

VNIVERSITAT  VALÈNCIA
Estudi General

Facultad de C.C. Físicas
Departamento de Ingeniería Electrónica

**Desarrollo de Técnicas de Detección
de Fibrilación Ventricular Basadas en
Algoritmos Tiempo-Frecuencia**

TESIS DOCTORAL

Autor: Alfredo Rosado Muñoz
Directores: Juan Fco. Guerrero Martínez
Manuel Bataller Mompeán

Valencia, 2000

INDICE

Glosario

Capítulo 1. Introducción.	1-1
1.1. Método de detección	1-2
1.2. Sistema hardware de diagnóstico	1-6
1.3. Descripción del trabajo desarrollado.	1-7
Capítulo 2. Las Transformadas tiempo-frecuencia.	2-1
2.1. Señales en el dominio del tiempo	2-3
2.2. Señales en el dominio de la frecuencia	2-4
2.3. Principio de Incertidumbre de Heisenberg.	2-4
2.4. Definición y propiedades de las TFR	2-6
2.5. TFR Lineales.	2-7
2.5.1. Transformada corta de Fourier.	2-8
2.5.2. Transformada de Gabor.	2-9
2.5.3. Transformada Wavelet.	2-10
2.6. TFR Cuadráticas (Bilineales).	2-11
2.6.1. La señal analítica	2-14
2.6.2. La función de Ambigüedad.	2-14
2.6.3. Propiedades generales de las TFR.	2-16
2.6.3.1. Marginales.	2-17
2.6.3.2. Energía total.	2-17
2.6.3.3. Invarianza ante desplazamientos temporales y frecuenciales.	2-17
2.6.3.4. Escalado lineal.	2-18
2.6.3.5. Soporte finito de la señal.	2-18
2.6.3.6. Distribuciones reales y positivas.	2-19
2.6.3.7. Frecuencia instantánea y Retardo de grupo.	2-19
2.6.4. Clase de Cohen.	2-20
2.6.5. Clase Afín.	2-23
2.7. Distribuciones Tiempo-Frecuencia.	2-24
2.7.1. Distribución de Wigner.	2-24
2.7.2. Representación Pseudo-Wigner-Ville.	2-26
2.7.3. Representación Pseudo Wigner-Ville suavizada.	2-27
2.7.4. Representaciones de Rihaczek y Margenau-Hill.	2-28
2.7.5. Representación de Choi-Williams.	2-29
2.7.6. Representación de Born-Jordan y Zhao-Atlas-Marks.	2-30

2.7.7. Representación de Page.	2-31
2.7.8. Representaciones Escalograma y Espectrograma.	2-32
2.7.8.1. Espectrograma.	2-32
2.7.8.2. Escalograma.	2-33
2.7.9. Distribución de Interferencias Reducidas (RID).	2-34

Capítulo 3. Fibrilación Ventricular: Fisiología y detección. 3-1

3.1. Mecanismos celulares de generación de arritmias.	3-3
3.1.1. Automatismo aumentado.	3-3
3.1.2. Actividad desencadenada.	3-4
3.1.3. Re-entrada.	3-5
3.2. Taquicardias ventriculares.	3-6
3.2.1. Actividad auricular.	3-8
3.2.2. Actividad ventricular.	3-8
3.3. Fibrilación ventricular.	3-9
3.4. Desfibrilación Ventricular.	3-13
3.5. Técnicas de detección de Fibrilación Ventricular: antecedentes.	3-14
3.5.1. Métodos en el dominio temporal.	3-15
3.5.2. Métodos en el dominio de la frecuencia.	3-18
3.5.3. Consideraciones generales sobre los métodos en los dominios temporal y frecuencial.	3-21
3.5.4. Técnicas de reciente aplicación para la detección de FV.	3-22
3.6. Técnicas tiempo-frecuencia.	3-24

Capítulo 4. Caracterización de la señal cardiaca en el dominio tiempo-frecuencia. 4-1

4.1. Distribuciones tiempo-frecuencia empleadas.	4-2
4.1.1. Wigner-Ville (WV).	4-2
4.1.2. Pseudo Wigner-Ville (PWV).	4-4
4.1.3. Pseudo Wigner-Ville suavizada (SPWV).	4-6
4.1.4. Choi-Williams (CW).	4-9
4.1.5. Escalograma.	4-11
4.1.6. Zhao-Atlas-Marks (ZAM) y Born-Jordan (BJ).	4-12
4.1.7. Espectrograma.	4-14
4.1.8. Page.	4-15
4.1.9. Rihaczek y Margenau-Hill (MH).	4-16
4.1.10. Interferencias Reducidas (RID).	4-17
4.1.11. Resumen de representaciones empleadas.	4-18
4.2. Preprocesado y tratamiento de las señales cardiacas.	4-19

4.3. Análisis de datos empleados.	4-23
4.3.1. Ficheros MIT.	4-25
4.3.2. Ficheros AHA.	4-28
4.3.3. Selección de segmentos.	4-28
4.4. Tratamiento estadístico de parámetros.	4-29
4.5. Elección de bandas frecuenciales	4-31
4.6. Análisis de parámetros en el dominio tiempo-frecuencia.	4-34
4.6.1. Definición de parámetros independientes de bandas frecuenciales.	4-35
4.6.1.1. MAXIMFREC, MINIMFREC.	4-36
4.6.1.2. POSMAXFREC.	4-37
4.6.1.3. Análisis basado en extracción de áreas.	4-38
4.6.2. Parámetros basados en bandas frecuenciales.	4-43
4.6.2.1. Medida de energías.	4-43
4.6.2.2. Parámetros basados en términos no nulos.	4-48
4.7. Otros parámetros.	4-55
4.7.1. La transformada afín.	4-55
4.7.2. Parámetros en el dominio del tiempo.	4-59
4.7.2.1. Varianza relativa para media unidad	4-60
4.7.2.2. Análisis de formas mediante la varianza.	4-62

Capítulo 5. Detección de Fibrilación Ventricular: algoritmos y resultados.	5-1
5.1. Selección de parámetros.	5-1
5.1.1. Análisis de correlación.	5-2
5.1.2. Análisis de varianza.	5-3
5.2. Análisis discriminante	5-8
5.3. Detección de FV mediante parámetros tiempo-frecuencia.	5-11
5.3.1. Detección de FV frente a ritmos no fibrilatorios.	5-12
5.3.2. Discriminación entre FV-Flutter y TV.	5-16
5.4. Detección con parámetros temporales.	5-19
5.5. Algoritmo global de detección de Fibrilación Ventricular.	5-20
5.6. Algoritmo de detección con diferentes TFR.	5-27
5.7. Algoritmo de clasificación basado en redes neuronales.	5-29
5.7.1. Introducción general a las redes neuronales.	5-29
5.7.1.1. Neuronas.	5-30
5.7.1.2. Arquitectura.	5-31
5.7.1.3. Algoritmos de aprendizaje.	5-31
5.7.1.4. El perceptrón multicapa.	5-32

5.7.2. Resultados de clasificación. _____	5-34
5.8. Resumen de resultados de clasificación. _____	5-37
5.9. Estudio de implementación en tiempo real. _____	5-38
5.9.1. Necesidad de un sistema de diagnóstico en monitorización continua. _____	5-39
5.9.2. Evaluación de tiempos de ejecución. _____	5-41
5.9.3. Sistema de adquisición de datos. _____	5-45

Capítulo 6. Conclusiones. Proyección futura. _____	6-1
6.1. Conclusiones. _____	6-1
6.2. Proyección futura. _____	6-5

Apéndice I. Análisis de parámetros en función de patologías y representaciones tiempo-frecuencia _____	I-1
I.1. MINIMFREC _____	I-1
I.2. MAXIMFREC _____	I-2
I.3. POSMAXFREC _____	I-3
I.4. MINFREC _____	I-4
I.5. MAXFREC _____	I-6
I.6. LFREC _____	I-8
I.7. LTMP _____	I-10
I.8. AREA _____	I-12
I.9. NAREAS _____	I-14
I.10. ET _____	I-16
I.11. EH _____	I-18
I.12. EL _____	I-20
I.13. QTEL _____	I-22
I.14. QTEH _____	I-24
I.15. CT8 _____	I-26
I.16. TMY _____	I-27
I.17. TSNZ _____	I-29
I.18. TSNZL _____	I-31
I.19. TSNZH _____	I-33
I.20. QTL _____	I-35
I.21. QTH _____	I-37
I.22. MDL8 _____	I-39

I.23. VDL8	I-41
I.24. CURVA	I-43

Apéndice II. Diagramas de caja de parámetros clasificatorios para diversas representaciones tiempo-frecuencia. _____ **II-1**

II.1. Choi-Williams	II-1
II.2. Zhao-Atlas-Marks (ZAM ó Cone-Kernel)	II-3
II.3. Escalograma	II-5
II.4. Interferencias Reducidas (RIDH)	II-7
II.5. Smoothed Pseudo-Wigner-Ville (SPWV)	II-9
II.6. Born-Jordan (BJ)	II-11
II.7. Espectrograma (SP)	II-13

Apéndice III. Bibliografía.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Capítulo 1. Introducción.

En nuestra sociedad actual, las muertes relacionadas con afecciones cardiacas resultan muy frecuentes, especialmente debido a los hábitos de comportamiento que incrementan los factores de riesgo de padecer ataques cardiacos. En este trabajo se intentan aportar nuevas soluciones en el diagnóstico de la fibrilación ventricular, patología causante de un alto número de casos de muerte súbita.

La muerte súbita en personas que no han mostrado signos de ninguna patología anterior sigue siendo una causa de muerte bastante común, sin que todavía se tenga demasiado claras las causas iniciales que las provocan. Excluyendo aquellas muertes debidas a accidentes o crímenes, análisis forenses han demostrado que el tejido miocárdico sufre graves alteraciones en la mayoría de los casos de muerte súbita, con lo que junto con otras exclusiones realizadas, se llega a la conclusión de que la causa de la muerte en estos casos es de origen cardiaco. Anualmente, este hecho produce un alto número de muertes en todo el mundo, y aunque no se dispone de datos a nivel mundial, sólo en Europa y Estados Unidos esta enfermedad causa entre 800.000 y 900.000 muertes cada año (del 0,1% al 0,2% de la población). Este trabajo pretende analizar las características cardiacas que esta patología produce, para intentar diagnosticar la aparición de un ataque cardiaco que pueda degenerar en muerte súbita.

Entre los procesos que llevan a la muerte súbita, uno de los más comunes y fulminantes es el de la fibrilación ventricular, ya que si no se detiene en sus etapas más tempranas, el proceso degenerativo se vuelve irreversible, puesto que se pierde la ritmicidad del latido y se crean pequeñas zonas de tejido llamadas circuitos re-entrantes, que se estimulan sin seguir el ritmo marcado por el nodo sino-auricular que coordina el impulso cardiaco, con lo que el corazón pierde la capacidad de bombear sangre y en pocos minutos sobreviene la muerte. En [Farreras-92] se define la patología de fibrilación ventricular como:

"Una forma de paro cardiaco en el que la activación ventricular se realiza de forma desorganizada y parcelar, con múltiples movimientos de re-entrada. No existe actividad mecánica útil, por lo que si no revierte en el plazo máximo de 3-4 minutos, sobreviene la muerte".

Actualmente existen sistemas capaces de detectar la aparición de fibrilación ventricular (FV) y revertirla a través de la implantación de un desfibrilador cardíaco que actúa en el caso de que se detecte peligro para la vida del paciente, aplicando una descarga eléctrica que reorganiza la estimulación del tejido cardíaco. Pero este método únicamente es aplicable en pacientes con antecedentes cardíacos a los que, debido a su alto riesgo de aparición de complicaciones, se opta por la realización de una intervención quirúrgica para el implante de este pequeño aparato electrónico que con seguridad le salve la vida en determinadas ocasiones dada la alta probabilidad de reaparición de fibrilación. De este modo, el paciente puede realizar una actividad normal y en caso de anomalía, el desfibrilador actuará para restaurar el proceso normal del latido.

En cambio, existe un porcentaje mayor de personas que acaban padeciendo muerte súbita y a los que nunca se les había detectado alteraciones cardíacas. Los estudios realizados en este trabajo pretenden aportar mayores niveles de seguridad en la detección no invasiva de la fibrilación ventricular mediante electrodos adheridos a la piel del paciente y conectados a un electrocardiógrafo que registra su señal cardíaca. Esta señal es llevada a un sistema de decisión desarrollado como parte de este trabajo que analiza la señal cardíaca y basándose en sus características permite proporcionar un diagnóstico acerca del estado del paciente, avisando inmediatamente en el caso de detectar una anomalía. Incluso cabe la posibilidad de poder actuar de forma autónoma aplicando una descarga al paciente si la presencia de fibrilación ventricular es totalmente segura.

1.1. Método de detección

El sistema de detección que se propone está pensado para ser aplicado en unidades hospitalarias donde el paciente se encuentra monitorizado debido a posibles molestias o síntomas que aconsejen su monitorización, por ejemplo, en unidades de cuidados intensivos, ya que se considera que un paciente sufre muerte súbita si ésta se produce dentro de las 6 u 8 horas siguientes a la aparición de los primeros síntomas, con lo que se dispone de un pequeño margen de maniobrabilidad siempre que el paciente acuda a los servicios médicos con suficiente antelación.

Inicialmente, este sistema de detección se encontraría instalado en un ordenador PC encargado de recibir la señal cardíaca y realizar los cálculos

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

necesarios sobre ella para poder discriminar la presencia de fibrilación ventricular. Hasta la fecha, pocos estudios se han realizado sobre este tema ya que debido a la alta irregularidad de la señal y la imposibilidad de obtener un patrón determinado, no resulta fácil diferenciarla de otras patologías, por lo que su detección externa resulta bastante complicada ya que la presencia de ruido provocado por agentes externos al corazón como la respiración, movimientos del paciente, presencia de otros aparatos que generan ruido eléctrico, etc., contamina la señal útil, pudiendo enmascarar la presencia de ciertas patologías y en cualquier caso, perjudicando la señal cardiaca original y dificultando el análisis de la señal.

Estos estudios han realizado una aproximación al problema a través de diferentes tipos de análisis sobre la señal adquirida, consistentes en obtener características en el dominio del tiempo o bien en el dominio de la frecuencia, pero considerando cada uno de ellos por separado. La aproximación que se propone en esta tesis doctoral es la aplicación de un método de tratamiento de la señal llamado “análisis tiempo-frecuencia” que está comenzando a ser aplicado en muy diversos campos como comunicaciones, sismología, análisis de voz, medicina (tanto en señales de ultrasonidos como eléctricas).

Con este tipo de representaciones, se obtienen de forma simultánea tanto la evolución de la señal a lo largo del tiempo (eje de abscisas) como las componentes frecuenciales (eje de ordenadas) que contiene. Así, se puede obtener un análisis dinámico en frecuencia ya que con los métodos espectrales anteriores (transformada de Fourier) sólo se podía analizar en el dominio de la frecuencia un segmento temporal concreto sin información acerca de cuándo han ocurrido cada una de las componentes que se muestran en la representación. De forma simplificada, las representaciones tiempo-frecuencia proporcionan una imagen tridimensional en la que a cada punto se le asigna un valor de energía dependiendo de su nivel de contribución en la señal analizada, por esto, se dispone en una sola representación de información acerca de la evolución tanto temporal como espectral de la señal analizada.

Para hacernos una idea del comportamiento que tienen los métodos descritos, la Figura 1-1 muestra la representación temporal (recuadro superior), espectral (recuadro izquierdo) y tiempo-frecuencia (recuadro principal) correspondiente a un segmento de aproximadamente 1 segundo de duración para una señal cardiaca con ritmo sinusal normal.

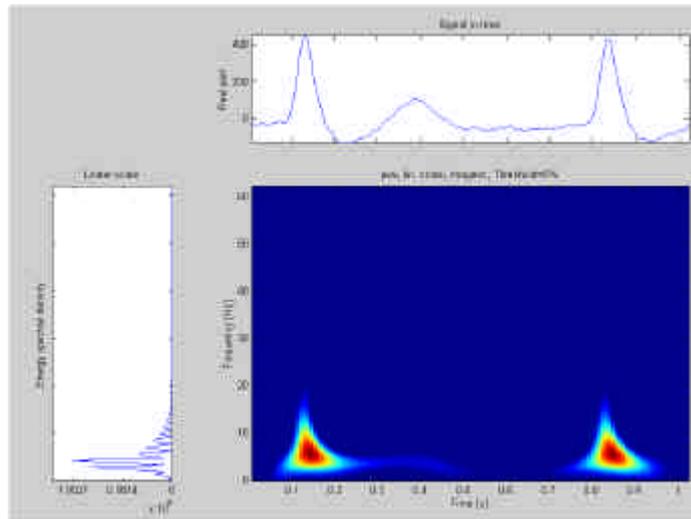


Figura 1-1. Representaciones, temporal (arriba), frecuencial (izquierda) y tiempo-frecuencia (centro) correspondiente a la señal cardíaca de un paciente sin patología cardíaca aparente.

A pesar de que, como ya se ha dicho anteriormente, la señal cardíaca de fibrilación ventricular es muy irregular, posee algunas características que permiten diferenciarla del resto, sobre todo de las situaciones cardíacas normales que no conllevan riesgo para el paciente. Por tanto, a partir de las distribuciones tiempo-frecuencia se extraen determinados parámetros que muestren una variación significativa dependiendo del estado del paciente, con lo que tras una clasificación previa, tendremos ciertas indicaciones acerca de la presencia de una determinada patología. Además, dado que un único parámetro no suele proporcionar toda la información necesaria, se desarrollan algoritmos de detección que mediante la combinación de diferentes parámetros con umbrales establecidos y valores diferenciados para las patologías, consigan generar un criterio de diagnóstico automático. Los mayores problemas residen en las etapas previas a la aparición de fibrilación ventricular (taquicardia ventricular y flutter ventricular), ya que la señal es similar en determinados tramos y puede llevar a la confusión en la clasificación del algoritmo de diagnóstico. Para apreciar cómo se diferencia una señal cardíaca normal de una fibrilante, la Figura 1-2 refleja un segmento de señal de ECG (electrocardiograma) con fibrilación ventricular donde se puede apreciar el cambio que se produce con respecto a una señal con ritmo sinusal normal, y cómo se traduce en diferentes cambios de la señal dependiendo del dominio que se analice, ya sea el temporal, frecuencial o espectro-temporal.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en
Algoritmos Tiempo-Frecuencia

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

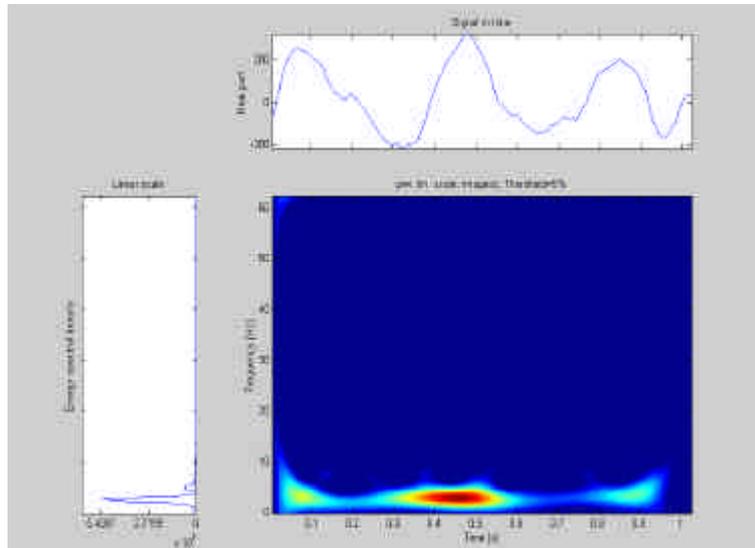


Figura 1-2. Representaciones temporal, frecuencial y tiempo-frecuencia para una señal cardiaca con fibrilación ventricular.

Por otra parte, existen múltiples tipos de representaciones con diferentes propiedades, no todas convenientes a la hora de detectar fibrilación ventricular. Un estudio previo del comportamiento de las señales de fibrilación para dichas representaciones muestra que debido a las propiedades intrínsecas de algunas de ellas, se genera una gran cantidad de interferencias (o términos cruzados), por lo que no resultan viables; en cambio, se obtiene una buena definición de las características mediante la utilización de otras representaciones. Estas representaciones son las que se eligen para el estudio posterior de parámetros.

Otro aspecto importante a tener en cuenta a la hora de realizar un detección de fibrilación en tiempo real es el coste computacional que el cálculo de estas representaciones supone, ya que un tratamiento matemático intensivo puede llevar a una demora importante a la hora de obtener un diagnóstico. Así, además de cumplir unas propiedades que favorezcan el diagnóstico, se debe procurar que su coste computacional no sea elevado. Para ello, en paralelo al desarrollo de algoritmos robustos de detección se han realizado pruebas para elegir un tipo de representación que equilibre unas buenas propiedades ante interferencias y con buenos resultados de detección, con un coste computacional no muy elevado, ya que normalmente ambos conceptos no van aparejados.

Se han realizado análisis basados en señales cardíacas obtenidas de bases de datos de uso generalizado como son las de la AHA (American Heart Association) y MIT (Massachusetts Institute of Technology), que han servido de base para desarrollar y probar los algoritmos de detección. Como índice de bondad de estos algoritmos, se utilizan dos parámetros, la sensibilidad ante fibrilación y especificidad ante el resto de patologías. El primero da idea del porcentaje de detecciones que realiza cuando realmente existe fibrilación con respecto al total de episodios de fibrilación existentes (los ficheros cuentan con anotaciones que indican el tipo de patología que se produce en cada momento); y el segundo nos indica el porcentaje de veces que no detecta fibrilación cuando ésta no existe, es decir, nos dice el porcentaje de aciertos ante señales no fibrilatorias.

Los datos disponibles con los que se ha desarrollado el trabajo muestran registros de pacientes monitorizados durante media hora aproximadamente, en los que se incluyen episodios patológicos de fibrilación o taquicardia ventricular, lo que se aprovecha para analizar el cambio en los parámetros analizados y comprobar si el algoritmo es capaz de avisar del cambio producido en la señal cardíaca.

1.2. Sistema hardware de diagnóstico

Seguidamente, una vez conseguido un algoritmo clasificador, se procede a su implementación sobre un sistema hardware que dependiendo del tipo de emplazamiento del sistema de adquisición, estará basado en un ordenador portátil PC con tarjeta de adquisición PCMCIA o un ordenador de sobremesa con tarjeta ISA programadas para la adquisición de la señal proporcionada por el electrocardiógrafo conectado al paciente. Una vez adquirida, mediante programación software realizada en lenguaje de alto nivel C, se obtiene la representación tiempo-frecuencia y se calculan los parámetros necesarios para la obtención del diagnóstico. La Figura 1-3 muestra una imagen del sistema de adquisición empleado que actúa de intermediario entre el electrocardiógrafo y el ordenador PC. El sistema proporciona un diagnóstico que se actualiza cada segundo, por lo que la detección de una patología grave resulta prácticamente inmediata, permitiendo al equipo médico un intervalo mayor de confianza para poder recuperar el estado normal del paciente, ya que si se actúa con demasiada tardanza, la patología puede ser irreversible.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz



Figura 1-3. Sistema de adquisición de señales sobre ordenador portátil PC para realizar procesado en tiempo real (<http://www.natinst.com>).

Para concluir, podemos decir que este trabajo intenta aportar nuevas soluciones en la detección de problemas cardiacos irreversibles asociados con la muerte súbita. Por ello, este sistema pretende realizar una detección lo más rápida y fiable posible dentro de los límites impuestos por la señal externa adquirida y el tiempo requerido para realizar diagnóstico en tiempo real. Este método, orientado a los servicios de urgencias de los hospitales, permite la monitorización del paciente en todo momento, y activa la alarma o incluso actúa de forma autónoma en caso de emergencia ante un ataque agudo de degeneración del proceso del latido que controla la actividad cardiaca, restaurando un estado que estabilice al paciente dentro de unos parámetros vitales no degenerativos.

1.3. Descripción del trabajo desarrollado.

Este trabajo pretende realizar una aproximación al empleo de las distribuciones tiempo-frecuencia en el ámbito cardiológico, aplicado específicamente a la detección de fibrilación ventricular a partir de registros obtenidos mediante métodos no invasivos.

Dado que el objetivo principal del trabajo consiste en el diagnóstico de ciertas patologías cardiacas, se ha realizado un estudio pormenorizado de las distribuciones tiempo-frecuencia pero sin intención de modificar o establecer

nuevas representaciones que se puedan adaptar de forma idónea al problema planteado. Por tanto, se considera suficiente emplear las representaciones existentes hasta el momento y utilizar los posibles parámetros que modifican su comportamiento en los dominios temporal y frecuencial para obtener los resultados idóneos ante señales electrocardiográficas. Por tanto, en el capítulo 2 se hace una introducción a los diversos tipos de representaciones tiempo-frecuencia, analizando sus ventajas y sus limitaciones, describiendo los fundamentos matemáticos que las definen y las propiedades deseables para estas representaciones. Para concluir el capítulo, se enumeran las representaciones tiempo-frecuencia más usuales y que se utilizan a lo largo de los capítulos posteriores, describiendo también sus propiedades más importantes y diferenciadoras del resto.

El capítulo 3 se centra en el análisis de la señal cardiaca y analiza su comportamiento ante las patologías objeto de estudio, es decir, fibrilación ventricular y ritmos fibrilatorios tales como taquicardia ventricular y flutter ventricular, proporcionando una panorámica sobre los orígenes fisiológicos de estas patologías y las posibles formas de actuación ante ellas, haciendo especial hincapié en la fibrilación ventricular. Una segunda parte bien diferenciada del resto del capítulo 3 es la referente a métodos de detección de FV empleados hasta la fecha, realizando una revisión bibliográfica de ellos pero centrando el estudio en la detección basada en señales adquiridas a través de electrodos externos, pues dada la diferencia existente entre señales externas e internas (epicárdicas y endocárdicas) la metodología varía considerablemente. Dado que son pocos los trabajos que pretenden resolver el problema mediante técnicas tiempo-frecuencia, se describen principalmente métodos basados en los dominios temporal y/o frecuencial, aunque recientemente se han intentado aplicar otras técnicas además de las de tiempo-frecuencia que parecen prometedoras.

Una vez conocida la problemática de las señales a tratar, y los fundamentos de las representaciones tiempo-frecuencia a utilizar, en el capítulo 4 se realiza un análisis detallado para la optimización de las representaciones tiempo-frecuencia frente a las señales cardiacas a analizar, obteniendo los parámetros de aplicación apropiados para una buena representación de la señal con cada una de las representaciones empleadas. En este mismo capítulo también se describe el procesado genérico que se aplica a la señal antes de aplicar las técnicas tiempo-frecuencia, se analiza el tipo de datos disponible para el análisis, provenientes de bases de datos estándar, comentando sus características y limitaciones así como la asignación de clases o grupos de patologías en que se dividen las señales para posteriores análisis de datos.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Finalmente, se describe la extracción de parámetros realizada y que se utilizará para la obtención de un algoritmo de detección de fibrilación ventricular. En principio, para obtener una panorámica detallada de los resultados capaces de proporcionar este tipo de representaciones, se obtienen una gran cantidad de parámetros para así poder conocer hasta dónde pueden llegar en la discriminación de patologías, aunque sólo los más discriminantes serán tomados en cuenta para posteriores algoritmos de detección.

El capítulo 5 ofrece una selección de entre todos los parámetros propuestos, eligiendo sólo aquellos con capacidad para discriminar entre patologías según criterios estadísticos. Posteriormente se proponen diferentes algoritmos para la detección de fibrilación ventricular, desde el análisis discriminante con obtención de una función lineal de discriminación hasta detección basada en redes neuronales pasando por árboles de decisión con establecimiento de reglas de clasificación basadas en umbrales. Finalmente, se realiza una aproximación a la implementación en tiempo real de los algoritmos desarrollados para su utilización en unidades de cuidados intensivos como sistema de monitorización continua capaz de proporcionar un diagnóstico sobre la presencia de fibrilación ventricular. Se describe el método de adquisición de datos del sistema y se incluye un estudio de prestaciones para evaluar si es posible la obtención de tratamiento en tiempo real para las señales adquiridas.

Por último, el capítulo 6 describe las conclusiones del trabajo realizado y plantea futuras ampliaciones y aplicaciones de los métodos desarrollados.

**Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en
Algoritmos Tiempo-Frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

<i>Capítulo 1. Introducción.</i>	<i>1-1</i>
1.1. Método de detección	1-2
1.2. Sistema hardware de diagnóstico	1-6
1.3. Descripción del trabajo desarrollado.	1-7

Capítulo 2. Las Transformadas tiempo-frecuencia.

