



Máster Universitario en Redes de Telecomunicación para Países en Desarrollo

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE
INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN

PROYECTO FIN DE MÁSTER

*SEGMENTACIÓN DE SONIDOS CARDÍACOS
MEDIANTE PROCESADO DIGITAL DE SEÑAL*

Autor: Salatiel Ezennaya Gómez
Tutor: José Luís Rojo Álvarez

Curso académico: 2010/2011

ACTA DE EVALUACIÓN

Alumno:

Titulación:

Título del proyecto:

¿Es el proyecto resultado de Prácticas en empresas? SI / NO

Tutor:

TRIBUNAL

Presidente:

Vocal:

Secretario:

CALIFICACIÓN DETALLADA DEL PROYECTO

	Presidente	Vocal	Secretario
Presentación escrita (MB-B-R-M-MM)			
Presentación oral (MB-B-R-M-MM)			
Complejidad técnica (MB-B-R-M-MM)			
Metodología (MB-B-R-M-MM)			
Resultados obtenidos (MB-B-R-M-MM)			
Esfuerzo realizado (MB-B-R-M-MM)			

CALIFICACIÓN FINAL DEL PROYECTO:

	SB/ NOT/ AP/ SS/ NP
(nota numérica)	Enmarcar la calificación alcanzada

PROYECTO PROPUESTO PARA MATRÍCULA DE HONOR: SÍ/NO
(sólo si la nota numérica final es igual a 10)

Fuenlabrada,

de

de 20

El Presidente

El Vocal

El Secretario

Para mis abuelos. Os quiero.

Agradecimientos

Quiero agradecer ante todo a la persona que ha estado a mi lado todo este tiempo, dándome ánimos cuando realmente me veía incapaz de seguir adelante. Gracias Jose Ramón, gracias por el empujón.

Agradecer a mis padres y mis hermanos por su comprensión y su apoyo durante todo este tiempo. Gracias por todo, si no fuera por vosotros no estaría haciendo todo esto.

Por último, agradecer a mi tutor José Luis por su dedicación y trabajo en este proyecto. Tu paciencia es infinita y admirable.

Y gracias a mis amigos que he hecho durante mi camino en estos lares, por todos los buenos ratos que hemos pasado juntos. Seguiremos avanzando sin dejar de mirar atrás de vez en cuando.

Resumen

Una de las técnicas más utilizadas en medicina para la detección o sospecha de una enfermedad cardíaca es la auscultación. Es importante mejorar ésta técnica para dar un apoyo tecnológico y de procesado en la interpretación al especialista.

Durante las últimas décadas se han realizado numerosos estudios para la mejora de la detección de sonidos cardíacos procedentes de fonocardiógrafos y estetoscopios digitales. Se plantean diferentes métodos de procesado para la mejora de la segmentación. En el ámbito de la investigación método más estudiado es la Transformada Wavelet.

En el presente Proyecto Fin de Máster se centra en la implementación de un algoritmo para la segmentación de sonidos cardíacos. Para ello, se utiliza la Transformada Wavelet para la descomposición y estudio frecuencial y temporal de la señal. Se realiza el seguimiento de los pasos indicados en los artículos [1, 8]. Inicialmente, la implementación del algoritmo se aplica en una señal cardíaca normal y posteriormente, a una señal con estenosis mitral.

La segmentación de los sonidos principales S1 y S2 se obtiene con éxito a partir de la detección de los periodos de diástole y sístole del ciclo del corazón. Por las características del algoritmo, existe una dependencia con el umbral empleado que condiciona la posterior segmentación. Se concluye el procesado de la señal utilizando wavelets no afecta a las características frecuenciales y temporales de la señal y que la segmentación se lleva a cabo correctamente dependiendo del umbral utilizado en el algoritmo.

Índice General

1. Introducción	1
2. Fundamentos de estetoscopia	3
2.1. Fisiología del corazón	3
2.1.1. El ciclo cardíaco	4
2.1.2. Sonidos cardíacos	5
Sonidos cardíacos normales S1 y S2	6
Sonidos cardíacos S3 y S4	6
Otros sonidos	7
2.2. Patologías cardíacas y tipos de soplos	8
2.2.1. Valvulopatías cardíacas: estenosis e insuficiencias	8
Valvulopatías mitral y aórtica	9
Valvulopatías tricuspídeas y pulmonares.	9
2.2.2. Tipos de soplos y sus características	10
Soplos sistólicos y soplos mesosistólicos de eyección	10
Soplos sistólicos, soplos pansistólicos de regurgitación	11
Soplos diastólicos, soplos por reflujo	11
Soplos diastólicos por estenosis	11
3. Señales en Dominios Transformados	13
3.1. STFT y características principales	14
3.2. WT y características principales	15
3.2.1. Transformada Wavelet Continua	16
3.2.2. Transformada Wavelet Discreta	17
3.2.3. Familias de Wavelets madres	19
3.3. Clasificación automática	20
4. Materiales, métodos y resultados	23
4.1. Preprocesado de la señal	24
4.2. Descomposición de la señal	29
4.3. Tratamiento de la aproximación y los detalles seleccionados	30
4.4. Detección de los sonidos S1 y S2	35
4.5. Segmentación para un sonido cardíaco con patología	39

5. Conclusiones y líneas futuras	49
5.1. Conclusiones	49
5.2. Líneas futuras	50

Capítulo 1

Introducción

La auscultación es una técnica utilizada habitualmente en medicina, en la cual se usa un estetoscopio para escuchar los sonidos del corazón. Otro dispositivo utilizado es el fonocardiógrafo, que adquiere la señal de las vibraciones mecánicas del corazón y que son transmitidas por los tejidos vecinos hacia la pared del tórax. A menudo los defectos estructurales del corazón son reflejados en los sonidos que produce. El médico utiliza el estetoscopio para obtener un diagnóstico más adecuado, centrándose especialmente en la escucha de sonidos anormales que pueden sugerir la presencia de una patología cardíaca. Existen dos tipos de sonidos fundamentales, denominados S1 y S2, que son los producidos por un corazón sano. En caso de que se registren o detecten otros tipos de ruidos, éstos son indicadores de la posible existencia de una patología cardíaca.

La atención primaria o ambulatoria es el primer paso para la detección o la sospecha de una posible enfermedad cardíaca en el paciente. Si nos situamos en aquellos lugares donde la atención primaria está falta de los equipos médicos esenciales, es importante mejorar las técnicas de auscultación que permitan detectar problemas cardíacos de forma automática, o bien dando apoyo tecnológico y de procesado en la interpretación al especialista encargado de dicha etapa.

Por ello en las últimas dos décadas, la investigación en este ámbito se ha centrado en la identificación de los sonidos cardíacos y su posterior clasificación automática para la ayuda al profesional médico en el correcto diagnóstico de la persona. Los métodos más utilizados en la literatura para el análisis son los basados en tiempo-frecuencia, ya que de esta manera podemos obtener las características de la señal en frecuencia y saber cuándo se producen éstas [9, 15]. Un buen número de artículos en la literatura del tema utilizan la *Short Time Fourier Transform* (STFT) pero esta técnica tiene limitaciones en la detección debida a la resolución frecuencial o temporal, y por ese motivo, en la mayoría de artículos recientes enfocados a la segmentación y extracción

de características se utiliza otro método, la *Transformada Wavelet (WT, del inglés Wavelet Transform)* [1, 9, 13]. La ventaja de este método es su buena resolución tanto frecuencial como temporal, así como la fidelidad a la señal original en la etapa de extracción de características y en la de reconstrucción. Por este motivo, la utilización de la WT está en auge, a pesar de ser una técnica más compleja, matemáticamente hablando, que la STFT [9].

El objetivo del presente trabajo es, por tanto, *abordar la implementación de un prototipo y sus posibles mejoras para la segmentación de sonidos cardíacos en la auscultación, utilizando sonidos cardíacos procedentes del estetoscopio*. Para ello se utilizan técnicas de procesado de señal, en las cuales el primer paso para la detección de sonidos cardíacos es la segmentación y extracción de características de la señal, para lo cual nos centraremos en la utilización de las técnicas de WT. El trabajo presentado aquí se basa en el método de segmentación propuesto previamente en dos artículos [1, 8] publicados en el IEEE. Se abordará la implementación del código del método de segmentación, comprobando el funcionamiento de éste en cada una de sus etapas, y verificando la idoneidad y adecuación de los mismos en una serie de diferentes sonidos cardíacos que permitan verificar que la implementación está adecuadamente ajustada para la segmentación de registros reales.

La estructura del presente trabajo se centrará en los tipos de sonidos cardíacos que produce el corazón y sus patologías asociadas, así como en la definición de los diferentes métodos de procesado utilizados en la literatura investigadora, y se comentarán en detalle las razones para escoger un método u otro para la representación de las señales a analizar en el dominio transformado. La segunda parte del trabajo presentará la implementación del código del algoritmo para la segmentación. Por último, se presentan los resultados obtenidos y las conclusiones con las líneas futuras en este campo del procesado de señal en bioingeniería.

Capítulo 2

Fundamentos de estetoscopia

En este segundo capítulo se proporciona en primer lugar un resumen sobre fisiología y funcionamiento hemodinámico del corazón. Seguidamente, se explica el origen de los sonidos cardíacos y los diferentes tipos. Por último, se hace un resumen explicativo sobre algunas de las diferentes patologías cardíacas y tipos de soplos consecuentes, diferenciando el origen de cada patología en función de los mismos. El lector puede consultar [2, 3, 9, 16] para obtener información más detallada.

2.1. Fisiología del corazón

El corazón es uno de los órganos más importantes del cuerpo humano, y el principal en el sistema circulatorio. Su función es bombear tanto la sangre desoxigenada a los pulmones, como la sangre oxigenada por los pulmones al resto de los órganos del cuerpo.

Anatómicamente, el corazón está dividido en dos partes, izquierda y derecha, separadas por el *septum*, la pared muscular del corazón. Cada parte está dividida a su vez en aurícula, en la parte superior, y ventrículo, en la parte inferior. Entre las aurículas y los ventrículos se hallan las válvulas. En la figura 2.1 vemos con detalle las diferentes partes del corazón [16].

Existen cuatro tipos de válvulas que conectan las arterias y las venas con las diferentes partes del corazón y permiten el paso de la sangre en un sentido solamente. La válvula *tricúspide* separa la aurícula derecha del ventrículo derecho, y la válvula *mitral* separa la aurícula izquierda del ventrículo izquierdo. Estas válvulas, también llamadas *válvulas auriculoventriculares*, median el flujo de sangre de las aurículas a los ventrículos. Las válvulas *aórtica* y *pulmonar*, también llamadas *válvulas semilunares*, previenen el reflujo de la sangre de la arteria aorta o pulmonar a los ventrículos [3, 16].

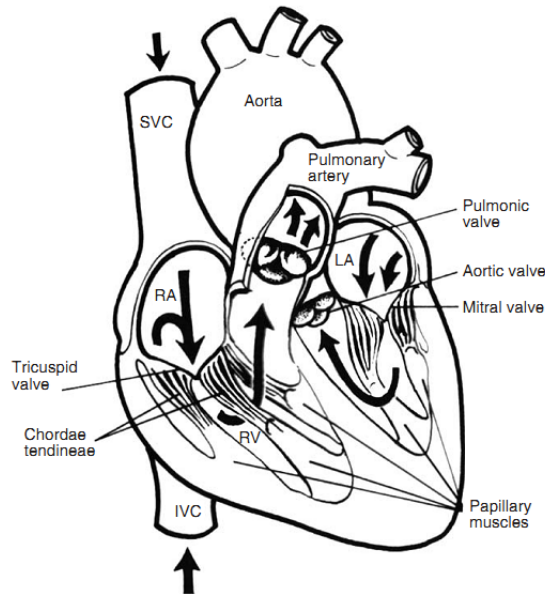


Figura 2.1: El corazón, su estructura interna y el ciclo cardíaco [3].

2.1.1. El ciclo cardíaco

El ciclo cardíaco comprende el período entre el final de una contracción hasta el final de la siguiente contracción, produciendo cambios de presión para que la sangre circule. El proceso consiste en la sincronización de la contracción de las aurículas y los ventrículos. Primero las aurículas se contraen bombeando parte de la sangre a los ventrículos, etapa que se denomina *sístole auricular*. Cuando la aurícula empieza a relajarse, *diástole auricular*, el ventrículo se contrae bombeando a la sangre por las arterias aorta o pulmonar, *sístole ventricular*. Posteriormente, los ventrículos se relajan, *diástole ventricular*. Durante esta fase, las aurículas y los ventrículos se relajan hasta que la sístole auricular ocurre de nuevo.

La circulación sanguínea realiza dos circuitos, la *circulación mayor y circulación menor*. En la *circulación mayor o sistémica*, la sangre oxigenada del ventrículo izquierdo se extiende por la arteria aorta hacia el sistema capilar, donde se forman las venas que contienen sangre pobre en oxígeno. Estas venas desembocan en las *venas cavas superior e inferior*, que drenan la sangre a la aurícula derecha del corazón.

En la *circulación menor o pulmonar*, la sangre pobre en oxígeno parte desde el ventrículo derecho por la arteria pulmonar, que se bifurca en cada uno de los pulmones. La sangre se oxigena y se reconduce por las venas pulmonares, que desembocan en la aurícula izquierda del corazón [3, 16].

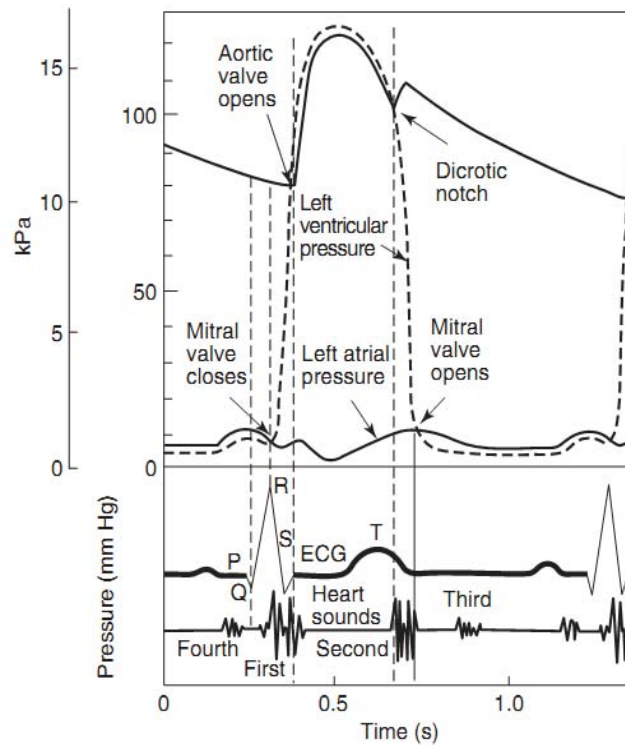


Figura 2.2: Relación de los sonidos cardíacos en función de las variaciones de presión de la sangre [3].

2.1.2. Sonidos cardíacos

Durante las fases de la sístole y la diástole, se producen sonidos audibles provocados por la apertura y el cierre de las válvulas cardíacas, el flujo de la sangre a través del corazón y la vibración de músculos del corazón.

Normalmente se generan cuatro sonidos en el ciclo cardíaco, S_1 , S_2 , S_3 y S_4 . El primer y segundo sonido (S_1 y S_2 , respectivamente), son fácilmente audibles en un corazón sano a través del estetoscopio situado en la zona próxima del pecho. El tercer sonido, S_3 , normalmente se detecta en niños y adolescentes, pero no en adultos. El cuarto sonido, S_4 , es un sonido que rara vez es detectable en individuos sanos con un estetoscopio convencional, pero sí es detectable con sensores con alta sensibilidad, como estetoscopios digitales o sistemas fonocardiográfico. Cuando se detectan sonidos que no son los cuatro anteriores, éstos se denominan *murmillos cardíacos*, y pueden ser el resultado de alguna patología del corazón o estar producidos por prótesis implantadas. En la figura 2.2 se pueden observar la situación de los diferentes sonidos en el tiempo durante el ciclo cardíaco.

Ruido	Duración (ms)	Rango frecuencial (Hz)
S1	100 - 200	10 - 150
S2	80 - 140	50 - 70
S3	40 - 50	20 - 50
S4	40 - 50	<25

Tabla 2.1: Características de los sonidos cardíacos [4].

Sonidos cardíacos normales S1 y S2

El sonido S1 ocurre en el principio de la sístole ventricular y es el sonido que producen las válvulas mitral y tricúspide al cerrarse. Está caracterizado por una elevada amplitud y una larga duración en comparación con los otros sonidos. S1 tiene una duración aproximada entre 100ms y 200ms. Las componentes frecuenciales están comprendidas entre 20-150Hz, cuyas frecuencias con mayor potencia se sitúan entre 30 y 45Hz. Tiene dos componentes principales de alta frecuencia dentro del rango de frecuencias especificado anteriormente [3]. El retardo entre estas componentes es conocido en la comunidad médica como *split*, y es de importancia para el diagnóstico. Normalmente una anomalía en la duración del split se asocia un problema cardíaco.

