ganancia máxima de 0,857 V/V, lo que indica que esta atenuando la amplitud de la señal en un 15%; su espectro muestra un pulso en 6000 Hz con amplitud de 0,022.

- Para una señal de 8000 Hz.

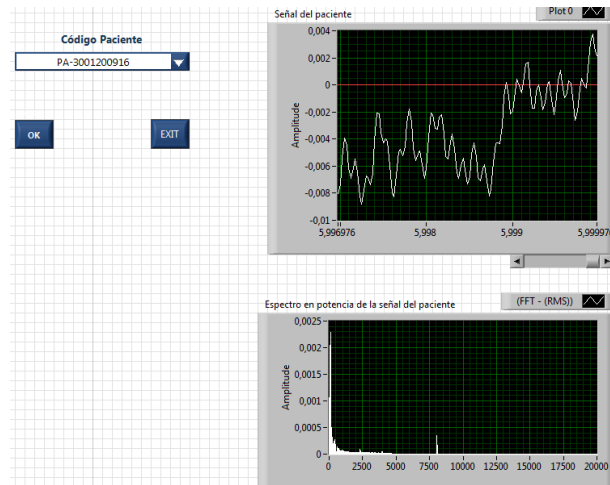


Figura A12. Señal adquirida para frecuencia de 8000 Hz con 40000 muestras por segundo.
Fuente: Ardila, Paula [2].

Se observa una señal completamente deformada con una ganancia máxima de 0,857 V/V, es decir, la señal adquirida es atenuada en un 15%; en el espectro se observa un pulso en 8000 Hz de amplitud 0,0004 y un pulso en 2Hz de amplitud 0,0023.

Después de comparar las señales obtenidas para las dos diferentes frecuencias de muestreo y varias frecuencias de entrada. Se determina que la frecuencia de 40000 muestras por segundo corresponde a una selección adecuada.

Para determinar la exactitud del sistema diseñado se puede comparar la ganancia esperada con la ganancia obtenida en la señal adquirida de ello se tiene un error del 4% ya que la ganancia esperada es de 54,51 V/V y la obtenida fue de 57,14 V/V.

ANEXO B. Análisis de error de los dispositivos implementados

El dispositivo no es ideal, por lo tanto su desempeño puede variar al predicho; siendo importante realizar un estudio de errores que indicarán que tanto afecta el comportamiento real del dispositivos diferentes situaciones involucradas en el proceso de análisis de la señal.

A continuación se definirán los errores estudiados y se realizará el análisis de error del dispositivo seleccionado, etapa por etapa. Cabe aclarar que estos valores son aproximados (por exceso), por tanto se hallan los valores máximos esperados.

Error de la ganancia. La ganancia de lazo cerrado del amplificador operacional

(de lazo cerrado) depende de la de lazo abierto, de tal forma que $G = \frac{A}{1 + \frac{A}{A_{vo}}}$,

donde G es la ganancia de lazo cerrado, A es la ganancia de lazo cerrado ideal y A_{vo} la ganancia de lazo abierto [48]. Por tanto existe un error entre la ganancia

deseada y la ganancia real del amplificador igual a $\% \text{ Error} = \frac{A}{A + A_{vo}} \times 100\%$ [26]. La

ganancia de lazo abierto mínima (valor suministrado por el fabricante del integrado) $A_{vo, \min} = 250000 \text{ V/V}$.

Etapa	A [V/V]	Error de ganancia %
Preamplificador	9,045	3,618m
Filtro (2 amplificadores)	1	0,8m
Amplificador	6,024	2,4m
TOTAL		6.818m

Tabla B1. Error de ganancia de las etapas implementadas
Fuente: Autor de la investigación.