Los campos de aplicación de las TFR (Representación Tiempo-Frecuencia) son cada vez más amplios, pues se ha comprobado que mejoran los resultados de los métodos espectrales y temporales clásicos al ser capaces de reflejar cambios en frecuencia con respecto al tiempo (transitorios espectrales), cosa que en un análisis espectral clásico no se puede detectar, por lo que la clasificación o detección de determinadas propiedades de la señal analizada se mejora. Análogamente, los métodos basados en características temporales no consiguen detectar características esenciales de la señal que son las que muestran con certeza su naturaleza. Por ello, un uso combinado de ambos dominios resulta en el aprovechamiento de características útiles presentes en ambos dominios para así realizar diagnósticos más fiables. Inicialmente se aplicó en la detección por radar y reconocimiento del habla, pero hoy en día se aplica en casi todos los campos del tratamiento digital de señales. Como ejemplo, consideremos un observador situado en un punto fijo que oye la sirena de una ambulancia que inicialmente se acerca, lo sobrepasa y después se aleja. Si tomamos la señal recogida en ese punto y aplicamos la transformada de Fourier a todo el tramo, veremos que hay una distribución de componentes espectrales, pero no podremos conocer el momento en que se han producido cada una de ellas. En cambio, analizando su espectro a lo largo del tiempo sí se podrá apreciar ese cambio en frecuencia, donde primeramente la frecuencia va creciendo hasta que la ambulancia supera al observador y a continuación decrece.

Los primeros avances en este campo se produjeron con motivo de estudios teóricos relacionados con el intento de asentar las bases matemáticas que permitieran la obtención de funciones capaces de representar simultáneamente el hecho físico de la variación del espectro con el tiempo, y poder utilizar esta función de una variable tal y como se emplea la función de densidad de energía de una variable. De esta forma, se podría tener una señal completamente identificada por las dos propiedades básicas que la caracterizan: su amplitud en el tiempo en el que ocurre y la amplitud de cada frecuencia (o frecuencias) que contiene.

Como primera aproximación a las transformadas tiempo-frecuencia, y empleada anteriormente al desarrollo de las representaciones tiempo-frecuencia cuadráticas, una posibilidad consiste en analizar la señal con transformadas de Fourier consecutivas y de corta duración (STFT). Así, tomando

pequeñas ventanas de la señal se apreciará que la distribución espectral de cada una de ellas varía con el tiempo, pudiendo conocer con más precisión la evolución de las componentes espectrales. La equivalencia directa dentro de la representaciones cuadráticas es el espectrograma (SP). A partir de estas representaciones han surgido numerosos trabajos de aplicación para solucionar el problema de conocer la evolución de las componentes espectrales con el tiempo, pero la baja resolución obtenida hace que se intenten obtener métodos más eficaces. Otro tipo de funciones muy cercanas a las analizadas en este capítulo son las generadas por la transformada Wavelet, sobre las que no entraremos por tratarse de un ámbito fuera de los objetivos de este trabajo.

El primero de los trabajos que establece las bases principales en este campo es el de [Wigner-32], que obtiene una distribución para el estudio de fenómenos relacionados con la mecánica cuántica. Posteriormente, [Ville-48] establece la forma actual conocida como la distribución de Wigner-Ville que ha servido como base de desarrollo para una gran familia de distribuciones cuadráticas. Paralelamente, [Moyal-49] presenta un trabajo similar al de Ville en el contexto de la mecánica cuántica, por lo que dependiendo del autor, éste basa sus métodos en uno u otro artículo. En el contexto de la mecánica cuántica, [Gabor-46] sienta las bases de la mayoría de las distribuciones tiempo-frecuencia tal y como hoy se conocen. Un año después que Wigner, [Kirkwood-33] propone otra distribución que pretende ser más sencilla que la de Wigner para ciertas aplicaciones, y que con alguna modificación daría lugar a la distribución que hoy se conoce como la de Rihaczek [Rihaczek-68]. Sobre la base de Kirkwood, [Page-52] propone el llamado "espectro de potencia instantáneo" que da lugar a la distribución de Page, muy similar a la de Margenau-Hill [Margenau-61].

Otro de los avances importantes fue el de la obtención de la función de ambigüedad [Woodward-53], directamente relacionada con la distribución de Wigner, que origina la llamada función de correlación tiempo-frecuencia y que aporta nueva información acerca de las características de la señal, especialmente en radar y comunicaciones [Lieb-90], [Rihaczek-69], [Steiner-81].

Quien verdaderamente unifica en una sola teoría y propone un método general de obtención de una gran familia de distribuciones tiempo-frecuencia, hoy conocidas como la clase de Cohen, es Leon Cohen [Cohen-66], que propone una distribución genérica mediante la que es posible obtener todas las distribuciones publicadas hasta esa fecha y desarrollar nuevos tipos mediante la definición particular de una función englobada dentro de la definición global y que Claasen y Mecklenbrauker bautizan con el nombre de 'kernel' [Claa-

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

sen-80a, b, c]. En estas publicaciones se desarrollan ideas fundamentales para el estudio y mejor comprensión de las distribuciones t-f (tiempo-frecuencia), impulsando una posterior obtención de variantes que dan lugar a la amplia familia de distribuciones que existen hoy en día. [Boashash-86] fue una de las primeras publicaciones donde las TFR tuvieron una aplicación directa sobre señales reales (sísmicas en este caso).

Dado que el tiempo es una variable intrínseca a cualquier señal y la adquisición o generación de señales contiene como paso imprescindible el tratamiento de la señal en el dominio temporal, en la mayoría de los casos es preciso conocer sus características (forma, amplitud, pendientes, cruces por cero, energía, etc.) ya que esto nos aporta gran cantidad de información. Una propiedad importante de las señales es la estacionariedad, lo que implica que sus propiedades (momentos estadísticos) no varían a lo largo del tiempo, con lo que su análisis resulta más sencillo. En cambio, para señales no estacionarias, que son las que generalmente ocurren en la naturaleza, las propiedades de la señal varían a lo largo del tiempo.

Aunque el concepto de estacionariedad en sentido amplio y ergodicidad [Porat-94] permite realizar estimaciones bastante fiables ya sea por métodos paramétricos o no paramétricos, esta suposición restringe el ámbito de aplicación ya que en el caso de señales no estacionarias la señal varía en el tiempo ya sea en amplitud, rango de frecuencias, forma de onda, etc. Por tanto, al aplicar métodos para señales estacionarias los resultados no son siempre los esperados. Antes de entrar en detalle sobre las TFR, revisaremos algunos conceptos previos.

2.1. Señales en el dominio del tiempo

Dos características especiales definen una señal en el dominio temporal, a saber: el tiempo medio y la duración. El tiempo medio corresponde al momento en el tiempo en el que a ambos lados de él se concentra la densidad de energía de la señal, viene definido por [Peebles-87]:

$$\langle t \rangle = \int t |s(t)|^2 dt \quad (1)$$

y

$$\langle t^2 \rangle = \int t^2 |s(t)|^2 dt \quad (2)$$

La duración se define como la desviación estándar de la señal (momento central de segundo orden [Kay-93]), es decir, indica el tiempo alrededor del tiempo medio en el cual la señal persiste:

$$\mathbf{S}_t^2 = \langle t^2 \rangle - \langle t \rangle^2 \quad (3)$$

así, en un tiempo $2\sigma_t$ la mayor parte de la señal se habrá extinguido. En general, la desviación estándar nos dice si una serie de datos están muy alejados respecto a la media de esa serie.

2.2. Señales en el dominio de la frecuencia

En cuanto al dominio frecuencial, se puede decir que existen cuatro razones principales para su cálculo. En primer lugar, el análisis espectral permite conocer el origen de la señal, como segundo factor, podemos conocer los diferentes medios por lo que viaja una señal ya que su frecuencia varía con el medio que atraviesa, la tercera razón es la simplicidad que proporciona ya que una sencilla suma de sinusoides que pueden aparentar una gran complejidad analizando su señal temporal, se reducen a elementos frecuenciales puntuales mediante la transformada de Fourier, y como cuarta razón, es una herramienta muy potente para la solución de ecuaciones diferenciales ordinarias y parciales. Como es ampliamente conocido, la transformada de Fourier consiste en la descomposición de una señal en suma de señales sinusoidales de diferentes frecuencias [Proakis-97]:

$$S(\omega) = \frac{1}{2\pi} \int s(t) e^{j\omega t} dt \quad (4)$$

así, cada senoide de frecuencia ω contribuye a la formación de $s(t)$ en una cantidad $S(\omega)$. Al conjunto $S(\omega)$ se le conoce como el espectro de la señal. Análogamente al dominio temporal, se define también una densidad de energía para conocer la localización de las frecuencias más relevantes contenidas en la señal; de la misma forma, también se define una media frecuencial así como su desviación estándar llamada “ancho de banda”.

2.3. Principio de Incertidumbre de Heisenberg.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Aunque el principio de incertidumbre para el análisis de señales no está relacionado con el tema para el que originalmente fue desarrollado (imposibilidad de determinar la posición y el momento de una partícula en el campo de la mecánica cuántica), se toma el mismo nombre debido a la analogía entre ambos, pues en definitiva se trata de dos variables relacionadas entre sí donde existe alguna propiedad que no se puede cumplir al mismo tiempo para ambas, y un efecto de mejora en la primera variable implica forzosamente un empeoramiento en la segunda, en terminología matemática, se dice que los operadores asociados a dichas variables no conmutan.

En este caso, nuestras variables son el tiempo y la frecuencia. Este principio supone que una mejora en la resolución que se obtiene para una de las variables empeora la resolución de la segunda variable, y viceversa, es decir, que en una TFR llega un punto límite en el que el ancho de banda o duración, para frecuencia y tiempo respectivamente, no puede ser mejorado simultáneamente [Vetterli-95]. Este límite viene impuesto por:

$$\mathbf{s}_t \cdot \mathbf{s}_w \geq \frac{1}{2} \quad (5)$$

Para una demostración detallada consultar [DeBruijin-67], [Cohen-95].

Esta propiedad supone una restricción importante para las representaciones tiempo-frecuencia, ya que nunca seremos capaces de obtener resultados totalmente ajustados tanto en el dominio temporal como espectral. Por ello, conociendo la aplicación en la que se va a utilizar, y las características de resolución temporal y espectral de cada TFR en particular, habrá que decidir en cada caso la representación más apropiada. La figura 2-1 muestra como para la misma señal compuesta de dos señales chirp (modulación lineal en frecuencia), la fig. 2-1a se ha obtenido con una ventana temporal grande, mientras la fig. 2-1b se ha calculado con una ventana temporal estrecha con lo que la resolución frecuencial empeora.

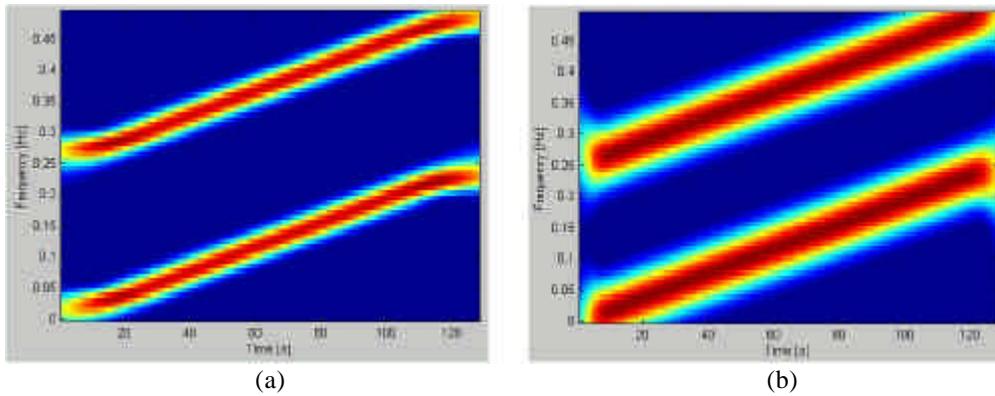


Figura 2-1. Visualización del principio de incertidumbre aplicado a una señal con diferentes ventanas temporales.

2.4. Definición y propiedades de las TFR

Una TFR consiste en una superficie tridimensional cuyos ejes son el tiempo y la frecuencia, y en la que para cada par (t,f) se dispone de un valor de amplitud al que se le puede llamar “energía” del punto, pero sin que ello implique que su significado sea el clásico ya que en muchos casos los valores de amplitud obtenidos no se corresponden con la definición teórica de energía, pero sirve para conocer la forma de la señal en el plano tiempo-frecuencia y obtener el valor de la concentración de intensidad en cada punto en la distribución global para apreciar la evolución de dicha amplitud tanto en el tiempo como en la frecuencia. Así, en una representación tiempo-frecuencia se aprecia cómo han evolucionado las componentes frecuenciales a lo largo del tramo de tiempo analizado. La figura 2-2 muestra la distribución TFR de la figura 2-1b pero en formato tridimensional, así, se aprecia el valor en amplitud de cada par (t,f) .

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en
Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

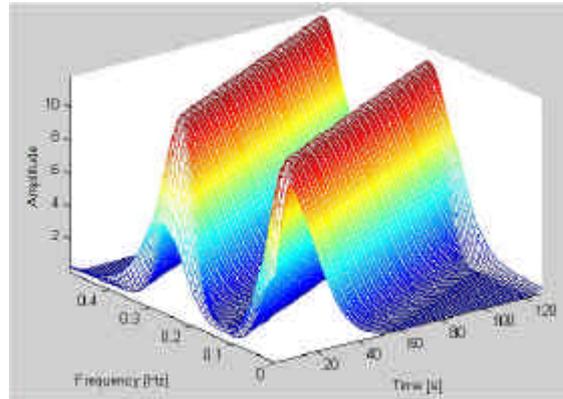


Figura 2-2. Representación tridimensional de la transformada t-f de la fig. 2-1b.

La figura 2-3 muestra cómo la transformada de Fourier no proporciona suficiente información (parte izquierda de la figura) pues muestra la presencia de diferentes frecuencias pero no indica el momento en el que se ha producido cada una de ellas. En cambio, observando la TFR podemos conocer fácilmente la evolución de dicha frecuencia con el tiempo.

En los últimos años se han desarrollado diferentes representaciones TFR puesto que dependiendo de la aplicación resulta conveniente que se satisfagan diferentes propiedades (posteriormente hablaremos de ellas), o tengan características de resolución y términos interferencia concretos. Comenzando por los más sencillos, inicialmente se desarrollaron las TFR lineales [Hlawatsch-92] para posteriormente desarrollarse un amplio abanico de diferentes TFR que se pueden agrupar dentro de las llamadas Clase de Cohen, Clase Afín, y Clase Hiperbólica. Haremos una breve descripción general de cada uno de los tipos más importantes. Como diferencia principal entre las TFR lineales y las cuadráticas, se puede decir que mientras en las primeras se muestra la señal descompuesta en el plano t-f basados en la amplitud de la señal temporal, en las segundas, la descomposición se realiza basándonos en la energía, y lo que se distribuye en el plano t-f es la energía de la señal, y dado que la energía de la señal requiere de la señal al cuadrado para obtenerse, se dice que estas representaciones son cuadráticas.

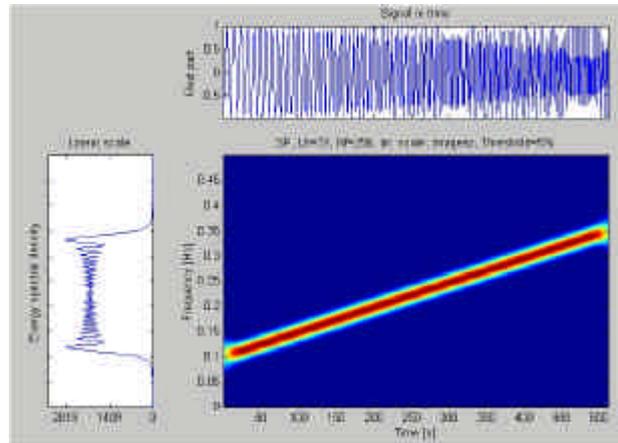


Figura 2-3. Representación conjunta de la representación t-f, transformada de Fourier y evolución temporal para una señal chirp.

Como factores añadidos, frente a la aproximación clásica podemos decir que mediante un cálculo tiempo-frecuencia normalmente se tiene un test de decisión más sencillo a la hora de resolver problemas de clasificación o detección. Además, cuando en la teoría de decisión no existe un criterio totalmente establecido, mediante el cálculo tiempo-frecuencia es posible formular soluciones semi-óptimas basadas en una mejor comprensión de la señal analizada, pudiendo modificar fácilmente el algoritmo de detección para mejorar la robustez del detector. Así, dado que se dispone de un nuevo espacio sobre el que realizar decisiones, nuevos parámetros pueden proporcionar mejores niveles de detección o estimación.

2.5. TFR Lineales.

Este tipo de TFR son ampliamente utilizadas debido a su sencillez y similitud con los métodos espectrales clásicos en cuanto a concepto y estrategia de cálculo. Reciben este nombre ya que en su obtención, la señal a analizar no se multiplica por sí misma como ocurre en las TFR cuadráticas o bilineales, y además cumplen el principio de superposición. También se les llama descomposiciones atómicas, ya que proyectan la señal en el plano de forma que se obtienen celdas (cuyo tamaño depende del tipo de representación, frecuencia de muestreo, número de puntos elegidos, etc.) que conforman la representación global. Como representantes principales se encuentran la transformada corta de Fourier (Short Time Fourier Transform), la transformada de Gabor y la transformada Wavelet. Dado que este tipo de TFR no serán motivo

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

de un estudio exhaustivo, a continuación se realiza una breve descripción de las mismas sin entrar excesivamente en detalle.

2.5.1. Transformada corta de Fourier.

La transformada corta de Fourier (STFT) ha sido muy utilizada en diferentes aplicaciones debido a su sencillez de implementación, pero dada su baja resolución espectral y temporal se tiende a dejar de utilizarla a favor de las TFR bilineales. Ha sido empleada frecuentemente para el análisis del habla [Callahan-76], [Portnoff-81], [Allen-82], y en el campo de señales biomédicas para detección de FV [Martínez-97], obteniendo resultados prometedores.

Si para una señal de larga duración se toman pequeños tramos de ella realizando un inventanado, y se calcula la transformada de Fourier de ese tramo, podremos conocer las componentes frecuenciales de cada tramo en una ventana de tiempo pequeña. Así, analizando cada transformada de Fourier se observa el cambio de dichas componentes frecuenciales. La STFT se define como:

$$STFT(t, f) = \int_t [x(\mathbf{t}) \cdot \mathbf{g}^*(\mathbf{t}-t)] \cdot e^{-j2\pi f t} dt \quad (6)$$

La elección del tamaño de la ventana $\gamma(t)$ es crítica a la hora de obtener buena resolución. Si lo que se desea es obtener una resolución grande en el dominio temporal elegiremos una ventana de poca longitud, en cambio, la distribución espectral estará muy dispersa y no podremos conocer con exactitud sus componentes. Por el contrario, la elección de una ventana grande nos mostrará con más precisión las componentes en frecuencia, pero perderemos idea del momento en que se produjeron cada una de ellas.

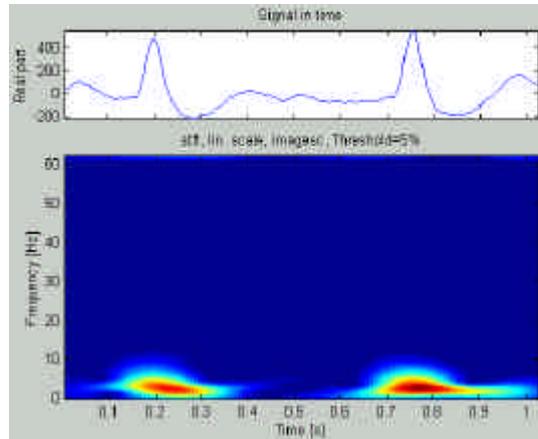


Figura 2-4. Representación de la transformada corta de Fourier (STFT) para una señal ECG con longitud total de 128 puntos y enventanado de 32 puntos.

Los principales campos de aplicación dentro del procesado de señales han sido la identificación de sistemas, estimación espectral, detección de señales, estimación de parámetros y análisis del habla.

2.5.2. Transformada de Gabor.

En el caso de las transformadas de Gabor [Gabor-46], consisten en una representación basada en la obtención de los llamados “átomos” (a_{mk}) que son los que completan una rejilla donde un eje corresponde a la frecuencia y el otro al tiempo:

$$a_{mk} = \int x(t) \cdot \mathbf{w}_{mk}^*(t) dt \quad (7)$$

donde:

$$\mathbf{w}_{mk}(t) = \mathbf{w}(t - mT) e^{jk\Omega t} \quad (8)$$

es una función de ventana con m y k enteros, $\Omega T \leq 2\pi$ (celda de muestreo), y que cumple las dos condiciones de biortonormalidad (originariamente, Gabor propuso la función gaussiana). Un análisis exhaustivo de estas representaciones se encuentran en [Bastiaans-95] [Zeevi-95].

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Así, a_{mk} nos proporciona los valores de amplitud para cada átomo e indica que una señal se puede reconstruir mediante sumas de señales provenientes de una señal básica (la función ventana) desplazadas en el tiempo y moduladas en frecuencia. Si la celda de muestreo es demasiado grande no tendremos suficiente información para reconstruir la señal original, en cambio, si es demasiado pequeña, la representación es redundante [Qian-96]; si $\Omega T < 2\pi$, se dice que estamos ante sobremuestreo. Esta transformada se puede interpretar como la inversa de la transformada corta de Fourier muestreada.

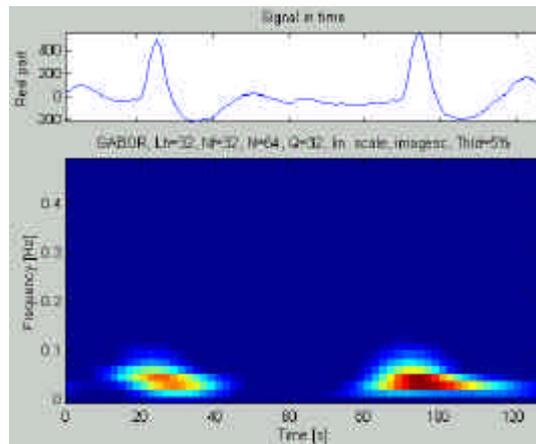


Figura 2-5. Transformada de Gabor con función gaussiana de 64 átomos para cada eje y sobremuestreo.

La transformada de Zak proporciona un método para representar una señal unidimensional arbitrariamente grande en un rectángulo con área finita 2π . Aunque por sí misma no se emplea para extraer conclusiones, se utiliza habitualmente para, basándonos en ella, obtener la ventana óptima ω_{mk} que podremos emplear en la transformada de Gabor [Zeevi-95].

La transformada de Gabor se ha empleado para analizar señales cerebrales, codificación y decodificación de señales de televisión [Billings-76], detección de transitorios [Friedlander-89], y generación de imágenes [Zeevi-92].

2.5.3. Transformada Wavelet.

Hoy en día existen numerosos estudios acerca de esta representación debido a su amplio campo de investigación y utilización, y por sí sola constituye una rama de las transformadas tiempo-frecuencia. Por esta razón, dado

que nuestro objetivo principal no está constituido por este tipo de representaciones, no entraremos a analizarla en detalle. Básicamente, consiste en la proyección de la señal origen sobre una familia de funciones de media cero (wavelets) que se deducen de la función base (wavelet madre) a partir de traslaciones y expansiones temporales de la misma. La expresión general es:

$$WT(t, f) = \int x(\mathbf{t}) \cdot \sqrt{\left| \frac{f}{f_0} \right|} \cdot \mathbf{g}^* \left(\frac{f}{f_0} (\mathbf{t} - t) \right) d\mathbf{t} \quad (9)$$

donde $a=f_0/f$ se le conoce como el factor de escala, y f_0 es la frecuencia central de la función wavelet $\gamma(t)$.

Las diferencias básicas de esta función con respecto a la Transformada corta de Fourier proviene del hecho de que si el factor de escala cambia la duración y el ancho de banda de la wavelet también lo hace, pero sin por ello cambiar la forma. Además, la transformada Wavelet es una proyección de la señal origen sobre estas funciones simples que utilizan pequeñas ventanas temporales a altas frecuencias y grandes a bajas frecuencias, es decir, las altas frecuencias disponen de peor resolución frecuencial y mayor resolución temporal que las bajas. Este planteamiento resuelve en parte la limitación de resolución de la Transformada corta de Fourier ya que para determinadas frecuencias esta resolución mejora notablemente. Debido a estas proyecciones, la transformada Wavelet es equivalente a hacer pasar la señal a través de un banco de filtros pasabanda con ancho de banda relativo constante. Un completo tutorial sobre la materia se puede consultar en [Rioul-91].

Debido a los cambios de escala, la transformada wavelet no proporciona una representación tiempo-frecuencia propiamente dicha, sino que en lugar del eje frecuencial, dispone de un eje en el que se muestran escalas, que si bien están relacionadas con la frecuencia, la escala no es lineal, con lo que se da mayor peso a una frecuencias que a otras. La resolución depende de la función wavelet empleada que determina f_0 y, por tanto, la escala a aplicar. Se han aplicado con éxito a la eliminación de artefactos en señales mioeléctricas [Conforto-99], compresión de datos, realzado de imágenes médicas, codificación de señales de resonancia magnética, análisis de potenciales evocados, etc. [Akay-98], e incluso detección de VF [Millet-97].

2.6. TFR Cuadráticas (Bilineales).

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Como ya se ha comentado anteriormente, las representaciones cuadráticas son aquéllas en las que la dependencia con respecto a la señal es cuadrática. Este tipo de representaciones resultan apropiadas en muchos casos ya que intuitivamente nos permite asumir que se trata de una distribución energética dado que la energía es una representación cuadrática de la señal. Por esto, a las representaciones cuadráticas también se les llama “representaciones energéticas” en muchas ocasiones, y tratan de combinar los conceptos de potencia instantánea y densidad espectral de energía, es decir, para una señal $s(t)$:

$$p_s(t) = |s(t)|^2 \text{ y } P_s(f) = |S(f)|^2, \text{ respectivamente.} \quad (10)$$

Aunque no siempre pueden ser interpretadas como energía, ya que para ello se deben cumplir las propiedades marginales (ver apdo. 2.6.3), en cualquier caso, a través de la representación tiempo-frecuencia, siempre nos podemos hacer una idea de la distribución energética aproximada de la señal analizada.

Uno de los principales inconvenientes de la representaciones tiempo-frecuencia bilineales son los términos interferencia. Estos términos se generan debido a la presencia cuadrática de la señal que contiene varias componentes frecuenciales (señal multicomponente). Para el caso más sencillo de una señal formada por la suma de dos señales monofrecuenciales:

$$s(t) = s_1(t) + s_2(t) = e^{j2\pi \cdot f_1 \cdot t} + e^{j2\pi \cdot f_2 \cdot t} \quad (11)$$

la transformada tiempo-frecuencia de $s(t)$ está formada por dos términos llamados “auto términos” correspondientes a la TFR de cada señal monofrecuencial, más dos términos cruzados [Loughlin-93]:

$$TFR_x(t, f) = |c_1|^2 TFR_{x_1}(t, f) + |c_2|^2 TFR_{x_2}(t, f) + c_1 c_2^* TFR_{x_{1,2}}(t, f) + c_2 c_1^* TFR_{x_{2,1}}(t, f) \quad (12)$$

Estos términos cruzados generan contribuciones en la representación que son inexistentes, de hecho, puede ocurrir que aparezcan términos de energía en zonas donde resulta incongruente tenerlos. Además, cualquiera que sea la señal, bien ruido, picos espúreos, etc. se genera su correspondiente término cruzado, lo que supone la presencia de un gran número de componentes añadidas que puede perjudicar el análisis de la señal útil. Para una señal que contenga N componentes frecuenciales su representación tiempo-frecuencia esta-

rá constituida por N términos de señal más $N(N-1)/2$ términos cruzados, por lo que su número crece de forma cuadrática con el número de componentes.

Si no existe atenuación alguna, para representaciones que proporcionan resultados reales se tiene que la amplitud de estos términos es el doble que la de los términos propios (o auto términos), lo que supone un serio problema para poder realizar un análisis sobre las representaciones tiempo-frecuencia ya que los términos ficticios pueden enmascarar términos propios. Por esta razón, se utilizan los llamados “kernel” [Claasen-80a,b,c], que en muchas ocasiones consisten en filtros bidimensionales que atenúan los términos cruzados, proporcionando más intensidad a los términos propios. La figura 2-6a muestra una señal ECG superficial correspondiente al resultado proporcionado por una representación sin ningún tipo de atenuación (Wigner-Ville), y la figura 2-6b una representación en la que se ha incluido un kernel de atenuación de términos cruzados (pseudo Wigner-Ville).

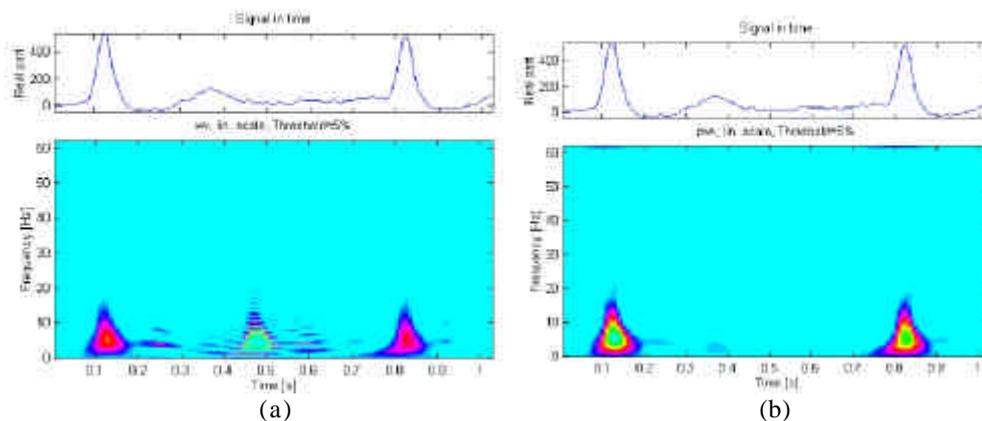


Figura 2-6. Interferencias generadas en una representación tiempo-frecuencia dependiendo del kernel empleado.