El segundo sonido, S2, se produce dentro una pequeña duración del inicio de la sístole ventricular. S2 coincide con la onda T de la señal del electrocardiograma, como se observa en la figura 2.2. El sonido se produce por el cierre de las válvulas semilunares. Normalmente, dicho sonido, es mayor que el sonido S1 en tono, y las componentes frecuenciales se concentran entre el rango de 50 a 70Hz [2]. La tabla 2.1 presenta un resumen con las características temporales y frecuenciales de los diferentes sonidos [4]. El sonido tiene dos componentes de alta frecuencia, con una diferencia entre ellas de menos de 30ms, una perteneciente al cierre de la válvula aórtica y la otra componente perteneciente al cierre de la válvula pulmonar. Las componentes de S2 son de mayor frecuencia comparadas con las componentes de S1, pero de menor duración [3].

Sonidos cardíacos S3 y S4

En algunos casos se escucha un tercer ruido cardíaco S3 que corresponde a la fase de llenado ventricular. Es un ruido de baja frecuencia y se puede presentar entre 0,12 a 0,16 segundos después de S2. El cuarto sonido S4 es producido en la final de la diástole, y se genera por la contracción de aurículas desplazando al flujo dentro de los ventrículos [3, 4]. En la figura 2.2 se observa la situación de los sonidos S3 y S4 junto con los sonidos S1 y S2.

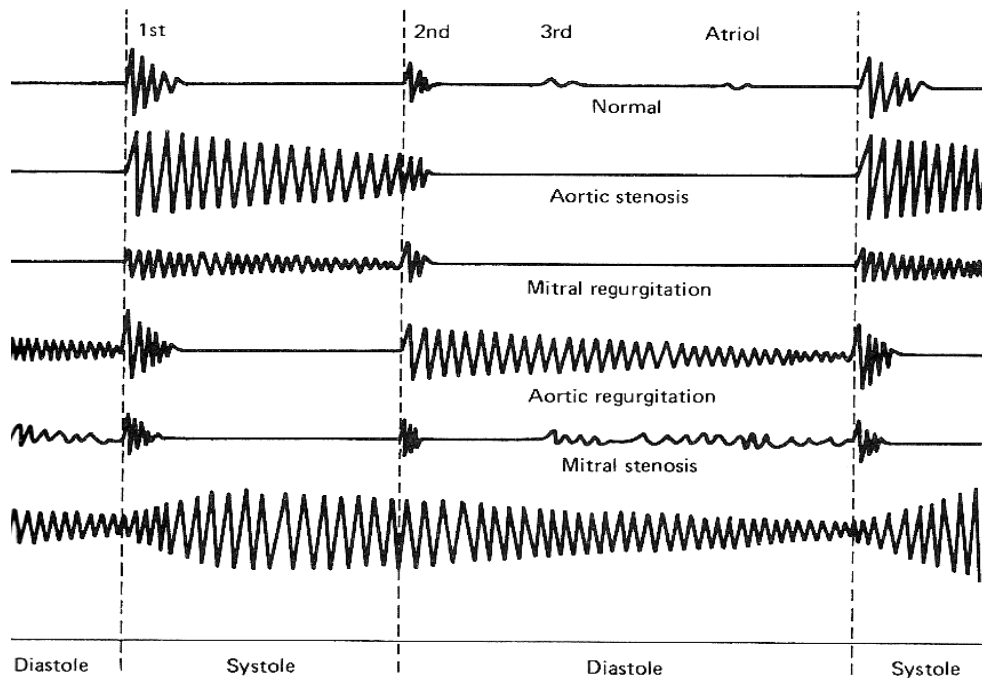


Figura 2.3: La figura muestra de manera gráfica la aparición de diferentes patologías durante la diástole y la sístole [2]

Otros sonidos

Además de los sonidos mencionados, se pueden presentar otro tipo de ruidos que están relacionados con alguna enfermedad. Podemos encontrarnos con el *chasquido de apertura*, un ruido que se escucha en la *estenosis mitral*, en el momento que se abre la válvula al comienzo del diástole. Existen otros ruidos, pero en la práctica es difícil escucharlos, como por ejemplo el *clic de apertura aórtico*, que corresponde al momento en el cual se abren los velos de una válvula aórtica. También es mencionable el *clic mesosistólico*, en algún momento de la sístole los velos de la válvula se vuelven insuficientes y se produce un sonido audible, al que sigue un soplo de regurgitación. Y por último, en las pericarditis, debido al roce de las hojas inflamadas del pericardio, es posible escuchar un ruido que se conoce como *frote pericárdico*. Puede escucharse en la sístole, o en la diástole, o en ambas fases. La figura 2.3 presenta un esquema sencillo de posibles sonidos anormales que se pueden producir durante la sístole y la diástole [2].

En el siguiente apartado se introducen las patologías más comunes en cuanto a la aparición de soplos o ruidos cardíacos indicadores de un mal funcionamiento en el corazón [4].

2.2. Patologías cardíacas y tipos de soplos

Los sonidos normales se producen en pares (S1 - S2). A menudo se describen como un constante "*lub-dub, lub-dub*". Pero si hay un problema, aparte de este *lub-dub* normal, al escuchar el corazón con un estetoscopio, el médico puede determinar si el sonido anormal indica turbulencia. Este tipo de sonido es conocido como *soplo* o *murmullo cardíaco* [7].

Aunque algunos soplos cardíacos son funcionales y no son sinónimo de patología, otros son síntomas de un problema cardíaco más grave. En estos casos, el sonido podría indicar que la sangre fluye por una válvula cardíaca que está dañada o que realiza un esfuerzo excesivo, que puede haber un orificio en una de las paredes del corazón o que existe un estrechamiento en uno de los vasos sanguíneos del corazón.

A continuación se presentan algunas de las patologías cardíacas que pueden causar murmullos cardíacos o soplos, y los tipos de soplos más comunes que podemos encontrar en algunas de dichas patologías. En caso de que el lector quiera profundizar en los conceptos de patologías cardíacas, se recomienda la lectura de la referencia bibliográfica [16] sobre medicina interna.

2.2.1. Valvulopatías cardíacas: estenosis e insuficiencias

En el apartado de fisiología del corazón se ha explicado la función de las válvulas, y que la principal fuente de soplos detectables en auscultación son producidos por las deficiencias de las válvulas. Recordamos que la función de las válvulas consiste en permitir el paso de la sangre a otra cavidad cardíaca en el momento adecuado del ciclo cardíaco, con un rendimiento óptimo y evitando el reflujo. Estas circunstancias pueden verse alteradas como consecuencia de una enfermedad [16].

La alteración de las funciones de las válvulas se denominan *valvulopatías*. Se producen dos anomalías fundamentales: (1) la *estenosis valvular*, que es la dificultad para que la válvula pueda abrirse; y (2) la *insuficiencia valvular*, que supone la imposibilidad de que la válvula pueda cerrarse por completo, lo que determina un reflujo anormal de la sangre.

Las consecuencias fisiopatológicas son diferentes según cuál sea la válvula lesionada. En ambos casos, pueden ocasionar:

- Aparición de soplos y ruidos anormales en la auscultación de los sonidos (S1, S2).
- Alteraciones hemodinámicas con repercusión sobre la circulación sistémica, pulmonar y coronaria.

- Dilatación y/o hipertrofia de las cavidades cardíacas correspondientes, dependiendo del tipo de válvula afectada.

Valvulopatías mitral y aórtica

Cuando tenemos un fallo de funcionamiento de las válvulas mitral y/o aórtica, se diagnostica una *valvulopatía mitral* y/o *valvulopatía aórtica*. En cualquiera de los casos, tendremos una estenosis o una insuficiencia.

La *estenosis mitral* es la valvulopatía mitral más frecuente. Se define como la estrechez o disminución del área del orificio valvular mitral. Cuando el área valvular mitral disminuye su tamaño se produce una dificultad para el llenado del ventrículo izquierdo durante la diástole. La *insuficiencia mitral* se define como aquella situación en la cual la válvula mitral no es capaz de permanecer cerrada permanentemente durante la sístole ventricular, permitiendo por tanto el reflujo anormal de sangre desde el ventrículo izquierdo a la aurícula izquierda durante la sístole ventricular.

En cuanto a valvulopatías aórticas, se tienen la *estenosis aórtica* y la *insuficiencia aórtica*. La estenosis aórtica se define como la obstrucción al tracto de salida del ventrículo izquierdo, casi siempre, como consecuencia de una estenosis del aparato valvular. Supone una dificultad para el vaciamiento del ventrículo izquierdo. La insuficiencia aórtica consiste en la incapacidad de la válvula aórtica para cerrarse herméticamente determinando un reflujo diastólico desde la aorta al ventrículo izquierdo.

Valvulopatías tricuspídeas y pulmonares.

La fisiopatología de estas válvulas es similar a las válvulas aorta y mitral, aunque la repercusión hemodinámica se produce en la parte derecha del corazón. La *estenosis tricuspídea* sucede cuando la válvula no se abre completamente, haciendo que la aurícula derecha tenga que ejercer una presión mayor de lo normal para vencer la resistencia de una apertura más estrecha. En el caso de *insuficiencia tricuspídea*, se trata de un trastorno que consiste en el reflujo de sangre a través de la válvula tricúspide. La causa más común de regurgitación tricuspídea no es el daño a la válvula en sí, sino el agrandamiento del ventrículo derecho, que puede ser una complicación de cualquier trastorno que cause la incapacidad de poder bombear correctamente la sangre.

La *estenosis pulmonar* es un defecto cardíaco congénito. En los casos en los que la estenosis es severa, causa cianosis periférica (es la coloración azulada de la piel) al estar disminuido el gasto cardíaco. Si existe un agujero oval permeable o un defecto del tabique auricular, que permita un cortocircuito de derecha a izquierda, no se desarrollará *policitemia* (hay demasiados

glóbulos rojos en la circulación sanguínea). En *insuficiencia pulmonar* existe un flujo patológico de sangre desde la arteria pulmonar al ventrículo derecho en diástole por fallo de la válvula pulmonar. No suele ocasionar síntomas en el paciente.

2.2.2. Tipos de soplos y sus características

El soplo o murmullo corresponde a un ruido que se escucha por flujos turbulentos de la sangre. Habitualmente ocurren porque una válvula se ha estrechado (estenosis valvular), ofreciendo resistencia al paso de la sangre, o porque permite que refluya la sangre al no cerrar bien sus velos (insuficiencia valvular). Estos soplos pueden encontrarse en la sístole o en la diástole, y la forma que adquieren va a depender del mecanismo por el cual ocurren. Algunas nomenclaturas que se usan para expresar algunos soplos son las siguientes:

- soplo mesosistólico / mesodiastólico: si es más intenso en la mitad del sístole o la diástole;
- soplo protosistólico / protodiastólico: si es más intenso al comienzo del sístole o la diástole;
- soplo telesistólico / telediastólico: si es más intenso al final del sístole o la diástole;
- soplos holosistólico / pansistólico: si es parejo durante todo el sístole;
- soplos eyectivos: si tienen una forma de rombo (aumentan hasta un máximo y luego disminuyen).

Soplos sistólicos y soplos mesosistólicos de eyección

Habitualmente se relacionan a una *estenosis aórtica* o *pulmonar*. Terminan invariablemente antes del segundo tono, pueden ser debidos a estenosis valvular, aumento de volumen de expulsión, irregularidad valvular, dilatación del vaso más allá del anillo valvular o combinación de estos factores. Son de tono mediano y su cualidad es creciente decreciente. Algunas de sus características son:

- En las formas leves, clic sistólico de eyección que inicia el soplo y se irradia al área mitral.
- Componente aórtico del segundo tono retrasado y segundo tono único o con desdoblamiento invertido. El primer ruido o sonido S1, en general no se modifica, si bien su intensidad puede disminuir. Se puede

auscultar un cuarto ruido, S4, por disminución de la distensibilidad del ventrículo izquierdo.

- Es la lesión valvular más frecuente, produce obstrucción de la eyección ventricular izquierda.
- El componente pulmonar del segundo tono es inaudible

Soplos sistólicos, soplos pansistólicos de regurgitación

Se relacionan con una *insuficiencia mitral* o un combinado con una *estenosis mitral*. Se producen por corriente centrífuga hacia atrás por válvulas auriculoventriculares insuficientes o defecto del tabique ventricular. En la auscultación de los soplos pansistólicos se dificulta la identificación del segundo tono, lo cual puede permitir diferenciar los soplos mitrales de los aórticos. Las características más frecuentes son:

- Dilatación del ventrículo izquierdo.
- Ausencia de soplo presistólico, primer sonido normal o disminuido y chasquido de apertura. Segundo sonido desdoblado ampliamente.
- Tercer sonido S3, fuerte en la mayoría de los casos.
- En caso de combinación insuficiencia-estenosis: S1 débil, S3 fuerte.

Soplos diastólicos, soplos por reflujo

Son debido a una insuficiencia de la válvula aórtica o pulmonar, son de baja intensidad y, por lo tanto, es fácil que al examinador se les escapen. Muchas veces se habla de soplos *aspirativos*, ya que en algo se parece al ruido que se produce cuando uno aspira aire por la boca. Estos soplos comienzan intensos en relación al mayor gradiente de presión que existe al comenzar la diástole entre la arteria y la cavidad ventricular, y van disminuyendo su intensidad hasta desaparecer una vez que las presiones se igualan.

Soplos diastólicos por estenosis

Debido a la estenosis mitral, especialmente. Es frecuente que después del segundo sonido S2, al abrirse la válvula, se escuche un ruido, que se llama *chasquido de apertura*. Inmediatamente a continuación, y debido al gradiente de presiones entre la aurícula y el ventrículo, se escucha un soplo decreciente. Un poco antes de terminar la diástole, en pacientes que están en ritmo sinusal (ritmo cardíaco normal), ocurre la contracción de la aurícula que impulsa una

cantidad adicional del sangre al ventrículo y es capaz de producir un nuevo soplo, pero que esta vez va en aumento hasta terminar con el primer ruido.

Capítulo 3

Señales en Dominios Transformados

En este tercer capítulo se introducen los métodos de procesamiento más utilizados en la segmentación de señales. Se comentan las características y principales diferencias entre cada método y el criterio de selección para la posterior implementación.

Los recientes avances en los sistemas de estetoscopia digital, en procesamiento de señal y en métodos de reconocimiento de patrones han inspirado el diseño de los sistemas de estetoscopios electrónicos. En las últimas décadas, las actividades de investigación en este ámbito se han centrado en el reconocimiento automático de sonidos cardíacos para el diagnóstico. Además, muchas investigaciones se centran en la segmentación de los sonidos cardíacos, la discriminación del primer sonido respecto al segundo, el análisis de los murmullos cardíacos y en la extracción de características y su posterior clasificación de los sonidos y murmullos cardíacos en base a las mismas.

En la literatura, los métodos de representación tiempo-frecuencia se han aplicado para la caracterización de los sonidos cardíacos. En algunas publicaciones de finales de los noventa [13, 17], se discute la caracterización de los murmullos cardíacos usando métodos de tiempo-frecuencia a lo largo de los ciclos cardíacos, y se demostró que esas características obtenidas eran adecuadas para la clasificación [6].

Existen dos métodos de representación tiempo-frecuencia muy utilizados, la Transformada corta en tiempo de Fourier, del término en inglés *Short Time Fourier Transform-(STFT)* y el método de la transformada wavelet o transformada tiempo-escala, del término en inglés *Wavelet Transform-(WT)*, si bien en los últimos años prevalece este segundo método en las diferentes investigaciones.

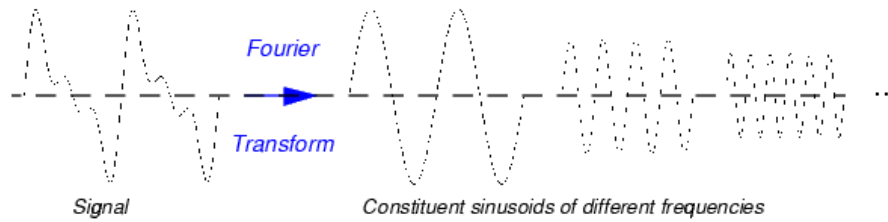


Figura 3.1: Proceso de la Transformada de Fourier [10].

3.1. STFT y características principales

Una de las principales características de las señales biológicas es la no estacionaridad, es decir, la señal tiene un contenido espectral que cambia a lo largo del tiempo. Por este motivo es necesario realizar un análisis tiempo-frecuencia. El método más utilizado en procesado de señal es la Transformada de Fourier (TF) de Jean-Baptiste-Joseph Fourier (1807). Este método está basado en la descomposición de una señal a partir de cosenos y senos. En la figura 3.1 se presenta una imagen esquematizada del resultado de transformar una señal con TF. Al transformar la señal original al dominio de la frecuencia, obtenemos señales senoidales, cada una con una frecuencia tonal diferente [9, 10]. Por lo tanto, la TF nos da información en frecuencia de la señal, pero perdemos la información temporal cuando trabajamos en entornos cambiantes.

Ahora bien, si las propiedades de la señal no cambian excesivamente con el tiempo, es decir, podemos considerar la señal *estacionaria* dentro de un intervalo de tiempo, podemos seguir usando la TF. Por esta razón, en 1946, Dennis Gabor introdujo el concepto del dominio de tiempo-frecuencia [9].

La STFT, definida por Gabor, analiza una pequeña sección de la señal durante un intervalo de tiempo (ventana), lo que se denomina *segmentar la señal*, o en inglés *signal windowing*, asumiendo que la señal es estacionaria en ese intervalo. La ventaja de la STFT es tener una representación en frecuencia y en tiempo simultáneamente. La desventaja es que el tamaño de ventana no cambia durante el análisis, por lo tanto, existe pérdida de resolución de tiempo o frecuencia, dependiendo de la estrechez o de la anchura de la ventana, como se muestra en la figura 3.2. Con ventanas anchas, tenemos buena resolución en frecuencias, pero limitada en tiempo, y viceversa, con ventanas estrechas, tenemos mejor resolución en tiempo y peor en frecuencia. Esto nos da un grado de libertad adicional, que es el elegir la forma de la ventana, si bien el inconveniente es que no es fácil asegurar que los segmentos sean localmente estacionarios [9, 10].