No linealidad. La ganancia de lazo abierto del amplificador no es completamente lineal, lo que causa distorsión en la señal, esta característica se puede observar en la ganancia de lazo cerrado. La no linealidad de lazo abierto es igual a

$$\frac{1}{A_{vo,\min}} - \frac{1}{A_{vo,\max}}$$

, estos valores son suministrados por el fabricante del integrado $A_{vo,\min} = 250000$ V/V, su valor máximo no está especificado. De la expresión, si la ganancia máxima tiende al infinito la no linealidad de lazo abierto por cada amplificador será de 4 ppm, por tanto la no linealidad que tendría es menor a dicha

proporción. La no linealidad de la ganancia de lazo cerrado es $A \left(\frac{1}{A_{vo,\min}} - \frac{1}{A_{vo,\max}} \right)$.

Etapa	A [V/V]	Error de No Linealidad (μ)
Preamplificador	9,045	36,18
Filtro (2 amplificadores)	1	8
Amplificador	6,024	24
TOTAL		68.18

Tabla B2. Error de no linealidad de las etapas implementadas
Fuente: Autor de la investigación.

Voltaje de offset (V_{os}). El AD8609 tiene un V_{os} máximo de $50\mu V$ para un voltaje de modo común de 0,5 V y 2,8 V con una alimentación de 3,3 v a $25^\circ C$. Bajo otras condiciones de temperatura puede tener un máximo de $700\mu V$. La corriente polarización (I_B) de este dispositivo es de 1 pA máximo a $25^\circ C$. (Asumiendo el caso típico $I_B \approx I_{B-} \approx I_{B+}$).

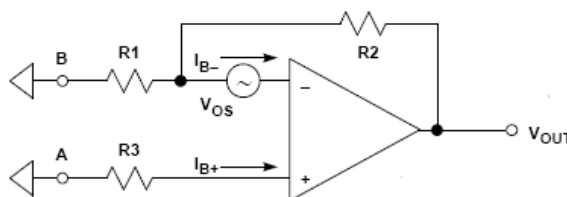


Figura B1. Modelo de voltaje total de offset para un Amplificador operacional
Fuente: Amplifiers for signals conditioning [26].

Del circuito anterior se tiene (Con RTO: Relative to Out, RTI: Relative to Input):

$$offset(RTO) = V_{os} \left[1 + \frac{R_2}{R_1} \right] + I_{B+} R_3 \left[1 + \frac{R_2}{R_1} \right] - I_{B-} R_2$$

$$offset(RTI) = V_{os} + I_{B+} R_3 - I_{B-} \left[\frac{R_1 R_2}{R_1 + R_2} \right]$$

Etapa	R1	R2	R3	Offset(RTI) (μ)	Offset(RTO) (μ)
Preamplificador	2.21k	20k	0	50	502.47
Filtro (2 amplificadores)	∞	0	17.74k	50	50
	∞	0	20.41k	50	50
Amplificador	2.49k	15k	0	50	351.19
TOTAL					953.66

Tabla B3. Error por voltaje de Offset
Fuente: Autor de la investigación.

Análisis de ruido. El nivel de ruido es otro de los parámetros que generan errores. El modelo de ruido del amplificador se observa en la siguiente figura, que incorpora el ruido térmico y las fuentes de ruido propias del amplificador operacional para determinar el ruido referido a la entrada y a la salida. El diagrama (figura B2) supone que la red de realimentación es puramente resistiva. Si contiene elementos reactivos (normalmente condensadores), la ganancia de ruido no es constante a lo largo de la ancho de banda de interés, y técnicas más complejas se deben utilizar para calcular el ruido total [50]. Sin embargo, donde la impedancia es predominantemente resistiva, las ecuaciones son válidas.

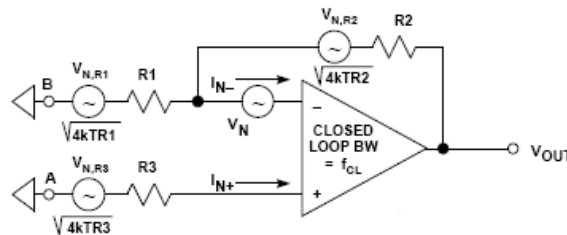


Figura B2. Modelo de ruido para el amplificador operacional
Fuente: Amplifiers for signal conditioning [26].