Son muchos los autores que proponen diferentes tipos de kernel, dando nombre a otros tantos tipos de representaciones tiempo-frecuencia. Cada uno de ellos posee diferentes propiedades en cuanto a atenuación de términos cruzados, aunque también resulta importante conocer las propiedades que dejan de satisfacerse debido a la inclusión del kernel (ver apartado 2.6.3 para conocer propiedades más importantes) así como la disminución de resolución que se produce, ya que el filtrado a que se somete la señal genera una dispersión de energía en los ejes temporal y frecuencial.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

2.6.1. La señal analítica

Las señales que usualmente se obtienen de los fenómenos naturales que se desea analizar pertenecen al dominio de los números reales, y si obtenemos el espectro de una señal real veremos que es simétrico respecto al origen. Esta característica no es deseable para las representaciones tiempo-frecuencia ya que tendríamos un plano con información duplicada que añadiría interferencias a la distribución, pues en la obtención de una TFR se tienen en cuenta las señales que intervienen para calcular cada punto (t, f) , lo que provocaría una distorsión de la representación. Para evitar este problema se obtiene la señal analítica, una señal compleja que tiene como característica principal la de poseer espectro positivo, eliminando información redundante [Cohen-95].

Partiendo de la señal temporal (real), la parte real de la señal analítica se obtiene conservando la misma señal original, y la parte compleja se obtiene aplicando la transformada de Hilbert a la señal real [Kay-93]:

$$A[x(t)] = x(t) + jH[x(t)] \Leftarrow H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int \frac{x(\mathbf{t})}{t - \mathbf{t}} d\mathbf{t} \quad (13)$$

Para un tratamiento discreto de la señal, y en el caso de las TFR cuadráticas, para evitar aliasing es necesario muestrear la señal a 4 veces la frecuencia de Nyquist, o bien obtener la señal analítica para que la frecuencia de 2 veces la de Nyquist sea un valor suficiente.

2.6.2. La función de Ambigüedad.

La función de ambigüedad definida por [Woodward-53] (aunque Ville y Moyal ya habían sentado las bases para su obtención), fue empleada originalmente para aplicaciones de radar [Rihaczek-69], [Steiner-81], [Lieb-90]. Esta función permite sintetizar señales con propiedades muy específicas, ya que si se genera una señal que tenga una función de ambigüedad concreta y que cumpla ciertas características en el plano ambiguo, las propiedades que tendrá a nivel temporal y frecuencial serán las que concretamente se han definido.

La función de ambigüedad puede interpretarse como una función de correlación tiempo-frecuencia, es decir, esta representación muestra el grado de similitud entre la señal $x(t)$ y sus versiones trasladadas en el plano tiempo-frecuencia. Recordemos que la función de autocorrelación dependiente del tiempo es de la forma:

$$R(t, \mathbf{t}) = x\left(t + \frac{\mathbf{t}}{2}\right)x^*\left(t - \frac{\mathbf{t}}{2}\right) \quad (14)$$

a partir de la cual se obtiene la expresión de Wigner-Ville:

$$WV(t, \mathbf{w}) = \frac{1}{2\mathbf{p}} \int x\left(t + \frac{\mathbf{t}}{2}\right)x^*\left(t - \frac{\mathbf{t}}{2}\right)e^{-j\mathbf{t}\mathbf{w}} d\mathbf{t} \quad (15)$$

Si en lugar de la integración a lo largo de τ , se cambia la variable de integración, es decir, tomamos la transformada de Fourier con respecto a t , tendremos la llamada función de ambigüedad simétrica [Woodward-53], [VanTrees-71].

$$AF(\mathbf{t}, \mathbf{n}) = \int x\left(t + \frac{\mathbf{t}}{2}\right)x^*\left(t - \frac{\mathbf{t}}{2}\right)e^{-j^2\mathbf{p}\mathbf{n}} dt \quad (16)$$

Si en lugar de tomar la misma señal para el producto de la señal y su conjugado, se toman dos señales diferentes, se obtiene la función de ambigüedad cruzada. Ahora, esta representación no nos proporciona información respecto a las variables absolutas de tiempo y frecuencia, sino respecto a las coordenadas relativas τ y ν , llamadas retardo y doppler respectivamente debido a su amplia utilización en radar.

Esta función, al igual que la transformada de Wigner-Ville, sirve de base para poder expresar cualquier distribución tiempo-frecuencia en función de ella. Debido a su gran similitud con la distribución de Wigner-Ville, resulta inmediata la relación entre ambas, ya que constituyen lo que se llama un “par de Fourier” [Claasen-80c], lo que implica que la función de ambigüedad se obtiene como la transformada doble de Fourier de la distribución de Wigner-Ville, y viceversa. Para una representación de la función de ambigüedad, es importante tener en cuenta la característica por la que el valor máximo de energía de la representación se produce en el origen de la distribución ($AF_x(0,0)$), es decir:

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

$AF_x(0,0)=1$ para una representación normalizada

Una lista detallada de propiedades que cumple esta función se puede consultar en [Hlawatsch-92].

Para una señal cardíaca, la figura 2-7 muestra el resultado que genera la función de ambigüedad de la mencionada señal.

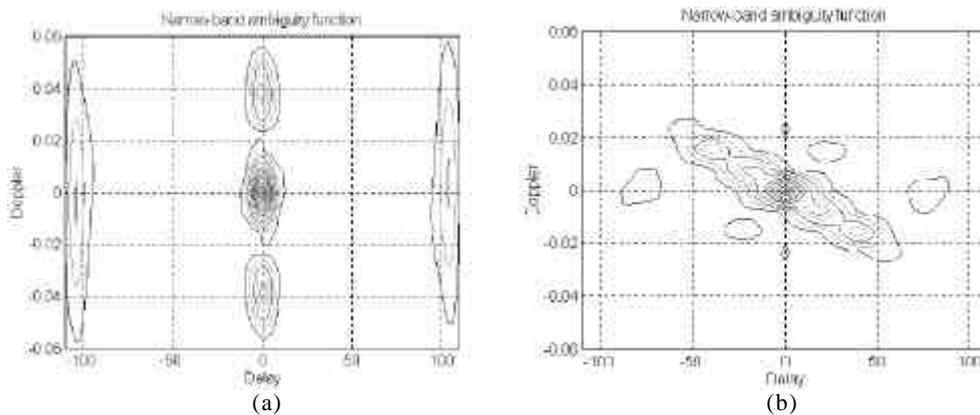


Figura 2-7. Función de ambigüedad para señal ECG con ritmo sinusal (a) y FV (b).

Esta representación genera términos cruzados al igual que la distribución Wigner-Ville, de hecho, existe una relación directa entre ambos tipos de interferencias, ya que conociendo la situación de una podemos conocer las otras. Para la distribución Wigner-Ville los términos cruzados se sitúan a medio camino entre dos contribuciones de señal diferentes en tiempo y/o frecuencia, y para la función de ambigüedad los términos propios de la señal se localizan alrededor del origen, dejando los términos de interferencia como los más alejados del origen.

Posteriormente veremos que cualquier representación tiempo-frecuencia se puede expresar como la función de ambigüedad más un “kernel” añadido que será el que modifica el comportamiento, permitiendo la atenuación de los términos cruzados e intentando dejar los términos propios intactos. Este kernel se suele expresar en el plano ambiguo pues su caracterización resulta más precisa, con lo que la función de suavizado que se defina se podrá adaptar más a las necesidades planteadas.

2.6.3. Propiedades generales de las TFR.

Como ya se ha comentado, las representaciones tiempo-frecuencia muestran la evolución de las componentes frecuenciales de una señal a lo largo del tiempo. Pero en muchas ocasiones, para el caso de representaciones cuadráticas, se desea que la representación tiempo-frecuencia nos muestre la cantidad de energía de la señal que existe en cada punto del plano t - f , con lo que la distribución se podría tratar como otro tipo de densidad de energía, pudiendo calcular momentos locales y globales. Comprobando el cumplimiento de diversas propiedades, podremos averiguar qué condiciones deben cumplirse para que una TFR se corresponda con una densidad de energía en el sentido estricto de la palabra.

2.6.3.1. Marginales.

Si se suman todos los términos de la distribución correspondientes a un mismo tiempo o frecuencia, debemos obtener la energía instantánea y el espectro de densidad de energía, respectivamente. Por tanto, las condiciones marginales de tiempo y frecuencia establecen:

$$P(\omega) = \int P(t, \omega) dt = |S(\omega)|^2 \quad P(t) = \int P(t, \omega) d\omega = |s(t)|^2 \quad (17)$$

donde $P(t, \omega)$ se corresponde con la intensidad en el punto (t, ω) del plano t - f , $|s(t)|^2$ es la intensidad de la señal en el tiempo t , y $|S(\omega)|^2$ la intensidad en la frecuencia ω .

2.6.3.2. Energía total.

Si la transformada t - f se corresponde con una densidad de energía, se debe cumplir que:

$$\iint P(t, \omega) d\omega dt = \int |s(t)|^2 dt = \int |S(\omega)|^2 d\omega \quad (18)$$

Esta propiedad se cumple automáticamente si los marginales lo hacen, aunque lo contrario no es cierto.

2.6.3.3. Invarianza ante desplazamientos temporales y frecuencias.

Sea una señal $s(t)$, si se tiene desplazamiento en el tiempo:

$$\tilde{s}(t) = s(t - t_0) \quad (19)$$

la representación tiempo-frecuencia correspondiente a dicha señal es invariante ante desplazamientos temporales cuando se cumple:

$$P_{\tilde{x}}(t, \mathbf{w}) = P_x(t - t_0, \mathbf{w}) \quad (20)$$

Si en cambio tenemos que para la señal $s(t)$ existe un desplazamiento en frecuencia:

$$\tilde{s}(t) = s(t)e^{j\omega_0 t} \quad (21)$$

la representación TFR cumple la propiedad de invarianza ante desplazamientos frecuenciales si:

$$P_{\tilde{x}}(t, \mathbf{w}) = P_x(t, \mathbf{w} - \mathbf{w}_0) \quad (22)$$

2.6.3.4. Escalado lineal.

Dada una señal $s(t)$, para una constante a , la versión escalada de la señal es $s_c(t) = \sqrt{a} \cdot s(at)$, con lo que $s_c(t)$ es expandida o reducida dependiendo de si a es mayor o menor que la unidad. Obteniendo el espectro de la señal:

$$S_s(\mathbf{w}) = \frac{1}{\sqrt{a}} S\left(\frac{\mathbf{w}}{a}\right) \quad (23)$$

Como se aprecia, si la señal se comprime, el espectro se expande y viceversa. Para que esta propiedad se cumpla dentro del ámbito de las distribuciones tiempo-frecuencia, debemos obtener que:

$$P_s(t, \mathbf{w}) = P\left(at, \frac{\mathbf{w}}{a}\right) \quad (24)$$

2.6.3.5. Soporte finito de la señal.

Algo que parece obvio, pero no siempre se cumple, es la condición de que la TFR no comience mientras la señal no lo haya hecho (comienzo de la señal en el tiempo t_1), y que no se siga manteniendo una vez que la señal ha finalizado (finalización de la señal en el tiempo t_2). Así, se dice que si la TFR no toma valores mientras no lo hace la señal, la condición del soporte finito se cumple. Matemáticamente, la propiedad viene expresada de la siguiente forma:

$$P(t, \mathbf{w})=0 \text{ para } t \notin (t_1, t_2), \text{ si } s(t)=0 \text{ para cualquier } t \notin (t_1, t_2)$$

$$P(t, \mathbf{w})=0 \text{ para } \omega \notin (\omega_1, \omega_2), \text{ si } S(\omega)=0 \text{ para cualquier } \omega \notin (\omega_1, \omega_2)$$

2.6.3.6. Distribuciones reales y positivas.

A menudo es importante que los resultados que la distribución tiempo-frecuencia proporciona sean fácilmente manejables, por ello dos de las propiedades que conviene que se cumplan son su valor positivo y su pertenencia al conjunto de números reales:

$$P(t, \mathbf{w}) = P^*(t, \mathbf{w}) \text{ y } P(t, \mathbf{w}) \geq 0 \quad (25)$$

2.6.3.7. Frecuencia instantánea y Retardo de grupo.

Una de las formas de describir la evolución frecuencial de un señal a lo largo del tiempo y que para señales con determinadas propiedades puede ser válida para su caracterización, es a través de la frecuencia instantánea y el retardo de grupo, éstos vienen definidos por la derivada en el tiempo de la fase de la señal y la derivada en la frecuencia de la parte imaginaria de la transformada de Fourier de la señal, respectivamente:

$$\mathbf{j}'(t) = \frac{1}{2\mathbf{p}} \frac{d \arg x(t)}{dt} \Rightarrow \text{Frecuencia Instantánea} \quad (26)$$

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

$$\mathbf{y}'(\mathbf{w}) = -\frac{d \arg X(\mathbf{w})}{d\mathbf{w}} \Rightarrow \text{Retardo de Grupo} \quad (27)$$

Como descripción general, se puede decir que la frecuencia instantánea nos da idea del valor frecuencial imperante en un determinado momento y que, a su vez, puede ser suma de varias componentes frecuenciales, así, decimos que una TFR cumple la propiedad de la frecuencia instantánea si:

$$\frac{\int \mathbf{w}P(t, \mathbf{w})d\mathbf{w}}{\int P(t, \mathbf{w})d\mathbf{w}} = \mathbf{j}'(t) \quad (28)$$

es decir, la frecuencia media de la TFR en un determinado momento coincide con la frecuencia instantánea de la señal en ese instante. Por tanto, esta magnitud proporciona información útil sólo si la señal contiene en cada instante un rango de frecuencias estrecho.

De forma análoga, pero en el plano temporal, se define el retardo de grupo, que nos da idea del tiempo medio de llegada de una determinada frecuencia dentro de la señal analizada. Por lo que respecta a las transformadas tiempo frecuencia, se dice que cumplen la propiedad del retardo de grupo si:

$$\frac{\int t P(t, \mathbf{w})dt}{\int P(t, \mathbf{w})dt} = \mathbf{y}'(\mathbf{w}) \quad (29)$$

con lo que la media o “centro de gravedad” en la dirección temporal debe ser igual al retardo de grupo.

2.6.4. Clase de Cohen.

En 1966, Leon Cohen utilizó funciones características junto con la teoría de operadores para desarrollar una clase general de distribuciones tiempo-frecuencia bilineales [Cohen-66]. Este trabajo produjo un avance significativo en el estudio y desarrollo de las TFR, ya que el problema de diseñar representaciones $t-f$ se reduce al hecho de elegir una función llamada “kernel” en la que siguiendo ciertas normas se puede asegurar el buen comportamiento de la representación elegida. Esto permite seleccionar la función “kernel” que se considere apropiada para que se cumplan determinadas propiedades, y que

genere una distribución tiempo-frecuencia de acuerdo con nuestras necesidades.

Como definición, diremos que una TFR pertenece a la clase de Cohen si satisface las propiedades de invarianza ante desplazamientos temporales e invarianza ante desplazamientos frecuenciales (ver apdo. 2.6.3.3). De esta forma, cualquier distribución tiempo-frecuencia se puede obtener mediante la expresión:

$$TFR(t, \mathbf{w}) = \frac{1}{2\mathbf{p}} \iint AF(\mathbf{t}, \mathbf{n}) \Phi(\mathbf{t}, \mathbf{n}) e^{j(m - \mathbf{w}\mathbf{t})} d\mathbf{t} d\mathbf{n} \quad (30)$$

donde $\Phi(\tau, \nu)$ constituye el “kernel” y $AF(\tau, \nu)$ es la función de ambigüedad correspondiente a la señal origen de la representación. De forma alternativa, la ecuación anterior se puede expresar en función de la señal origen o de su espectro, respectivamente, como:

$$TFR(t, \mathbf{w}) = \frac{1}{2\mathbf{p}} \iint \mathbf{j}(t - u, \mathbf{t}) x(u + \frac{\mathbf{t}}{2}) x^*(u - \frac{\mathbf{t}}{2}) e^{-j\mathbf{w}\mathbf{t}} d\mathbf{t} du \quad (31)$$

$$TFR(t, \mathbf{w}) = \frac{1}{2\mathbf{p}} \iint \Gamma(\mathbf{w} - u, \mathbf{t}) X(u + \frac{\mathbf{n}}{2}) X^*(u - \frac{\mathbf{n}}{2}) e^{-j\mathbf{m}} d\mathbf{n} du \quad (32)$$

Además, cualquier TFR de esta clase puede considerarse como una variante de la representación de Wigner-Ville a la que se añade un “kernel”, que generalmente corresponde a un filtrado de la TFR de Wigner-Ville, por lo que a veces reciben el nombre de representaciones suavizadas de Wigner-Ville, aunque debido a la definición de características propias por parte de algunas de ellas, actualmente reciben un nombre específico (ver apartado 2.7). La representación de Wigner-Ville está definida por:

$$WV(t, \mathbf{w}) = \frac{1}{2\mathbf{p}} \int x(t + \frac{\mathbf{t}}{2}) x^*(t - \frac{\mathbf{t}}{2}) e^{-j\mathbf{t}\mathbf{w}} d\mathbf{t} \quad (33)$$

y la clase general de Cohen en función de la representación anterior es:

$$TFR(t, \mathbf{w}) = \frac{1}{2\mathbf{p}} \iint \mathbf{f}(t - u, \mathbf{w} - \mathbf{n}) WV(u, \mathbf{n}) du d\mathbf{n} \quad (34)$$

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Para la elección del núcleo (o kernel), la Tabla 2-1 muestra los requisitos que éste debe cumplir para que se verifiquen determinadas propiedades.

A menudo, como ya se ha dicho anteriormente, estos núcleos se pueden interpretar como un filtro bidimensional cuya principal función es la de proporcionar una buena eliminación de los términos cruzados sin provocar alta distorsión de los términos propios de la señal (les llamaremos así a los términos que realmente están contenidos en la señal y no son fruto de la representación en particular). Para ello, el núcleo debe aproximarse lo más posible a un filtro paso-bajo ideal.

Tabla 2-1. Condiciones a satisfacer por el kernel para que la TFR cumpla determinadas propiedades.

Propiedad	Condición del núcleo (kernel)
Invarianza ante desplazamientos temporales	Debe ser independiente de la variable temporal t
Invarianza ante desplazamientos frecuenciales	Debe ser independiente de la variable temporal ω
Real	$\Phi(\tau, \nu) = \Phi(-\tau, -\nu)$
Marginal temporal	$\Phi(0, \nu) = 1$
Marginal frecuencial	$\Phi(\tau, 0) = 1$
Frecuencia instantánea	$\Phi(0, \nu) = 1$ y $\frac{\partial \Phi(\tau, \nu)}{\partial \tau} \Big _{\tau=0} = 0$
Retardo de grupo	$\Phi(\tau, 0) = 1$ y $\frac{\partial \Phi(\tau, \nu)}{\partial \nu} \Big _{\nu=0} = 0$
Positiva	$\Phi(\tau, \nu)$ es la función de ambigüedad de una función arbitraria del tiempo $\gamma(t)$, o bien es dependiente de la señal $x(t)$

Dado que se manipulan funciones cuadráticas con respecto a la señal original, toma gran importancia la función autocorrelación, ya que dependiendo de cómo se defina, dará lugar a diferentes tipos de representaciones. La densidad de energía espectral obtenida a partir de la función de autocorrelación viene dada por [Peebles-87]:

$$|S(\omega)|^2 = \frac{1}{2\pi} \int R(\mathbf{t}) e^{-j\omega \mathbf{t}} d\mathbf{t} \quad (35)$$

$$\text{con } R(\mathbf{t}) = \int s^*(t) s(t + \mathbf{t}) dt = \int s^*(t - \mathbf{t}) s(t) dt = \int s^*(t - \frac{\mathbf{t}}{2}) s(t + \frac{\mathbf{t}}{2}) dt$$

y generalizando el concepto de autocorrelación, una representación t-f se puede expresar como:

$$P(t, \mathbf{w}) = \frac{1}{2\mathbf{p}} \int R_t(\mathbf{t}) e^{-j\mathbf{w}\mathbf{t}} d\mathbf{t} \quad (36)$$

donde en este caso $R_t(\tau)$ es una función de autocorrelación local variable en el tiempo.

2.6.5. Clase Afín.

Se dice que una distribución tiempo-frecuencia pertenece a la clase afín cuando cumple la propiedad de ser invariante ante cambios de escala y ante traslaciones temporales (ver apartados 2.6.3.3 y 2.6.3.4) [Rioul-92], [Hlawatsch-92]. La propiedad de su invarianza ante cambios de escala resulta bastante útil en señales con transitorios de corta duración, pues ello permite una mejor apreciación dependiendo de la escala que se emplee.

Análogamente a las representaciones de la clase de Cohen, existen cuatro formas básicas en las que se puede expresar una distribución perteneciente a la clase afín [BoudreauxBartels-95]:

$$TFR(t, f) = \iint AF(\mathbf{t}, \mathbf{n}) \Phi(f\mathbf{t}, \frac{\mathbf{n}}{f}) e^{j2\mathbf{p}\mathbf{n}} d\mathbf{t} d\mathbf{n} \quad (37)$$

donde Φ constituye el "kernel" y $AF(\tau, \nu)$ es la función de ambigüedad correspondiente a la señal origen de la representación $x(t)$. Las otras tres representaciones son en función de sus respectivos "kernel" son:

$$TFR(t, f) = |f| \iint \mathbf{j} (f(u-t), f\mathbf{t}) x(t + \frac{\mathbf{t}}{2}) x^*(t - \frac{\mathbf{t}}{2}) d\mathbf{t} du \quad (38)$$

$$TFR(t, f) = \frac{1}{|f|} \iint \Gamma(\frac{u}{f}, \frac{\mathbf{n}}{f}) X(u + \frac{\mathbf{n}}{2}) X^*(u - \frac{\mathbf{n}}{2}) e^{-j2\mathbf{p}\mathbf{n}} d\mathbf{n} du \quad (39)$$

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

$$TFR(t, f) = \iint \Psi\left(f(t-u), \frac{n}{f}\right) WD(\mathbf{t}, \mathbf{n}) e^{j2\pi n} d\mathbf{t} d\mathbf{n} \quad (40)$$

con $X(t)$ la Transformada de Fourier de la señal origen $x(t)$ y $WD(\tau, \nu)$ la transformada de Wigner-Ville de la señal $x(t)$ origen de la distribución, lo que nos indica que una representación de este tipo consiste en el suavizado de la distribución de WV.

Además, al igual que ocurre en el caso de la clase de Cohen, estas distribuciones se pueden clasificar dependiendo de las propiedades del apartado 2.6.3 que cumplan.

Una distribución tiempo-frecuencia puede ser miembro de la clase de Cohen y la clase Afín simultáneamente. Sólo en el caso en que no se preserven los desplazamientos en frecuencia, pero sí en el tiempo, tendremos una TFR que pertenece únicamente a la clase Afín. Ejemplos de ello son el escalograma, las distribuciones de D-Flandrin, Unterberger y Bertrand. Si una distribución tiempo-frecuencia cumple las propiedades de tal forma que pertenece a ambas clases, Hlawatsch y Boudreaux-Bartels [Hlawatsch-92] las agrupan en un clase a la que llaman la clase invariante ante desplazamientos y escalado. La Tabla 2-2 muestra una serie de representaciones agrupadas según su pertenencia a la Clase de Cohen, Clase Afín, o ambas.

Tabla 2-2. Clases de TFR y pertenencia de las distribuciones a cada clase.

Clase de Cohen	Clase Invariante ante desplazamientos y escalado	Clase Afín
Distr. de Butterworth	Choi-Williams	Distr. activa de Unterberger
Choi-Williams generalizada	Rihaczeck	Distr. de D-Flandrin
Distr. Cone-kernel	Distr. de Interferencias reducidas	Escalograma
Ditr. Pseudo Wigner-Ville	Distr. de Wigner generalizada	Distr. de Bertrand
Distrib. Levin	Distr. de Wigner generalizada	Distr. pasiva de Unterberger
Espectrograma	Distr. de Wigner	
Distr. pseudo Wigner-Ville suavizada		

Algunos autores proponen otro tipo de clases adicionales [Boudreaux-Bartels-95], pero éstas resultan de gran complejidad computacional y su aporte en lo que se refiere a nuevas prestaciones con respecto a las clases descritas en este capítulo no resulta ventajoso en comparación con su alto coste compu-

tacional, por lo que no son consideradas dentro de los objetivos de este trabajo.

2.7. Distribuciones Tiempo-Frecuencia.

2.7.1. Distribución de Wigner.

Como ya se vio anteriormente, la expresión de la distribución Wigner-Ville viene dada por la ecuación 14, y es la base sobre la cual se pueden construir el resto de distribuciones [Wigner-32], [Ville-48], [Cohen-66]. Esta distribución resulta de gran interés debido a que cumple las siguientes propiedades:

1. Conservación de la energía (apdo. 2.6.3.2).
2. Propiedades marginales (apdo. 2.6.3.1).
3. Real (apdo. 2.6.3.6).
4. Invarianza ante traslaciones (apdo. 2.6.3.3).
5. Invarianza ante dilataciones (apdo. 2.6.3.3).
6. Propiedad de la frecuencia instantánea (apdo. 2.6.3.7).
7. Propiedad del retardo de grupo (apdo. 2.6.3.7).

El principal problema reside en la gran cantidad de términos interferencia que se generan. La regla general para poder conocer la situación de estos términos es la siguiente [Auger-97]:

“Dos puntos del plano tiempo-frecuencia generan un tercer punto localizado en el punto medio geométrico entre ambos. Además, estos términos oscilan perpendicularmente a la línea que une los dos puntos origen, con una frecuencia proporcional a la distancia que separa los puntos origen”

La figura 2-8 muestra la representación Wigner-Ville de una señal cardiaca normal donde se aprecian dos complejos QRS y los términos interferencia asociados, localizados y oscilando tal como era previsible.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

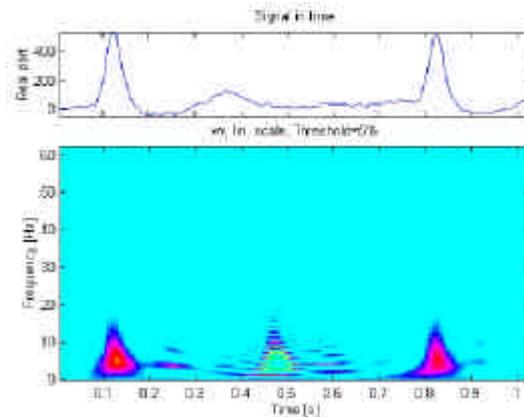


Figura 2-8. Representación Wigner-Ville de una señal cardíaca con ritmo normal.

El kernel correspondiente a la ecuación 30 para la distribución Wigner-Ville es:

$$\Phi(\mathbf{t}, \mathbf{n}) = 1$$

2.7.2. Representación Pseudo-Wigner-Ville.

Se podría decir que esta representación consiste en una versión enventanada de la anterior, cuya expresión matemática resulta [Claasen-80a,b,c]:

$$PWV(t, \mathbf{w}) = \iint h(\mathbf{t})x(u + \frac{\mathbf{t}}{2})x^*(u - \frac{\mathbf{t}}{2})e^{-j\mathbf{t}\mathbf{w}} d\mathbf{t}du \quad (41)$$

Este enventanado temporal es equivalente a un suavizado en frecuencia, por ello, las interferencias resultan altamente atenuadas en comparación con la representación Wigner-Ville. Desde luego, esta mejora se produce a costa de sacrificar algunas de las propiedades que antes se cumplían y ahora ya no, como son las propiedades de los marginales, y además, se produce una ligera distorsión de los términos propios. La figura 2-9 muestra la representación Pseudo Wigner-Ville aplicando un enventanado temporal de Hamming [Harris-78] de $N/4$ (N = número total de puntos temporales).

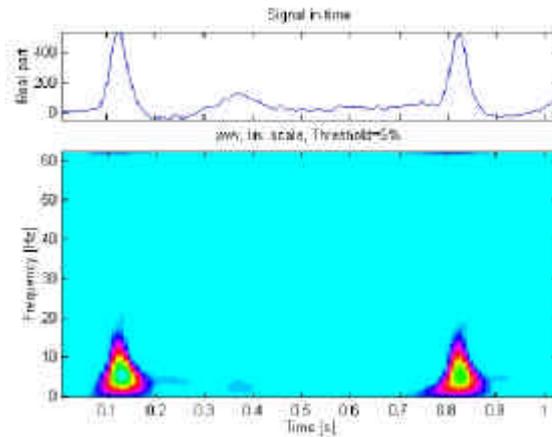


Figura 2-9. Representación Pseudo Wigner-Ville aplicando un enventanado temporal de Hamming de N/4 (N=128).

El kernel correspondiente a la ecuación 30 para la distribución pseudo Wigner-Ville es:

$$\Phi(\mathbf{t}, \mathbf{n}) = \mathbf{h}(\mathbf{t}/2)\mathbf{h}^*(-\mathbf{t}/2) \quad (42)$$

2.7.3. Representación Pseudo Wigner-Ville suavizada.

En esta representación, el enventanado que se realiza anteriormente se sustituye por una función de suavizado separable [Flandrin-84]:

$$\Pi(\mathbf{t}, \mathbf{w}) = g(\mathbf{t})H(-\mathbf{w}) \quad (43)$$

donde $H(-\mathbf{w})$ es la transformada de Fourier de la función de ventana $h(\mathbf{t})$.