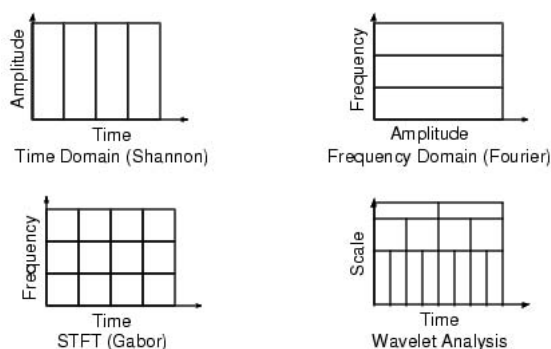


Figura 3.2: Enventanado de las distintas transformadas [10].

3.2. WT y características principales

A lo largo de los últimos años, las óndulas, del término en inglés *wavelets*, han adquirido una gran popularidad en el ámbito del procesamiento digital de señales. *Su mayor ventaja es la capacidad para realizar un análisis local de una señal con mayor duración que la propia wavelet*. Datán de 1873, fecha en la que aparecen definidas por Kart Weierstrass [9], como una familia de funciones que se construyen a partir de la superposición de copias escaladas y desplazadas de una función base dada.

La WT fue diseñada para estudiar señales no estacionarias. Es una herramienta alternativa a la STFT para solucionar el problema de la resolución. Es capaz de revelar aspectos de los datos como tendencias, puntos de quiebre, discontinuidades y auto-similaridad. Además, la WT puede comprimir o eliminar ruido sin degradación apreciable [10]. La figura 3.2 muestra cómo es la ventana de tiempo para cada transformada, de forma comparativa. Con la TF tenemos ventanas fijas a escoger dependiendo de la resolución a la que queremos dar mayor importancia esto es, temporal o frecuencial. En cambio, en las ventanas de la WT, tenemos ventanas adaptadas al tiempo y la frecuencia para no perder resolución ningún caso.

Una función wavelet es una onda de duración limitada. El análisis con wavelets consiste en descomponer una señal en versiones escaladas y móviles de la función wavelet original, llamada *wavelet madre*. Este análisis no utiliza una región de tiempo-frecuencia, sino una de tiempo-escala. La expresión matemática de un conjunto de wavelets generadas a partir de una wavelet madre se formula en la ecuación siguiente [11]:

$$\psi = \frac{1}{\sqrt{a}} \cdot g\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (3.1)$$

donde $g(t)$ es la wavelet madre, el parámetro b es el responsable de las distin-

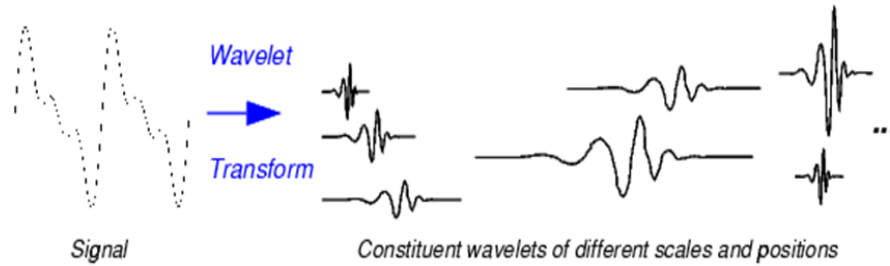


Figura 3.3: Proceso de la Transformada Wavelet [10].

tas traslaciones (desplazamientos de la wavelet madre en el eje del tiempo) y el parámetro a es el factor de escalado (dilatación o compactación de la señal original). El factor $\frac{1}{\sqrt{a}}$ hace que la energía de todas las funciones wavelets creadas a partir de la madre permanezca constante. La figura 3.3 muestra el proceso de descomposición de la WT de forma gráfica. Existen dos tipos de WT, continua y discreta [10, 11].

3.2.1. Transformada Wavelet Continua

El resultado matemático de la TF son unos coeficientes que multiplicados por una senoide de frecuencia ω generan las componentes frecuenciales de la señal original. Muy parecida es la transformada wavelet continua, CWT del inglés *Continuous Wavelet Transform*, la cual se define como la suma de las versiones escaladas de la función madre ψ :

$$C(a, b) = \int f(t)\psi(a, b, t)dt \quad (3.2)$$

El resultado de esta descomposición son los coeficientes wavelet C , que están en función de la posición y la escala. Multiplicando cada coeficiente por la escala apropiada y el cambio de posición se produce la componente wavelet de la señal original.

A continuación se resumen los cinco pasos para el cálculo de la CWT:

1. Se elige una función wavelet y se compara con un segmento del inicio de la señal original.
2. Se calcula la correlación de la wavelet con la sección de la señal escogida. A mayor correlación, mayor es la semejanza.
3. Se mueve la wavelet hacia la derecha (se desplaza en el tiempo) y se repiten los pasos anteriores hasta cubrir toda la señal. Con esto cubrimos el dominio temporal.

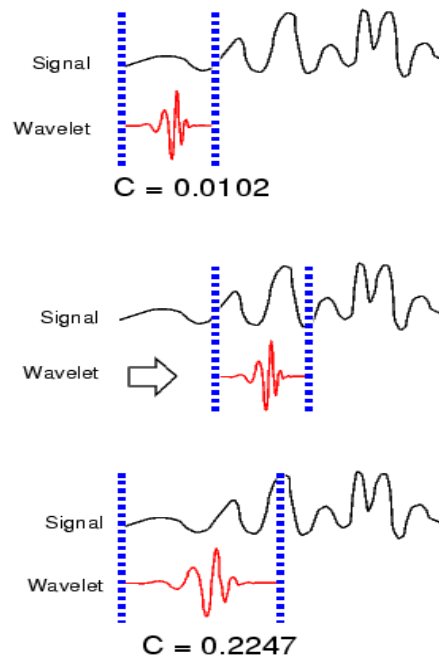


Figura 3.4: Pasos a seguir en la CWT [10].

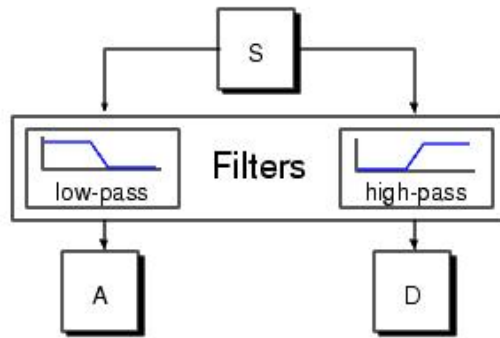
4. Se escala (estirar o comprimir) la wavelet y se repiten los pasos anteriores.
5. Para cubrir el dominio espectral, repetimos los pasos anteriores para todas las escalas.

En la figura 3.4, se muestra el valor de C para diferentes tramos de una misma señal cuando aplicamos la CWT.

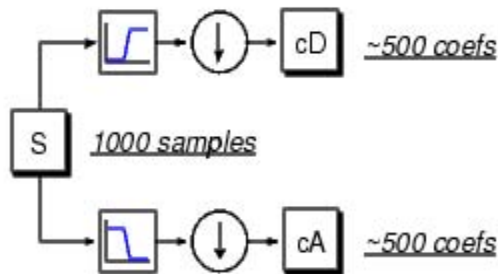
La relación entre frecuencia y escala se comporta de manera tal que a escalas bajas tenemos compresión de la wavelet, en este caso se detectan cambios rápidos, es decir tenemos altas frecuencias. En cambio, si tenemos escalas altas, la wavelet se estira y detectamos cambios lentos, es decir, tenemos bajas frecuencias.

3.2.2. Transformada Wavelet Discreta

El cálculo de los coeficientes wavelet es muy largo, y por ello se define la transformada wavelet discreta. El análisis de la Transformada wavelet discreta, del término en inglés *Discret Wavelet Transform* (DWT), se obtiene eligiendo las escalas y posiciones basadas en potencias de 2, y con esta elección el análisis será más preciso y eficiente. En la descomposición de la



(a)



(b)

Figura 3.5: (a) Esquema de descomposición wavelet. (b) Ejemplo de descomposición en detalles y aproximaciones de una señal de 1000 muestras.

señal se obtienen aproximaciones y detalles donde se hallará la información frecuencial de la señal analizada [9, 10].

En la figura 3.5(a) se presenta el procedimiento de la DWT. La señal original es filtrada mediante filtros paso bajo, donde se obtienen las aproximaciones, y filtros paso alto, los detalles, siendo la salida de estos filtros las distintas porciones frecuenciales de la señal original. Este proceso es repetido sobre las diferentes porciones, hasta obtener la descomposición frecuencial deseada. El problema reside en el número de muestras resultantes al pasar la señal por los filtros. Cuando la señal pasa por los filtros, la señal filtrada tiene aproximadamente el mismo número de muestras de la señal original, razón por la cual al reconstruir la señal obtendríamos el doble de muestras que teníamos al principio. Para evitar esto, se diezma con factor 2 el resultado de los filtros.

En la figura 3.5(b) se muestra un ejemplo de filtrado con una señal de 1000 muestras y la señal resultante con 500 muestras, ya que el diezmo es

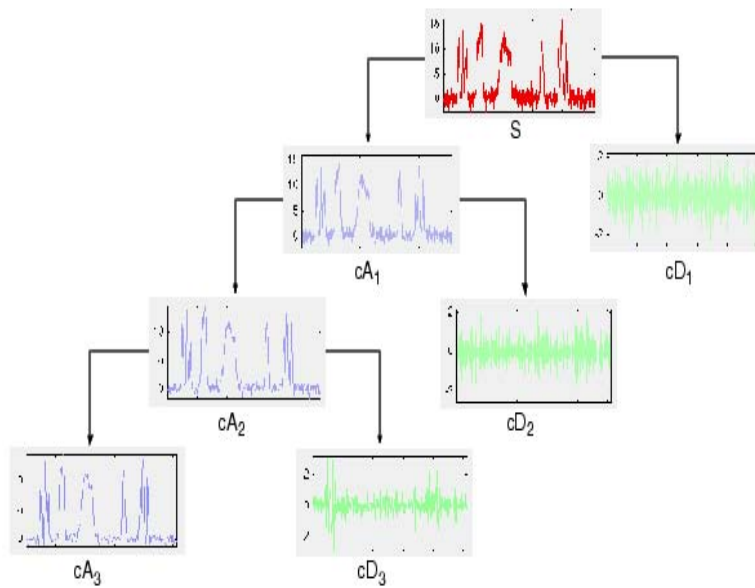


Figura 3.6: Ejemplo de descomposición multinivel de una señal cualquiera con DWT [10].

de 2. Esto conlleva que en la reconstrucción volvamos a tener 1000 muestras como en la señal original [10].

La descomposición multinivel, figura 3.6, es un proceso iterativo donde sucesivas aproximaciones son descompuestas y con ello la señal original queda dividida en componentes de baja resolución. Esto se llama *árbol de descomposición wavelet* [10].

3.2.3. Familias de Wavelets madres

En el presente trabajo se trabaja con la wavelet tipo *Daubechies* pero existen diversos tipos de wavelet madre como las wavelets tipo *Haar*, *Mexican Hat*, *Morlet* entre otras. La figura 3.7 muestra la gráfica de cada tipo.

- **Haar.** Es la wavelet más sencilla. La wavelet Haar es discontinua y representa a una función escalón.
- **Mexican Hat.** Esta wavelet no tiene una función de escala y se deriva de una función proporcional a la segunda derivada de la función de densidad de probabilidad gaussiana.
- **Morlet.** La wavelet tipo Morlet es simétrica y tan solo es útil para realizar la CWT.

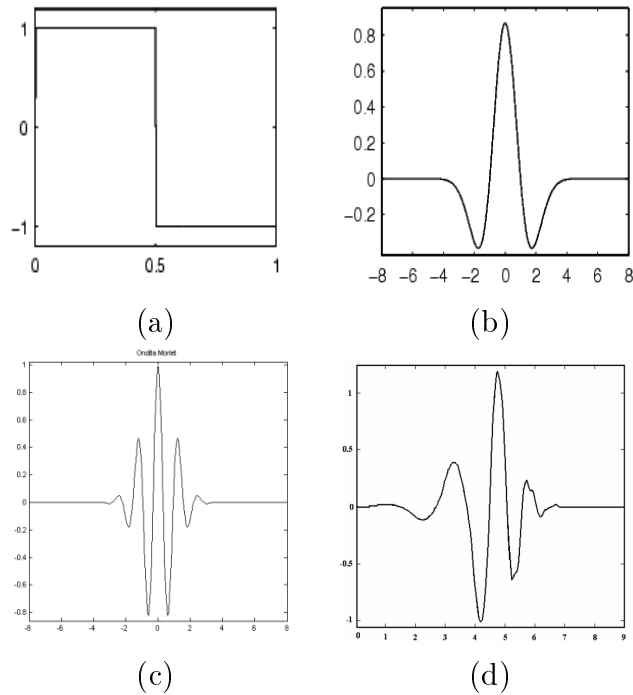


Figura 3.7: Familias de wavelets madres. (a) Haar. (b) Mexican hat. (c) Morlet. (d) Daubechies [10].

- Daubechies.** Las wavelets de tipo Daubechies, son funciones que pueden tener distinto orden (N) dependiendo del número de momentos de desvanecimiento que desee que tengan, donde el número N es positivo entero y determina el número de coeficientes que tendrá el filtro de esa wavelet. La Daubechies de orden N , también conocida como dbN , tendrá N momentos de desvanecimiento. El número de coeficientes de los filtros asociados a la función wavelet correspondiente, será el doble del orden de la función.

La wavelet Haar descrita anteriormente corresponde con una wavelet Daubechies de orden 1 ($db1$). La dbN permite realizar transformadas continuas y discretas [9, 10, 11].

3.3. Clasificación automática

Hemos de mencionar en el presente trabajo, aunque no se aborda el tema en cuanto a implementación, que la utilización de la segmentación y extracción de características tiene su fin en la clasificación automática de sonidos cardíacos [6, 12, 13]. Para la clasificación se pueden encontrar numerosos artículos que utilizan *clusters* para agrupar los sonidos y posteriormente clasifican dichos sonidos midiendo las distancias métricas de las comparaciones

entre señales [18]. Pero son las Redes Neuronales (ANN), del inglés Artificial Neural Networks, el método más utilizado en la literatura sobre clasificación automática. Algunas de sus características son:

- Los pesos representan la solución hallada mediante el entrenamiento iterativo.
- Las ANN tienen una estructura simple para su implementación física.
- Pueden mapear distribuciones complejas.

Éstas hacen ventajosa la utilización de las ANN. En diversos artículos sobre detección y clasificación de murmullos cardíacos se utilizan diferentes tipos de ANN y se realiza una comparación entre los diferentes tipos de clasificadores. Para el preprocesado y filtrado del ruido, se utiliza la WT como se ha introducido anteriormente. Los resultados en cuanto a detección varían dependiendo de qué técnicas se han utilizado en el preprocesado, qué criterios se han manejado para la detección de los sonidos, etc. Pero se puede dar una cifra de éxito de detección entre el 70% y 85% de los artículos revisados en el presente trabajo que utilizan las redes neuronales.

Capítulo 4

Materiales, métodos y resultados

Como se ha indicado en la introducción, el presente trabajo se inspira en la metodología de dos artículos seleccionados previamente y enfocados en la segmentación de sonidos cardíacos [1, 8]. Para la implementación del algoritmo de segmentación propuesto se ha utilizado el programa $\text{\textcircled{R}}Matlab$. Los sonidos grabados son procedentes de un estetoscopio electrónico, y se han obtenido de internet [19, 20, 21, 22].

El objetivo de la implementación es verificar la consistencia del método presentado en los artículos, consistente en una segmentación mediante wavelets, utilizando para la dicha verificación sonidos con y sin patología, para posteriormente aplicar el algoritmo en una base de datos más amplia.

El algoritmo de segmentación utiliza los detalles y aproximaciones de la transformada wavelet de la señal de audio original. Cada detalle y aproximación corresponden a diferentes bandas de frecuencia. El algoritmo de segmentación identifica en primer lugar los sonidos S1 y S2, y posteriormente los intervalos de dichos sonidos son computados, de forma que basándose en esta información se obtienen los periodos de sístole y diástole.

Los pasos para la implementación del algoritmo son los siguientes:

1. Preprocesado de señal.
 - Identificación de las frecuencias de la señal.
 - Diezmado de la señal.
 - Reducción del ruido mediante WT.
 - Filtrado de la señal sin ruido.
 - Normalización de la señal.
2. Descomposición de la señal para su procesado.
 - Descomposición de la señal con WT.

- Selección de los detalles y aproximaciones aptos para el procesado.
3. Tratamiento de la aproximación y los detalles seleccionados.
 - Cálculo de la entropía de Shannon.
 - Normalización de la entropía de los detalles y aproximaciones.
 - Umbralización de los detalles y aproximaciones.
 - Detección de picos de la señal al pasar por el umbral y extracción de picos ocultos.
 - Eliminación de picos extras de los diferentes detalles y aproximaciones.
 4. Detección de los sonidos S1 y S2.
 - Cálculo de la potencia de la señal durante los picos detectados.
 - Detección de los periodos sístole y diástole.
 - Diferenciación entre los dos periodos.