Del circuito anterior se tienen las expresiones del ruido referido a la entrada y la salida:

$$RTI\ NOISE = \sqrt{BW} \times \sqrt{V_n^2 + 4KTR3 + 4KTR1 \left[\frac{R2}{R1 + R2} \right]^2 + I_{N+}^2 R3^2 + I_{N-}^2 \left[\frac{R1 \times R2}{R1 + R2} \right]^2 + 4KTR2 \left[\frac{R1}{R1 + R2} \right]^2}$$

$$RTO\ NOISE = A \times RTI\ NOISE$$

Donde:

BW= 1.57* 400kHz, para el AD8609.

A= ganancia del sistema realimentado.

K= constante de Boltzmann=1.38x10⁻²³ J/K.

T= Temperatura grados Kelvin ≈ 293°K

Los parámetros que permiten calcular el ruido tanto a la entrada como a la salida para el amplificador AD8609, dados por el fabricante para una frecuencia de 1kHz, son: tensión de densidad de ruido (V_N)=25 nV/√Hz y corriente densidad de ruido (I_N)=0,05 pA/√Hz.

Etapa	R1	R2	R3	RTINOISE nV/√Hz	RTONOISE nV/√Hz
Preamplificador	2.21k	20k	0	20,32	183,75
Filtro	∞	0	≈17.74k	23,94	23,94
	∞	0	≈20.41k	24,5	24,5
Amplificador	2.49k	15k	0	20,35	122,6
TOTAL					354.79

Tabla B4. Error por ruido
Fuente: Autor de la investigación.

Después de la última etapa de filtrado viene un seguidor de tensión el cual posee una impedancia de salida pequeña, además de evitar el efecto de carga del circuito, añade ruido al sistema, siendo su contribución de 19,81µV.

Sumando los errores hallados en las diferentes etapas se tiene que para el sistema el error debido a la ganancia, no linealidad, voltaje de offset y ruido se tiene un total de 1110,18µV. Una vez determinado el ruido introducido por el dispositivo, se define la resolución en bits para el sistema de adquisición de datos mediante las siguientes expresiones:

$$DR = 20 \log_{10} \frac{\text{máximo nivel de entrada}}{\text{nivel de ruido}} [dB]$$

$$n = \frac{DR - 1,76}{6,02} [bits]$$

El máximo nivel de entrada del sistema es de 5,4V. Reemplazando los datos en las ecuaciones se tiene: DR=73,740007 y n=11,957, esto corresponde a un sistema de adquisición de 11 bits.

ANEXO C. Manual de usuario de “Adquisición de sonidos pulmonares V1.0”

A continuación se presentará el Manual de Usuario de la aplicación de adquisición de sonidos respiratorios en seres humanos y se anexará el Certificado de Registro de Soporte Lógico-Software.

C.1 INFORMACIÓN GENERAL

Nombre: Adquisición de Sonidos Pulmonares V1.0

Plataforma: LabVIEW® 8.5 o superior

Autores: Ing. Diana Astrid Fajardo Sua
Físico & Ing. David Alejandro Miranda Mercado

Requerimientos:

- Windows XP®, VISTA, 7
- NI-DAQmx 8.6 o superior instalado (deseable LabVIEW 8.5 o superior)
- RAM: 256 MB, Procesador 1 GHz (Mínimo)

Descripción: Adquisición de Sonidos Pulmonares V1.0 permite el control de un sistema electrónico para la adquisición de sonidos pulmonares, a través de un estetoscopio adaptado al sistema electrónico.

Esta aplicación ha sido diseñada para la adquisición y el almacenamiento de datos en el dominio del tiempo en archivos con extensión *.lvm*, y permite tomar la muestra con tiempo controlado o por tiempo continuo. Adicionalmente, el sistema permite guardar algunos datos básicos del paciente, para efectos de control de los mismos.