Esta función permite controlar de forma independiente el suavizado en el eje temporal y en el frecuencial, y por tanto, proporcionar una resolución diferente en cada uno de los ejes.

$$SPWV(\mathbf{t}, \mathbf{w}) = \iint h(\mathbf{t})g(u-\mathbf{t})x(u+\frac{\mathbf{t}}{2})x^*(u-\frac{\mathbf{t}}{2})e^{-j\mathbf{t}\mathbf{w}} d\mathbf{t}du \quad (44)$$

La figura 2-10 muestra el resultado de aplicar esta distribución a la misma señal que en los casos anteriores, pero con un enventanado temporal de

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Hamming con longitud $N/10$ (N = número total de puntos temporales), y frecuencial de Hamming con $N/4$.

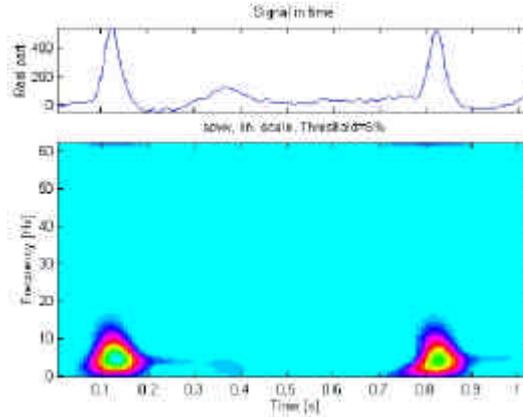


Figura 2-10. Representación Pseudo Wigner-Ville suavizada aplicando un enventanado temporal de Hamming de $N/10$ y frecuencial de Hamming de $N/4$ ($N=128$).

El kernel correspondiente a la ecuación 30 para la distribución pseudo Wigner-Ville suavizada es:

$$\Phi(\mathbf{t}, \mathbf{n}) = \Gamma(\mathbf{n})\mathbf{h}(\mathbf{t}/2)\mathbf{h}^*(-\mathbf{t}/2)$$

2.7.4. Representaciones de Rihaczeck y Margenau-Hill.

Si consideramos la energía de interacción entre la señal x restringida a un intervalo infinitesimal δ_T centrado en el tiempo t , y la hacemos pasar por un filtro pasabanda infinitesimal δ_B centrado en ω , dicha energía puede aproximarse por:

$$\mathbf{d}_T \mathbf{d}_B [x(t) X^*(\omega) e^{-j\omega t}] \quad (45)$$

donde la expresión $[x(t) X^*(\omega) e^{-j\omega t}]$ es la llamada representación de Rihaczeck [Rihaczeck-68] y nos indica el valor complejo de la densidad de energía en el punto (t, ω) .

Dado que este es un valor complejo, a la parte real de esta distribución, que también constituye una representación tiempo-frecuencia, se la conoce como la distribución de Margenau-Hill [Margenau-61].

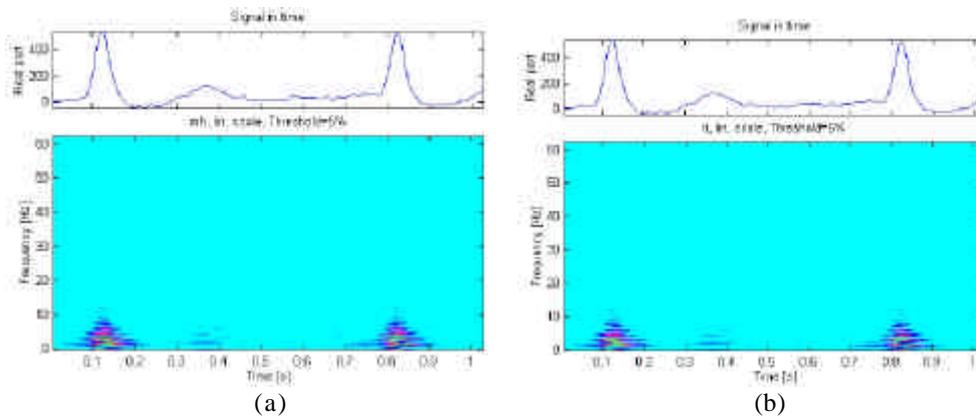


Figura 2-11. Representaciones de Rihaczek (a) y Margenau-Hill (b) para N=128.

La estructura de términos cruzados que se genera en este caso es diferente que en el caso de Wigner-Ville. Ahora, para dos puntos con coordenadas (t_1, ω_1) y (t_2, ω_2) , las interferencias que se generan se sitúan en los puntos (t_1, ω_2) y (t_2, ω_1) , así pues, en el caso de señales multicomponente como en señales de ECG, los términos interferencia se superponen a los términos propios. Esta característica puede resultar beneficiosa para una buena detección de dicho términos ya que las componentes de la señal resultan más acentuadas, lo que puede permitir una mejor detección.

El kernel correspondiente a la ecuación 30 para la distribución de Rihaczek es:

$$\Phi(\mathbf{t}, \mathbf{n}) = e^{-jptn} \quad (46)$$

El kernel correspondiente a la ecuación 30 para la distribución Margenau-Hill es:

$$\Phi(\mathbf{t}, \mathbf{n}) = \cos(p\mathbf{t}\mathbf{n}) \quad (47)$$

2.7.5. Representación de Choi-Williams.

En lugar de intentar suavizar los términos cruzados, Choi y Williams [Choi-89] proponen la utilización de un "kernel" que directamente minimice su contribución, y lo consiguen mediante el uso de funciones exponenciales:

$$CW(t, \mathbf{w}) = \iint \frac{\mathbf{s}}{|\mathbf{t}|} e^{-2s^2(u-t)^2/t^2} x(u + \frac{\mathbf{t}}{2}) x^*(u - \frac{\mathbf{t}}{2}) e^{-j\mathbf{t}\mathbf{w}} d\mathbf{t} du \quad (48)$$

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

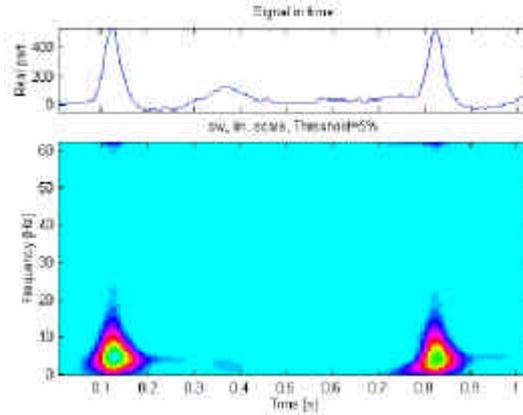


Figura 2-12. Representaciones de Choi-Williams para $N=128$, $s=1$.

El kernel correspondiente a la ecuación 30 para la distribución Choi-Williams es:

$$\Phi(\mathbf{t}, \mathbf{n}) = e^{-(2ptn)^2/s} \quad (49)$$

2.7.6. Representación de Born-Jordan y Zhao-Atlas-Marks.

Imponiendo la condición de que se cumplan las propiedades de los marginales en el tiempo y la frecuencia, uno de los kernel sencillo y que cumple la condición es:

$$\Phi(\mathbf{t}, \mathbf{n}) = \frac{\text{sen}(ptn)}{ptn} \quad (50)$$

lo que genera una expresión global para la representación tiempo-frecuencia de la forma:

$$BJ(t, \mathbf{w}) = \frac{1}{2p} \int \frac{1}{|t|} \int_{t-|t|/2}^{t+|t|/2} x(u + \frac{\mathbf{t}}{2}) x^*(u - \frac{\mathbf{t}}{2}) e^{-jtw} d\mathbf{t} du \quad (51)$$

llamada distribución de Born-Jordan, desarrollada por [Cohen-66] sobre la base de las relaciones presentadas por Born y Jordan en el año 1925 para mecánica cuántica [Born-25]. Las propiedades que cumple son las de la energía

total (apdo. 2.6.3.2), marginales, resultados reales ($\in \Re$), invarianza ante desplazamientos temporales y frecuenciales, soporte finito de la señal, y frecuencia instantánea y retardo de grupo.

La figura 2-13 muestra su representación gráfica correspondiente a la misma señal que en los casos anteriores.

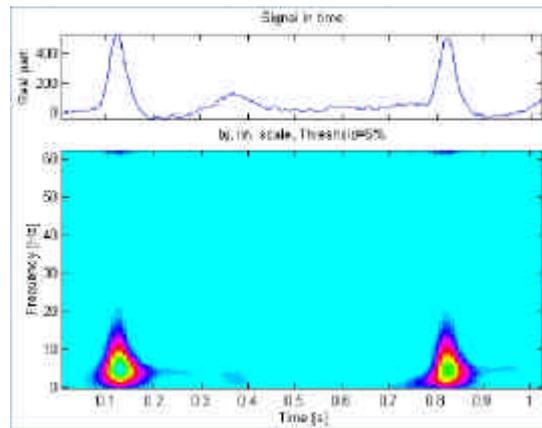


Figura 2-13. Representación de Born-Jordan para N=128.

Si a la representación de Born-Jordan se le incluye una función de suavizado en el eje frecuencial, entonces tendremos la representación de Zhao-Atlas-Marks también conocida como distribución "Cone-Shaped Kernel" (fig. 2-14), definida como [Zhao-90]:

$$ZAM(t, \mathbf{w}) = \frac{1}{4\mathbf{p}} \int h(\mathbf{t}) \int_{t-|\mathbf{t}|/2}^{t+|\mathbf{t}|/2} x(u + \frac{\mathbf{t}}{2}) x^*(u - \frac{\mathbf{t}}{2}) e^{-j\mathbf{t}\mathbf{w}} du d\mathbf{t} \quad (52)$$

por tanto, el kernel es de la forma:

$$\Phi(\mathbf{t}, \mathbf{n}) = h(\mathbf{t}) |\mathbf{t}| \frac{\text{sen}(\mathbf{p}\mathbf{t}\mathbf{n})}{\mathbf{p}\mathbf{t}\mathbf{n}} \quad (53)$$

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

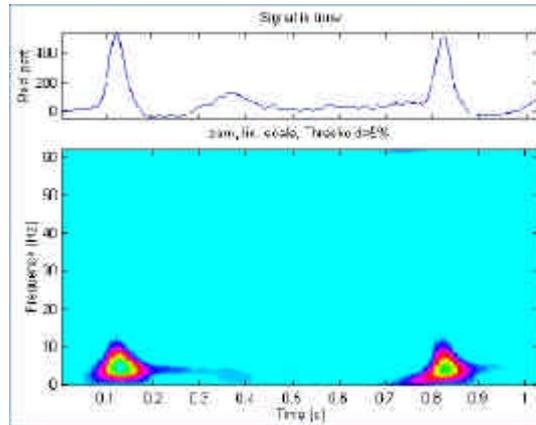


Figura 2-14. Representaciones de Zhao-Atlas-Marks, para N=128.

2.7.7. Representación de Page.

Page propuso una distribución tiempo-frecuencia que resulta de la derivada de la densidad espectral de energía de la señal origen $x(t)$ [Page-52]. De esta forma, la representación muestra una densidad de energía causal dada por la siguiente expresión:

$$Page(t, \omega) = \frac{\mathcal{F}}{\mathcal{F}} \left| \frac{1}{\sqrt{2\mathbf{p}}} \int_{-\infty}^t x(u) e^{-j\omega u} du \right|^2 = 2\Re \left\{ \frac{1}{2\mathbf{p}} x(t) \left(\int_{-\infty}^t x(u) e^{-j\omega u} du \right)^* e^{-j\omega t} \right\} \quad (54)$$

Gráficamente, la distribución se aprecia en la figura 2-15.

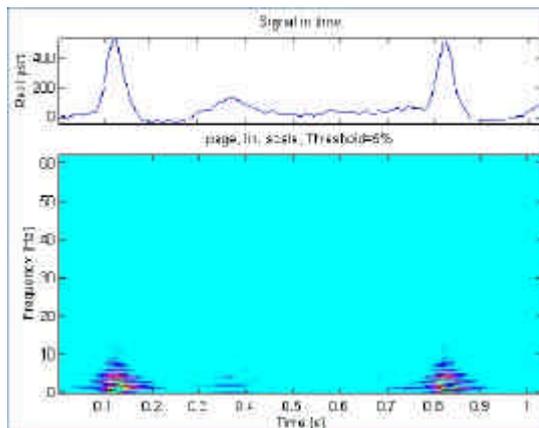


Figura 2-15. Representación de Page para N=128.

Al igual que en otras muchas representaciones, también en este caso se puede definir la representación de pseudo-Page, consistente en el inventariado previo de la señal.

2.7.8. Representaciones Escalograma y Espectrograma.

Como ya se comentó en el apartado 2.5, como resultado de elevar al cuadrado las transformadas corta de Fourier y Wavelet se obtienen el espectrograma y el escalograma respectivamente. A pesar de ello, al tratarse de distribuciones cuadráticas sus propiedades son bastante diferentes pues el espectrograma pertenece a la clase de Cohen, y el escalograma a la clase Afín.

2.7.8.1. Espectrograma.

En cuanto a resolución espectral y temporal, esta representación se encuentra limitada en la misma medida que lo está la transformada corta de Fourier, con lo que se obtiene una baja resolución tanto temporal como espectral. En cuanto a los términos cruzados, se demuestra [Hlawatsch-91] que éstos aparecen únicamente en aquellas zonas donde los espectrogramas de cada una de las señales se superponen (suponiendo una señal como superposición de varias señales). Así, si las frecuencias contenidas en una señal son significativamente diferentes, entonces los términos cruzados son prácticamente nulos.

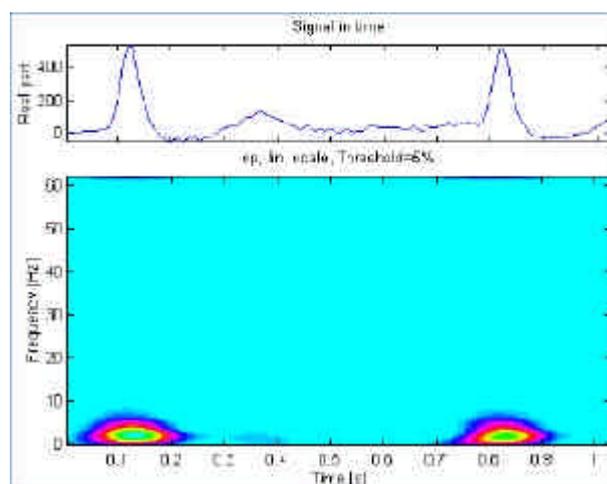


Figura 2-16. Representación Espectrograma para N=128.

2.7.8.2. Escalograma.

En este caso, en lugar de disponer de una representación tiempo-frecuencia, se tiene una representación tiempo-escala en la que existe una gran localización frecuencial para la escala de menor valor (altas frecuencias), perdiéndose progresivamente conforme la escala aumenta (frecuencias bajas).

En cuanto a los términos cruzados que se generan, al igual que en el espectrograma, éstos aparecen cuando se superponen (o se encuentran muy cercanos) los escalogramas independientes de cada una de las señales contenidas en la señal global. Por tanto, no existen términos cruzados para señales suficientemente distantes.

La expresión que proporciona este resultado se obtiene de forma directa con la elevación al cuadrado de la ecuación 8 del apartado 2.5.3 de este capítulo, pero se debe tener en cuenta que dependiendo de la función wavelet madre empleada, el resultado puede variar de forma apreciable.

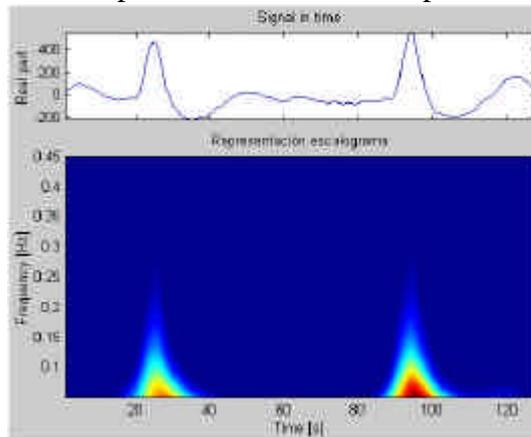


Figura 2-17. Representación Escalograma para N=128.

2.7.9. Distribución de Interferencias Reducidas (RID).

Jeong y Williams [Jeong-92], proponen una nueva clase de distribuciones tiempo-frecuencia a la que llaman “distribuciones de interferencias reducidas” en la que a través de la imposición de ciertas restricciones sobre el kernel se consiguen unas distribuciones con buena reducción de términos cruza-

dos y que cumplen un alto número de propiedades deseables. De hecho, satisfacen todas las propiedades descritas en el apartado 2.6.3 excepto las de positividad y escalado.

Para conseguir la reducción de interferencias, el kernel consiste en un filtro paso-bajo bidimensional de tal forma que cumpla:

$$|\Phi(\mathbf{t}, \mathbf{n})| \ll 1 \text{ para aquellos } |\mathbf{nt}| \gg 0$$

Esto se consigue tomando una función $h(t)$ real que cumpla los siguientes requisitos:

1. $\int h(t) dt = 1$
2. $h(t)$ es simétrica en el tiempo: $h(t) = h(-t)$
3. $h(t) = 0$ para $|t| > 1/2$, es decir, que sea una función limitada en el tiempo
4. $h(t)$ debe finalizar en sus extremos de forma suave de tal forma que la respuesta en frecuencia contenga pocos elementos de alta frecuencia, es decir: $|H(\mathbf{n})| \ll 1$ para $|\mathbf{n}| \gg 0$ (función tipo paso-bajo).

De esta forma, tomando el kernel como la transformada de Fourier de esta función, se obtiene una distribución tiempo-frecuencia de las características buscadas.

$$|\Phi(\mathbf{t}, \mathbf{n})| = H(\mathbf{nt}) \text{ que cumple que } H(\mathbf{b}) \in \Re \text{ y } H(0) = 1 \quad (55)$$

Dada la generalidad de este método, algunas de las distribuciones como las de Wigner-Ville, Born-Jordan y Choi-Williams se derivan del hecho de tomar funciones impulso, rectangular y gaussiana, respectivamente, pero que no forman parte de esta clase ya que no cumplen las condiciones anteriormente expresadas. Por ello, dadas las propiedades que deben satisfacerse, resulta inmediato tomar como funciones $h(t)$ las de enventanado usuales [Harris-78] tales como Hamming, Von Hann, etc.

Es necesario tener en cuenta que dado que en el dominio de ambigüedad los kernel RID poseen forma de cruz y si la señal analizada no interseca con el kernel, la resolución será muy baja. Este comportamiento obliga a considerar las características bidimensionales del kernel $H(\mathbf{nt})$ elegido. Algunos de

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

los kernel más usuales que se adoptan son los obtenidos a partir de las ventanas de Bessel, Hanning, y triangular, y los coeficientes binomiales. Las figuras 2-18a,b,c,d muestran el resultado obtenido del análisis de la misma señal para cada una de las RID analizadas.

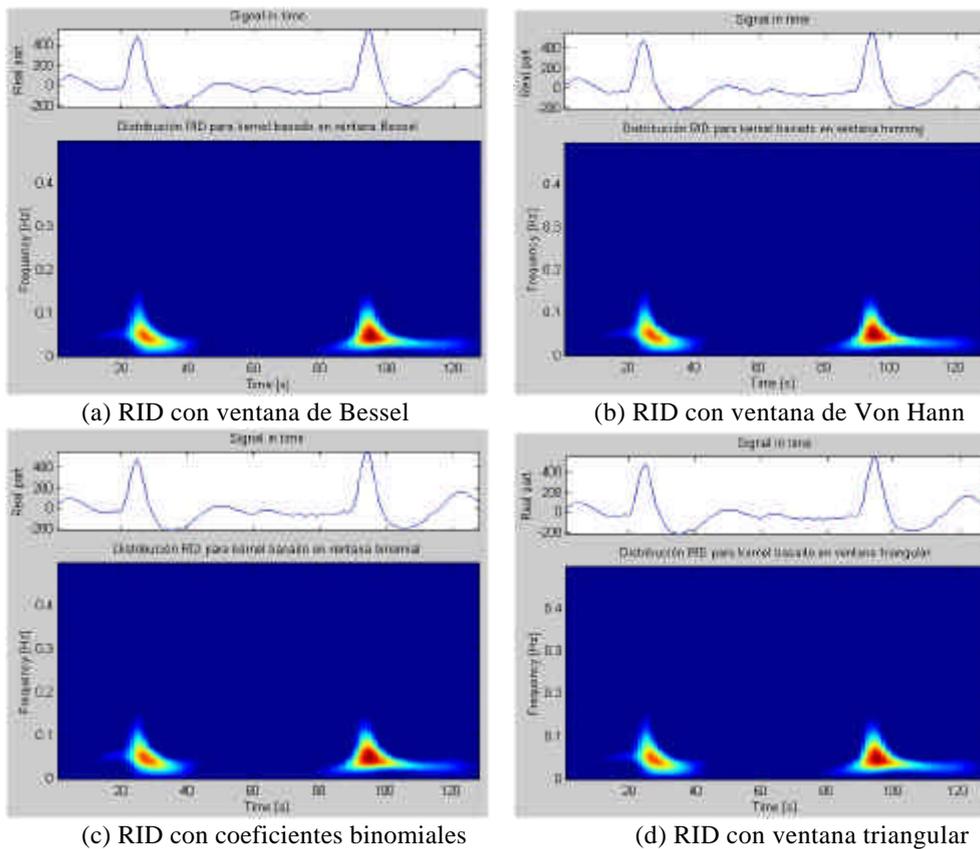


Figura 2-18. Representación RID para $N=128$ con diferentes ventanas como kernel.

Tal y como se puede apreciar, dado que se trata de ventanas con características similares, y la señal de ECG no contiene características muy definidas en la frecuencia, los resultados proporcionados son muy parecidos para cualquiera de las cuatro distribuciones.

Capítulo 2. Las Transformadas tiempo-frecuencia.	2-1
2.1. Señales en el dominio del tiempo	2-3
2.2. Señales en el dominio de la frecuencia	2-4
2.3. Principio de Incertidumbre de Heisenberg.	2-4
2.4. Definición y propiedades de las TFR	2-6
2.5. TFR Lineales.	2-8
2.5.1. Transformada corta de Fourier.	2-9
2.5.2. Transformada de Gabor.	2-10
2.5.3. Transformada Wavelet.	2-11
2.6. TFR Cuadráticas (Bilineales).	2-12
2.6.1. La señal analítica	2-15
2.6.2. La función de Ambigüedad.	2-15
2.6.3. Propiedades generales de las TFR.	2-18
2.6.3.1. Marginales.	2-18
2.6.3.2. Energía total.	2-18
2.6.3.3. Invarianza ante desplazamientos temporales y frecuenciales.	2-19
2.6.3.4. Escalado lineal.	2-19
2.6.3.5. Soporte finito de la señal.	2-20
2.6.3.6. Distribuciones reales y positivas.	2-20
2.6.3.7. Frecuencia instantánea y Retardo de grupo.	2-20
2.6.4. Clase de Cohen.	2-21
2.6.5. Clase Afín.	2-24
2.7. Distribuciones Tiempo-Frecuencia.	2-26
2.7.1. Distribución de Wigner.	2-26
2.7.2. Representación Pseudo-Wigner-Ville.	2-27
2.7.3. Representación Pseudo Wigner-Ville suavizada.	2-28
2.7.4. Representaciones de Rihaczek y Margenau-Hill.	2-29
2.7.5. Representación de Choi-Williams.	2-30
2.7.6. Representación de Born-Jordan y Zhao-Atlas-Marks.	2-31
2.7.7. Representación de Page.	2-33
2.7.8. Representaciones Escalograma y Espectrograma.	2-34
2.7.8.1. Espectrograma.	2-34
2.7.8.2. Escalograma.	2-35
2.7.9. Distribución de Interferencias Reducidas (RID).	2-35

Capítulo 3. Fibrilación Ventricular: Fisiología y detección.

La fibrilación ventricular es un proceso patológico incluido dentro de las arritmias ventriculares, y éstas a su vez se incluyen en el conjunto general de arritmias cardíacas. Cualquier tipo de arritmia cardíaca produce irregularidades en el ritmo cardíaco (pulso cardíaco) y alteraciones en el origen o secuencia del proceso de activación cardíaco, es decir, cualquier anomalía en el inicio o conducción del impulso cardíaco a través del corazón (aurículas o ventrículos) es considerado como arritmia cardíaca. A pesar de que el origen de las arritmias provenga de diferentes causas patológicas, todas ellas son consecuencia de alteraciones en la electrofisiología celular del corazón.

Dada la patología particular en la que estamos interesados, nos centraremos en la arritmias ventriculares. Un estudio detallado de los diferentes tipos de arritmias puede consultarse en [Macfarlane-89].

Las arritmias ventriculares son observadas frecuentemente, pero no todas son malignas, ya que por ejemplo, pueden aparecer extrasístoles benignas. En cambio, también pueden producir muerte súbita debido a taquicardias ventriculares y fibrilación. Por ello, la rápida detección de estas últimas se convierte en un factor relevante ya que la vida del paciente puede encontrarse en peligro. Dichas arritmias normalmente están asociadas con complicaciones en problemas de las arterias coronarias. Mediante estudios realizados en autopsias se ha comprobado que en la mayor parte de casos de muerte súbita no existían lesiones debido a una patología crónica, por lo que se constata que una arritmia de este tipo puede desencadenar un proceso de degeneración irreversible de fatídicas consecuencias.

La muerte súbita en personas que no han mostrado signos de ninguna patología anterior sigue siendo una causa de muerte bastante común, sin que todavía se tenga demasiado claras las causas iniciales que provocan dichas muertes. Excluyendo aquellas muertes debidas a accidentes o crímenes, análisis forenses han demostrado que el tejido miocárdico sufre graves alteraciones en la mayoría de los casos con lo que, junto con otras exclusiones realizadas, se llega a la conclusión de que la causa de la muerte en estos casos es de origen cardíaco.

Existen algunas diferencias en lo que se considera muerte súbita, ya que se puede interpretar muerte súbita aquella que se produce dentro del primer minuto desde la aparición de los primeros síntomas, o dentro de las 24 horas siguientes, pero como término general, se suele considerar muerte súbita si ésta se produce en las 6 horas siguientes a la aparición de los primeros síntomas.

Las causas más comunes subyacentes a una muerte súbita son:

1. Grupo de enfermedades coronarias arteriales.

- a) Arterioesclerosis coronaria.
- b) Anomalías congénitas.
- c) Disección espontánea.
- d) Arteritis.
- e) Embolia coronaria.
- f) Enfermedades metabólicas.

2. Enfermedades no coronarias.

- a) Cardiomiopatía hipertrófica.
- b) Cardiomiopatía ventricular derecha con generación de arritmias.
- c) Enfermedad del corazón adquirida en ausencia de enfermedad coronaria arterial.
- d) Enfermedad del corazón congénita en ausencia de enfermedad coronaria arterial.

En un 80%-90% de casos, la enfermedad que genera dicha muerte súbita es la isquemia (falta de oxígeno y nutrientes en determinada zona del miocardio), de los que entre el 20% y 25% no habían tenido ningún tipo de molestia ni antecedente que pudiera predisponer al paciente a un ataque de este tipo.

Como resumen global, un 40% de sujetos que sufren muerte súbita nunca han tenido ningún tipo de afección cardíaca previa, un 50% de casos había sufrido un infarto de miocardio con anterioridad y sólo un pequeño porcentaje habían tenido insuficiencia cardíaca unida a arritmias ventriculares severas. La tabla 3-1 muestra una lista de posibles factores (de arriba a abajo por orden de importancia) que pueden proporcionar un indicador de riesgo a la hora de sufrir muerte súbita.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Tabla 3-1. Factores de generación de muerte súbita junto con el indicador de riesgo que permite apreciarlo.

Factor	Indicador de riesgo
Perfusión coronaria	Angiografía cardiaca Test de esfuerzo Grabación Holter
Función de bombeo	Clase funcional LVEF (Left Ventricular Ejection Fraction) Duración del ejercicio
Arritmias	ECG promediado Holter Intervalo QT (duración y uniformidad) Test de esfuerzo Estimulación eléctrica programada
Sistema nervioso	Variabilidad del pulso Sensibilidad de presión (Baroreflex)
Psicosocial	Depresión

Existe un amplio acuerdo por el que los pacientes con un historial de afecciones cardiacas que han tenido un ataque de muerte súbita del que han sobrevivido gracias a una intervención a tiempo, o aquéllos con taquiarritmias ventriculares frecuentes, presentan un riesgo de muerte súbita muy alto, con lo que se aconseja la implantación de un desfibrilador como solución que permita un alto porcentaje de éxito. El problema reside en la determinación del implante y la fiabilidad de los sistemas ya que si existe un nivel de efectividad del 40% al 50% [Wellens-97], aproximadamente la mitad de pacientes implantados seguirán sin posibilidad de salvación; esto supone un muy alto coste económico que sólo redundará en el beneficio de muy pocos pacientes, haciendo aconsejable el perfeccionamiento de las técnicas de diagnóstico.