En los apartados siguientes se describe la implementación del algoritmo y analizan las gráficas resultantes

4.1. Preprocesado de la señal

Para la identificación de las características de los sonidos S1 y S2, se localiza el rango de frecuencias donde exista mayor potencia. Según la teoría, estos dos sonidos se sitúan entre 10Hz y 200Hz aproximadamente y los murmullos cardíacos se detectan hasta los 600Hz. La señal utilizada como primera verificación para la implementación, mostrada en la figura 4.1, tiene una frecuencia de muestreo de 8012 Hz y una duración de 4 segundos aproximadamente. En la misma figura se presenta un segmento de la señal cardíaca completa, que utilizaremos posteriormente, para mostrar las diferentes gráficas de componentes frecuenciales.

En el periodograma, junto con el espectrograma del segmento de la señal en la figura 4.2, se observa que la mayor parte de la energía de la señal se sitúa alrededor de entre los 10Hz y 500Hz, rango comentado donde encontramos los sonidos cardíacos normales. Además, los picos de energía se sitúan entre los 40Hz y 200Hz, donde los sonidos S1 y S2 se encuentran, tal y como era esperable. es este rango concretamente.

Para mantener la frecuencia de muestreo Nyquist y no perder información, dicha señal se diezma con un factor 3, de esta manera obtenemos una nueva frecuencia de muestreo de 2670 Hz (frecuencia aproximada a la obtenida en

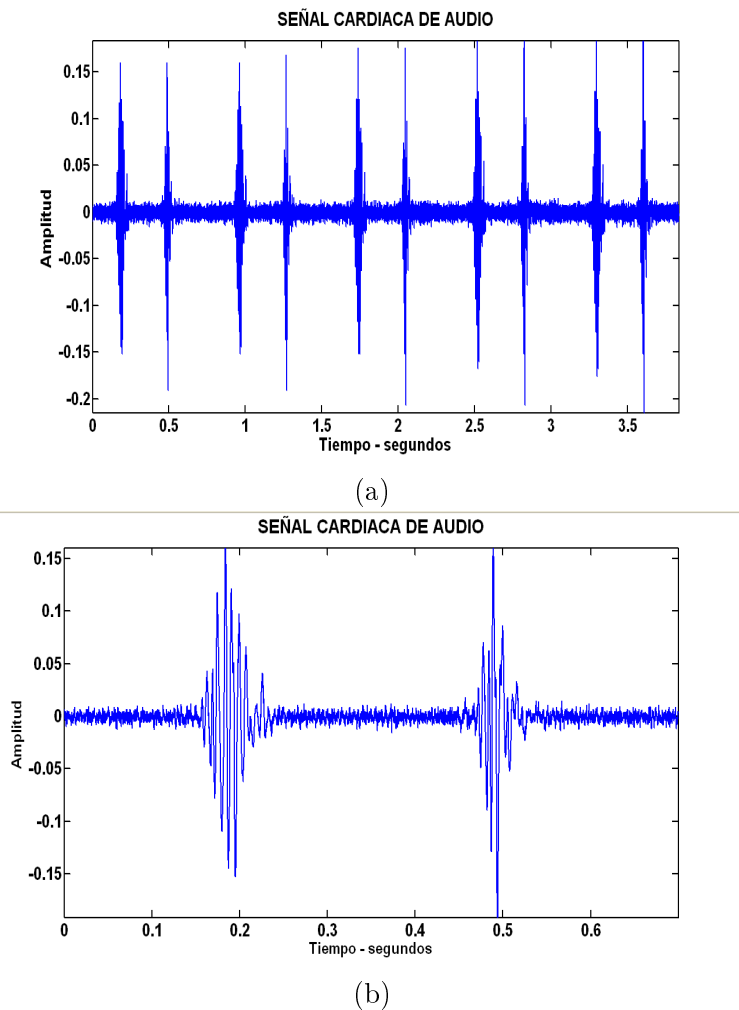


Figura 4.1: Ejemplo de señal registrada en un estetoscopio. (a) Señal cardíaca sin patología utilizada para la implementación del código. (b) Segmento de la señal completa.

los artículos, donde la señal utilizada es de 11025 Hz y el diezmado con factor de 5, por lo tanto la nueva frecuencia obtenida es de 2205Hz). En nuestro caso, al cambiar la frecuencia de muestreo, la primera réplica de nuestra señal se centra en 2670. En la figura 4.3 se muestra la magnitud y el periodograma de la señal diezmada. La potencia se concentra mayormente en el rango de frecuencias de 20 Hz y 200Hz, figura 4.4.

En la implementación del código se utiliza la función *decimate()* definida en la librería de $\text{\textcircled{R}}\text{Matlab}$. En el proceso de diezmado, la señal es filtrada por un filtro paso bajo y a continuación se diezma por el factor N . La función *decimate()*, utiliza un filtro Chebyshev de orden 8 tipo I con una frecuencia de corte de $0.8 * ((Fs/2)/N)$, donde Fs es la frecuencia de muestreo y N el factor de diezmado.

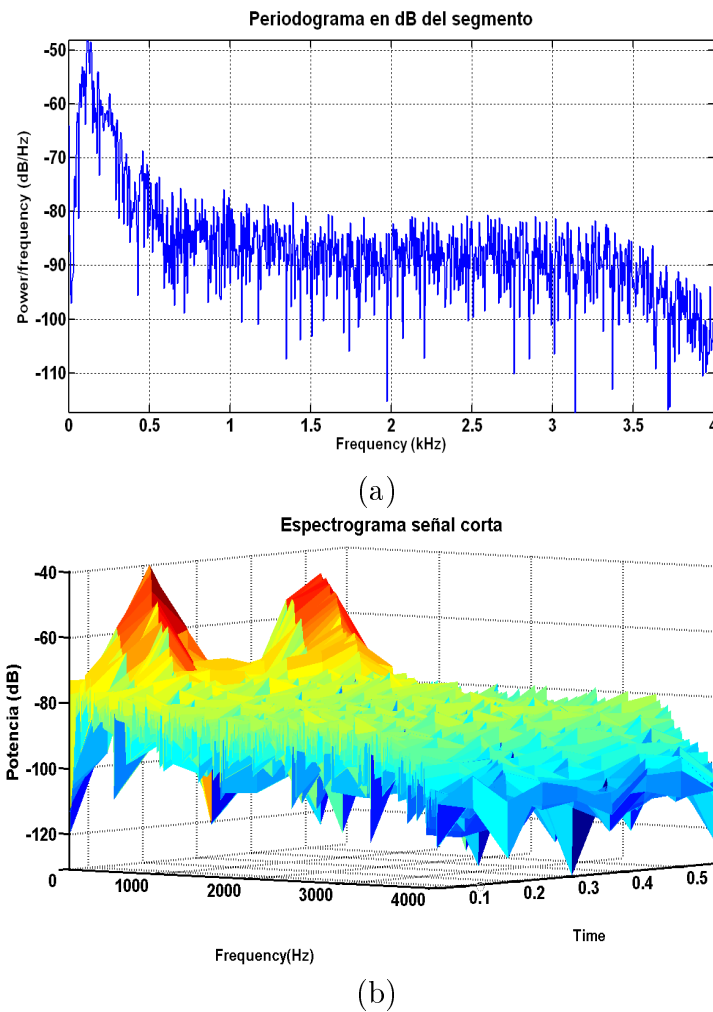


Figura 4.2: (a) Representación logarítmica del periodograma del segmento. (b) Espectrograma del segmento de la señal.

Siguiendo el artículo [8], para eliminar el ruido de la señal descomponemos la señal en 8 niveles utilizando la DWT de db6. Para ello, utilizamos la función *wden()* [10]. Dicha función elimina el ruido de la señal de entrada umbralizando los coeficientes wavelet. Las variables de entrada de la función son las siguientes:

- Tipo de umbral.
- Hard o soft thresholding.
- Nivel de la wavelet madre.
- La wavelet madre.

La WT permite conservar información frecuencial y temporal cuando se reduce el ruido de forma adecuada. Las figuras 4.5 y 4.6 muestran la señal

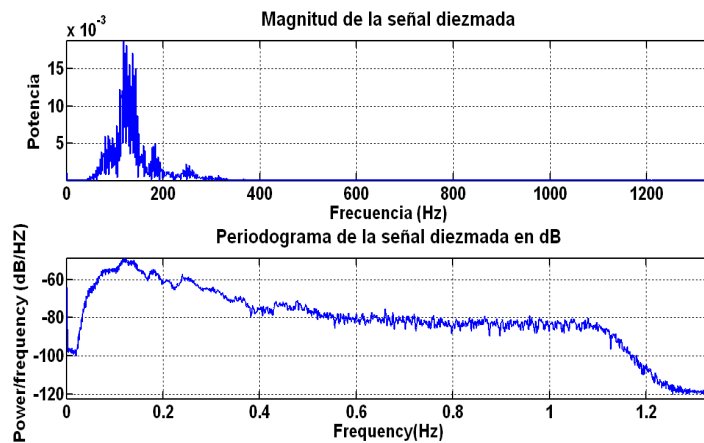


Figura 4.3: Magnitud de la señal diezmada en frecuencia. Representada hasta $f_s/2$.

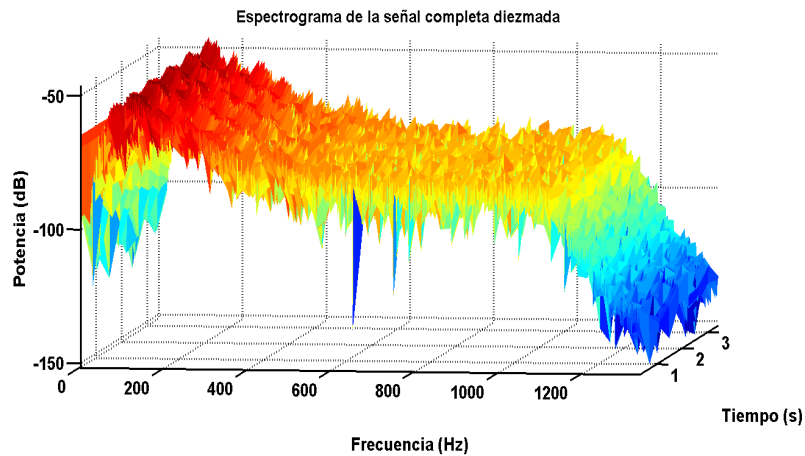


Figura 4.4: Espectrograma de la señal diezmada

reconstruida sin ruido y su espectrograma. Vemos que la energía se mantiene en el rango de entre 20 Hz y 200 Hz. Pero más allá de los 300 Hz aproximadamente la energía ha disminuido considerablemente por la umbralización en la descomposición

Una vez tenemos la señal reconstruida, la filtramos para eliminar el retardo de fase y de grupo con un filtro paso bajo Chebychev de orden 3 mostrado en la figura 4.7. La frecuencia de corte del filtro es de 600 Hz. Hasta esta frecuencia se pueden encontrar los murmullos cardíacos. La figura 4.8 muestra el espectrograma de la señal filtrada. Para finalizar con la etapa de preprocesado, se normaliza la señal al máximo de su amplitud.

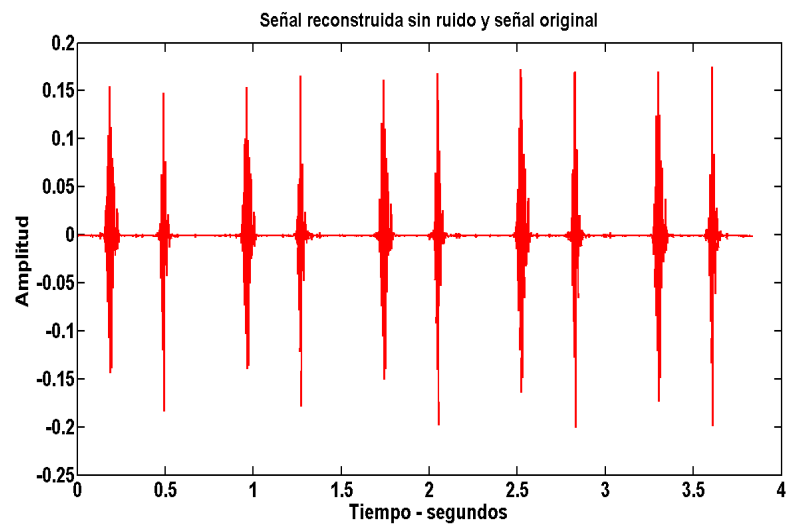


Figura 4.5: Representación en tiempo de la señal reconstruida sin ruido mediante WT

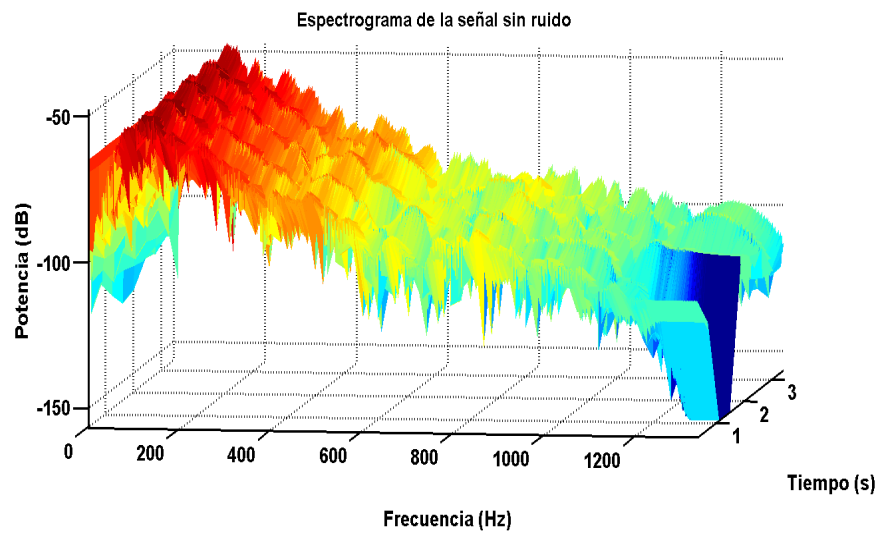


Figura 4.6: Espectrograma de la señal sin ruido

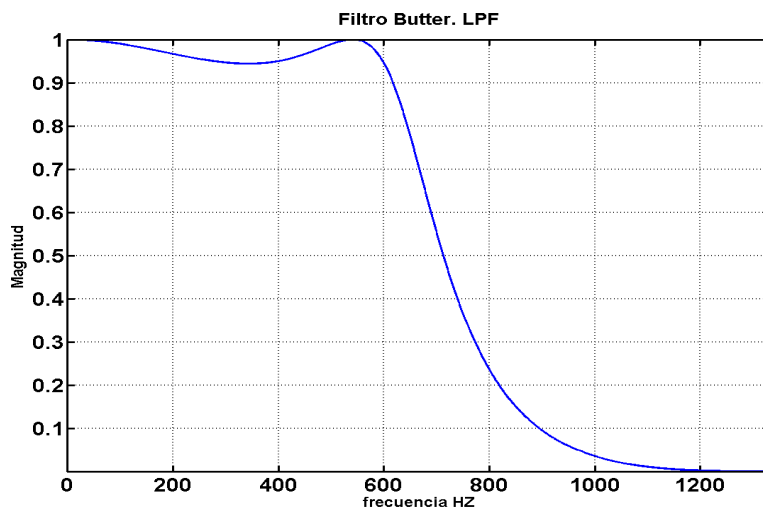


Figura 4.7: Gráfica del filtro aplicado

4.2. Descomposición de la señal

Una vez hemos preprocesado la señal, la analizaremos utilizando la transformada wavelet Daubechies, db6, de cinco niveles, según sugieren los dos artículos seleccionados. Este tipo de transformada tiene una correlación menor con las señales cardíacas que otras wavelets, y nos permite realizar la descomposición en dominios discretos.

Descomponemos la señal normalizada y así obtenemos los diferentes detalles y aproximaciones. Para ello, hemos de descomponer la señal dos veces: para la aproximación utilizamos una transformada db6 de cuatro niveles; para obtener los detalles, utilizamos la misma wavelet pero de cinco niveles. En la figura 4.9 se muestran todos los detalles y las dos aproximaciones extraídas.

Se puede observar que la 4ª y 5ª aproximación y los detalles 3º, 4º, y 5º tienen una gran similitud con la forma de la señal original. De la aproximación podemos calcular la potencia de los sonidos, las duraciones, etc. Los detalles son adecuados para extraer el pulso cardíaco [1, 8]. En nuestro caso, elegimos los detalles 4º y 5º y descartamos el detalle 3º porque tiene peor calidad que los detalles 4º y 5º (d4 y d5, respectivamente). En cuanto a las aproximaciones, elegimos la 4ª aproximación (A4) debido a la diferencia de valor entre amplitudes de su señal y de esta forma, calcularemos mejor la potencia.