C.2 INSTALACIÓN

En el CD de instalación encontrará una carpeta llamada “ApSonPul Installer”, que a su vez contiene la carpeta “Volume”, y dentro de ella se encuentran los archivos de instalación. Damos doble clic (o clic derecho, y Ejecutar) al icono SETUP (ver figura 1C).

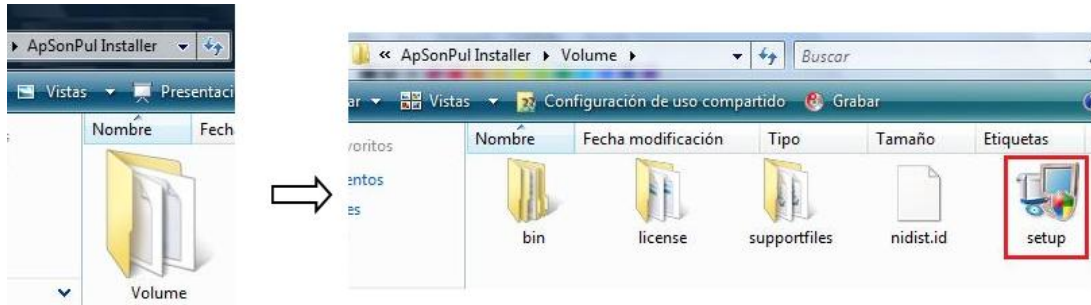


Figura 1C. Carpeta de instalación

De inmediato, aparecerá la ventana de bienvenida, que indica que el sistema se está preparando para la instalación del programa (ver figura 2C).

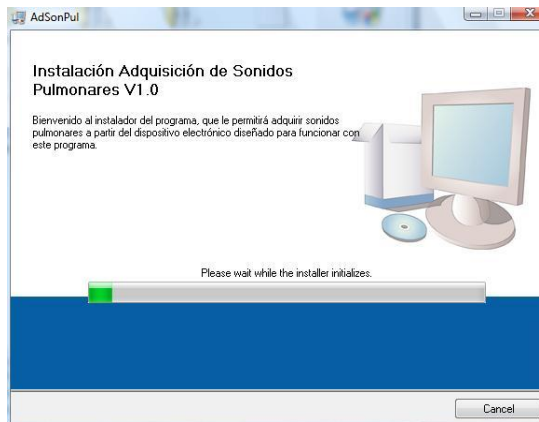


Figura 2C. Ventana de bienvenida

A continuación aparece la segunda ventana, que indica la ubicación de los archivos a instalar. Una vez ubicados los archivos, pulse “Next” (ver figura 3C).

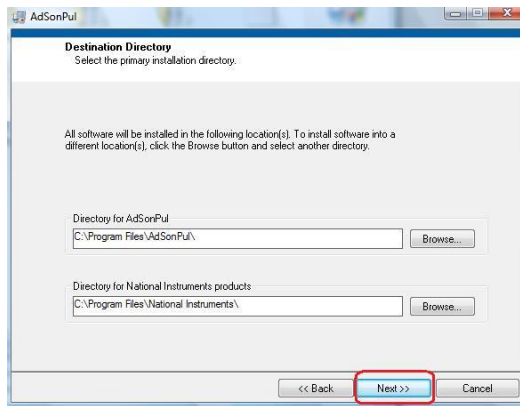


Figura 3C. Ubicación de los archivos a instalar

A continuación aparecerá la licencia de instalación, en la cual usted deberá dar clic donde dice “I accept the License Agreement” (1) y pulsar “Next”