3.1. Mecanismos celulares de generación de arritmias.

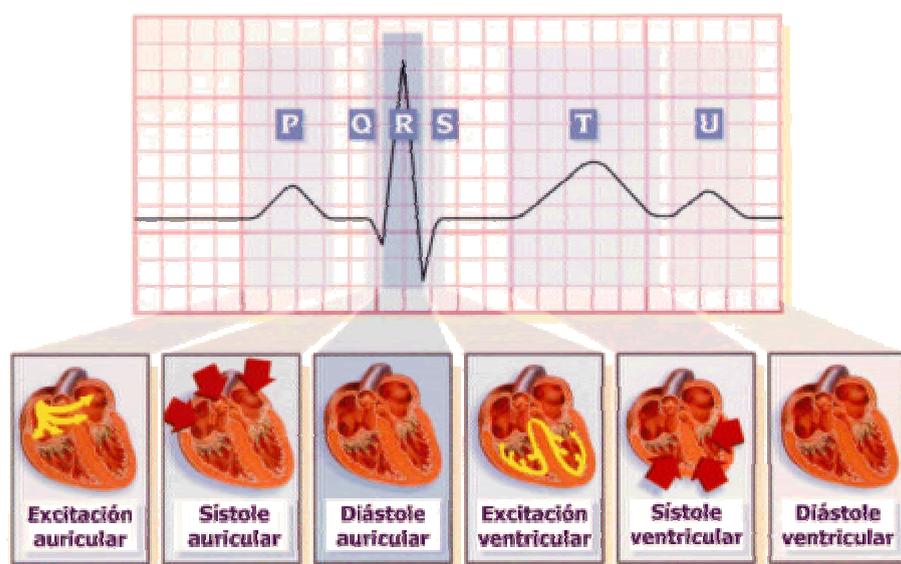
A nivel celular, los mecanismos electrofisiológicos de generación de arritmias cardiacas se pueden dividir en tres grupos principales: automatismo aumentado (o automaticidad elevada), actividad desencadenada (o disparada) y re-entrada.

3.1.1. Automatismo aumentado.

Este efecto se produce cuando se acelera el proceso automático de despolarización diastólica lenta en la fase 4 del potencial de acción [Macfarlane-89]. La activación de células adyacentes se produce cuando el potencial de reposo llega a su umbral de acción y se activa. En condiciones patológicas, el potencial de reposo es menos negativo (-60mV) que en estado normal (-90mV), por lo que el ritmo se acelera ya que la activación es más rápida, correspondiendo este bajo potencial a una despolarización parcial y produciendo que el canal de sodio se desactive. Uno de los factores que puede producir este tipo de arritmia es la isquemia, ya que ésta incrementa la concentración extracelular de potasio.

3.1.2. Actividad desencadenada.

Con este término se especifica el proceso mediante el cual una arritmia no se transmite ni manifiesta en una célula en reposo, pero una vez que se ha producido su estimulación eléctrica ésta se incorpora al conjunto de células en actividad arrítmica. Se distinguen dos tipos principales. En el primer tipo, se produce como resultado de post-despolarización precoz en la fase 3 del potencial de acción correspondiente a la onda T en un ECG de superficie. La segunda clase es debida a la post-despolarización tardía en el final de la fase 3 o inicio de la fase 4 del potencial de acción que ocurre en el final de la onda T o la parte restante del periodo de diástole. La Figura 3-1 muestra las etapas del latido para una señal cardíaca normal (ritmo sinusal).



Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Figura 3-1. Etapas del latido y su correspondencia con un ECG de superficie.

3.1.3. Re-entrada.

Existen tres requisitos esenciales para que se inicie un fenómeno de re-entrada. En primer lugar deben existir dos caminos separados de conducción con diferentes propiedades funcionales electrofisiológicas, el segundo factor es que debe haber un bloqueo unidireccional normalmente inducido por el pulso precedente y localizado en la unión entre el miocardio sano y el afectado; y finalmente, un retardo en la conducción, impidiendo que el frente de activación encuentre miocardio excitable más allá del lugar del bloqueo. La Figura 3-2 muestra un esquema del corazón donde se encuentran localizados los elementos de conducción del impulso cardiaco más importantes.

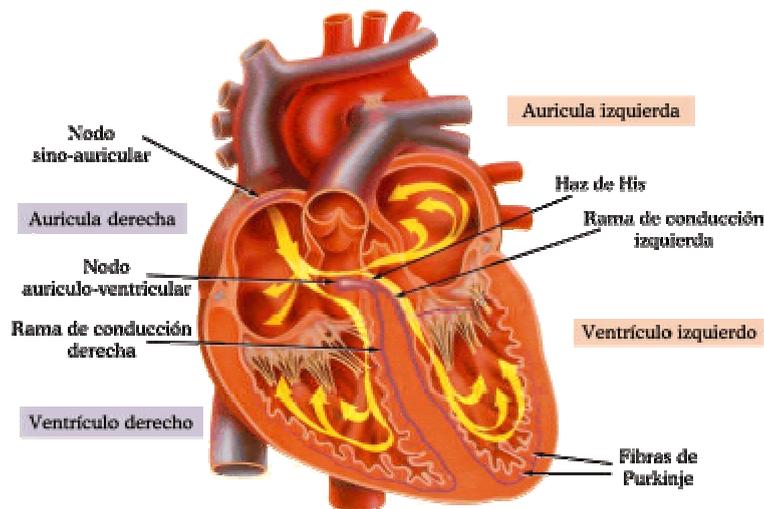


Figura 3-2. Localización de los elementos principales de conducción del impulso cardíaco.

Dependiendo de si los circuitos de re-entrada ocurren entre las fibras del haz de Purkinje y el miocardio sano (micro re-entrada) o dichos circuitos comprenden incluso las ramas externas del haz y una gran extensión de miocardio (macro re-entrada), el tratamiento clínico es diferente. A menudo, la re-entrada puede confundirse con una actividad disparada y su finalización.

Las características dependientes del tiempo apoyan la explicación del mecanismo de inicio de la taquicardia ventricular, es decir, al existir extraestímulos precoces el tiempo de conducción se incrementa y se hace anormal-

mente lento en fibras conductoras, permitiendo de esta forma a los potenciales más retardados transmitir la activación al miocardio adyacente de igual forma que la estimulación de las fibras en una zona de conducción retardada habilita la reactivación del miocardio adyacente. El conocimiento de estos mecanismos es importante ya que la taquicardia ventricular puede iniciarse y finalizarse mediante estímulos programados, o una alta descarga rápida.

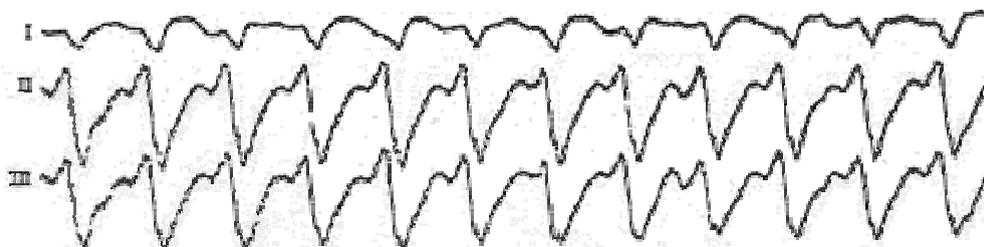
Como ya se ha dicho, resulta difícil diferenciar entre fenómenos de re-entrada y de actividad desencadenada, pero en el caso de las arritmias ventriculares usualmente se produce el fenómeno de re-entrada en lugar de actividad disparada [Puchen-89].

3.2. Taquicardias ventriculares.

Este tipo de taquicardias se define como una taquicardia originada por debajo de la bifurcación del haz de His y consiste en al menos tres complejos con una frecuencia entre 100 y 250 complejos por minuto. Normalmente el diagnóstico de esta patología no suele presentar problemas a la vista de un ECG, aunque el punto problemático es su distinción de la taquicardia supraventricular con aberraciones o que involucran situaciones más complejas como la actuación de las fibras de Mahaim (Figura 3-3). Su aparición se refleja en una modificación de la actividad auricular y ventricular.

Las características típicas de la taquicardia ventricular (TV) uniforme o monomorfa son:

- a) Taquicardia regular con un ritmo entre 100 y 200 complejos por minuto.
- b) Complejos ventriculares monomórficos deformados en anchura (QRS > 0.12 segundos)
- c) Disociación auriculo-ventricular anterógrada.



Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Figura 3-3. Diagrama temporal de las tres derivaciones externas usuales para TV.

Además de la taquicardia ventricular monomorfa, existen varios tipos de taquicardia ventricular como son taquicardia ventricular polimorfa (Figura 3-4) y 'Torsade des Points' (Figura 3-5) [Farreras-92]. Ambos tipos de taquicardia son muy particulares ya que son fácilmente confundibles con fibrilación ventricular, pues se trata de señales altamente irregulares que suelen degenerar en fibrilación ventricular y se debe aplicar un tratamiento de electrochoque al igual que para la FV.



Figura 3-4. Taquicardia Ventricular polimorfa [Dugdale-94].

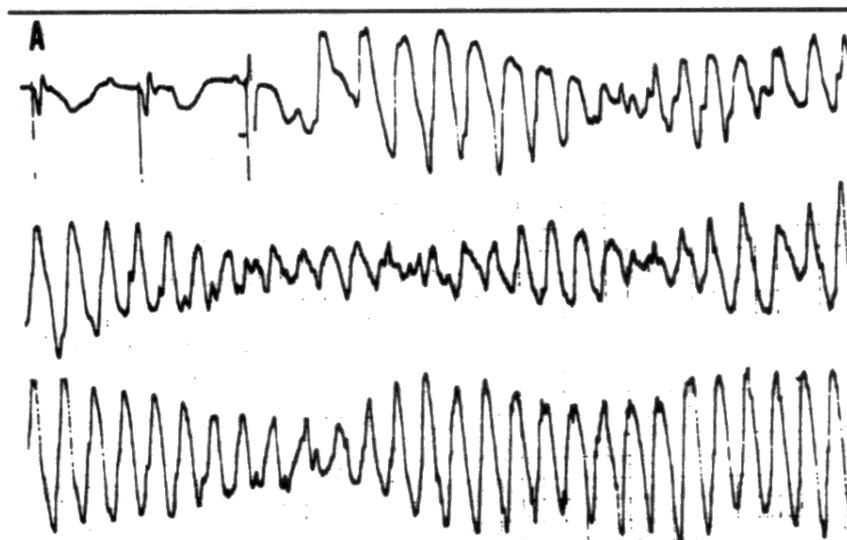


Figura 3-5. 'Torsade des Points' o Taquicardia helicoidal [Dugdale-94].

Por otro lado, un ritmo de TV puede degenerar en Flutter Ventricular, que tiene las mismas características que TV, pero con una mayor frecuencia

de latidos por minuto y con un aspecto en el ECG de señal prácticamente sinusoidal.

3.2.1. Actividad auricular.

El ritmo auricular depende del nodo sinusal y normalmente es más lento que el ritmo de la TV. Para confirmar la presencia de TV se deben identificar las ondas P capaces de producir captura o fusión, aunque esto puede resultar difícil con electrodos de superficie usuales. Estas fusiones indican que el foco ventricular ha sido modificado por una influencia externa (normalmente de origen supraventricular).

A pesar de que esa es la norma general pueden existir excepciones ya que, por ejemplo, la actividad auricular se puede interpretar como fibrilación auricular o taquicardia auricular isorrítmica.

3.2.2. Actividad ventricular.

El ritmo ventricular puede tener, en ocasiones, una de las siguientes características:

- a) Ritmo irregular en el caso de taquiarritmia ventricular, lo que supone una dificultad para diferenciarla de fibrilación auricular con un corto periodo refractario del haz de Kent (taquicardia pseudo ventricular).
- b) Ritmo menor de 100 pulsaciones por minuto.
- c) Ritmo acelerado mayor de 200 pulsaciones por minuto con una onda sinusoidal regular de amplitud grande que se denomina "Flutter Ventricular" (VFL).

La forma del complejo QRS normalmente es más ancha de lo normal, y sólo excepcionalmente es de complejos QRS estrechos. Los complejos ventriculares puede clasificarse dentro de dos grupos: en el primero los complejos cambian su forma y conllevan un cambio del ritmo, y en el segundo caso, la configuración cambia progresivamente de pulso en pulso de tal forma que existen todo tipo de formas entre TV y fibrilación ventricular (FV).

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Las causas principales por las que se suele producir una taquicardia ventricular son:

- a) Enfermedad en la arteria coronaria, origen del 80% de casos de generación de TV y que en ocasiones degenera en un infarto de miocardio agudo.
- b) Cardiomiopatía dilatada, en el 4% de casos y que puede originar también fibrilación ventricular.
- c) Cardiomiopatía hipertrófica, suele aparecer en deportistas de élite y sujetos jóvenes. También puede degenerar en FV.
- d) Prolapso de la válvula mitral, pues a menudo produce complicaciones que generan arritmias ventriculares.
- e) Displasia ventricular derecha arritmiogénica, que ocurre debido a anomalías en el desarrollo de parte del miocardio ventricular derecho.
- f) Anomalía de Uhl, similar a la patología anterior pero que además lleva asociada una dilatación de la parte derecha del corazón y unas paredes cardíacas más delgadas en dicha zona.
- g) TV idiopática, aparece en corazones clínicamente normales, es difícil de producirse, pero una vez iniciada es casi imposible detenerla.
- h) Tumores cardíacos, son raros en adultos, pero puede ser una anomalía a tener en cuenta en el caso de aparecer TV en niños.
- i) TV inducida por catecolamina, también aparece en la niñez y puede aparecer en sujetos normales sometidos a un alto esfuerzo.
- j) Síndrome congénito de QT largo, que aparece en sujetos predispuestos por circunstancias familiares y que se someten a un esfuerzo grande o emociones fuertes.
- k) TV bouveret, muy rara ya que debe rechazarse el resto de patologías antes de admitir ésta.

Los tratamientos habituales para detener la TV son:

- a) Mediante métodos farmacológicos (administración de medicamentos).
- b) Estímulos rítmicos endocavitarios, si es posible.
- c) Desfibrilación mediante descarga eléctrica (cardioversión) en caso de pérdida de conciencia. También se puede emplear descarga interna.

3.3. Fibrilación ventricular.

Como ya se ha dicho anteriormente, la causa más común de muerte súbita debida a una patología cardíaca es la fibrilación ventricular por lo que resulta conveniente disponer de un buen conocimiento de los procesos que la desencadenan así como desarrollar unas buenas estrategias de prevención y diagnóstico. De forma genérica, se dice que la fibrilación ventricular es generada y mantenida por múltiples frentes de activación desorganizados y que siguen caminos de re-entrada que están cambiando constantemente. El número de ondas inicialmente es pequeño e involucran una amplia sección del miocardio pero conforme transcurre el tiempo, las zonas son menores y el número de frentes de onda aumenta. Además, parece demostrado que para que la FV persista, una determinada masa crítica debe estar en estado de fibrilación (Figura 3-6).



Figura 3-6. Fibrilación Ventricular [Dugdale-94].

Existen diferentes puntos de vista acerca de la creencia de que la FV es una patología completamente anárquica y que no sigue ningún modelo, ya que ciertos estudios [Herbschleb-80] han tratado de demostrar que se sigue un cierto grado de organización durante FV. Si este último punto fuera cierto, se podría tratar de encontrar un determinado patrón para ser capaces de realizar una predicción y diagnóstico fiable de dicha patología.

Según el diccionario de términos médicos On-line medical [Graylab-99] creado por el Dr. Graham Dark, fibrilación se define como:

“A small, local, involuntary contraction of muscle, invisible under the skin, resulting from spontaneous activation of single muscle cells or muscle fibres”

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

y fibrilación ventricular (FV) como:

“A disorganised chaotic contraction of the ventricle that fails to effectively eject blood from the ventricle. During ventricular fibrillation the patient is unconscious and will die if emergency intervention is not undertaken (defibrillation)”

Aunque diferentes autores proponen una teoría distinta para el mantenimiento de un corazón fibrilante, parece bastante aceptado que el motivo principal es la aparición de múltiples frentes de activación que producen re-entrada, originando pequeños circuitos que cambian constantemente pero que se realimentan, impidiendo así la correcta transmisión por completo del impulso cardíaco a lo largo del corazón, lo que automáticamente se traduce en una incapacidad para bombear sangre, sobreviniendo el peligro de muerte inmediata si el proceso no se detiene de forma instantánea. Una revisión exhaustiva acerca de los mecanismos de generación de FV así como de la diversas teorías al respecto se puede consultar en [Chorro-99].

En este apartado se pretende profundizar en los mecanismos de generación y mantenimiento de FV para poder comprender y analizar los procesos que ocurren.

Los diferentes mecanismos de re-entrada pueden provocar en la mayoría de los casos taquicardia ventricular, pero si dichos circuitos son múltiples se suele generar fibrilación ventricular. Se distinguen tres tipos diferentes de mecanismos de re-entrada [Shenasa-97]:

- a) Re-entrada con un obstáculo anatómico, que fue definida como el primer tipo de re-entrada en 1913 por Mines.
- b) Re-entrada sin obstáculo anatómico.
- c) Re-entrada anisótropa donde existe mayor complejidad de su estructura como la que se produce en taquicardias ventriculares durante el infarto de miocardio.

La Tabla 3-2 muestra un resumen de características para cada tipo.

Tabla 3-2. Tipos de re-entrada con sus características identificativas.

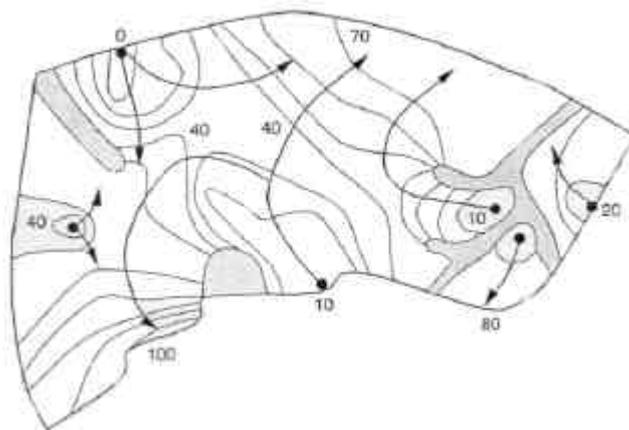
Reentrada con obstáculo anatómico	Re-entrada sin obstáculo anatómico	Reentrada anisótropa
-----------------------------------	------------------------------------	----------------------

circuito fijo	El circuito depende de la velocidad de conducción y el periodo refractario.	El circuito de re-entrada lo forman los caminos funcionales y anatómicos.
Ventana (gap) excitable presente	No existe ventana excitable	Normalmente está presente una ventana excitable.
Relación inversa entre el tiempo del circuito (ciclo) y velocidad de conducción	El tiempo del circuito (ciclo) es proporcional a la longitud del periodo refractario	
	El frente de onda re-entrante utiliza el circuito más corto posible.	Existen múltiples circuitos de re-entrada.

Tal y como se describe en [Ideker-97] inicialmente se genera un pequeño número de frentes de onda (alrededor de 10), aunque transcurrido el primer minuto dicho número aumenta mientras su tamaño disminuye, con lo que se contribuye a la generación de un caos absoluto. Además, al contrario que algunos autores han expresado, FV no se puede describir adecuadamente como una contracción asíncrona de fibras individuales del miocardio, ya que este asincronismo inicialmente afecta a una zona amplia del miocardio. También se ha demostrado que, al menos con estudios realizados en perros, un cuarto de la masa ventricular debe estar en fibrilación para que ésta se mantenga.

La complejidad de la FV se incrementa debido a que el frente de onda se mueve en tres dimensiones, es decir, además de un frente que recorre la superficie de corazón, éste puede variar a lo largo de las paredes, creándose así un gradiente endocárdico-epicárdico.

La Figura 3-7 muestra los resultados de un mapeo epicárdico sobre un corazón de perro fibrilante en la que se pueden observar varios circuitos re-entrantes y su evolución a lo largo de 100ms.



Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Figura 3-7. Circuitos de re-entrada y su evolución en el epicardio de un perro en fibrilación.

Algunos autores [Reiter-97] también muestran que una dilatación ventricular, producida en muchos casos de pacientes que han sufrido un infarto de miocardio anterior, puede influenciar la aparición de arritmias ventriculares, ya que una dilatación ventricular puede anticipar la despolarización diastólica o provocar repolarización precoz, aunque el efecto que produce está directamente relacionado con el tiempo, velocidad y volumen de la dilatación. En general, la dilatación ventricular disminuye el periodo refractario de forma heterogénea, por tanto, el riesgo de activación incontrolada aumenta.

3.4. Desfibrilación Ventricular.

Como ya es conocido y habitualmente empleado, el método de desfibrilación más común y que mejores resultados proporciona es la descarga eléctrica, ya que actúa directamente sobre el mecanismo eléctrico celular del miocardio donde se pueden describir las siguientes etapas:

- a) La interacción entre el campo eléctrico de la descarga y la estructura del miocardio ocasiona cambios de potencial en la membrana celular.
- b) Estos potenciales de membrana provocados producen una respuesta electrofisiológica.
- c) Dicha respuesta consiste en una detención de los frentes de onda fibrilantes, forzando una sincronización celular que restaura el proceso normal del latido.

Así, una descarga de este tipo es capaz de despolarizar las células del miocardio independientemente del estado en el que se encuentren. Sea cual fuere el tipo de método empleado para eliminar el proceso taquicárdico o fibrilatorio, dichos métodos deben modificar los mecanismos de re-entrada o la causa por la cual se generan. Un ejemplo de este tipo de instrumentos es el desfibrilador portátil HP (Hewlett-Packard) CodeMaster 100 que muestra la Figura 3-8, con capacidad de monitorización y predicción para 12 canales (no se proporcionan resultados de eficiencia) y capacidad de comunicación remota para envío de señales ECG.



Figura 3-8. Desfibrilador portátil HP CodeMaster 100.

Si se consigue atajar la patología fibrilatoria en una etapa de taquicardia ventricular, existe una alta probabilidad de eliminar los circuitos de re-entrada mediante fármacos antiarrítmicos capaces de alterar las propiedades electrofisiológicas del sustrato eléctrico cardíaco y evitar la creación ó mantenimiento de la re-entrada. A pesar de la eliminación de estos circuitos, debe llevarse cuidado en su administración ya que existe la posibilidad de provocar otras disfunciones.

También se han investigado diferentes tipos de descarga eléctrica [Shenasa-97] dependiendo del estado de la patología (recién iniciado, tipo de síntomas específicos, etc.) para así minimizar el daño sobre el paciente sin dejar de disponer de un mecanismo efectivo para detener el proceso que en caso de ser degenerativo, produzca daños irreparables en el paciente.

De cualquier modo, independientemente de la patología diagnosticada (TV, Flutter o FV) es importante poder distinguir entre ritmos desfibrilables y no desfibrilables [AAMI-93], ya que la desfibrilación es muy nociva en caso de aplicarse incorrectamente. Pero por otro lado, puede resultar el único método de restaurar el ritmo cardíaco normal, de ahí la importancia en la toma de decisión de la aplicación del shock eléctrico, especialmente en desfibriladores automáticos que permitan proporcionar la descarga de forma autónoma.

3.5. Técnicas de detección de Fibrilación Ventricular: antecedentes.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Dado que la detección de fibrilación ventricular (FV) es un asunto de gran importancia, se han realizado estudios de muy diversa índole conducentes a una mejor detección de esta patología. Para ello, se han aplicado técnicas matemáticas en el dominio del tiempo y de la frecuencia, y recientemente se han comenzado a emplear nuevas técnicas como las de tiempo-frecuencia, análisis mediante Wavelets, redes neuronales y caos. El objetivo final de los algoritmos desarrollados consiste en obtener un diagnóstico preciso de la patología para su empleo en sistemas de ayuda médica mediante la implementación hardware del equipo y que a través de la emisión de un aviso de alerta permita la intervención del equipo médico e incluso pueda servir como activador de un sistema de desfibrilación automática que permita una actuación inmediata. Uno de los principales problemas observados es el bajo nivel de desarrollos prácticos existentes en la literatura, ya que en la mayoría de los casos, los análisis no pasan de ser meras simulaciones.

Dentro de los dos tipos principales de desfibriladores que existen, nos centraremos en los desfibriladores externos debido al objetivo de este trabajo. Actualmente, existen en el mercado aparatos que incorporan ayuda a la decisión de desfibrilación, o poseen características semiautomáticas de desfibrilación. Un análisis comparativo muy interesante en lo que a bondad de funcionamiento se refiere, es el estudio realizado por A. Murray [Murray-93]; éste, realiza una comparativa entre 5 desfibriladores comerciales, de los que 3 son semiautomáticos y 2 únicamente de alerta (o aviso), emplea un conjunto de señales de prueba bastante estándar, y obtiene, en general, resultados de funcionamiento bastantes buenos que mejoran en algunos casos los de algoritmos publicados (recordemos que por regla general estos dispositivos no aportan información acerca del algoritmo que emplean). Aunque adolecen de una mayor especificidad ante presencia de ruido, su comportamiento varía ligeramente dependiendo de la amplitud de la señal de entrada y emiten falsos positivos ante señales similares a fibrilación.

Los primeros algoritmos de detección aplicados a un desfibrilador automático fueron desarrollados por Dyack y Wellbron en 1970 [Charbonnier-96], donde se medía el ritmo cardiaco, y si éste superaba los 200 latidos por minuto se admitía la presencia de FV. Posteriormente, en los años 80 surgieron algoritmos que, además de los criterios de ritmo cardiaco incluían criterios de morfología de la señal [Charbonnier-94]. Por lo que respecta a los dispositivos actuales, a pesar de no disponer de información extensa, se cree que realizan un preprocesado para eliminar desplazamientos de la línea basal y otros artefactos, miden contenido isoeléctrico, cruces por cero, amplitud, ondas R, etc., que completan con estudios en frecuencia y/o morfológicos.

3.5.1. Métodos en el dominio temporal.

Con el objetivo de diferenciar entre las diferentes patologías, en el dominio temporal se emplean técnicas de análisis morfológico. De hecho, diferentes autores han empleado técnicas similares que se han ido perfeccionando. Cronológicamente, los estudios en el dominio temporal aparecen en paralelo con los del dominio frecuencial.

Inicialmente, el marcador más inmediato y ampliamente utilizado para un gran número de medidas sobre el ECG es el ritmo cardiaco a través de la detección del complejo QRS, pero debido a la dificultad de su detección en casos de fibrilación, éste parámetro no resulta aconsejable como único marcador, aunque algunos algoritmos se apoyan en él para emitir un diagnóstico [Mirowski-80].

En 1979, Herbschleb realizó un estudio sobre señales provenientes de electrodos emplazados en el corazón de perro donde mostraba un histograma de amplitudes para 4000 muestras de segmentos temporales y analizaba el tipo de distribución de probabilidad generados [Herbschleb-79], llegando a la conclusión de que sólo un pequeño porcentaje de señales de FV se aproximan a una distribución normal, con lo que la clasificación no resulta sencilla al existir gran variedad de histogramas, con el factor añadido de que no siempre se podrán emplear las condiciones de ergodicidad que a veces se asumen directamente.

A lo largo de los años 80 aparecen publicaciones donde vuelven a incidir en el tema, a parte de que en paralelo también se realizan estudios en el ámbito frecuencial. En 1986 se publica un artículo en el que se describe un sistema semiautomático de desfibrilación, con implantación terapéutica en hospitales y servicios de urgencia del área de Belfast (GB) [Jack-86], implementado mediante un sistema controlado por microprocesador y basado en la medida de las pendientes de la señal, ya que en caso de ritmo normal existirán pequeñas pendientes excepto en un número reducido de ocasiones donde exista complejo QRS donde serán elevadas, en cambio, para FV habrá un rango de pendientes muy variable a lo largo de toda la señal. De esta forma, ayudado por un algoritmo de análisis de tramos consecutivos, consigue una especificidad del 99% (número de episodios FV respecto al resto marcados correctamente) y una sensibilidad del 74% (cantidad de episodios FV detectada con respecto al total de episodios FV existentes), con un retardo medio en la de-

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

tección del episodio de entre 8 y 18 segundos, con el inconveniente de que la efectividad disminuye para grandes tramos de señal patológica pues sólo al principio resulta más efectivo. Un método similar es empleado también por Patomäki [Patomäki-89], midiendo intervalos con pendiente baja y usando la base AHA como fuente de prueba, encontrando como resultados significativos un alto grado de confusión con TV y siendo únicamente el inicio de FV correctamente marcado.

Un método de clasificación que también es utilizado por varios autores es el llamado TCI en la bibliografía (Threshold Crossing Interval) consistente en obtener un umbral como porcentaje del máximo valor de amplitud presente en el segmento temporal analizado (20% es el valor usual), y medir la distancia temporal entre los cruces de la señal por dicho umbral, todo ello con un preprocesado previo que intenta homogeneizar las condiciones de análisis de la señal. Sorprendentemente, dependiendo del autor, se obtienen diferentes resultados, aunque se debe destacar que en algunos de los artículos se sugiere la posibilidad de distinción entre TV y FV.