Recordamos que al descomponer, la frecuencia de muestreo varía porque en cada nivel de descomposición se diezma la señal en dos. Por lo tanto la nueva frecuencia de muestreo es la mitad de la anterior. La tabla 4.1 muestra

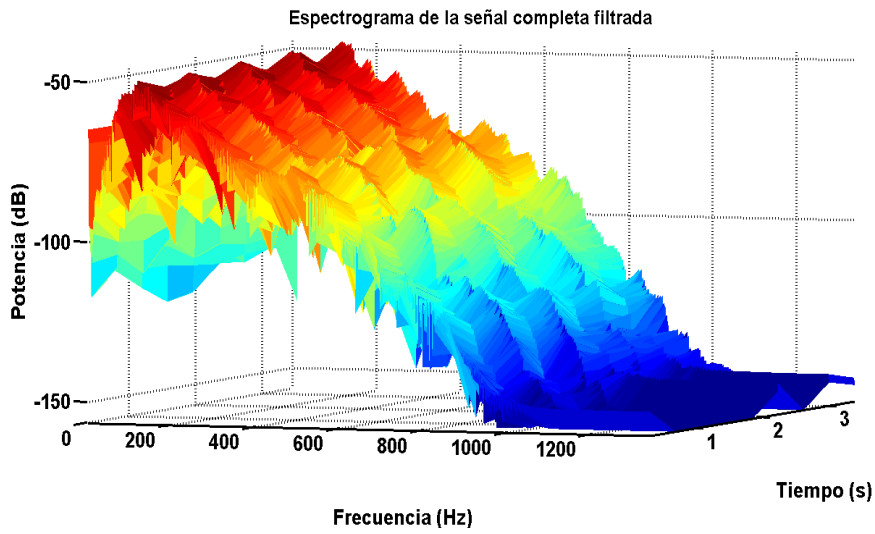


Figura 4.8: Espectrograma de la señal después de aplicar el filtro

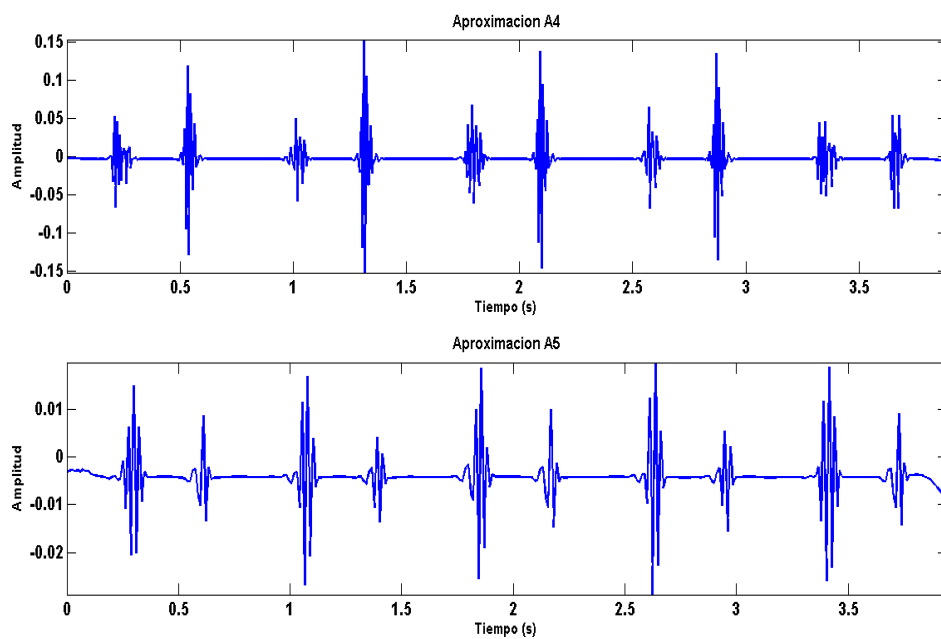
Señal	Fs (Hz)	Bandas (Hz)
Detalle 1	1335.3	667 - 1335
Detalle 2	667.6	333 - 667
Detalle 3	333.83	166 - 333
Detalle 4	166.916	83 - 166
Detalle 5	83.458	41 - 83
Aproximación 4 ^a	166.916	0 - 83
Aproximación 5 ^a	166.916	0 - 41

Tabla 4.1: Diferentes frecuencias de muestreo y anchos de banda para las señales de aproximación y detalles.

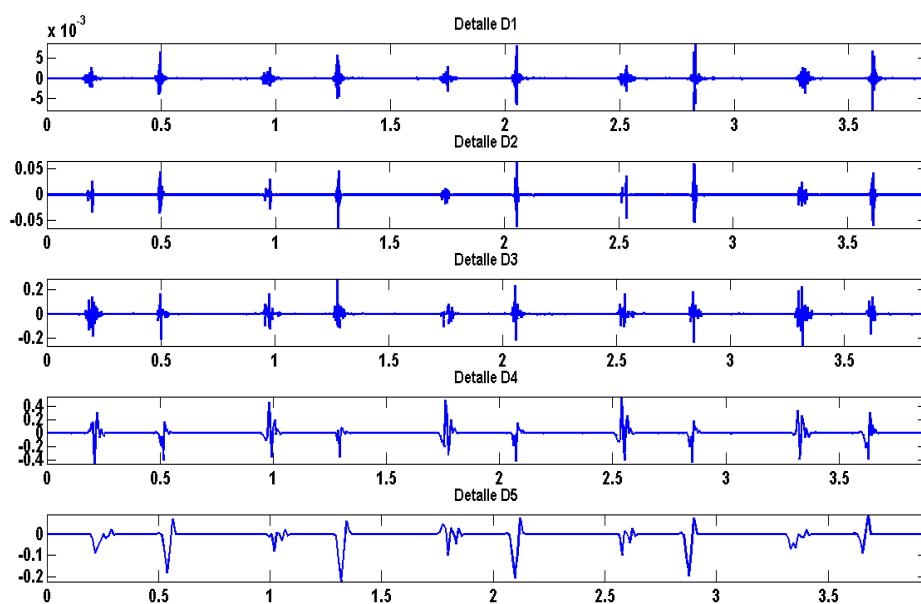
las frecuencias de muestreo y las bandas de frecuencia para cada una las aproximaciones y los detalles

4.3. Tratamiento de la aproximación y los detalles seleccionados

El siguiente paso consiste en calcular la entropía de la aproximación y los detalles seleccionados con ventanas de 20ms y solapamiento de 10ms. La figura 4.10 muestra las entropías calculadas para los diferentes detalles y la aproximación.



(a)



(b)

Figura 4.9: (a) Aproximaciones 4^a y 5^a en tiempo. (b) Detalles resultantes de la descomposición

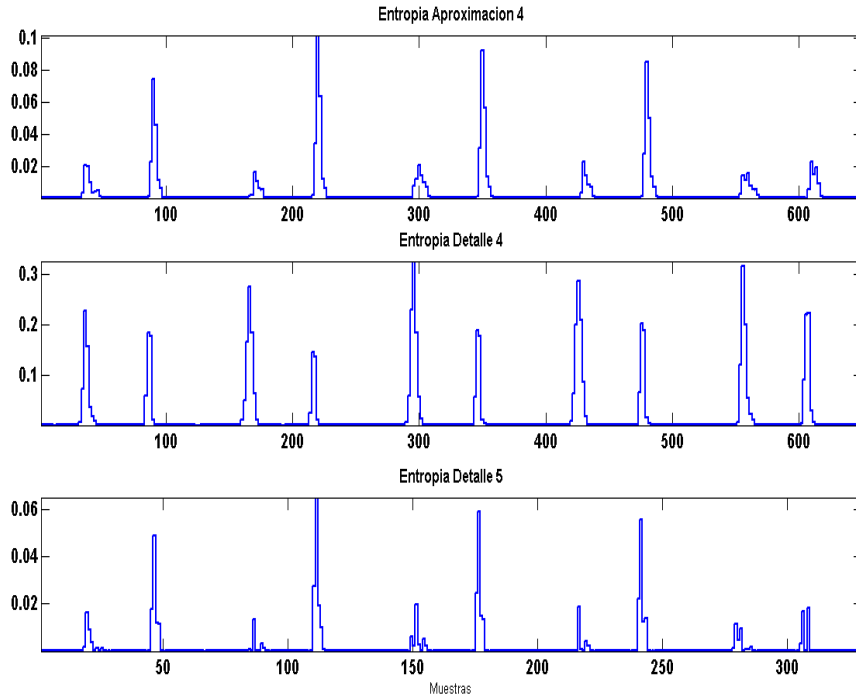


Figura 4.10: Representación de la entropía correspondiente a la aproximación y los detalles seleccionados

La fórmula utilizada para el cálculo de la entropía es la siguiente [1]:

$$E = \frac{1}{N} \sum x_{norm}^2 [i] \log x_{norm}^2 [i] \quad (4.1)$$

donde N es el número de muestras dentro del segmento de 20mseg y $x_{norm}[i]$ es la muestra de la señal normalizada a su máximo.

Seguidamente, se normaliza la entropía de Shannon en todo el intervalo de tiempo donde se aplica, es decir, en todo el tiempo que duran los detalles y la aproximación. La ecuación es la siguiente:

$$P(t) = \frac{E(t) - M(E(t))}{S(E(t))} \quad (4.2)$$

donde $M(E(t))$ es el valor medio de la señal entropía $E(t)$, y $S(E(t))$ es la desviación estándar de la entropía. La figura 4.10 muestra picos en A4 donde no podemos discriminar casos de split o murmullos o picos extra que han de ser eliminados. De igual manera estos efectos, se observan en los detalles.

Para eliminar los picos pequeños de la señal donde su potencia es prescindible, umbralizamos la entropía con un "hard thresholding". Obtendremos, de esta forma, una señal cuadrada donde el valor 1 representa todos aquellos

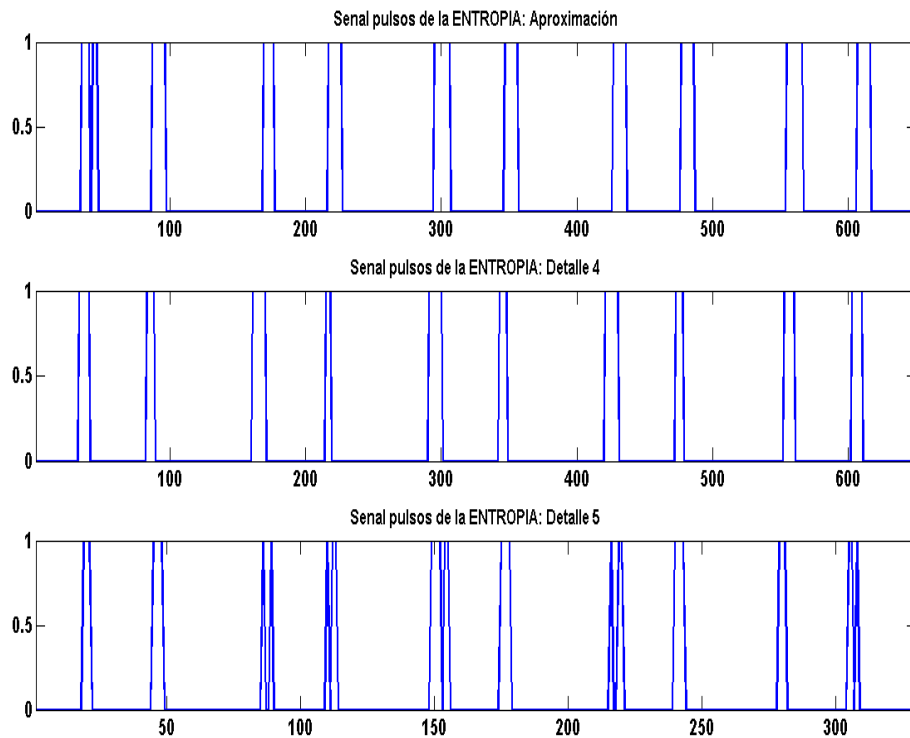


Figura 4.11: Señal de pulsos resultante de la umbralización de la entropía normalizada de cada componente

picos que pasen de un cierto valor de amplitud según el umbral fijo, y 0 los que no. El valor de umbral utilizado es el 10 % del valor de la señal entropía normalizada, según se recomienda en el artículo [8].

En el caso de la figura 4.11, recuérdese que la señal procesada es una señal sin patología. Se observa que la duración de los pulsos de la señal cuadrada coincide, aproximadamente, con la duración de cada segmento en donde tenemos mayor amplitud de señal. Ahora bien, los pulsos de la figura 4.11 no indican la cantidad de picos que han pasado el valor del umbral. Por lo tanto, hemos de extraer esos picos ocultos. Los picos que nos interesarán son aquellos que tienen una duración mayor de 50ms, debido a que los menores de los sonidos cardíacos mencionados anteriormente, en concreto los sonidos 3 y 4, tienen una duración mínima de unos 50ms. Por lo tanto, en la señal de pulsos, se crea un pico cuando se cumpla la condición de 50ms de duración. El algoritmo detecta dichos picos dentro de los pulsos de la señal cuadrada cuando éstos tienen una amplitud igual a 1. La figura 4.12 muestra el resultado de la extracción de picos.

En nuestro caso, al analizar una señal sin patologías y por lo tanto sin

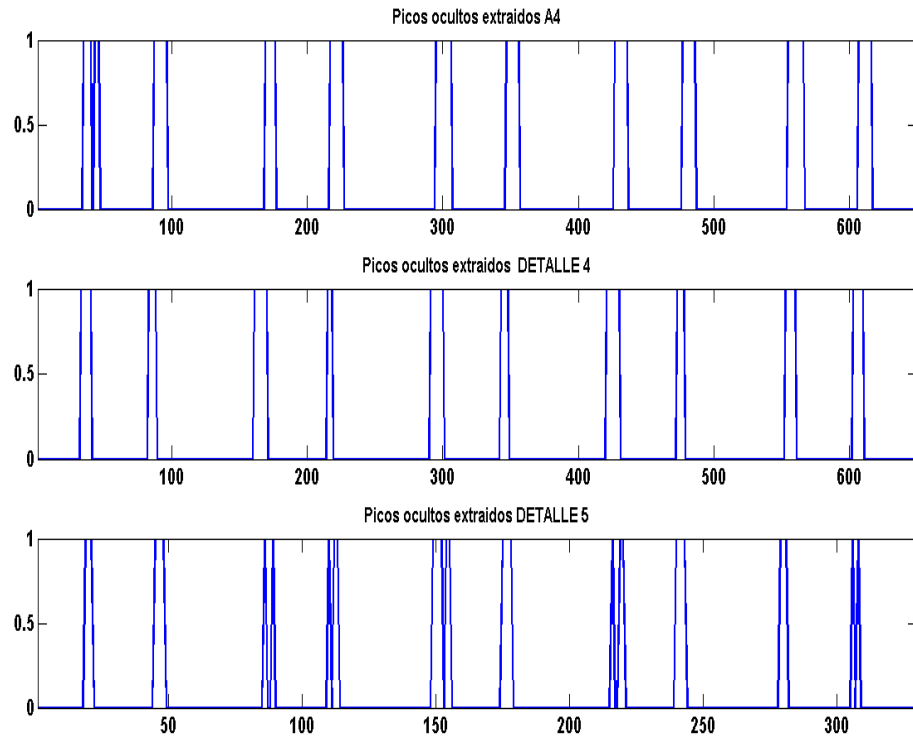


Figura 4.12: Señal de pulsos después de la detección de los picos ocultos bajo el umbral

picos extras que no marquen los correspondientes S1 y S2, obtenemos una señal de pulsos igual a la anterior.

Una vez extraídos todos los picos, hemos de eliminar aquéllos que tengan un tiempo menor que 50ms entre picos consecutivos, como se muestra en la figura 4.13. Para la eliminación seguiremos el siguiente criterio:

- Se calcula el valor de la potencia de la señal correspondiente a los picos.
- Si el primer pico tiene un valor de potencia 10 veces mayor al segundo pico consecutivo, el segundo pico se elimina y viceversa.
- En caso de ser una potencia similar, puede que exista un split, entonces no hacemos nada.

Se observa que las tres últimas gráficas presentadas, son muy similares. Una hipótesis de esa similitud es el tiempo de 50ms empleado en las condiciones para extraer y eliminar picos.

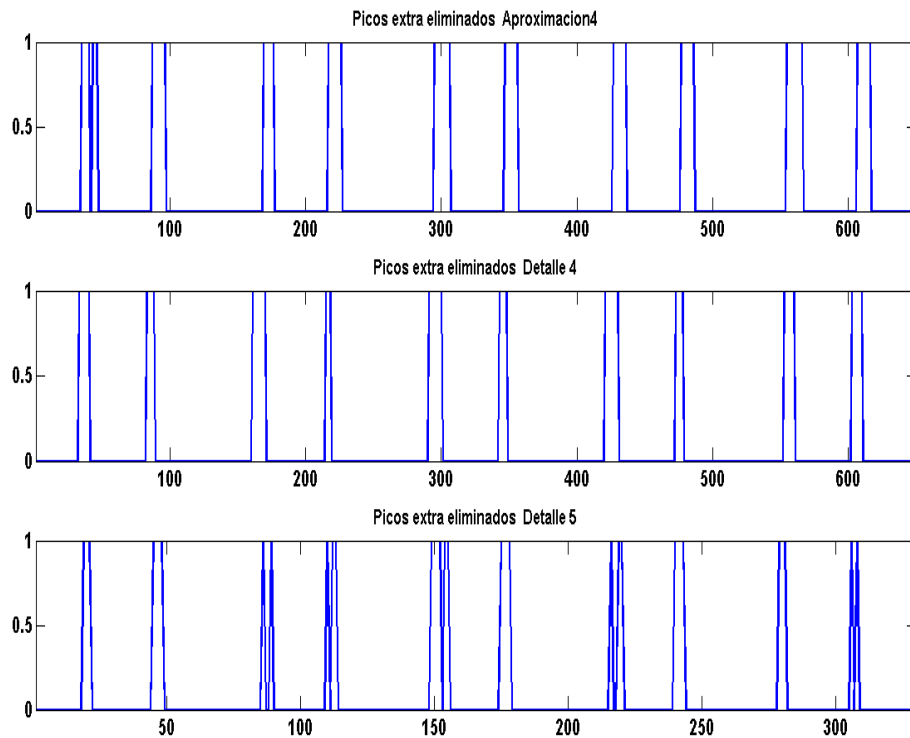


Figura 4.13: Señal de pulsos después de eliminar los picos extras

4.4. Detección de los sonidos S1 y S2

Una vez hemos realizado el tratamiento de señal a la aproximación y los detalles, a partir de las gráficas anteriores ya es posible hacer el cálculo de la potencia de la señal de cada pulso. Esto representará la potencia de cada uno de los posibles sonidos S1 y S2, como se muestra en la figura 4.14.