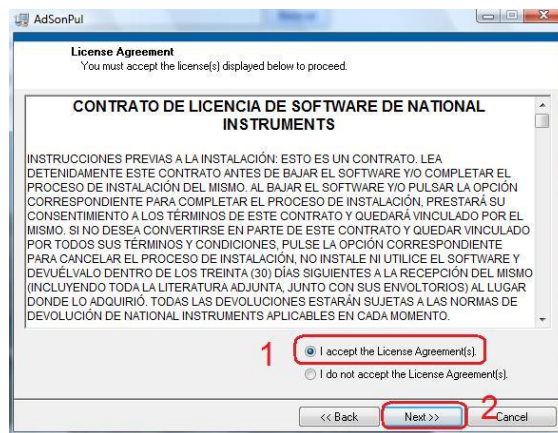


Figura 4C. Vista de la Licencia de Software de National Instruments (proveedora del software para la ejecución del programa)

En el siguiente paso, aparece la lista de los componentes a instalar. Se debe pulsar nuevamente “Next”.

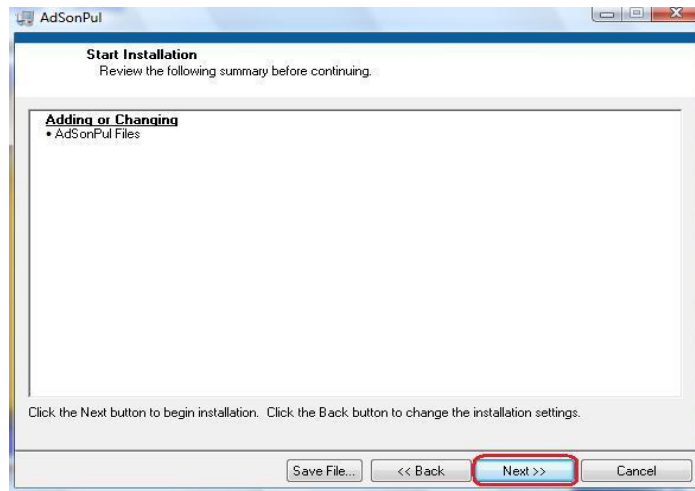


Figura 5C. Lista de los componentes a instalar.

A continuación, se muestra el indicador del progreso de la instalación de cada uno de los componentes necesarios para el buen funcionamiento del programa (Figura 6C).

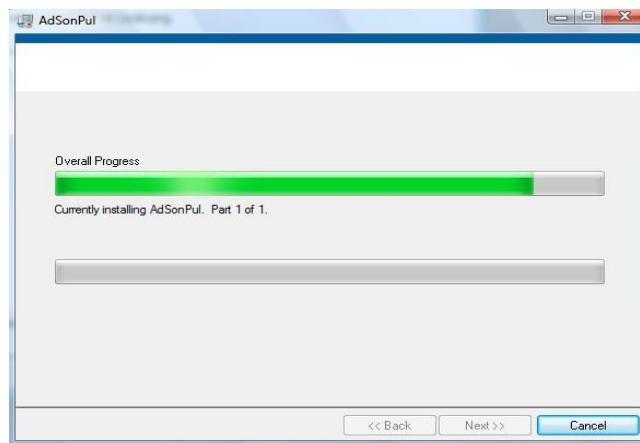


Figura 6C. Indicador de progreso de la instalación.

Al finalizar la instalación, aparecerá la indicación de que ésta se realizó de manera satisfactoria. Pulse “Finish” (Figura 7C).

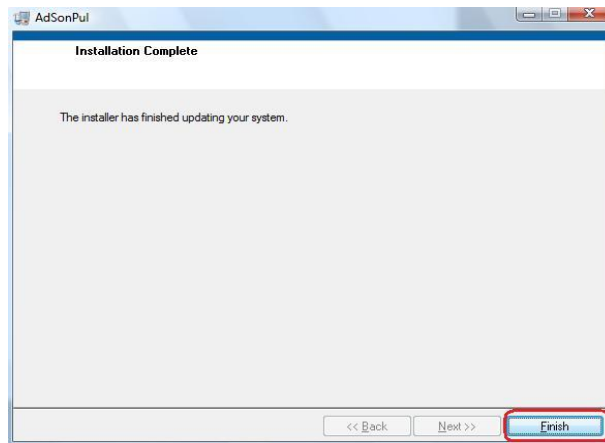


Figura 7C. Indicador de Instalación completa.