Inicialmente fue [Ripley-89] quien para electrodos intracardiacos obtuvo valores de 158 ± 16 ms para FV y 350 ± 75 ms para TV. Posteriormente [Thakor-90] refinó el algoritmo mediante la introducción de una técnica secuencial de hipótesis y obtuvo unos valores de $105 \pm 6,5$ ms para FV y $220 \pm 16,5$ ms para TV, en cambio, para el mismo algoritmo, [Clayton-93b] reporta unos valores de 180 ± 47 ms para FV y 264 ± 156 ms para tramos similares a FV (no indica que se trate necesariamente de TV), por lo que la sensibilidad y especificidad pasan del 98% y 100% al 93% y 60% respectivamente, indicando justamente que la presencia de TV es la que mayor número de falsos positivos genera. Por ello, parece ser que el conjunto de datos elegido puede jugar un papel importante, ya que en cada caso el conjunto fue diferente. Posteriormente, [Chen-96] retoma la idea de Thakor ante la alta tasa de errores que obtiene en el análisis de la base anotada del MIT-BIH (16%) y modifica el algoritmo con la inclusión del método "dubbed blanking variability (BV)" como argumento discriminatorio, reduciendo la tasa de error al 5%.

Finalmente, otro estudio que desde el principio de los años 80 ha intentado diferenciar FV frente a otros ritmos ha sido la función autocorrelación [Challis-90], ya que al existir ritmos aperiódicos durante FV los resultados de autocorrelación deben ser bajos, mientras que para ritmos normales se debe obtener un valor alto. En 1979, Herbschleb [Herbschleb-79] realizó estudios preliminares de la señal de autocorrelación en perros sin obtener resultados

demasiado clarificadores. En 1982, Aubert [Aubert-82] propuso el método de autocorrelación para distinguir FV, pero sólo consideró señales de transición TV a FV, con lo que no caracterizó FV propiamente dicha. Como conclusiones, dedujo que el intervalo de tiempo donde el valor de la ACF (función autocorrelación) cae por debajo de un cierto umbral era menor que en señales normales, ya que en FV el valor decae rápidamente. Posteriormente, Chen y colaboradores [Chen-87] propusieron un método más sofisticado basado en la ordenación y alineación de los 7 picos más importantes del resultado de la autocorrelación, de tal forma que si no existe una tendencia uniforme que indique una relación directa entre picos y la distancia entre ellos, y que probabilísticamente muestre que no están linealmente relacionados, se clasifica la señal como FV. El principal problema se plantea cuando la señal contiene pulsos ectópicos que rompen la regularidad, ritmos similares a FV o incluso episodios de PVC (contracción ventricular prematura) periódicos. Chen reporta unos resultados del 100% de sensibilidad y 62% de especificidad, pero [Clayton-93b] reproduce su método y obtiene 87% de sensibilidad y 0% de especificidad ante ritmos similares a FV, con lo que el método no parece lo deseable que pudiera parecer.

Se han llevado a cabo otras aproximaciones a través de procesado adaptativo [Finelli-93], obteniendo resultados que en comparación con otros métodos parecen obtener un nivel de detección ligeramente superior, pero dado el bajo número de casos analizado se debe realizar un estudio más amplio para poder comparar con otros métodos.

3.5.2. Métodos en el dominio de la frecuencia.

Desde el siglo pasado ya se sabía que durante episodios de fibrilación el corazón "late" (si se puede denominar así) de forma muy rápida sin que a dichos latidos se les pueda asociar un complejo QRS usual, pero ya se conocía la repetitividad del proceso de fibrilación. En 1850, Hoffa y Ludwig mencionan la existencia de 84 latidos en 8,34 segundos (10,1Hz) para un corazón fibrilante de conejo [Hoffa-1850], y numerosos autores también señalan este punto como característica de la fibrilación [McWilliam-1887], [Rothberger-14], [Rothberger-16], y [Kisch-21]. Por tanto, parece apropiado realizar estudios en frecuencia que permitan distinguir esta señal del resto de ritmos. Así, paralelamente al estudio en el dominio temporal se realizaban análisis en la frecuencia de la señal fibrilatoria que inicialmente se medía sobre animales (perros y conejos) sobre los que se inducían episodios de fibrilación [Agizim-76], [Tabak-80].

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

En 1977 y 1979, Nygård y Hulting [Nygårds-77], [Hulting-79] diagnostican FV si el espectro analizado contiene algún pico entre 1,7Hz-9Hz como primer criterio; éste se encuentra por encima de 4Hz y contiene al menos el 85% de la energía total del tramo analizado en una banda alrededor del pico detectado. El estudio es realizado en pacientes monitorizados en UCI y se intenta distinguir entre TV y FV; de 22 episodios de FV, 6 se clasifican como TV, además, se señalan ciertos tipos de señales como posibles candidatas a falsos positivos.

En 1980, Herbschleb [Herbschleb-80], [Herbschleb-97] en un análisis inicial con perros y posteriormente en humanos, apunta la idea de la presencia de un pico principal alrededor de los 6Hz (entre 9Hz y 13Hz en perros), pero seguido de picos a frecuencias dos y tres veces la frecuencia del primer pico; en su estudio, sólo un 4% de los casos mostraban un único pico, pero se debe tener en cuenta que se trataba de fibrilación inducida y mantenida por perfusión coronaria, lo que podría modificar el comportamiento natural, ya que otros autores no reportan esta tendencia repetitiva de los picos en frecuencia.

[Martín-81], [Forster-82] y [Cosín-82], muestran la existencia de un pico principal en el espectro para FV, lo que apoya la teoría de la regularidad en la señal de FV. En concreto, Forster define una banda de fibrilación de 3,5Hz-8Hz y calcula la relación de energías entre esta banda y una banda de baja frecuencia entre 0-3,5Hz, reportando una sensibilidad del 73% y especificidad del 99%.

A. Murray [Murray-85], mediante una base de datos propia seleccionó 67 episodios de FV provenientes de 61 pacientes, de los que en 10 episodios FV era precedida de TV. El artículo muestra una evolución del pico de frecuencia desde los primeros instantes que ronda los 5Hz-6Hz de media a una tendencia a aumentar hasta los 8Hz conforme transcurre el episodio de FV, mostrando además una menor prominencia que en instantes iniciales, con lo que no parece inmediato el proceso de clasificación ya que además encuentran que el pico de frecuencia varía entre 2 y 7Hz dependiendo del paciente. Como factor añadido, no parecen encontrar diferencias entre episodios de FV que requieren descarga eléctrica y aquellos que finalizan por sí solos. También muestra algún caso donde existen dos picos significativos en frecuencia. Unos años más tarde, el mismo equipo de trabajo analiza de nuevo la situación de inicio de fibrilación [Clayton-90], estableciendo una banda de 2-4Hz y otra de 4-8Hz donde comprueban que la energía en la banda inferior disminuye de forma apreciable mientras en la banda de 4-8Hz aumenta. En este caso, no

realizan estudios cuantitativos en cuanto a porcentajes de éxito en la detección. En [Clayton-92] se sugiere la posibilidad de la existencia de cierto orden dentro del proceso de fibrilación tras el análisis en frecuencia de tres derivaciones simultáneas del ECG, con el análisis de las fases relativas de las componentes frecuenciales, observando cierta coordinación entre ellas. También en [Clayton-93a] realiza una comparación entre métodos frecuenciales y de máxima entropía espectral obteniendo resultados similares en ambos casos, pero aportando una nueva técnica en el análisis de la señal de ECG para la detección de FV.

Un algoritmo que se puede encuadrar tanto dentro del dominio del tiempo como en el de la frecuencia es el propuesto por [Meij-87] como evolución del aparecido una década antes publicado por [Kuo-78] basado en la comparación de la señal ECG con una onda sinusoidal y el análisis de su similitud, ya que para episodios de FV la señal es más parecida a un seno que en otro tipo de ritmos. Así, tras un preprocesado previo, se obtiene el periodo medio de la señal (a través de la FFT por Kuo, y con el método TCI por Meij), contrastándose la señal original con la desplazada medio periodo, y si el resultado se aproxima a una señal periódica se interpreta como presencia de FV. Este proceso es equivalente a aplicar un filtro elimina-banda centrado en la frecuencia media de la señal, de ahí que se encuadre como un método frecuencial. Si el valor de "leakage" de dicho filtro es menor que un umbral, se considerará que existe FV. Los resultados obtenidos sobre la base MIT-BIH reflejan una correcta detección de los episodios de FV y ningún falso positivo, además de una implantación en UCI con resultados igualmente satisfactorios, pero no aporta resultados numéricos en cuanto a porcentajes de éxito. Como contraste, comentar que los resultados obtenidos por [Clayton-93b] en la replicación del algoritmo son de un 93% de sensibilidad y 20% de especificidad ante ritmos similares a FV, que no coincide con lo descrito originariamente.

Posteriormente se desarrollan algoritmos más sofisticados que tienen en cuenta parámetros más elaborados sobre el espectro de la señal. Sobre una banda de detección entre 1,4-24,2Hz que debe contener un porcentaje mínimo de energía para considerar FV, [Nolle-89] calcula el pico máximo entre 1,5-9Hz, posteriormente, define una banda estrecha alrededor del pico que debe contener energía por encima de un umbral y calcula su momento de segundo orden (dependiente del pico de frecuencia), que debe mantenerse por debajo de un umbral establecido. En sus resultados muestra que inicialmente la frecuencia de FV está entre 1,5Hz y 6,5Hz con un máximo de ocurrencia en 4Hz. En cuanto a detección, emplea las bases de datos AHA y CREI-GARD en las que en un gran porcentaje de casos, los episodios de FV son precedidos de

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

TV, y de hecho, la detección de episodio patológico se produce en el tramo de TV previo. Obtiene unos resultados del 100% de sensibilidad y un 2,8% de falsos positivos en tramos que no tienen que ver con ritmos fibrilatorios (aunque incluye algunos episodios de TV). Como principal inconveniente, remarcar que deja de analizar la señal para momentos posteriores al inicio de FV, ya que previsiblemente los resultados no serían tan buenos.

También en 1989, [Barro-89] realiza la extracción de diversas medidas sobre el espectro, a saber: la frecuencia del pico con mayor energía en el rango 0,5-9Hz, el primer momento espectral normalizado, y tres parámetros que proporcionan información acerca de la energía contenida en una banda inferior a la frecuencia del pico, en una banda centrada en el pico y en una banda superior a él. De esta forma, tras la evaluación de un algoritmo de decisión, se emite un resultado de clasificación. Analiza cuatro categorías de señales: FV, complejos aberrantes, artefactos y ritmo sinusal, obteniendo una sensibilidad del 100% y especificidad del 70% para FV, 86% y 100% para complejos aberrantes y 92% y 100% para artefactos, respectivamente. Digno de mencionar es la posterior evaluación de este algoritmo realizada por [Clayton-93b], donde obtiene resultados más pobres (80% de sensibilidad y 60% de especificidad), lo que indica que el comportamiento del algoritmo varía con los datos empleados y debe ser perfeccionado para su aplicación práctica.

[Sierra-95] mide la magnitud cuadrado de la coherencia (MSC), que es función del espectro y proporciona información acerca del sincronismo y coordinación entre diferentes lugares del corazón ya que se emplean dos canales de adquisición, por tanto, en el caso de FV este valor debe ser bastante bajo ya que la coordinación de la actividad eléctrica es muy baja. Este parámetro ya fue empleado con anterioridad por [Sahakian-88], quien la utilizó para definir las propiedades organizativas de la fibrilación auricular y ventricular. Como parámetros adicionales, elige un nivel del 15% del máximo valor de la señal sobre la línea base establecida y mide el número de puntos entre esta línea y la línea base, a lo que llama potencial isoeléctrico, y además obtiene la proporción de energía en la banda de 3-8Hz frente a la de 8-30Hz. No reporta resultados globales, pero muestra que algunos falsos positivos se deben a fibrilación auricular; por el contrario, las señales de FV siempre poseen un potencial isoeléctrico bajo, un valor bajo de MSC y una alta proporción de energía en la banda de 3-8Hz, aunque se mantiene la existencia de falsos positivos. No proporciona algoritmo de detección alguno, simplemente analiza los parámetros por separado.

Como referencia más actual, [Chorro-98] realiza un análisis de la evolución de las componentes frecuenciales conforme lo hace la señal fibrilatoria y el corazón se encuentra en diferentes estados de isquemia o reperfusión. En concreto, analiza la evolución de la frecuencia dominante para señales obtenidas mediante electrodos epicárdicos, concluyendo en la existencia de una evolución exponencial de dicha frecuencia, lo que concuerda con los resultados obtenidos por otros autores que apuntan una variación del patrón fibrilatorio con el tiempo.

3.5.3. Consideraciones generales sobre los métodos en los dominios temporal y frecuencial.

A través de las descripciones realizadas en los dos apartados anteriores, se puede comprobar que la caracterización de la señal de fibrilación frente al resto de ritmos no resulta sencilla pues a pesar de los buenos resultados descritos en algunas ocasiones, posteriores comprobaciones corroboran la alta dependencia de los resultados frente al conjunto de señales empleadas, ya que en ocasiones se ha trabajado con un bajo número de señales útiles, con lo que a menudo los algoritmos se han probado para los primeros instantes de fibrilación sin considerar etapas posteriores donde la evolución de la señal fibrilatoria no mantiene iguales características que las iniciales. También está presente la confusión habitual con segmentos de taquicardia ventricular (TV), así como arritmias o artefactos similares a FV.

También merece la pena mencionar diversos estudios adicionales como los de [Widman-91] y [Guerrero-97] que aportan más información acerca de la señal fibrilatoria. Como principal exponente en esta trama de resultados se encuentra el ya mencionado artículo de [Clayton-93b], donde se comparan cuatro de los métodos descritos anteriormente y se comprueba la disparidad de resultados entre los originalmente anunciados y los obtenidos por este autor. La tabla 3-3 muestra un resumen de resultados donde se comparan ambos.

Tabla 3-3. Comparativa de resultados para el mismo algoritmo con utilización de bases de datos diferentes.

Autor original	Sensibilidad	Especificidad	[Clayton-93b]	
			Sensibilidad	Especificidad
[Thakor-90]	98%	100%	93%	60%
[Chen-87]	100%	62%	87%	0%
[Barro-89]	100%	90%	80%	60%

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Por otro lado, parece existir unanimidad en la obtención de las principales componentes frecuenciales durante FV, pues usualmente se definen rangos que oscilan entre 2-9Hz como máximo para la posición del pico máximo en frecuencia, pero usualmente situado entre 4-5Hz.

Así pues, a pesar de que parece que los resultados son todavía mejorables en cuanto a niveles de especificidad y detección de periodos largos de FV, todos estos estudios suponen unas bases de estudio esenciales ya que apuntan hacia los principales factores de distinción de la señal fibrilatoria y permiten una evolución de los métodos a partir de unas bases sólidamente establecidas.

3.5.4. Técnicas de reciente aplicación para la detección de FV.

Durante el último lustro, y tomando como base las técnicas temporales y frecuenciales, se han desarrollado métodos de detección de FV que intentan aplicar métodos empleados con éxito en otros campos. Como principales técnicas empleadas, son dignas de mencionar las de redes neuronales, wavelets, caos y distribuciones tiempo-frecuencia, así como nuevos parámetros obtenidos a partir de los dominios temporal y frecuencial, o de modelado de la señal.

La técnica de clasificación mediante el uso de redes neuronales posee un gran potencial siempre que el conjunto de parámetros de entrada elegidos sea el apropiado, ya que habitualmente no se trabaja con la señal de ECG directamente. Ha sido empleada con éxito en numerosos problemas médicos [Jimenez-00], [Soria-98], pero no existen demasiados trabajos relacionados con la detección de FV. En 1989, [Lee-89] aplica redes neuronales para detección de arritmias cardiacas utilizando como entrada una serie temporal obtenida a partir de una transformación sencilla sobre la señal de ECG proveniente de electrodos situados directamente sobre el tejido cardiaco. Las salidas posibles eran: ritmo sinusal, taquicardia ventricular (TV), fibrilación ventricular, e indecisa. Los resultados son prometedores, pero mejorables, ya que ciertas detecciones erróneas no eran demasiado justificables. Posteriormente, [Clayton-94] analiza el comportamiento de las redes neuronales para distinguir entre ritmos fibrilatorios y similares a fibrilación, obteniendo resultados que mejoran los de algoritmos convencionales.

[Khadra-98] conjuga las técnicas basadas en wavelets con las redes neuronales. Utiliza diversos parámetros obtenidos de la transformada wavelet

sobre la señal de ECG para entrenar una red neuronal capaz de distinguir entre ritmos normales, fibrilación ventricular (FV), fibrilación auricular y taquicardia ventricular. Obtienen unos resultados del 95% de sensibilidad y 92% de especificidad, aunque no queda demasiado claro el conjunto de datos empleado y sus características.

El análisis mediante la transformada wavelet también ha experimentado un gran auge en la década de los 90. [Millet-97] incluye análisis de detección basado en el espectro siguiendo la línea de los algoritmos descritos por [Barro-89] y [Nolle-89]; desarrolla un análisis detallado basado en técnicas wavelet sobre segmentos escogidos de 4 segundos de longitud para diferentes patologías, y a través de algoritmos de detección realiza un estudio comparativo dos a dos entre FV y cada uno de los ritmos. Como resultados destacables, obtiene una sensibilidad del 93% y especificidad del 97% para el par FV-ritmo sinusal, y 87% de sensibilidad y 83% de especificidad para discriminación FV-TV. No realiza un estudio sobre señal ECG de monitorización continua sino de segmentos escogidos.

Otra de las técnicas aplicadas recientemente son las relacionadas con la medida de dinámicas no lineales empleando teorías de caos y fractales. [Zhang-96] propone un método por el que inicialmente realiza un preprocesado para eliminación de ruido mediante wavelets, y reconstruye el espacio de fases donde concluye que para FV se pueden extraer características diferenciales. Deja el tema planteado, pero no analiza bases de datos extensas ni proporciona resultados cuantitativos. [Sigiura-96] también realiza un análisis de los diferentes tipos de atractores generados dependiendo de la patología presente aplicados a los desfibriladores implantables. Otros artículos se centran en los aspectos fisiológicos de generación de fibrilación para conocer si son mecanismos aleatorios o poseen cierto nivel de orden [Jalife-98], [Gray-98], pero sin obtener conclusiones demasiado sólidas.

A pesar del empleo de señales epicárdicas que no entran en el ámbito de nuestro estudio, unos trabajos interesantes por el tratamiento del problema que realizan son los de [Throne-91] y [Throne-93] por el empleo de modelos autorregresivos (AR) para la caracterización de la señal de fibrilación. En el primer trabajo caracterizan la evolución de FV durante el periodo de tiempo necesario para que un desfibrilador implantable detecte FV. En el segundo trabajo, basándose en el primero, sintetizan una señal FV generada por el modelo y comparan con la realmente obtenida, encontrando grandes similitudes entre ambas, con lo que sugieren su posible empleo en lugar de las bases de datos reales actuales debido a su contenido limitado de señales.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Por otro lado, [Baykal-97] propone una técnica de modelo AR para estimar la duración de los episodios de fibrilación en corazones aislados de conejo dependiendo de la medida de la evolución de las componentes frecuenciales.

3.6. Técnicas tiempo-frecuencia.

Como ya se comentó en el capítulo 2, este tipo de representaciones ha vivido su mayor auge de aplicación en la década de los 90. Estas técnicas no se habían aplicado tan frecuentemente como en la actualidad debido al alto coste computacional que acarrear, por lo que es necesario el empleo de potentes máquinas de cálculo que hoy en día son más fácilmente accesibles. Teóricamente, el análisis t-f es óptimo para las señales biológicas, ya que éstas poseen características no estacionarias. [Akay-98] realiza un recorrido a través de los problemas relacionados con el procesado de señales biomédicas que se han afrontado con técnicas tiempo-frecuencia. Los campos de aplicación son muy diversos, desde ECG y EEG hasta señales acústicas de respiración, o señales gástricas. [Lin-96] y [IEE-97] también analizan las aplicaciones que hasta la fecha se han producido en el campo de las bioseñales, evaluando los resultados generados por diferentes distribuciones t-f así como los diversos parámetros útiles para la extracción de características. En particular, [Lin-96] aporta un estudio detallado para los campos de electroencefalografía (potenciales evocados y epilepsia), fonocardiografía (análisis de válvulas implantadas), electrogastrografía (disritmia gástrica), electromiografía (contracciones uterinas) y electrocardiografía. Especialmente este último ha sido uno de los campos de mayor aplicación, ya que se ha utilizado para el análisis de potenciales tardíos [Waldo-92], [Khadra-93], [Do-95], [Reyna-98], detección de onda P [Abeyseka-89], variabilidad del ritmo cardiaco (HRV) [Novak-93], [Vila-97] y series temporales RR [Pola-96], donde se realiza una comparación entre modelos de predicción AR, STFT, SPWV y CW, obteniendo éstos últimos mejores resultados.

En lo que a la descripción de la señal de fibrilación se refiere, a pesar de la rápida implantación en todos los ámbitos, hasta el momento, la mayoría de los artículos publicados sobre el tema son casi exclusivamente descriptivos, aunque recientemente están comenzando a aparecer trabajos donde se extraen parámetros diferenciadores y mediante algoritmos de clasificación se analizan y cuantifican niveles de acierto. [Afonso-95] compara el comportamiento de

diferentes TFR (STFT, SPWV, ZAM) ante ritmos normales y fibrilatorios, extrayendo características para cada tipo de TFR y concluyendo en la conveniencia del empleo de distribuciones con bajo nivel de términos cruzados para mejor extracción de diferencias. No emplea gran cantidad de señales para extracción de resultados significativos y no propone ningún tipo de algoritmo detector de FV. [Clayton-97] propone un estudio similar al anterior donde analiza las distribuciones SP, WV, SWV y CW (dos variantes), aunque en este caso calcula varios parámetros habitualmente usados en el dominio de la frecuencia (frecuencia de pico, amplitud de pico y frecuencia media). Como conclusiones obtiene que representaciones relativamente sencillas como el SP o SWV proporcionan información útil sin necesidad de recurrir a otras más costosas como la distribución de CW. Este estudio es completado posteriormente con [Clayton-98] donde se proporcionan conclusiones similares.

Más recientemente, [Millet-99] realiza un estudio de detección de FV que incluye extracción de parámetros útiles en el dominio t - f y propone un algoritmo de detección. Pretende diferenciar TV de FV y para ello se analizan segmentos escogidos típicos de cada tipo de señal y se extraen los parámetros diferenciadores. En [Rosado-99a] y [Rosado-99b] se analizan señales de monitorización continua previamente anotadas y tras la obtención de parámetros representativos, desarrolla un algoritmo de detección enfocado a la detección de FV de señales provenientes de adquisición continua por análisis de tramos, obteniendo buena especificidad ante ritmos no fibrilatorios dada la alta variabilidad existente en señales continuas.

Capítulo 3. Fibrilación Ventricular: Fisiología y detección. _3-1

3.1. Mecanismos celulares de generación de arritmias.	3-3
3.1.1. Automatismo aumentado.	3-3
3.1.2. Actividad desencadenada.	3-4
3.1.3. Re-entrada.	3-5
3.2. Taquicardias ventriculares.	3-6
3.2.1. Actividad auricular.	3-8
3.2.2. Actividad ventricular.	3-8
3.3. Fibrilación ventricular.	3-10
3.4. Desfibrilación Ventricular.	3-13
3.5. Técnicas de detección de Fibrilación Ventricular: antecedentes.	3-14
3.5.1. Métodos en el dominio temporal.	3-16
3.5.2. Métodos en el dominio de la frecuencia.	3-18
3.5.3. Consideraciones generales sobre los métodos en los dominios temporal y frecuencial.	3-22
3.5.4. Técnicas de reciente aplicación para la detección de FV.	3-23
3.6. Técnicas tiempo-frecuencia.	3-25

Capítulo 4. Caracterización de la señal cardiaca en el dominio tiempo-frecuencia.

Una vez descritas las herramientas matemáticas que tenemos a nuestra disposición dentro del ámbito tiempo-frecuencia, así como las características principales de las señales a analizar, se pretende ahora realizar un estudio exhaustivo acerca de las señales cardiacas dentro del dominio tiempo-frecuencia, con especial énfasis en la caracterización tiempo-frecuencia de los episodios de fibrilación ventricular encaminados al desarrollo de una técnica apropiada de detección y diagnóstico.

Partiendo de ficheros anotados de las bases del MIT [MIT-92] y AHA obtenidos a partir de pacientes sometidos a una monitorización continua y que han sufrido episodios patológicos a lo largo de la grabación, se han medido diferentes parámetros sobre la distribución tiempo-frecuencia generada, y cinco clases o grupos han sido definidos, de tal forma que cada uno de los parámetros extraídos, dependiendo de la patología asociada a cada tramo analizado, genera cinco vectores de resultados (uno para cada clase), y vienen dados por la anotación adjunta que indica el tipo de ritmo cardiaco en cada momento de la adquisición. Las clases definidas son:

1. Normal: Constituyen el grupo de control o 'no patológicos' al que pertenecen todos los tramos anotados como ritmo sinusal normal.
2. Fibrilación ventricular: Son todos aquellos tramos en los que se ha producido fibrilación ventricular en su estado más definido.
3. Flutter Ventricular: Se trata de un estado que suele preceder a la fibrilación ventricular, por lo que usualmente se incluye como parte de ésta. En este caso se ha decidido separarla en primera instancia para intentar extraer características que permitan discernir entre ambas si es posible.
4. Taquicardia ventricular: En determinadas ocasiones puede desembocar en flutter y posterior fibrilación, pero el tratamiento médico a aplicar es diferente por lo que se debe tratar de diferenciar entre ellas.
5. Otros: Se incluyen en esta clase todo tipo de anotaciones que no pertenecen a las clases anteriores. Dado que resulta extremadamente complejo el análisis de una patología frente al resto (para todas las patologías), todas aquéllas que, a priori, no tienen una estrecha

relación con fibrilación ventricular se agrupan dentro de esta clase para así analizar el comportamiento de los parámetros seleccionados.

Con la definición de estos grupos podremos obtener una buena caracterización en el dominio tiempo-frecuencia que nos permita posteriormente obtener un algoritmo de detección fiable. Dado que cada clase consiste en una mezcla de resultados provenientes de diferentes pacientes, cada uno de ellos analizado durante un periodo de tiempo elevado (aproximadamente media hora), se dispone de un número suficiente de casos como para realizar un análisis que pueda generalizarse sin que por ello nuestras conclusiones dejen de ser válidas. De hecho, los ficheros analizados, además de diversas patologías que engloban aquellas muy cercanas a fibrilación, incluyen una gran cantidad de artefactos y tramos ruidosos producidos por movimientos del paciente, electromiograma, mala adherencia de los electrodos, etc.

4.1. Distribuciones tiempo-frecuencia empleadas.

En el capítulo 2 ya se describen las expresiones matemáticas correspondientes a las principales distribuciones tiempo-frecuencia, y de las que haremos uso posteriormente. Dado que el cálculo es realizado mediante las versiones discretas de las ecuaciones expuestas allí, y para cada caso en particular se han aplicado unos parámetros concretos sobre el kernel, a continuación se describe la forma en la que se ha aplicado cada distribución sobre las señales analizadas utilizando para ello la librería de MATLAB proporcionada por [Auger-95] y se justifican los valores de los parámetros elegidos.