A partir de la gráfica de la potencia real, figura 4.14, podemos hacer una identificación previa de los sonidos S1 y S2 aproximadamente. Para ello nos basaremos en cálculo de la duración de la sístole y la diástole. Cada pulso de la figura 4.14 puede pertenecer a uno de los sonidos. Para asegurar el marcado de los sonidos, se calcula el tiempo entre pulsos, ya que este criterio permite definir el tiempo de la sístole y la diástole. Nos basamos en las siguientes condiciones para su identificación:

- La duración de la diástole es mayor que la sístole.
- El tiempo de la diástole es aproximadamente de unos 0.5 segundos [2], y se mide desde el fin del S2 hasta el principio de S1.

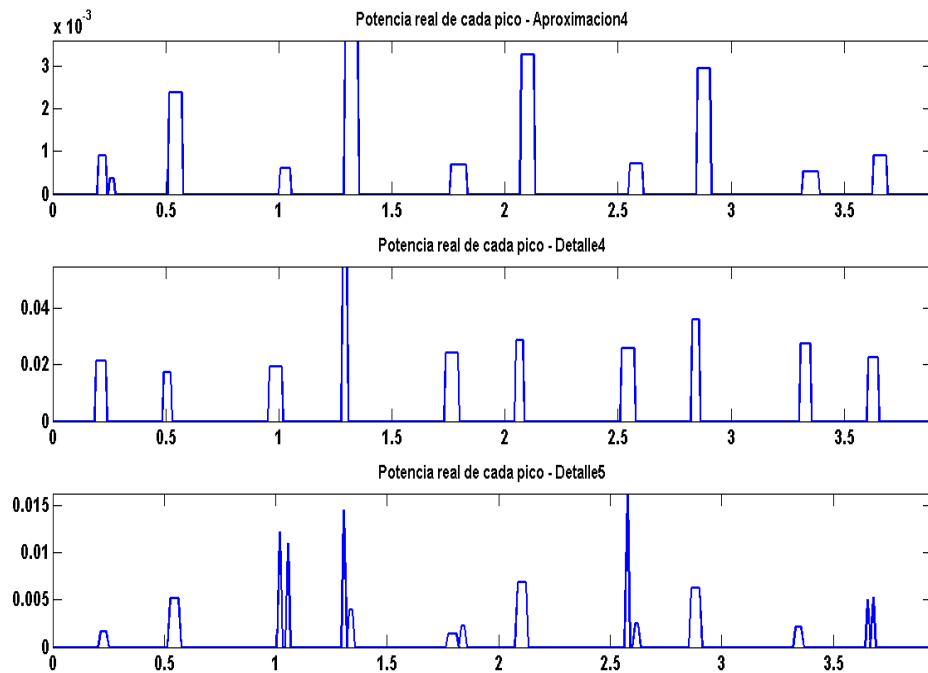


Figura 4.14: Potencia real de cada pico de cada detalle y de la aproximación

- La duración de la sístole es aproximadamente de 0.350 segundos [2], y se mide desde el fin del S1 hasta el principio de S2.

Con los valores calculados de tiempo entre pulsos, podemos hacer un marcado previo de los sonidos sospechosos de ser S1 y S2. Para la segmentación, podemos utilizar el detalle 4 y la aproximación 4. Estas dos señales se sitúan dentro del rango de frecuencias donde se encuentran los sonidos con mayor potencia. Para la figura 4.16 utilizamos la aproximación 4.

La figura 4.15 muestra los valores de la diástole y la sístole, para cada conjunto de pulsos mostrados en la figura 4.14 de la aproximación 4. En caso de existir dos pulsos muy seguidos con un tiempo menor a unos 50ms entre ellos, desestimaremos ese tiempo calculado por no ser un valor consistente con los teóricos. Para la mejor identificación, el código discrimina las duraciones menores a 100ms, ya que la diástole y la sístole tienen duraciones mayores de 100ms. La media del tiempo calculado para la diástole entre los tiempos de cada detalle y la aproximación, es de 0.428 segundos y el tiempo para la sístole es de 0.248 segundos, en el registro ejemplo bajo estudio. El valor de la diástole es muy próximo a su valor teórico de 0.5 segundos. En caso de la sístole, también se obtiene un valor muy próximo a su valor teórico de 0.350 segundos. Se comprueba que el algoritmo identifica los periodos de diástole y sístole correctamente. De esta manera, a partir del resultado anterior se

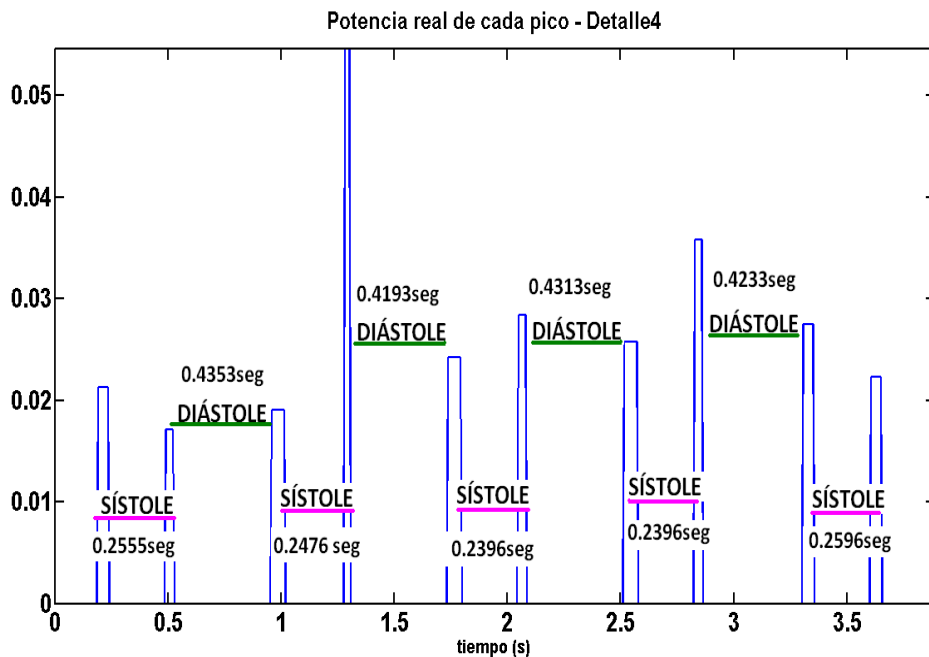


Figura 4.15: Duración de la sístole y diástole representada en la gráfica de potencia real correspondiente al detalle 4.

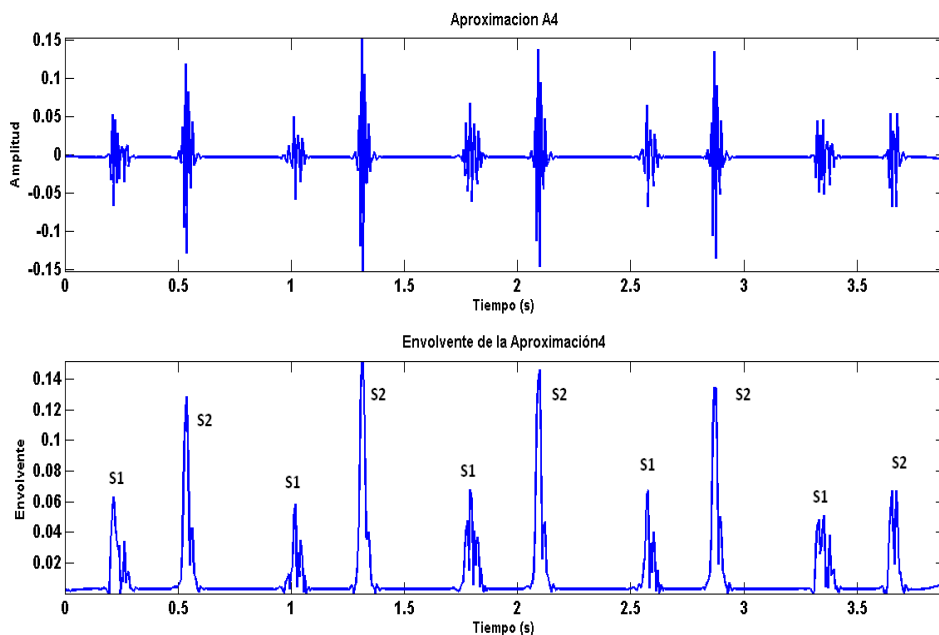


Figura 4.16: Marcación de los sonidos S1 y S2 en la aproximación.

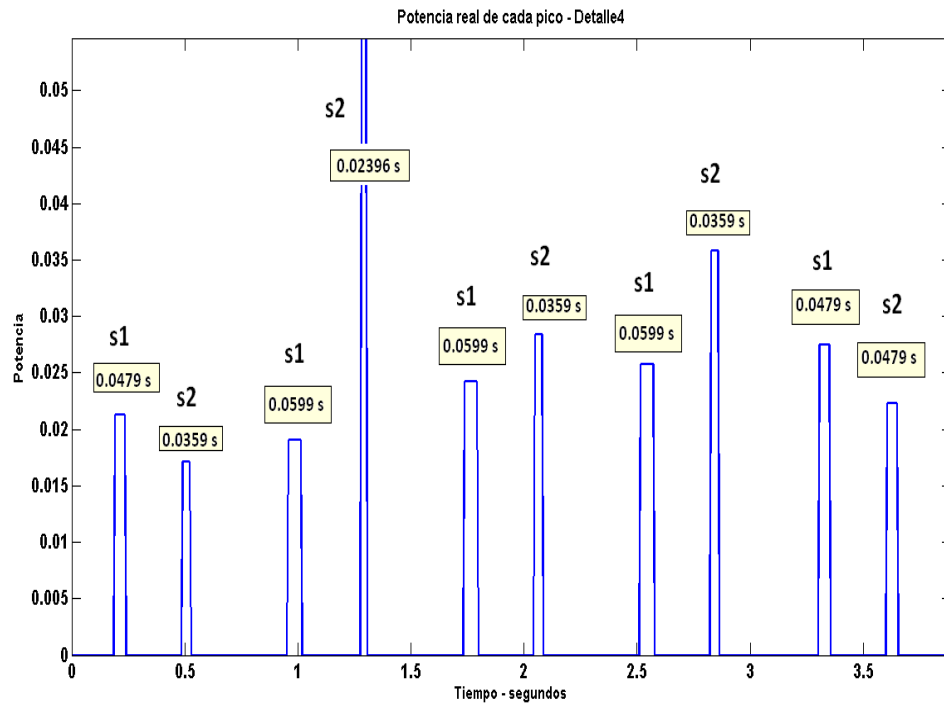


Figura 4.17: Marcación de los sonidos S1 y S2 en el detalle 4 junto con el tiempo de duración de cada sonido

puede hacer un cálculo aproximado de la detección de los sonidos S1 y S2. La figura 4.16 representa la segmentación de dichos sonidos.

Para realizar una segunda detección más concreta de S1 y S2, calculamos el tiempo de duración de los sonidos y su potencia, a partir de la señal obtenida de la figura 4.14. Seguimos el criterio de que la potencia en S2 suele ser mayor que en S1, en cambio la potencia de S1 suele ser más constante que S2, [2, 3]. Junto con el criterio anterior, diferenciamos los sonidos por los valores teóricos de su duración. El sonido S2 está comprendido entre 50 y 60ms. El sonido S1 está comprendido entre 100 y 120ms [3, 4, 13]. Siguiendo los criterios mencionados, nos disponemos a segmentar S1 y S2, discriminando los posibles sonidos S3 y S4, ya que tienen una potencia menor a los anteriores y posiblemente han sido eliminados durante el tratamiento.

En la figura 4.17 muestra la potencia real del detalle 4 junto con la duración de cada sonido. El marcado de los diferentes tipos de sonidos es según el criterio de la cantidad de potencia y tiempo. Vemos que, en general, tenemos pulsos con mayor potencia que su predecesor pero con menor tiempo de duración. Estos sonidos se marcan como S2, ya que cumplen en parte los criterios comentados, y los restantes se marcan como S1. No obstante, al analizar el tiempo de duración de cada pulso, los valores no están comprendidos

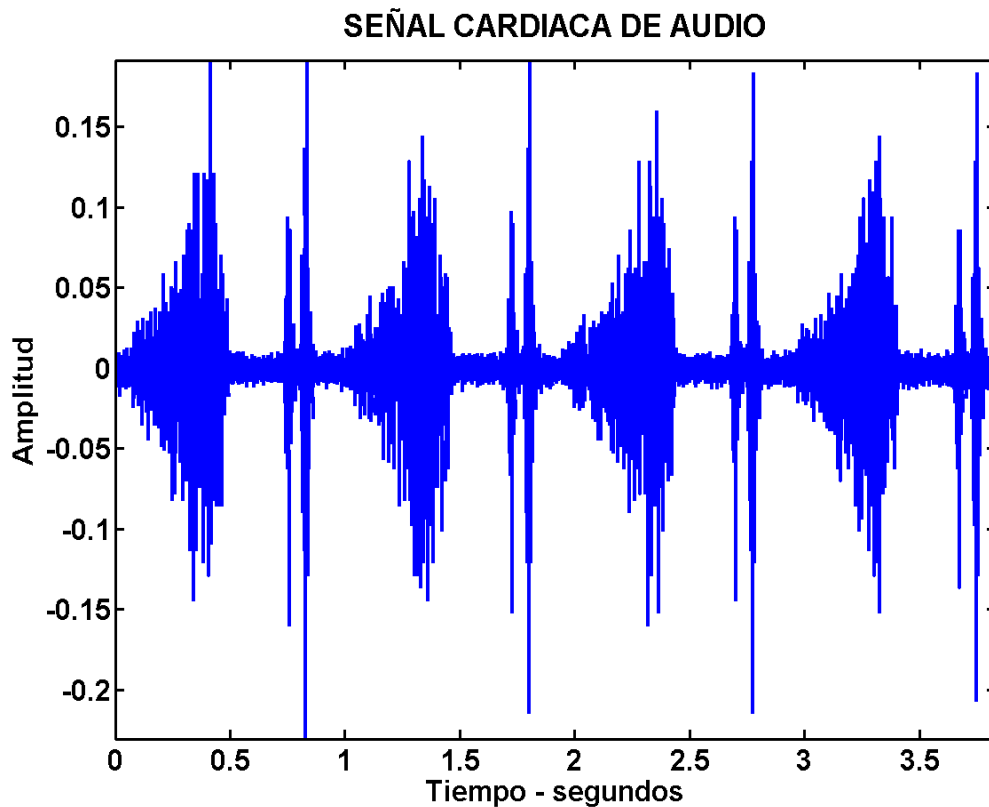


Figura 4.18: Señal cardíaca con una estenosis mitral.

entre los rangos teóricos. Esto puede deberse al proceso de umbralización de la señal en el apartado de tratamiento 4.3. Si recordamos, para crear la señal de pulsos, el umbral es fijo y se aceptan todos los picos mayores a dicho umbral. Este proceso puede desestimar valores de señal que pertenezcan a los sonidos, provocando el acortamiento de la duración del sonido.

Para finalizar, se observa que uniendo los dos métodos mencionados, a partir de los inicio de sístole y diástole, y el cálculo de la duración y potencia de cada pulso procedente de calcular la potencia real del pico, la detección de la situación de los sonidos S1 y S2, coinciden en ambos casos.

4.5. Segmentación para un sonido cardíaco con patología

Una vez mostrado el algoritmo cómo funciona con una señal cardíaca normal, aplicaremos el código a una señal con patología. El tipo de patología es una estenosis mitral. La señal corresponde con la figura 4.18 .