C.3 EJECUCIÓN.

Una vez instalado el programa, éste podrá ser invocado desde el menú Inicio -> ApSonPul

-> ApSonPulV1_0 (Figura 8C). Aparecerá el programa, como se muestra en la Figura 9C. Abierta la ventana, se ejecuta el programa automáticamente, tan pronto se da clic en el icono del Menú de Inicio.

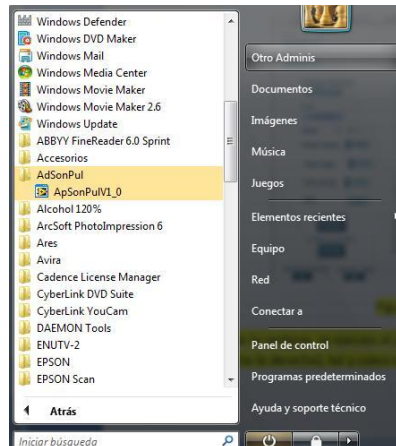


Figura 8 C. Ubicación del programa ApSonPulV1_0 en el Menú Inicio (resaltado).



Figura 9C. Inicio de la aplicación

C.4 OPERACIÓN DE ADQUISICIÓN DE SONIDOS PULMONARES V1.0

En la ventana principal se encuentran todas las funciones de la aplicación, las cuales se describirán a continuación.



Figura 10C. Ventana Principal

C.4.1 Entrada de datos (Figura 11C)

Se tiene siete campos de Entrada de datos

1. Fecha y hora: para visualización.
2. Código Paciente (generado automáticamente por el programa): Este código es también el nombre del archivo en el que se almacenan los datos (extensión *.lvm*); consta de las siglas PA-, seguidos del día, el mes (01 a 12), el año (2010, por ejemplo) y dos dígitos secuenciales (00 al 99), ejemplo: PA-1503201012 indica que el dato fue tomado el 15 de marzo (03) de 2010, siendo el paciente número 12 en ser auscultado en ese día.
3. C.C.: Entrada del número de documento de identidad o historia clínica, generalmente Cédula de Ciudadanía.
4. Sexo: se pide escoger una de dos opciones: M para masculino y F para femenino. Es un número entero de 64 bits sin signo.
5. Edad: en años. Es un número entero.
6. Peso: se ingresa la masa del paciente, en kilogramos.
7. Estatura: se ingresa en metros, usando la coma (,) como punto decimal, puesto que LabVIEW no admite el punto (.) como tal.
8. Índice de Masa Corporal (IMC): expresado en kilogramos / metros², generado automáticamente por el programa, a partir de los datos de peso y estatura.
9. Botón *Aceptar Datos*: Tan pronto como se ingresan los datos del paciente, se pulsa este botón, para preparar el programa para la toma de datos.
10. Botón *Cambio de paciente*: Pulsando este botón, se avanza en 1 la secuencia de Código Paciente. Por ejemplo, si el código del paciente era PA-1503201012 y se pulsa el botón, el código pasa a ser PA-1503201013.
11. Botón *Reinicio de paciente*: Sirve para dejar en ceros los datos de C.C., Edad, Peso y Talla, en caso de ser necesario.
12. Botón *Reiniciar Conteo*: Cuando se pulsa, la secuencia de pacientes del día pasa a ser nuevamente cero. Por ejemplo, si el código del paciente era PA-1503201013 y se pulsa el botón, el código pasa a ser PA-1503201000.

13. Diagnóstico: Es un cuadro de texto, donde se pueden ingresar datos adicionales (por ejemplo, el diagnóstico dado por el médico).
14. Punto de auscultación (ver figura 12C): Se debe indicar en qué punto se va a realizar la auscultación, se tienen 20 lugares posibles.