4.1.1. Wigner-Ville (WV).

En este caso, dado que no existe suavizado ni inventanado debido a su kernel unidad, únicamente se debe especificar la longitud del segmento temporal y la resolución espectral deseada. Por regla general, mientras no se indique lo contrario, se tomarán matrices de $N \times N$ donde N es el número de muestras del segmento temporal analizado, de esta forma se mantiene equilibrado el producto “resolución temporal x resolución espectral” debido al principio de incertidumbre de Heisenberg, pues si se aumenta la resolución en un dominio (temporal o frecuencial), se pierde resolución en el otro.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

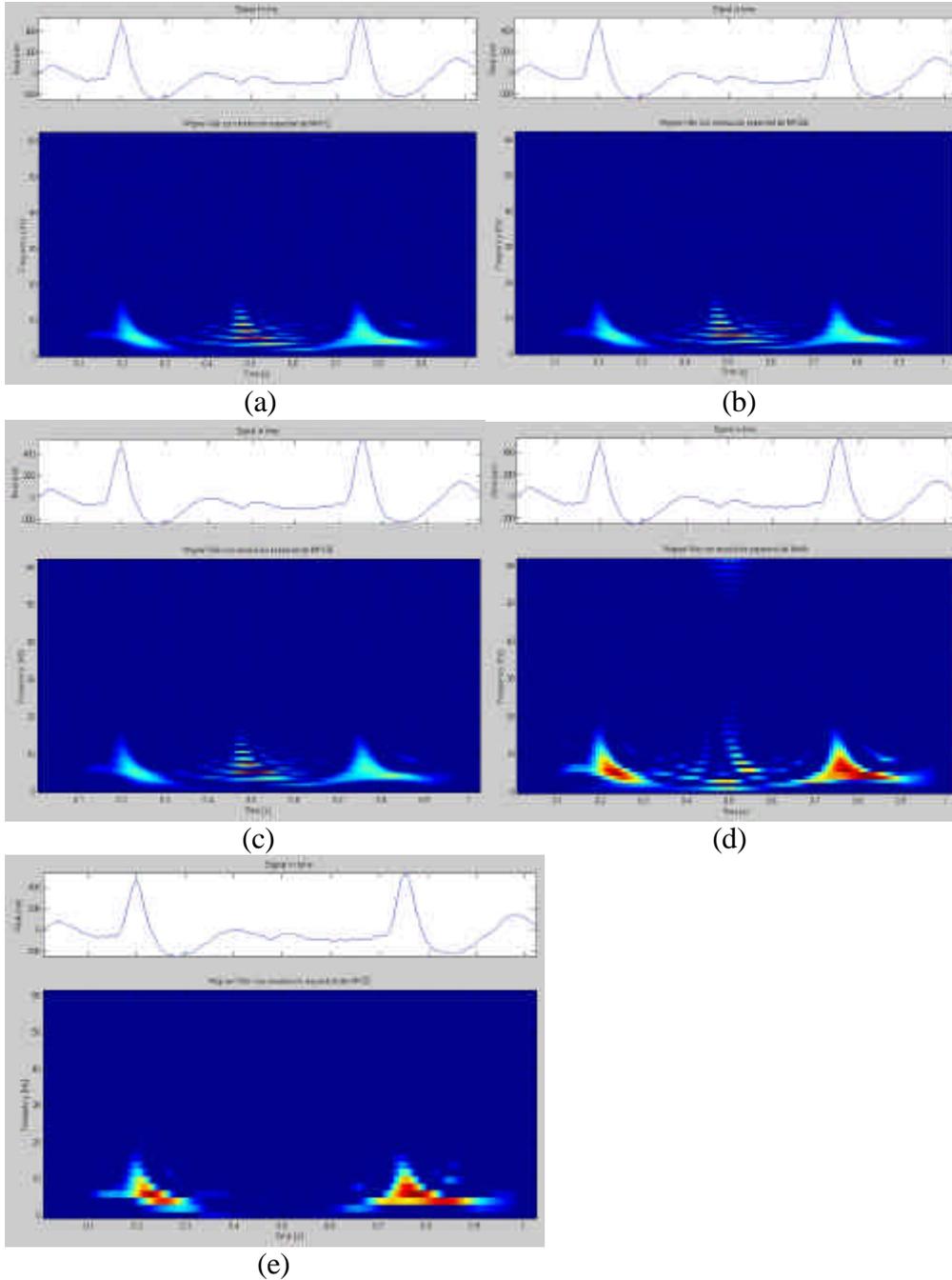


Figura 4-1. Wigner-Ville TFR de 128 puntos de longitud temporal y resoluciones frecuenciales de 512 (a), 256 (b), 128 (c), 64 (d) y 32 puntos (e) respectivamente, junto con la representación temporal de la señal analizada.

La Figura 4-1 (a), (b), (c), (d) y (e) muestra una señal con ritmo sinusoidal normal para la que se ha obtenido la distribución de Wigner-Ville con resolución espectral de 32, 64, 128, 256 y 512 puntos, respectivamente, manteniendo un tamaño de $N=128$ puntos en la ventana temporal. En estas figuras se puede apreciar también la presencia de términos cruzados que distorsionan la señal resultante en el plano $t-f$ (tiempo-frecuencia), observándose que cuanto mayor es la resolución frecuencial, más se aprecian los términos cruzados ya que existe muy poca resolución temporal, y advirtiéndose cómo los términos cruzados poseen el doble de energía que los términos propios. En cambio, si se reduce la resolución frecuencial por debajo de la temporal (128), los términos cruzados pierden energía con respecto a los términos propios, ya que mejora la resolución temporal y permite eliminar indefiniciones temporales a costa de tener mayor indefinición en frecuencia.

4.1.2. Pseudo Wigner-Ville (PWV).

Se podría interpretar esta distribución como “la distribución de Wigner-Ville enventanada”, ya que además de poder cambiar la resolución espectral, se puede seleccionar el tipo de ventana de suavizado en frecuencia (especificada en el dominio del tiempo) junto con su tamaño. El tamaño de la ventana es importante a la hora de obtener una buena relación entre la atenuación de interferencias y la resolución (limitada siempre por el principio de incertidumbre), por lo que a mayor longitud de ventana, mejor resolución espectral pero peor resolución temporal (y más interferencias), y viceversa. La Figura 4-2 muestra las distribuciones obtenidas en el análisis de una señal sinusoidal para longitudes de ventana de 16, 32, 64 y 128 puntos empleando una ventana de Hamming y manteniendo la longitud de 128 puntos para el segmento temporal analizado.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

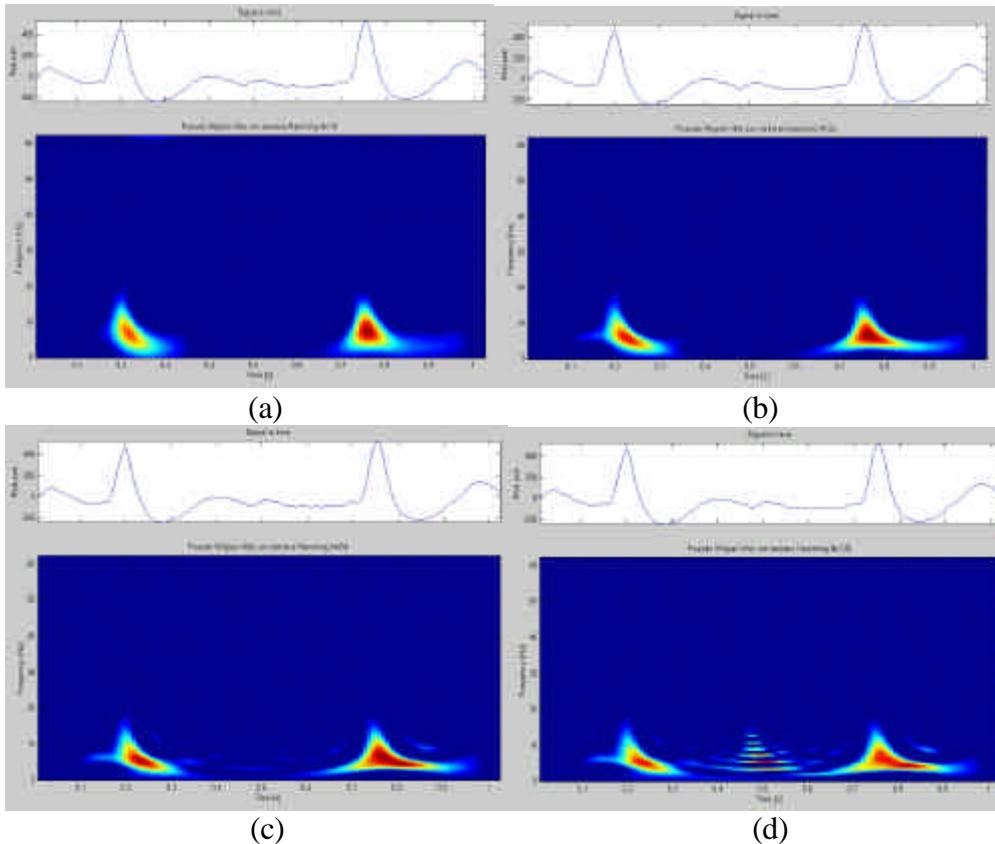


Figura 4-2. Pseudo Wigner-Ville TFR con ventanas de suavizado de Hamming de 16(a), 32(b), 64(c) y 128(d) puntos.

En el caso de la ventana de 128 puntos, el resultado es bastante aproximado al que ofrece la distribución de Wigner-Ville, aunque se observa que los términos propios son del mismo orden de energía que las interferencias debido al suavizado de los extremos, cosa que no ocurre en WV (Wigner-Ville). Además, como cabría esperar, conforme se reduce el enventanado se pierde resolución frecuencial, pero aumenta la temporal. Por lo que respecta al tipo de ventana elegida, en este caso no resulta ser un factor crítico ya que sólo en casos muy concretos puede apreciarse su efecto; la Figura 4-3 muestra los resultados obtenidos para una ventana de Nuttall [Harris-78], caracterizada por la introducción de un mayor recorte de la señal en sus extremos frente a la de Hamming.

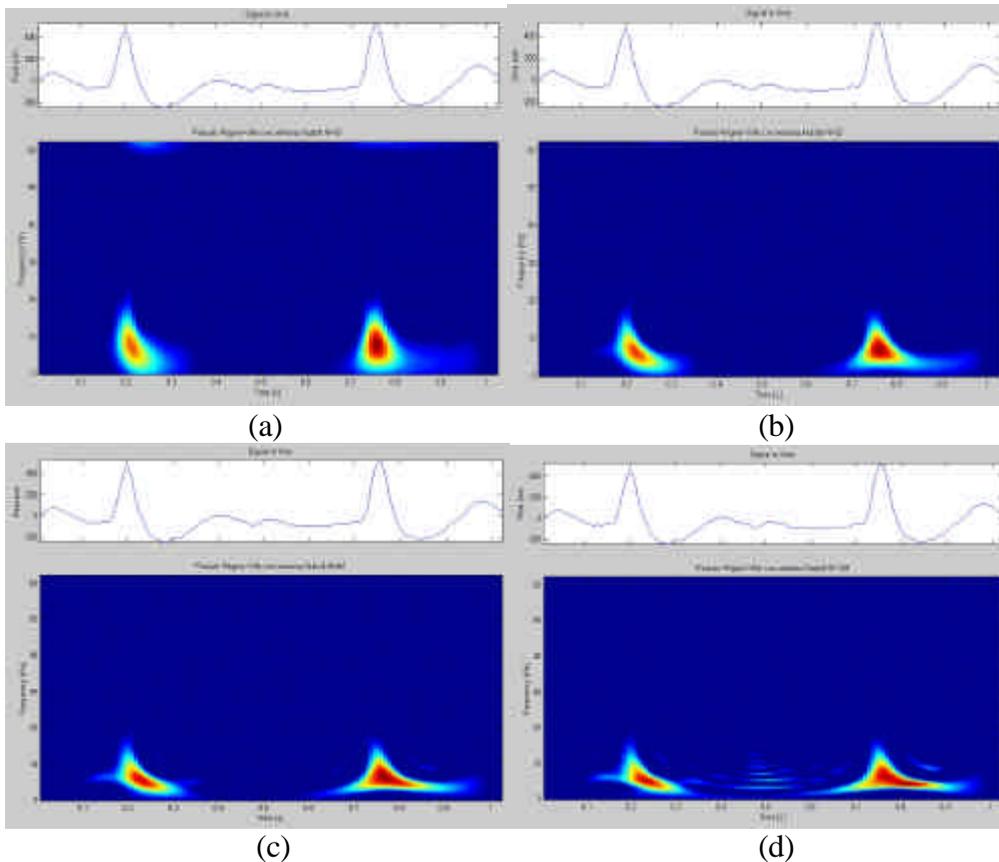


Figura 4-3. Pseudo Wigner-Ville TFR con ventanas de suavizado de Nuttall de 16(a), 32(b), 64(c) y 128(d) puntos.

Únicamente en el caso de longitud $N=128$ se aprecian pequeñas diferencias con respecto a Hamming.

En posteriores apartados de resultados se incluye una comparativa para diferentes longitudes de ventana ($N=32$ y 64 puntos), así como utilizando ventana de Nuttall. De cualquier forma, mientras no se indique lo contrario, la ventana utilizada habitualmente a lo largo de este trabajo es la de Hamming con longitud $N/4$, siendo N el tamaño de la ventana temporal analizada.

4.1.3. Pseudo Wigner-Ville suavizada (SPWV).

Para esta distribución, se tiene la posibilidad de poder seleccionar ventanas de suavizado tanto en el tiempo como en la frecuencia de forma inde-

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

pendiente. Así, se introduce un parámetro adicional con respecto a PWV que es la ventana de suavizado temporal. Veamos a continuación el efecto que se produce si elegimos una ventana g de suavizado temporal de tipo Hamming con diferentes tamaños (también se puede cambiar el tipo de ventana) manteniendo fija la ventana h de suavizado frecuencial (Hamming de tamaño 32) para un segmento temporal de 128 puntos. La Figura 4-4 muestra los resultados obtenidos para tamaños de ventana temporal g de 8, 16, 64 y 128 puntos.

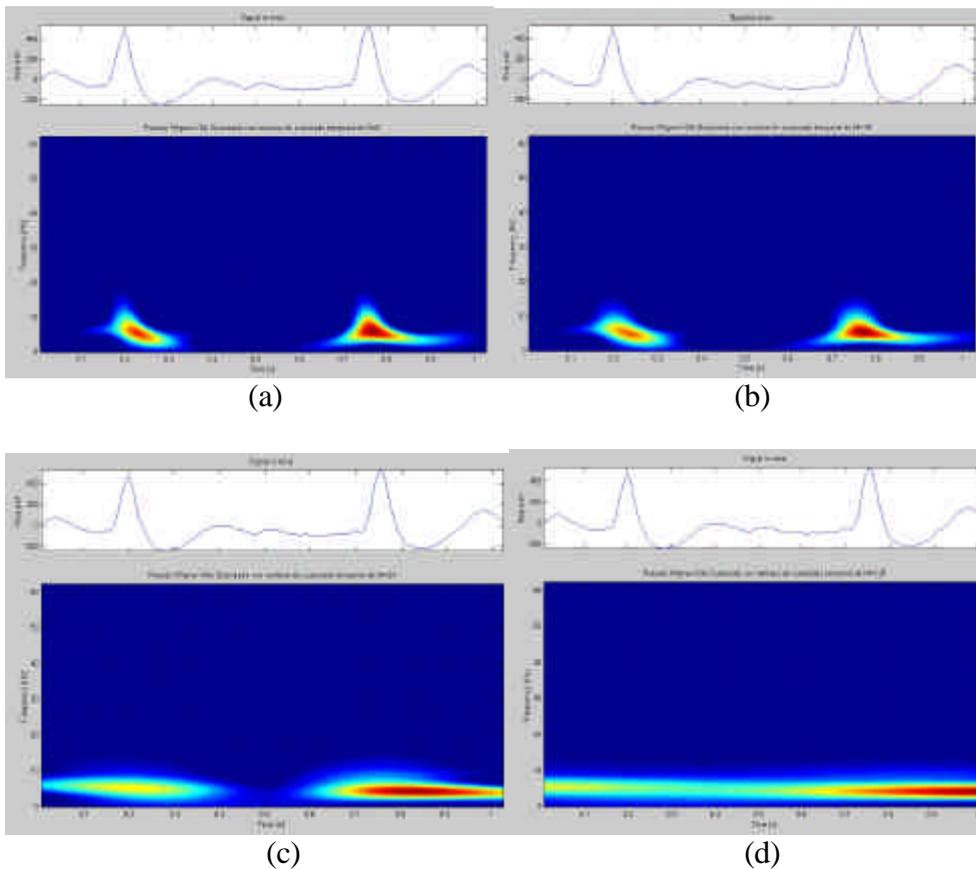


Figura 4-4. PWV suavizada, con ventanas de suavizado temporal de 8(a), 16(b), 64(c) y 128(d) puntos.

Así, conforme se aumenta el tamaño de la ventana se pierde resolución temporal (pues existe mayor suavizado), pero no se mejora la resolución frecuencial ya que la segunda ventana permanece fija en $N=32$. Si analizamos los casos extremos, la Figura 4-5 muestra los resultados para longitudes de

ventana temporal y frecuencial de 2-2(a), 2-128(b), 128-2(c) y 128-128(d) respectivamente.

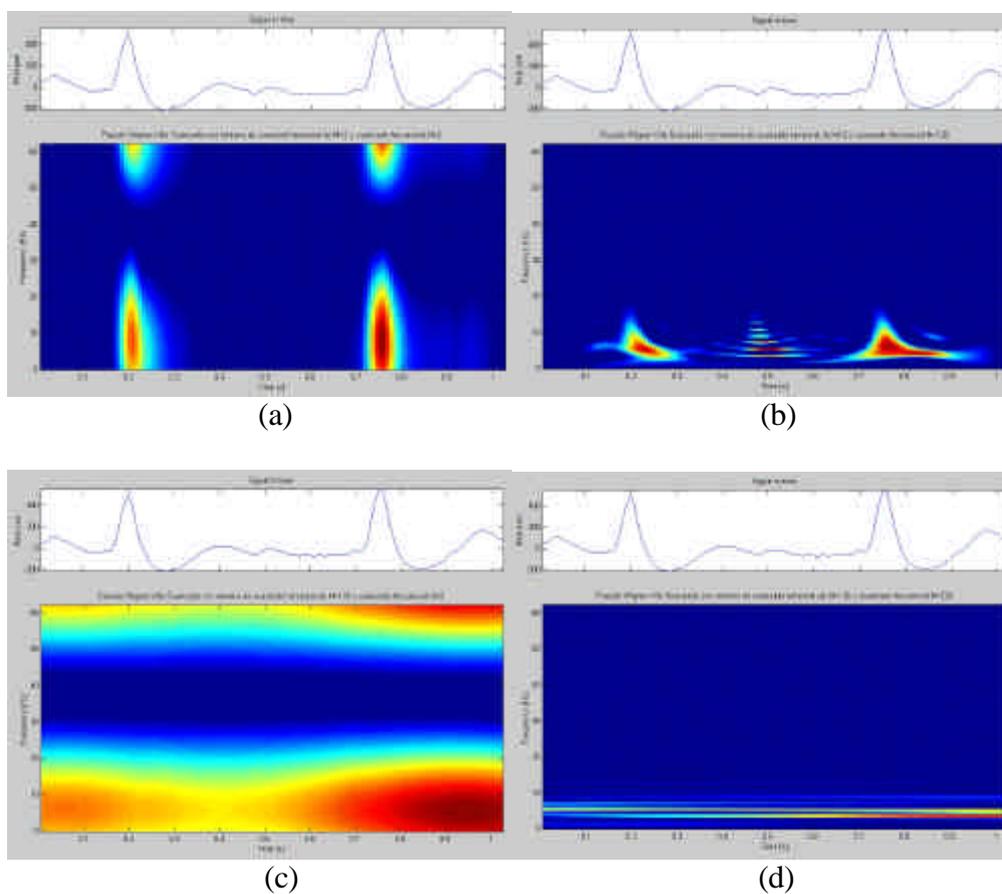


Figura 4-5. PWV suavizada para longitudes de ventana temporal y frecuencial de 2-2(a), 2-128(b), 128-2(c) y 128-128(d) respectivamente.

Por tanto, con ventanas g y h pequeñas tenemos muy buena resolución temporal y mala frecuencial, y si ambas son grandes la resolución frecuencial

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

es muy buena pero la temporal muy mala, por ello, en el caso de $g=\text{hamming}(2)$ y $h=\text{hamming}(128)$, el resultado es similar a WV. Para los análisis que se realizarán, mientras no se indique lo contrario, se emplea $g=\text{hamming}(12)$ y $h=\text{hamming}(32)$ ya que permiten mantener una buena relación entre ambas resoluciones.

4.1.4. Choi-Williams (CW).

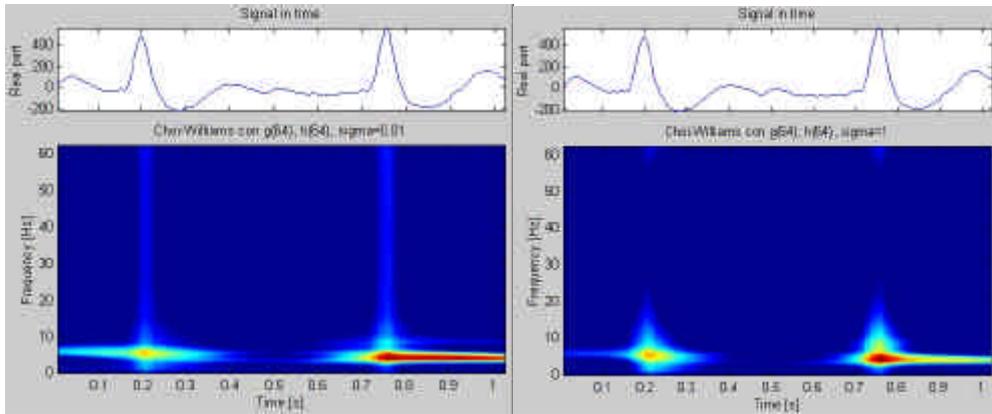
Además de los parámetros que rigen el comportamiento para la representación de SPWV, en la representación de Choi-Williams se incluye otro parámetro adicional σ correspondiente a la anchura del kernel. Recordemos que esta representación está basada en kernel exponenciales del tipo:

$$e^{-(2ptn)^2 / s} \quad (1)$$

para el kernel en el dominio de la función de ambigüedad, mientras que en el dominio temporal es de la forma:

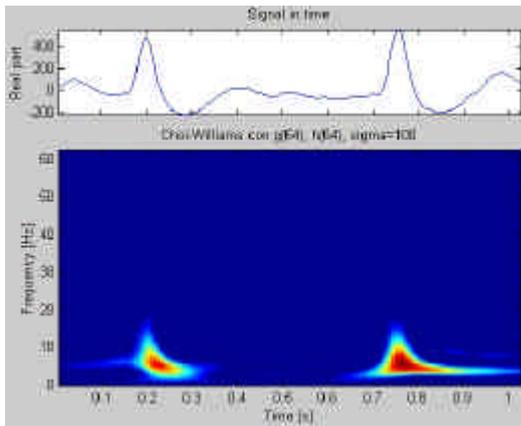
$$\sqrt{\frac{s}{4p}} \frac{1}{|t|} e^{\frac{-st^2}{4t^2}} \quad (2)$$

por lo que σ permite modificar el tipo de kernel. Si se modifica, los resultados son como los mostrados en la Figura 4-6.



(a)

(b)



(c)

Figura 4-6. CW para valores σ de 0.01(a), 1(b) y 100(c) con ventanas de suavizado temporal y frecuencial de 64 puntos de tipo hamming.

Para anchuras pequeñas, dado que la curva exponencial decae muy rápidamente, la atenuación de términos cruzados es grande pero se puede perder información de la señal útil, en cambio, con una σ grande la contribución de los términos cruzados es importante debido a la menor atenuación que produce la exponencial. De hecho, con σ muy grande la distribución de CW tiende a la de WV. Además, para un σ pequeño la atenuación de términos cruzados es grande, pero a mayor atenuación, los autotérminos se ven seriamente afectados en su resolución. Así, aquellas componentes que poseen igual frecuencia para diferente tiempo u ocurren al mismo tiempo pero contienen diferente frecuencia generan una gran dispersión de energía ya que ésta es directamente

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

proporcional a la supresión de términos cruzados. En la Figura 4-6 puede apreciarse que para σ bajo la dispersión es grande y ésta se reduce cuando se incrementa su valor.

En un intento de adaptar el comportamiento de la transformada de CW a las necesidades de análisis de la señal deseada, los parámetros que se pueden introducir para su cálculo son, además de σ y al igual que en las anteriores funciones, enventanado en el tiempo y en la frecuencia (funciones g y h descritas anteriormente), lo que permite también mejorar el comportamiento frente a los términos cruzados. Como valor usual que proporciona buenos resultados ante señales de ECG de superficie se toma g de tipo hamming de longitud 12 y h del mismo tipo pero de longitud 32. Para las figuras anteriores se ha empleado un tamaño de ventana mayor pues en caso contrario, el comportamiento puro de CW queda enmascarado por estas ventanas de corta longitud.

4.1.5. Escalograma.

Representa la magnitud al cuadrado de la transformada wavelet continua y no constituye una transformada tiempo-frecuencia propiamente dicha, ya que en ese caso podríamos decir que se tiene una representación tiempo-escala donde la escala representa el contenido frecuencial pero sin ser éste su significado directo.

Como parámetros aplicables, se puede elegir el tipo de función wavelet a utilizar, es decir, desde el típico sombrero mexicano (definido como de complejidad cero) hasta funciones wavelet de Morlet de complejidad N , por lo que podremos variar la resolución en el eje temporal o de escalas: A mayor complejidad mayor resolución en el eje de escalas pero peor resolución temporal, y viceversa. La Figura 4-7 muestra los resultados de aplicar el escalograma a una misma señal empleando diferentes funciones wavelet.

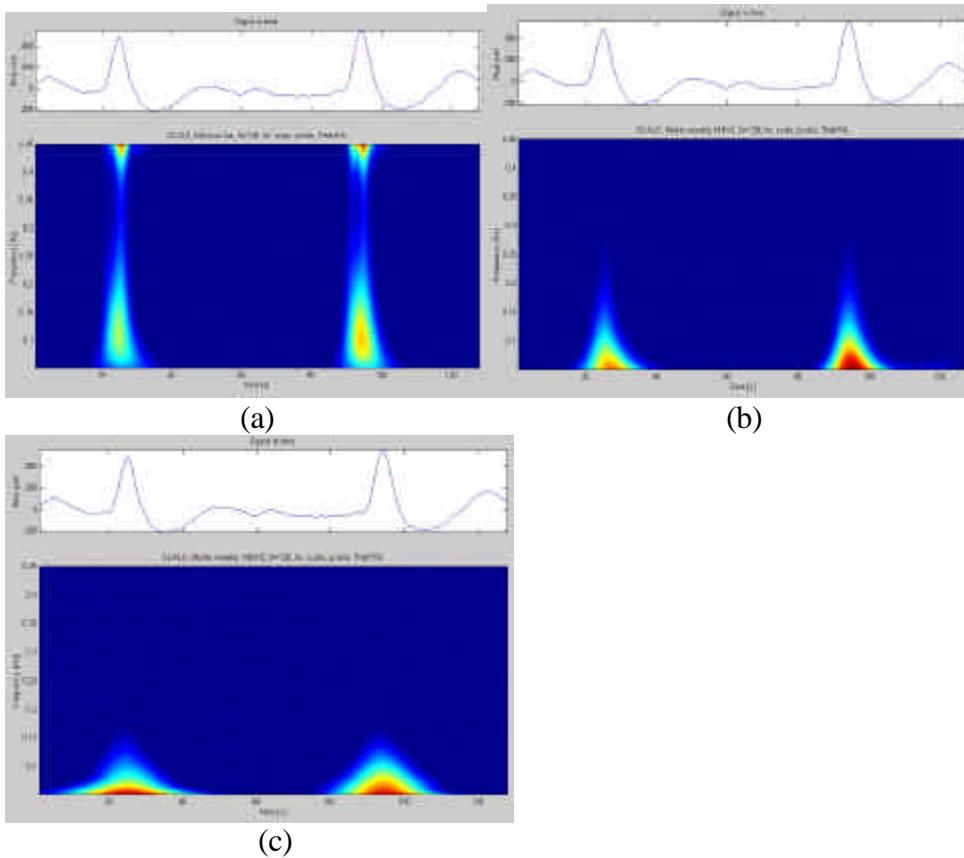


Figura 4-7. Escalograma para una misma señal y funciones wavelet de complejidad cero(a), dos(b) y cinco(c).

Como parámetros adicionales, y dado que en un eje se tienen escalas, se pueden seleccionar los límites frecuenciales entre los que se desean aplicar dichas escalas. En nuestro caso, si tenemos una frecuencia de muestreo de $f_s=125\text{Hz}$, como nivel máximo de representación se tiene $0.5f_s$, por lo que entre $0f_s$ y $0.5f_s$ podemos definir las frecuencias máximas y mínimas entre las que se evaluará la señal. Usualmente, para obtener resultados comparables al resto de representaciones se elige todo el espectro (desde $0.01f_s$ hasta $0.45f_s$), aunque puede resultar interesante el análisis en bandas más estrechas que sólo incluyan las componentes de la señal que se desea analizar, e incluso realizar varios escalogramas cada uno en una banda frecuencial diferente para así analizar la distribución de componentes energéticas.

4.1.6. Zhao-Atlas-Marks (ZAM) y Born-Jordan (BJ).

La distribución ZAM, también conocida como la distribución “Cone-shaped kernel” [Zhao-90], es capaz de atenuar la dispersión de los autotérminos que tienen igual componente frecuencial pero aparecen en diferente punto temporal (cosa que ya vimos que por ejemplo CW no era capaz de solventar), en cambio, no lo consigue con los autotérminos que tienen idéntico centro temporal y diferente componente frecuencial. Este kernel se creó con la intención de cumplir la propiedad de soporte finito. Su definición está estrechamente relacionada con la representación de Born-Jordan, con la diferencia que en la primera existe una función de filtro de suavizado en el eje frecuencial que no aparece en Born-Jordan ya que esta última se podría decir que es una particularización de la distribución de ZAM con la función fijada en:

$$h(\mathbf{t}) = \frac{1}{|\mathbf{t}|} \quad (3)$$

Originariamente, Zhao, Atlas y Marks escogieron $h(\tau)=1$.

Analizando la Figura 4-8, se observa que para la representación de Born-Jordan existe mayor dispersión en frecuencia con similar resolución temporal.

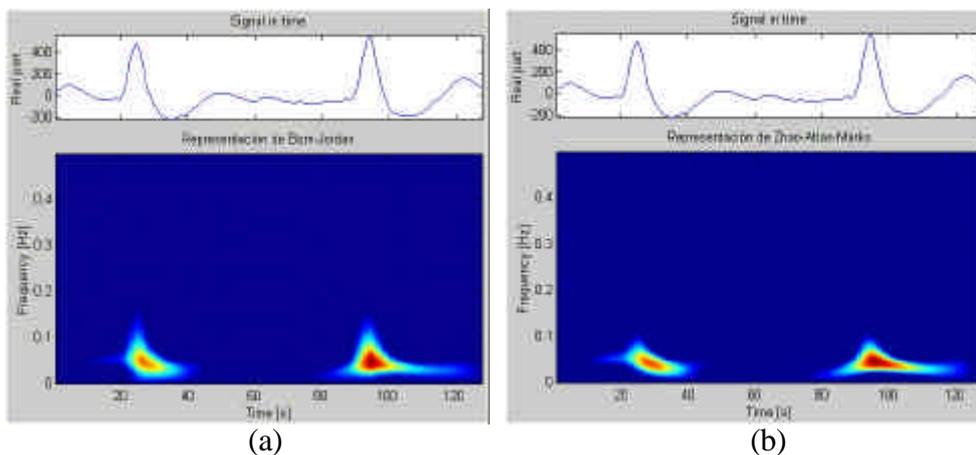


Figura 4-8. Representaciones BJ (a) y ZAM (b) con idénticos parámetros de entrada.