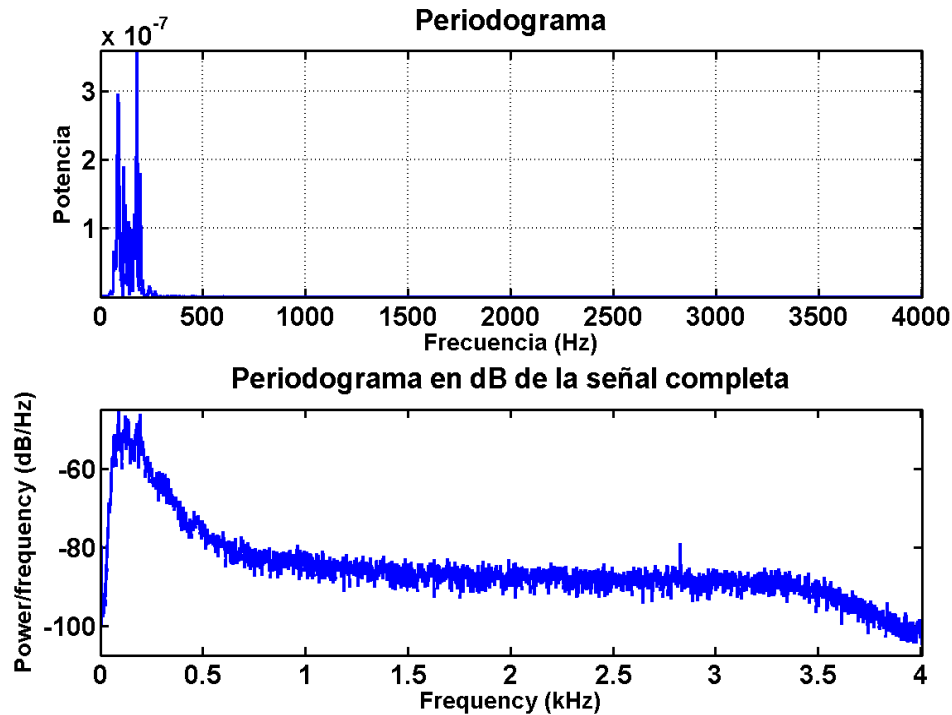


Figura 4.19: Representación logarítmica del periodograma y la magnitud lineal de la señal patológica.

En las figuras 4.19 se muestra el periodograma y la magnitud lineal de la señal anterior. La figura 4.20 muestra el espectrograma de la señal con estenosis.

Siguiendo el procedimientos de los apartados anteriores, diezmamos la señal, eliminamos el ruido y por último la filtramos. Las figuras 4.21, 4.22, 4.23 muestran los resultados correspondientes a estas acciones. La primera observación sobre las gráficas mostradas es la existencia de componentes frecuenciales que llegan hasta los 210Hz con una potencia similar a las componentes frecuenciales de los sonidos. Recordando que los sonidos estudiados llegan hasta los 150Hz.

El siguiente paso es realizar la descomposición con la WT de la señal. En las figuras 4.24 y 4.25 se muestran las aproximaciones y detalles de la descomposición.

Procedemos a mostrar la entropía normalizada de las diferentes señales de aproximación y detalles. Luego, a dicha entropía umbralizarla con un umbral del 10 % de la señal. Esto se muestra en las figuras 4.26 y 4.27.

Los siguientes pasos son la extracción de picos ocultos y la eliminación de picos extras, mostrado en las figuras 4.28 y 4.29. Luego calculamos la

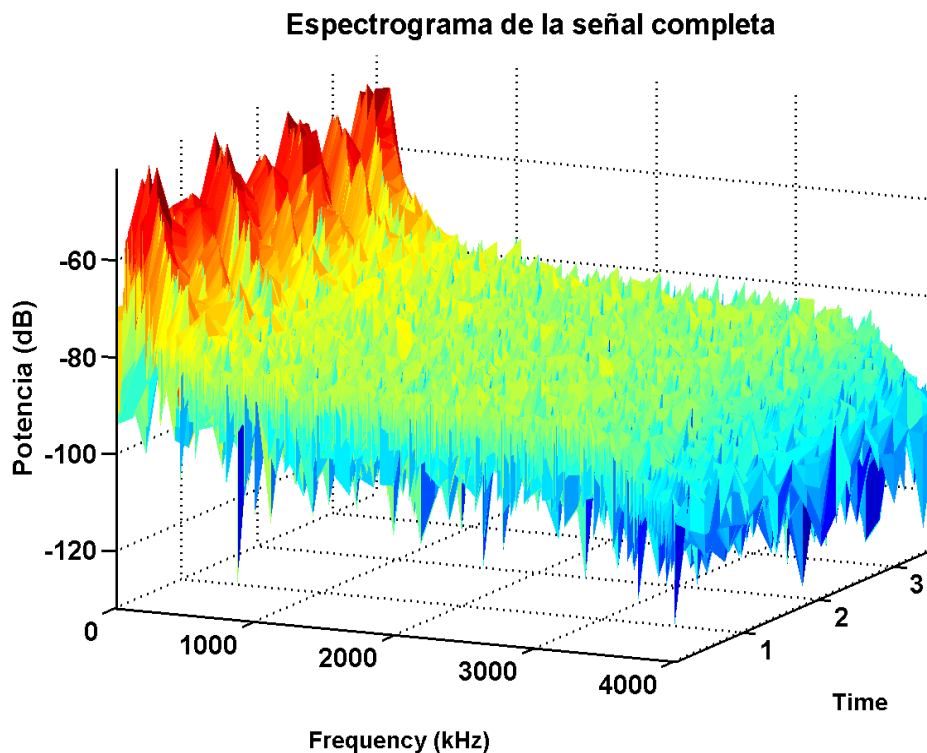


Figura 4.20: Espectrograma de la señal con patología.

potencia real para cada pulso, [4.30](#).

Para finalizar con la segmentación y determinar los sonidos que son sospechosos de ser S1 y S2, calculamos el tiempo de duración de la sístole y la diástole. Dicho cálculo nos da información sobre la situación de los sonidos. Sabiendo que el audio a estudiar pertenece a una patología de estenosis mitral, partimos de que existirá una anomalía en la duración de la diástole al producirse dificultad en el llenado. Por lo tanto tendremos acortamiento en la duración de la diástole. En cambio, el valor de la sístole se mantendrá en los valores teóricos. En la figura [4.31](#) muestra los valores medios calculados entre los detalles y la aproximación, para cada intervalo de sístole y diástole. La representación de la segmentación se muestra sobre la gráfica de potencia real perteneciente al detalle 4. El tiempo de la sístole y la diástole se calcula desde el último pulso del conjunto de pulsos hasta el pulso más cercano con una diferencia de tiempo mayor a 90ms, ya que los valores teóricos son mayores a 100ms.

La media para la sístole es de 0.2876 segundos y para la diástole es de 0.2583 segundos. Con este resultado comprobamos que el algoritmo calcula las duraciones en valores esperados.

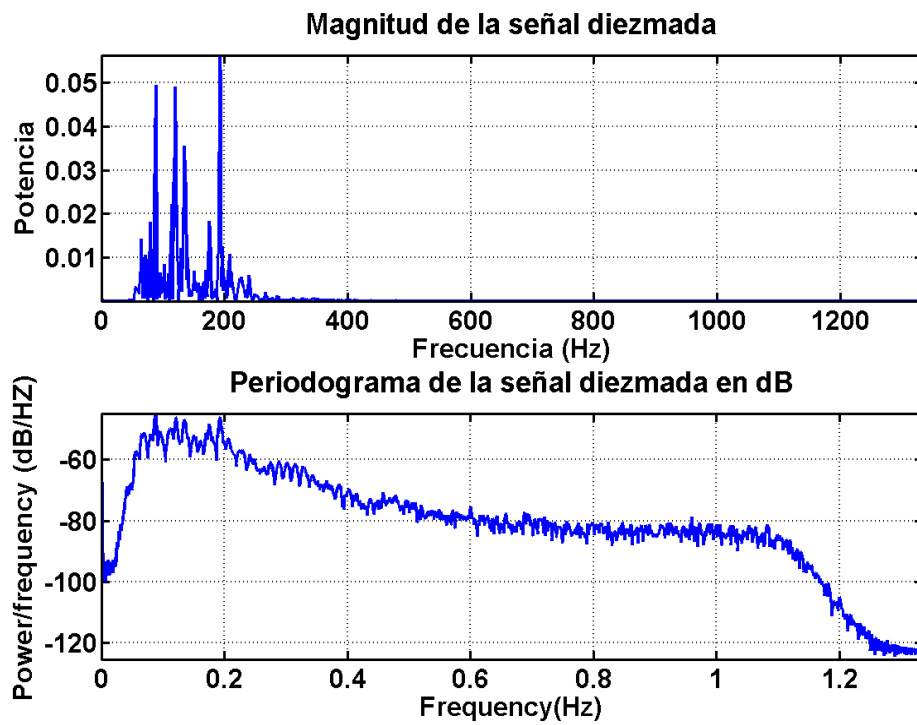


Figura 4.21: Periodograma de la señal diezmada.

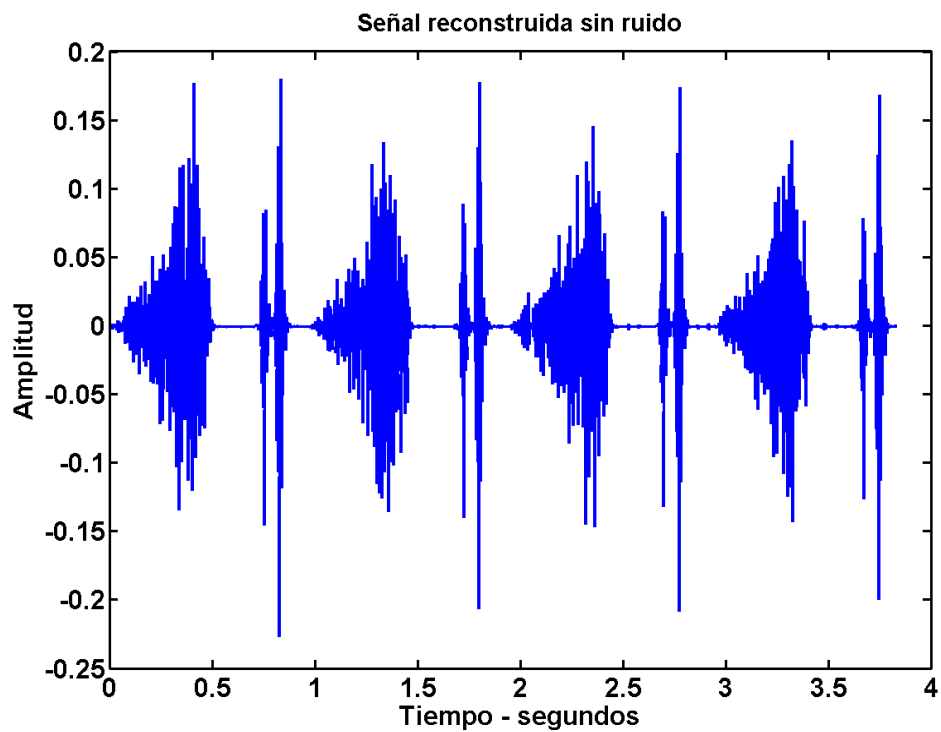


Figura 4.22: Señal reconstruida sin ruido.

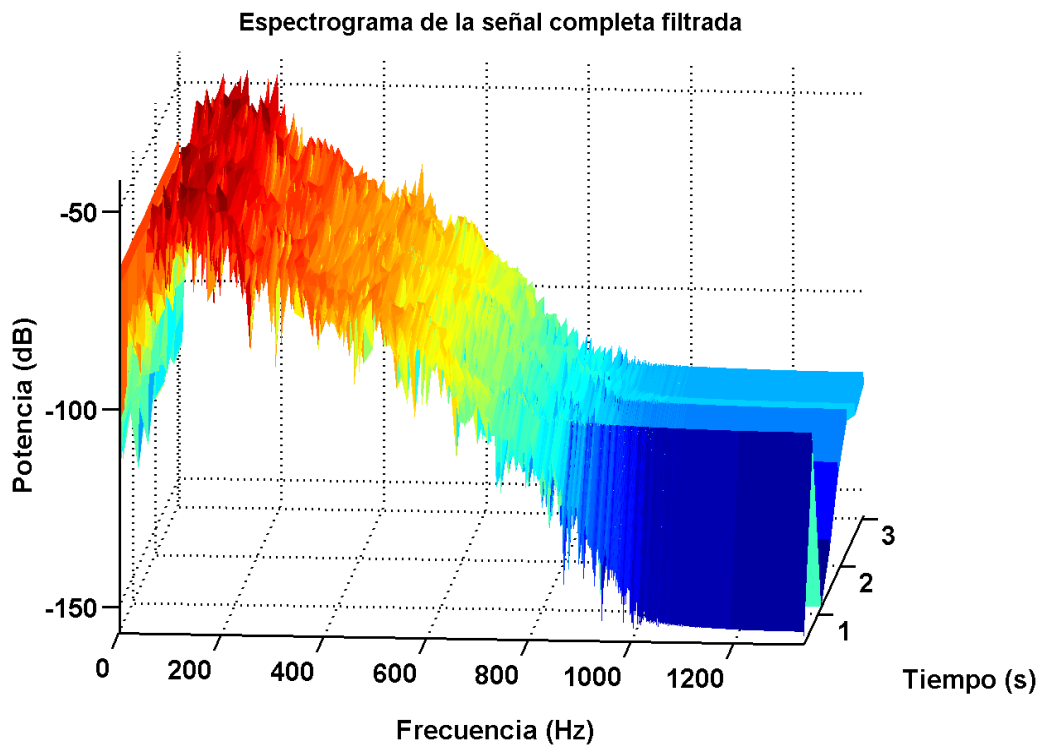


Figura 4.23: Espectro de la señal filtrada.

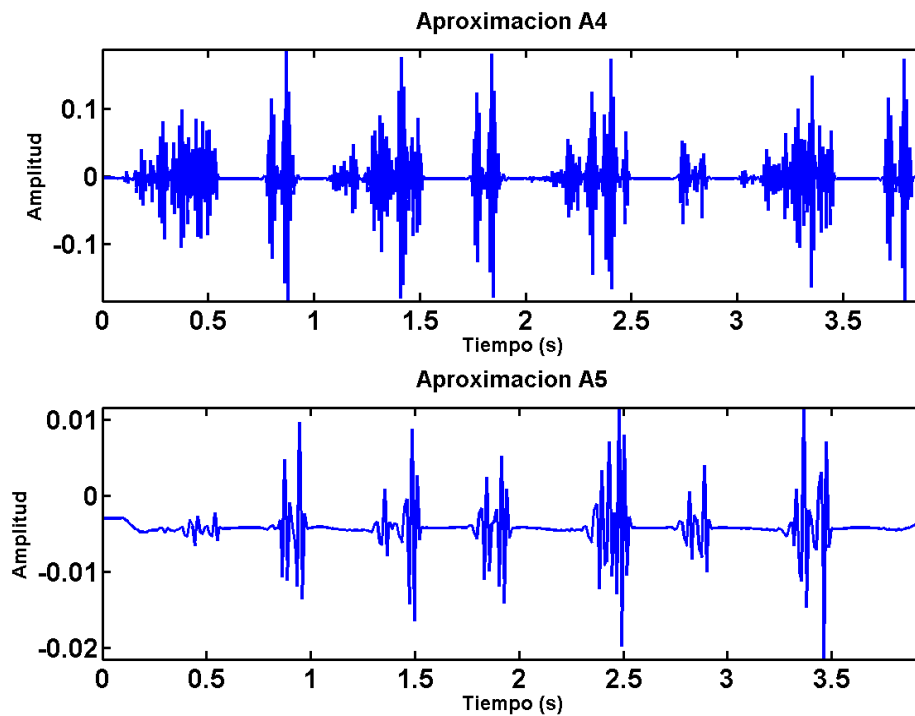


Figura 4.24: Aproximaciones resultantes.

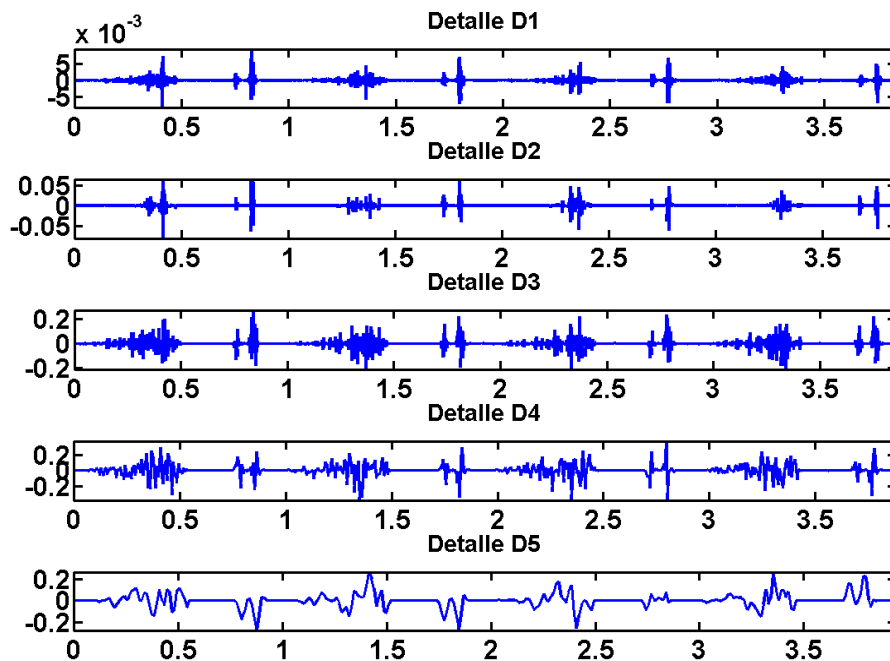


Figura 4.25: Detalles resultantes.