Figura 11C. Sección de entrada de datos

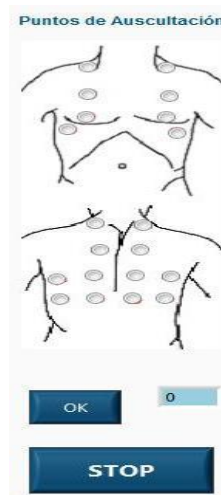


Figura 12C. Puntos de Auscultación

Cuando se ejecuta el programa, produce el primer código por defecto (PA-DDMMAAAA00); si se desea cambiar el código, basta con oprimir Cambio de paciente (10). Se digita la identificación (2), se selecciona el género del paciente

(4), se digita la edad (5), el peso (6) y la talla (7) y, de ser necesario, se adicionan comentarios en el recuadro Diagnóstico (13). A continuación, se pulsa Aceptar Datos (9), para programar el tipo y el tiempo de captura del dispositivo electrónico que está siendo controlado.

C.4.2 Adquisición de datos (Figura 13C)

1. Visualización de onda de sonido adquirida: cuando el sonido respiratorio es adquirido, se puede visualizar la forma de onda que es adquirida por el dispositivo electrónico, por cada segundo transcurrido.
2. Módulo de activación y desactivación del dispositivo electrónico: permite seleccionar el modo de adquisición del sonido (Tiempo control y Continuo, en la pestaña superior), iniciar y terminar la adquisición de los datos (con los botones ON y OFF respectivamente).
3. Control de tiempo de adquisición: En la modalidad de Tiempo control, permite establecer el tiempo de adquisición del sonido.
4. Indicador de adquisición en proceso (Grabando): cuando se están adquiriendo los datos, el indicador se enciende; de lo contrario, permanece apagado.

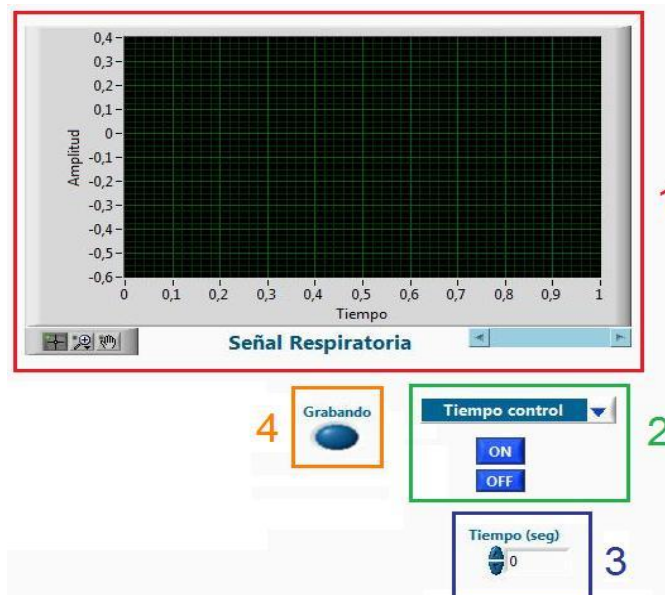


Figura 13C. Sección de adquisición de datos

Tan pronto se aceptan los datos, se escoge la modalidad de adquisición de datos: Tiempo control o Continuo en la pestaña de selección (2, superior); si se selecciona Tiempo control, se debe configurar el tiempo de adquisición (3). Seleccionado el modo, se pulsa el botón ON para iniciar la adquisición de datos (2, medio); mientras se adquieren los datos, el indicador *Grabando* permanecerá encendido (4). Si se selecciona el modo de adquisición *Continuo* y se desea detener la adquisición de datos, se deberá pulsar el botón OFF (2, inferior); de lo contrario, el sistema se detendrá automáticamente. La forma de onda se actualiza por cada segundo que permanezca activada, durante la adquisición de los datos (1).