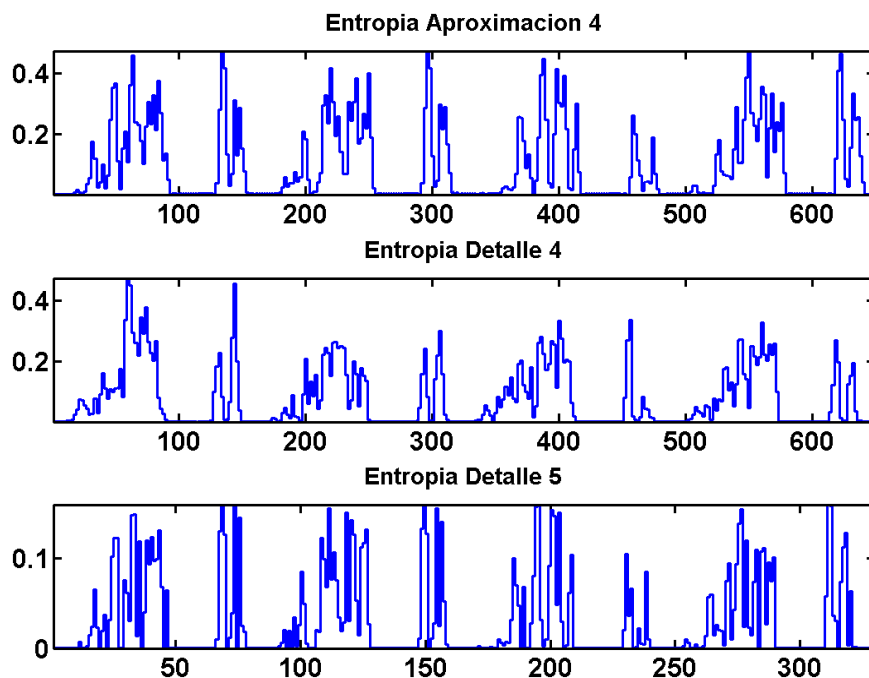


Figura 4.26: Entropía normalizada.

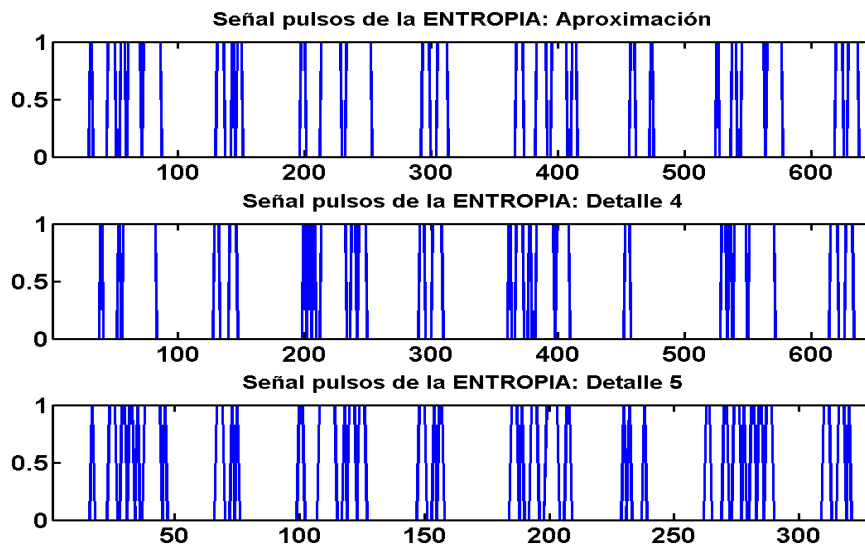


Figura 4.27: Señal de pulsos resultante de la umbralización de la entropía normalizada.

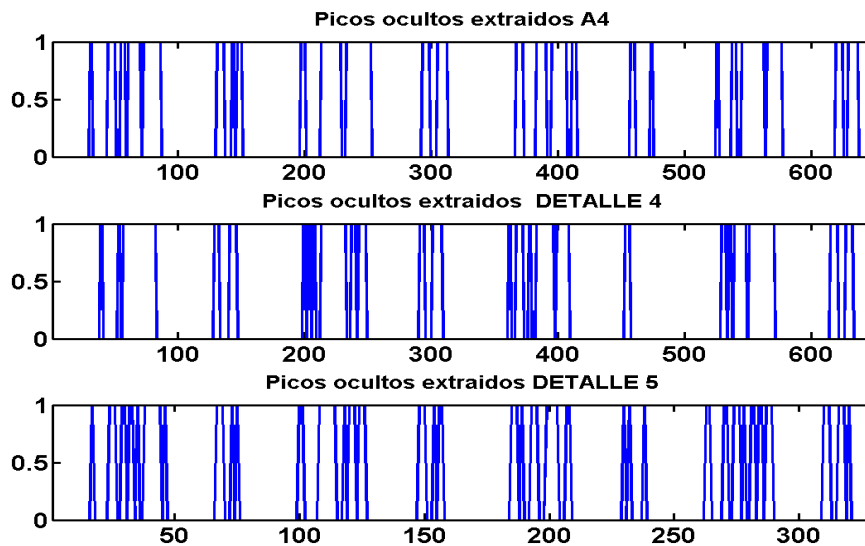


Figura 4.28: Extracción de los posibles picos ocultos.

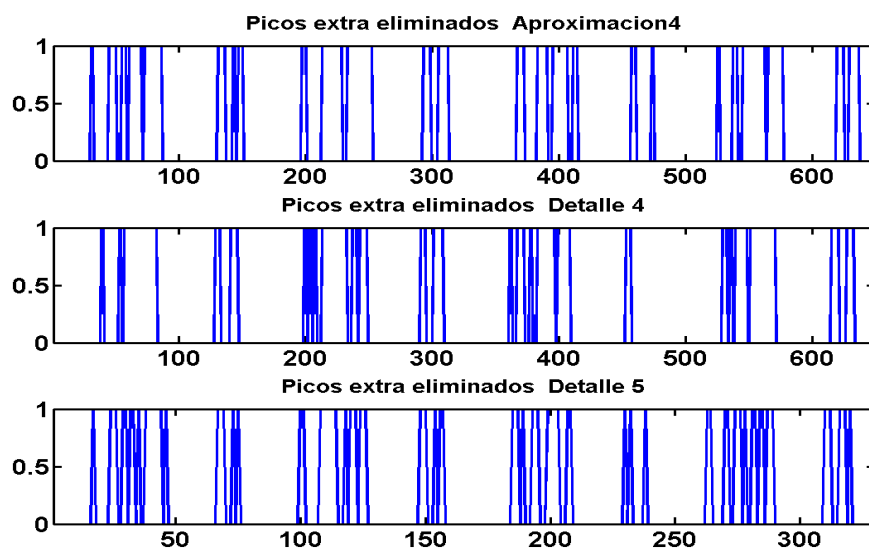


Figura 4.29: Eliminación de picos extra, en caso de que existieran cumpliendo la condición.

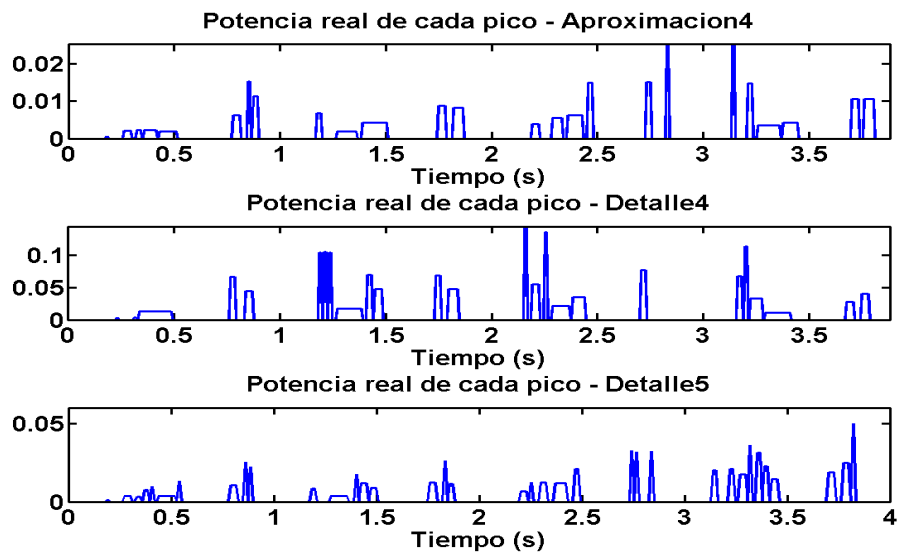


Figura 4.30: Potencia real calculada para la señal en cada uno los pulsos.

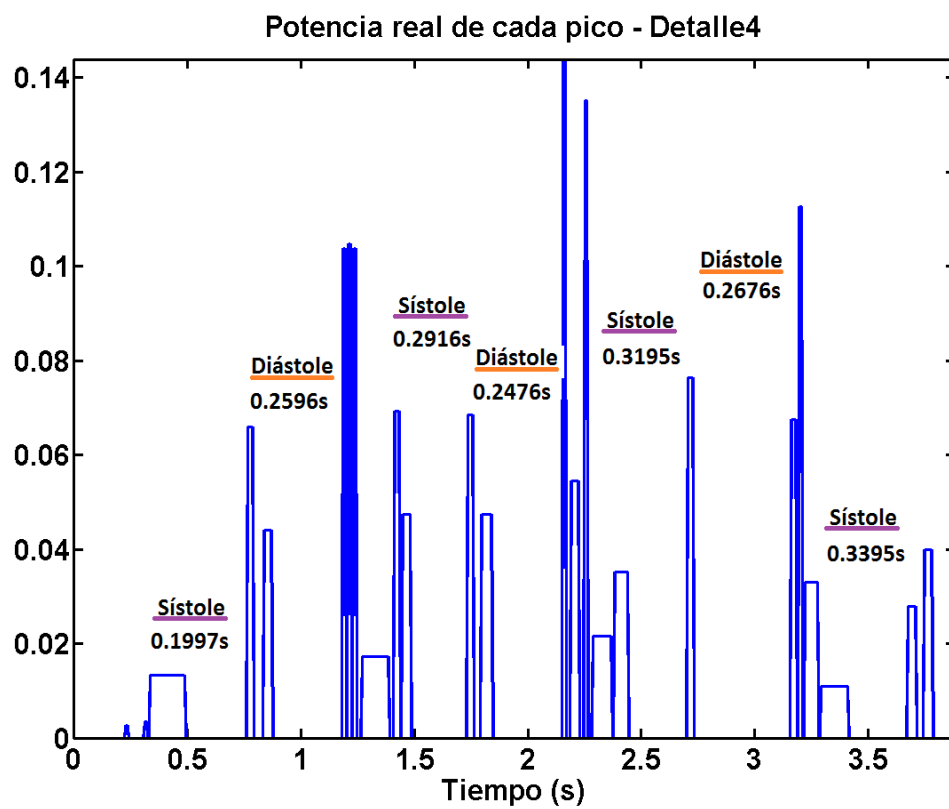


Figura 4.31: Representación de la duración de la sístole y la diástole.

Capítulo 5

Conclusiones y líneas futuras

5.1. Conclusiones

El algoritmo planteado en los diferentes artículos e implementado en el presente proyecto, cumple con el objetivo de sonidos cardíacos S1 y S2. Cuando tenemos una señal de un corazón sano, se identifican sin problemas los diferentes sonidos y los periodos sístole y diástole. En caso de la detección en patologías, la identificación es más complicada, a pesar de ello, si se puede identificar las duraciones de la diástole y la sístole como se ha presentado en el punto 4.5 del apartado anterior. Éstas duraciones marcarán la situación de los sonidos S1 y S2 y los murmullos existentes durante los dos periodos.

A pesar de ello, el algoritmo tiene limitaciones en la segmentación. La principal limitación es la umbralización que se lleva a cabo durante el tratamiento de los detalles y aproximaciones procedentes de la descomposición con WT. E influye en los pasos posteriores de la segmentación.

El umbral marca los límites de inicio y final del pulso resultante. Este proceso de umbralización puede dejar picos de la señal que pueden pertenecer a los posibles sonidos que queremos determinar, pero al seleccionar un umbral fijo, hemos eliminado dichos picos. Una opción es cambiar el umbral y proponer un umbral menos restrictivo, utilizar un umbral adaptativo o valorar varios umbrales fijos y seleccionar el más adecuado para no perder parte de esa potencia perdida en el proceso.

Otra limitación del algoritmo es el tiempo propuesto de 50ms en el apartado 4.3 sobre el tratamiento de los detalles y aproximaciones resultantes. El artículo [8] propone un valor de 50ms para extraer los picos ocultos. Extrae aquellos picos que entre picos sucesivos existe un tiempo mayor a 50ms. Esto evita obtener picos ocultos que contengan importancia frecuencial como por ejemplo splits. En este caso, para la mejora del algoritmo, tomar un valor de entre 20 y 30 ms entre picos, podemos obtener más picos ocultos

que pueden ser de importancia. En caso de obtener más de los deseados, el paso de eliminación de picos extras, se encarga de eliminar aquellos picos prescindibles.

5.2. Lineas futuras

Tal y como se indica en la introducción del presente trabajo, los artículos estudiados daban la posibilidad de una clasificación automática de los sonidos a partir de los vectores de características resultantes de la segmentación. Esta posibilidad se puede contemplar después de proponer la mejora del algoritmo descrito en el trabajo. Una vez realizado esto, un posible objetivo sería la implantación del algoritmo en sistemas de grabación de sonidos cardíacos, como por ejemplo en un estetoscopio digital.

Bibliografía

- [1] L. Huiying, L. Sakari, H.Iiro. A heart sound segmentation algorithm using wavelet decomposition and reconstruction, Proc of 19 Ann Int Conf of IEEE Eng Med Biol Soc, Volumen 4, pags.1630 - 1633, 1997.
- [2] L. Cromwell, F.J. Weibell, E.A. Pfeiffer, Biomedical Instrumentation and Measurements, Second Edition, Prentice-Hall.Inc,1980.
- [3] Y.Zhang, G.Chan, X.Zhang, L.Yip. Heart Sounds and Stethoscopes, Wiley Encyclopedia of Biomedical Engineering, John Wiley and Sons.Inc, 2006.
- [4] J. D. Echeverry, A.F. López, J. F. López, Reconocimiento de valvulopatías cardíacas en señales de fonocardiografía empleando la transformada Gabor. Scientia Et Technica, Volume XIII, núm.034, pags. 139-143, 2007.
- [5] Universidad Autónoma de Barcelona. Ruidos cardíacos y soplos. <http://clon.uab.es/recursos>. 2003
- [6] T. Ölmez, Z. Dokur. Classification of heart sound using an artificial neural network, Digital Signal Processing Elsevier Science B.V, volume 24, pags.617-629, 2003.
- [7] Fundación española del corazón. Valvulopatías. <http://www.fundaciondelcorazon.com/informacion-para-pacientes/enfermedades-cardiovasculares/valvulopatias.html>. 2009
- [8] S.Omra, M.Tayel, A heart sound segmentation and feature extraction algorithm using wavelets. Circuits and Systems, IEEE 46th Midwest Sym Circ Syst, Volume 1, pags.392-395, 2003.
- [9] K.Najarian, R.Splinter. Biomedical Signal and Image Processing, CRC Press Taylor and Francis group, 2006.

- [10] MathWorks, Inc. R2011a Documentation - Wavelet toolbox. <http://www.mathworks.com/help/toolbox/wavelet/>. 2011.
- [11] C. Cuevas Rodríguez, Tesis: Estimación y compensación del movimiento en el dominio de las wavelets, Universidad Politécnica de Madrid, Abril 2006.
- [12] T. Ölmez, Z. Dokur, Heart sound classification using wavelet transform and incremental self-organizing map, *Digital Signal Processing*, volumen.18, pags.951-959, 2008.
- [13] H. Shino, H. Yoshida, K. Yana, K. Harada, J. Sudoh, E. Harasewa, Detection and classification of Systolic murmur for phonocardiogram screening, *Engineering in Medicine and Biology Society*, 1996. *Bridging Disciplines for Biomedicine. Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE*, volume 1, pags.123-124, 1996.
- [14] D.L. Donoho, De-noising by soft-thresholding, *IEEE Trans Inf Theor*, volume 41, pags.613-627, 1995.
- [15] C. Ahlstrom, P. Hult, P. Rask, J. Karlsson, E. Nylander, U. Dahlström, P. Ask, Feature extraction for systolic heart murmur classification, *Annals of Biomedical Engineering*, volume 34, pags.1666-1677, 2006.
- [16] A.S. Fauci, E. Braunwald, D.L. Kasper, S.L. Hauser, D.L. Longo, J.L. Jameson, J.L. Loscalzo. *Harrison Principios de Medicina Interna*. McGRAW-HILL Interamericana Editores Edición 17, volume II. 2009.
- [17] M. Kobayashi, Wavelets and their applications in industry, *Nonlinear Analysis* 47, Japan, pags.1749-1760, 2001.
- [18] G. Amit, N. Gavriely, N. Intrator. Cluster analysis and classification of heart sounds. *Biomedical Signal Processing and Control*, volume 4, pags.26-36, 2009.
- [19] Cardiothoracic Surgery, Openheart surgery. Heart Information, Heart Sounds. <http://www.openheart surgery.com/heartsounds.htm>
- [20] ThinkLabs Medical. Stethoscope Community. 2009 <http://www.thinklabsmedical.com/stethoscopecommunity/SoundLibrary>.
- [21] Latidos Medicos, Sonidos Aucultatorios. Febrero 2009. <http://latidosmedicos.blogspot.com>.

-
- [22] 3M Littman Stethoscopes. Education, Listen to Heart Sounds.
<http://solutions.3m.com>.