Como parámetros aplicables a esta representación tenemos la posibilidad, al igual que en el resto, de elegir la función de suavizado en el tiempo y en frecuencia, donde esta última también influye sobre el kernel de la función a la hora del cálculo de la representación. En la Figura 4-9 se aprecia el resultado obtenido para ventanas rectangular y hamming con igual longitud, pero con diferentes resultados en lo que respecta a la atenuación de términos cruzados, ya que la de hamming proporciona mejor atenuación en los bordes a costa de algo más de dispersión en los autotérminos.

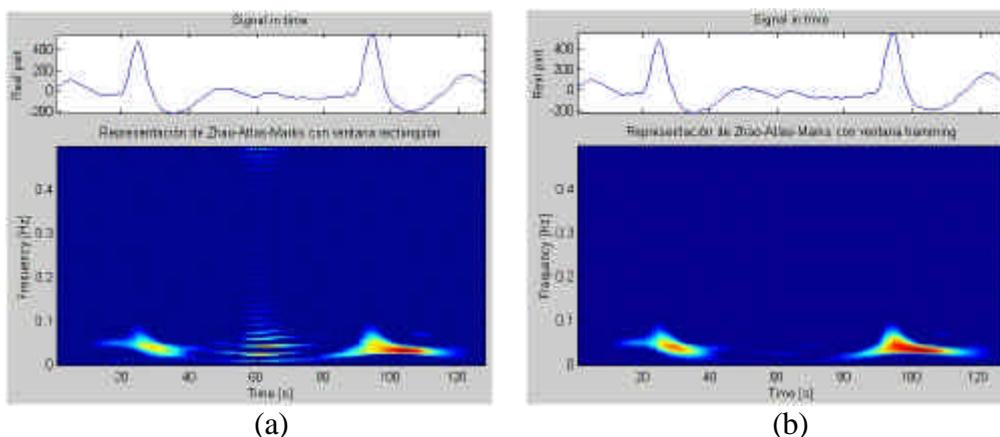


Figura 4-9. ZAM con ventana rectangular (a) y de hamming (b).

La Figura 4-10 muestra el mismo resultado para la representación de Born-Jordan, donde se aprecia un efecto de las ventanas similar a ZAM.

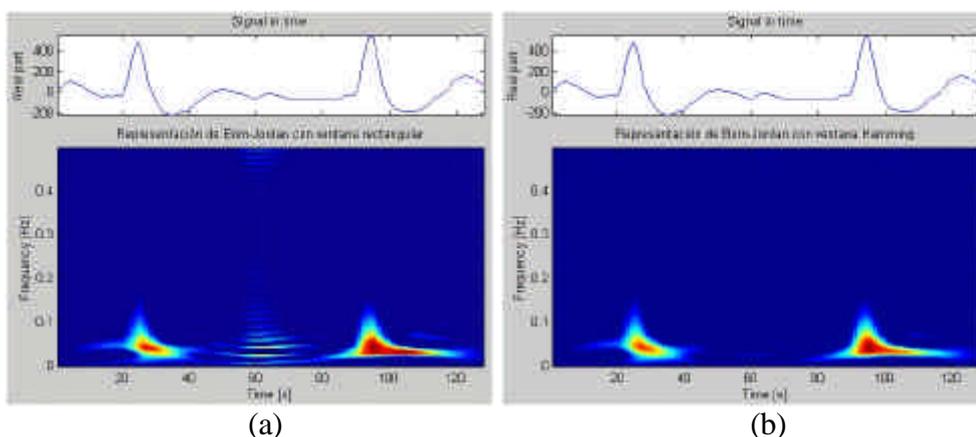


Figura 4-10. BJ con ventana rectangular (a) y de hamming (b).

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

4.1.7. Espectrograma.

De forma similar al escalograma, se obtiene tomando como base una transformada lineal (en este caso la Transformada corta de Fourier STFT) y elevándola al cuadrado. Como ya se comentó en el apartado 2.5.1., la STFT es la representación tiempo-frecuencia más inmediata obtenida a partir de la transformada de Fourier mediante un enventanado de la señal total, es decir, tomando pequeños segmentos y analizando su respuesta en frecuencia para cada punto en el tiempo obteniéndose así la representación final. Por tanto, el único parámetro a elegir es el de la longitud y tipo de ventana con la que queremos obtener la representación. Esta longitud afectará la resolución temporal y espectral (si una mejora la otra empeora). La Figura 4-11 muestra los resultados obtenidos para longitudes de ventana de 8, 32, 64 y 128 puntos, con un segmento temporal de datos fijado en 128 puntos.

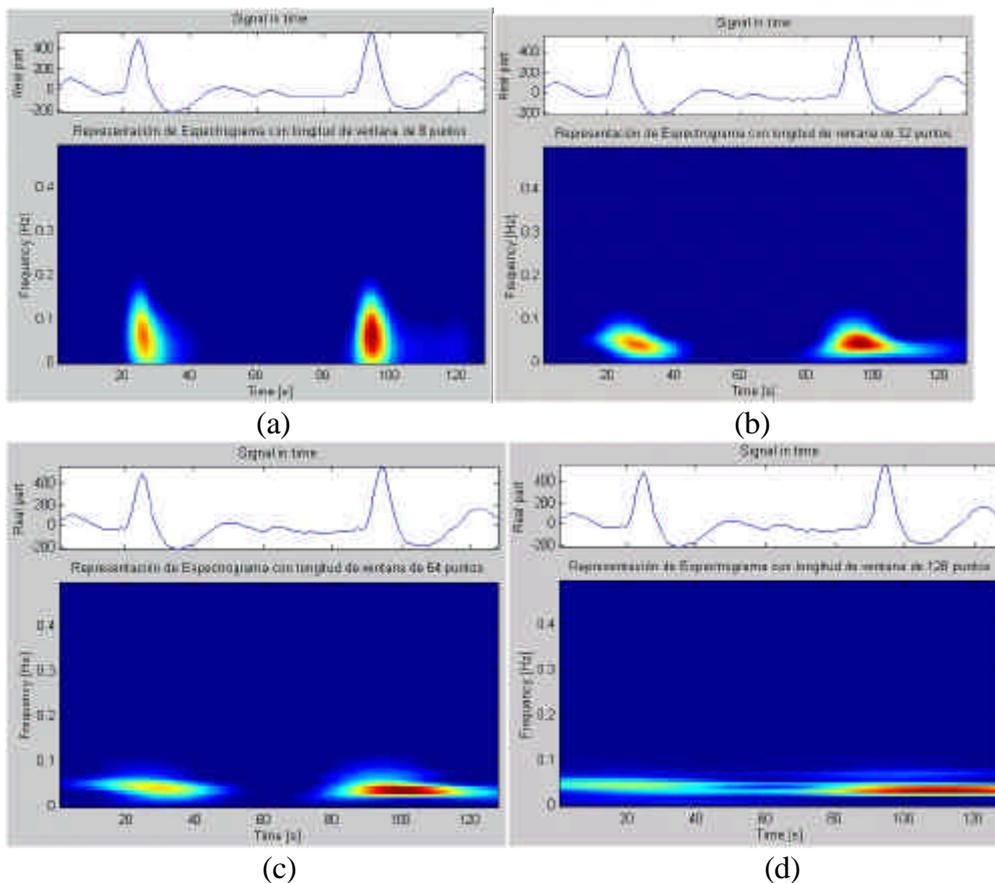


Figura 4-11. Espectrograma con tamaño de ventana de 8(a), 32(b), 64(c), 128(d) puntos.

Como se puede apreciar, no aparecen términos cruzados aunque realmente se encuentran muy cercanos a los autotérminos, pero su resolución es bastante baja, lo que limita su utilización.

4.1.8. Page.

En el caso de esta representación no existe ningún parámetro que cambie el comportamiento de la distribución excepto la resolución temporal y espectral, aunque existe una representación denominada pseudo-page que permite el inventariado y aporta un suavizado en frecuencia. En ambos casos (Figura 4-12) se aprecia que las resoluciones no resultan muy buenas considerando el comportamiento de otras distribuciones TFR.

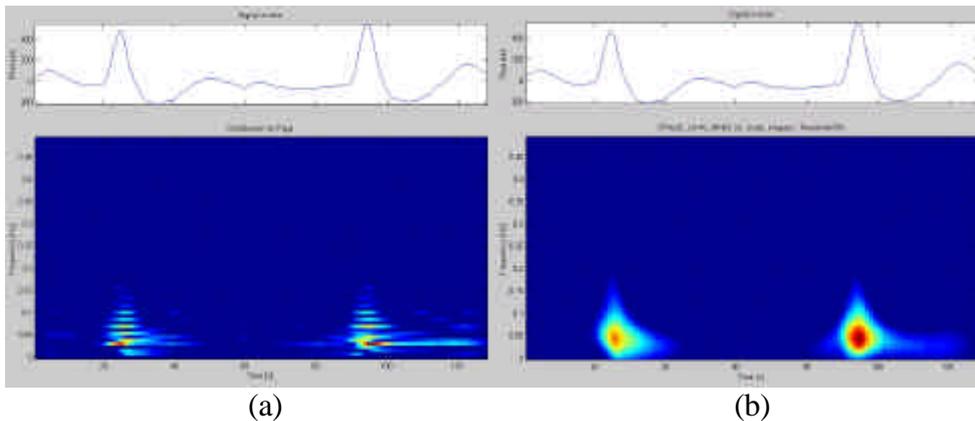


Figura 4-12. Distribuciones Page (a) y Pseudo-Page (b).

Para el caso de la representación de Page existe una alta dispersión en el tiempo con saltos frecuenciales muy acusados para cada punto de resolución espectral debido al análisis basado en la evolución temporal de cada banda frecuencial tal y como la definición de esta distribución indica. La Figura 4-13 muestran la representación de Page con diferente número de puntos de resolución espectral, de este modo se puede apreciar el efecto basado en bandas que se produce.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

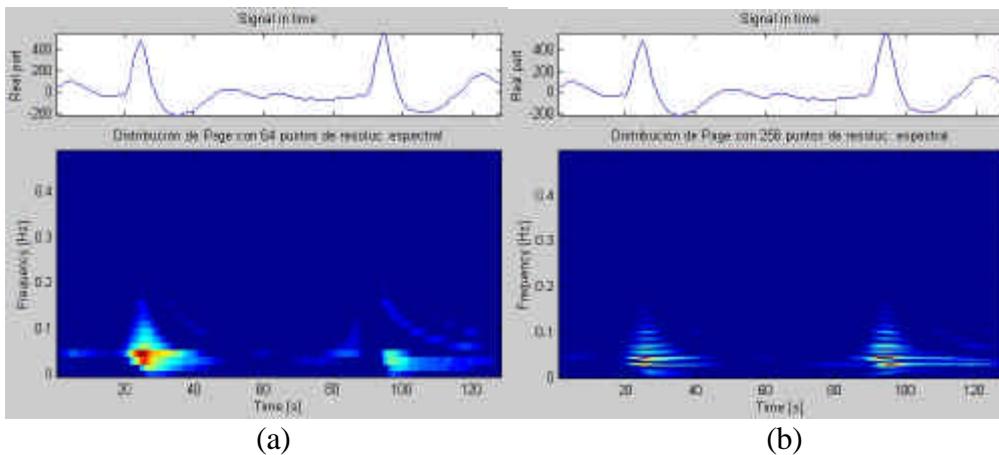


Figura 4-13. Representaciones de Page con 64 puntos de resolución espectral (a) y 256 puntos (b).

4.1.9. Rihaczek y Margenau-Hill (MH).

Como ya se explicó en el capítulo 2, la representación de Margenau-Hill corresponde a la parte real de la representación de Rihaczek (que es compleja), por ello son analizadas conjuntamente. Por su definición, no existe enventanado aplicable aunque en el caso de MH existen modificaciones que incluyen ventanas de suavizado en frecuencia (pseudo-MH) o en ambos dominios (smoothed MH). Si trabajamos con la representación gráfica, no tiene sentido emplear Rihaczek por sus valores complejos, por tanto, se emplea MH que proporciona un resultado como el de la Figura 4-14.

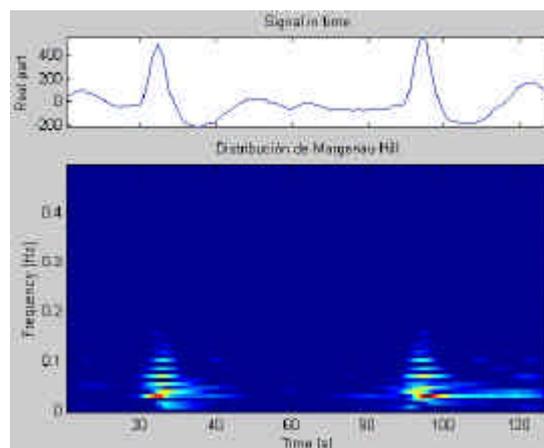


Figura 4-14. Representación de Margenau-Hill.

Esta representación tiene un aspecto similar a la de Page, ya que también produce un efecto de bandas espectrales acusado por el hecho de que los términos cruzados se sitúan sobre los autotérminos, con lo que en una banda de frecuencia se añaden a ellos y en la siguiente se restan, produciendo este aspecto entrecortado y de forma similar también a los términos cruzados de Wigner-Ville.

4.1.10. Interferencias Reducidas (RID).

A pesar de que esta clase de distribuciones dispone de un amplio número de variantes, para el estudio llevado a cabo se ha elegido la distribución RID obtenida a partir del kernel de la ventana de Von Hann por su buen comportamiento en frecuencia. Además, se ha comprobado que para señales de ECG, el empleo de diferentes ventanas no comporta variaciones significativas de los resultados obtenidos (ver apartado 2.7.9).

Para la aplicación práctica del cálculo de esta distribución, se deben elegir como parámetros definitorios, aparte del tipo de kernel RID a aplicar, el número de puntos de resolución espectral y la longitud y tipo de ventanas de suavizado en el tiempo (g) y en la frecuencia (h). Al igual que ocurre con el resto de distribuciones, la dispersión en el tiempo o en la frecuencia varía dependiendo de la longitud de estas ventanas, que se añade al comportamiento propio que la distribución posee. Como ya se ha comentado en apartados anteriores, usualmente se toma la longitud de g en 12 puntos y h de 32 puntos mientras no se indique lo contrario. La Figura 4-15 muestra el resultado generado para la señal modelo analizada.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

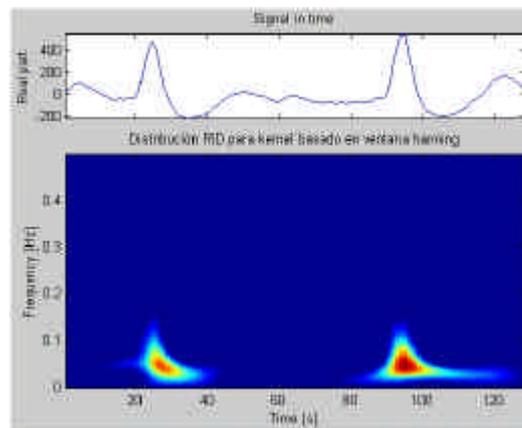


Figura 4-15. Distribución de Interferencias Reducidas con kernel basado en la ventana de Von Hann.

4.1.11. Resumen de representaciones empleadas.

Una vez conocidas las diversas representaciones así como los parámetros de entrada aplicables, dadas las innumerables posibilidades de análisis existentes, se ha propuesto un esquema de trabajo que consiste en hacer un barrido sistemático respecto a las posibilidades en la obtención de valores en los parámetros que se desean analizar para así disponer de elementos comparativos que permitan adoptar un tipo determinado de representación (junto con sus parámetros definitorios apropiados) como el más capaz de realizar una clasificación de patologías eficiente. Los parámetros que se han tenido en cuenta son:

- Frecuencia de muestreo (**F_s**). A pesar de que se ha tomado como base la elección de una frecuencia de muestreo de 125Hz, en algunas ocasiones se han obtenido resultados para 250Hz.
- Longitud del segmento de datos (**long**). El valor que se toma como el más apropiado para un posterior tratamiento en tiempo real es una longitud del segmento temporal de datos de 128 puntos, aunque también se han realizado pruebas con longitudes de 256 y 512 puntos para algunas representaciones.
- Distancia de solapamiento (**salto**). Usualmente se toman los tramos consecutivos y sin solapamiento, pero es importante analizar la variación en los parámetros dependiendo de este factor ya que, debido al efecto de bordes, se pueden perder datos en caso de no existir solapamiento. El

principal inconveniente reside en el hecho de que si el solapamiento es grande, la carga computacional se dispara.

- Tipos de datos. Los análisis realizados se refieren normalmente a un único canal o derivación cardiaca, pero también se han realizado algunas pruebas analizando el promediado de los dos canales disponibles para intentar observar la conveniencia de un análisis conjunto.

Dependiendo del tipo de representación se han analizado diferente número de variantes, ya que se ha hecho hincapié en ciertas distribuciones representativas, analizándolas con más detalle. Para el resto de distribuciones también se han analizado los resultados para valores típicos tomados como los más apropiados para los objetivos planteados (long=128, salto=128, Fs=125Hz y un único canal). La Tabla 4-1 muestra todas las distribuciones analizadas junto con los parámetros empleados en cada caso.

4.2. Preprocesado y tratamiento de las señales cardíacas.

Las señales de ECG empleadas en este estudio, ya sean provenientes de las bases de datos MIT [MIT-92], AHA (American Heart Association), o bien de señales adquiridas por el sistema desarrollado por el GPDS, han sido procesadas para disponer de ellas como datos digitalizados de 16 bits y adquiridas a una frecuencia de muestreo de 360Hz ó 250Hz. En ambos casos han sido decimadas a 125Hz y 250 Hz (aquellas que no hubieran sido adquiridas a esta frecuencia), de esta forma se han obtenido dos conjuntos de señales iguales pero muestreadas a diferente frecuencia para así realizar un análisis paralelo y analizar la conveniencia de usar una u otra frecuencia de muestreo. La selección de estas dos frecuencias de muestreo se ha considerado suficiente ya que, incluso con 125Hz se mantienen las componentes frecuenciales principales de la señal de ECG, permitiendo realizar el análisis de detección de fibrilación ventricular. Además, esta frecuencia ofrece un mayor tiempo intermuestral y permite así cálculos en tiempo real. A pesar de la aparente ventaja inicial de emplear 125Hz, se aportan datos acerca de los resultados obtenidos con 250Hz, que en caso de proporcionar una mejor clasificación de patologías sería adoptada como la frecuencia a emplear. En el apartado 4.3 se discuten con detalle los resultados obtenidos.

Tabla 4-1. Tipos de análisis realizados para cada TFR.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

TFR-tipo	Long	Salto	Fs	Observaciones
PWV	128	128	125	
PWV	128	64	125	
PWV	128	128	125	Promedio canales
PWV	256	256	125	
PWV	256	256	125	Promedio canales
PWV	256	128	250	
PWV	512	128	125	
CW	128	128	125	
CW	256	256	125	Promedio canales
CW	256	128	250	
CW	512	512	125	
ZAM	128	128	125	
ZAM	256	256	125	
ZAM	512	512	125	
ZAM	256	256	250	
ESCALOGRAMA	128	128	125	Promedio canales
ESCALOGRAMA	256	256	125	
ESCALOGRAMA	512	512	125	
ESCALOGRAMA	256	256	250	
RIDH	128	128	125	
RIDH	256	256	125	
RIDH	512	512	125	
RIDH	512	512	250	
RIDH	256	256	250	
SPWV	128	128	125	
SPWV	256	256	125	
SPWV	512	512	125	
SPWV	256	256	250	
WV	128	128	125	
MH	128	128	125	
SP	128	128	125	
RI	128	128	125	
MHS	128	128	125	
PAGE	128	128	125	
BJ	128	128	125	

De igual forma, para estimar la longitud óptima del segmento de datos a analizar en una señal continua, teniendo en cuenta las características típicas que presenta una señal con FV, dado que se pierde todo sincronismo cardiaco y el complejo QRS no existe, en principio podría ser suficiente con elegir un tamaño tal que, para una señal cardiaca normal, al menos pudiera contener un complejo QRS. Esto sería así si se elige una longitud de 128 puntos y 256 puntos para frecuencias de muestreo de 125Hz y 250Hz respectivamente (se toman longitudes potencia de dos para reducir el cálculo), lo que significa que al menos un QRS estaría incluido en cada segmento analizado para todos

aqueellos pacientes con más de 58 pulsaciones por minuto (ppm), y dado que el ritmo usual se encuentra por encima de estos valores, y los ritmos fibrilatorios son muy superiores a 58 ppm, se considera suficiente tomar dicha longitud. Señalar también que el hecho de tomar un segmento relativamente corto se debe al gran incremento de la carga computacional conforme se aumenta la longitud del segmento de datos, por lo que se pretende proporcionar un buen diagnóstico con el menor coste de cálculo posible, analizando en cualquier caso los resultados que se obtienen para realizar una elección del segmento de datos adecuada. Por esta razón se han llegado a analizar resultados en base a segmentos de hasta 512 y 1024 datos para disponer de elementos de juicio que nos inclinen hacia una decisión en particular. La Figura 4-16 muestra distribuciones de PWV con diferente tamaño de segmento temporal para frecuencia de muestreo de 125Hz (para la distribución de 128 puntos de segmento temporal basta observar cualquiera de las mostradas anteriormente en este capítulo). Conforme se toman segmentos mayores se aprecia una mayor presencia de términos cruzados (aunque su importancia depende del tipo de distribución), por lo que en ciertos casos puede resultar incluso contraproducente tomar segmentos de datos excesivamente largos ya que el análisis de datos resultará mucho más complejo, aunque por otro lado, al disponer de mayor secuencia de datos los resultados proporcionados pueden resultar más fiables.

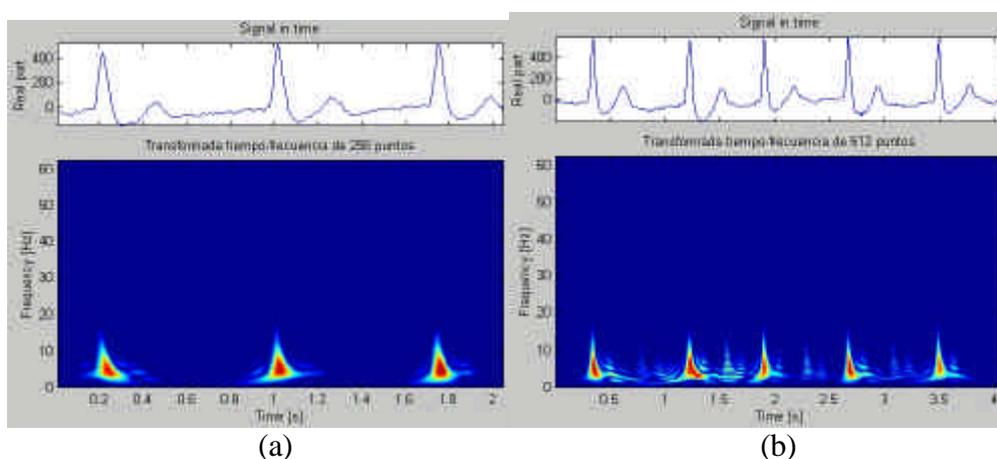


Figura 4-16. Distribuciones PWV de 256 (a) y 512 (b) puntos.

La Figura 4-17 muestra en este caso dos señales muestreadas a 125 y 250Hz, donde se puede observar que los resultados obtenidos para un segmento de datos de 128 y 256 puntos respectivamente son muy similares y no se producen diferencias muy significativas excepto los referidos al eje de frecuencias, ya que existe mucho mayor rango de frecuencias y la banda fre-

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

cuencial donde se enmarcan las componentes del ECG ocupan menor parte del espectro. Por otra parte, se puede apreciar una mejor definición de la distribución tiempo-frecuencia para la señal muestreada a 250Hz.

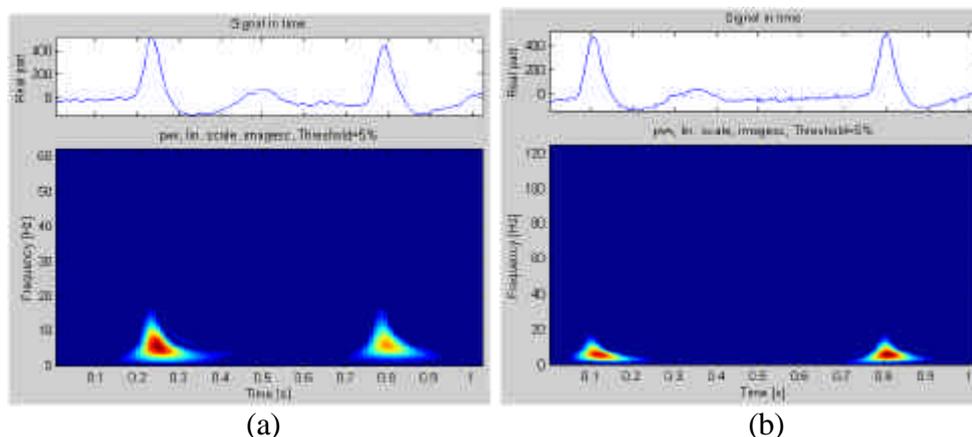


Figura 4-17. Distribuciones PWV con señales muestreadas a 125 (a) y 250 (b) Hz.

Otro factor adicional a tener en cuenta es la utilización de varios canales de adquisición. En principio, se ha considerado conveniente el empleo de un único canal de adquisición pero, análogamente a la elección del segmento de datos, se han contrastado resultados para uno o dos canales aunque de nuevo hay que tener en cuenta el coste computacional añadido que supone el cálculo de parámetros en dos canales simultáneamente.

Como planteamiento genérico para cualquier señal adquirida e independientemente del procesamiento previo al que se la haya sometido, una vez calculada la representación tiempo-frecuencia del segmento de datos analizado en cada momento, se procede a la eliminación de cualquier valor de la representación que se halle por debajo del 10% de energía con respecto al valor máximo de energía de la representación. De esta forma quedan mejor delimitados los elementos con señal representativa y se elimina el ruido que suele quedar difuminado en la representación, con lo que el estudio de la señal queda mejor acotado para posteriores análisis. Además, como norma general se han tomado todas las distribuciones como positivas con lo que aquellas que no cumplen la propiedad de positividad se les aplica el valor absoluto para unificar el tratamiento proporcionado a todas las representaciones consideradas.

El paso final que se aplica de forma genérica es la obtención de una matriz del mismo tamaño que la distribución tiempo-frecuencia original consistente en situar elementos de valor unidad para todos aquéllos cuyo valor original es distinto de cero. De esta forma, orientando el análisis a una menor carga computacional se pretende obtener parámetros que sean capaces de permitir una clasificación de patologías, en especial de ritmos fibrilatorios de la forma más sencilla y eficaz posible, con la posibilidad del análisis en tiempo real que en el caso de alta complejidad resultaría irrealizable.

4.3. Análisis de datos empleados.

Se han utilizado datos ECG de las bases internacionalmente aceptadas del MIT [MIT-92] y AHA (American Heart Association), con frecuencias originales de muestreo de 250Hz y en algunos casos 360Hz, que de cualquier modo han sido sub-muestreadas a 125Hz. Los ficheros correspondientes a ambas bases han sido anotados por especialistas según la patología existente en cada momento, lo que permite comparar los resultados obtenidos con los realmente existentes según indica la anotación, así, se puede conocer la bondad del sistema detector implementado, y en caso de error, analizar los tramos para poder mejorar el algoritmo clasificador. Cada uno de los ficheros corresponde a un paciente al que se ha monitorizado en UCI y del que se ha extraído aproximadamente media hora continuada de señal donde la situación cardiaca del paciente ha evolucionado hacia diversos procesos arrítmicos que analizaremos posteriormente.

Para cada señal se encuentran disponibles dos derivaciones ECG estándar, pero no existe información acerca de la derivación de la que se trata en cada caso, lo que perjudica el análisis, ya que la obtención de parámetros y umbrales puede depender de la derivación empleada. De cualquier modo, usualmente se ha utilizado el canal 0 y en algunos casos se han empleado los dos canales para comparar resultados entre ambos.

Dado que la señal se analiza por tramos (también llamados 'épocas' o 'segmentos'), es necesario asignar una patología para cada tramo ya que el algoritmo proporcionará un resultado por tramo, y dado que usualmente la transición entre ritmos ocurre en un punto intermedio de ciertos segmentos, es necesario seguir un criterio de asignación de patología en la anotación para poder comparar con el resultado proporcionado por el clasificador. La solución que se ha adoptado ha sido la de asignar la patología mayoritaria de entre

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

las existentes en el mismo tramo, es decir, la que mayor número de puntos contenga. Con este método se obtiene un fichero de anotaciones donde cada uno de los tramos de señal están catalogados dentro de una patología.

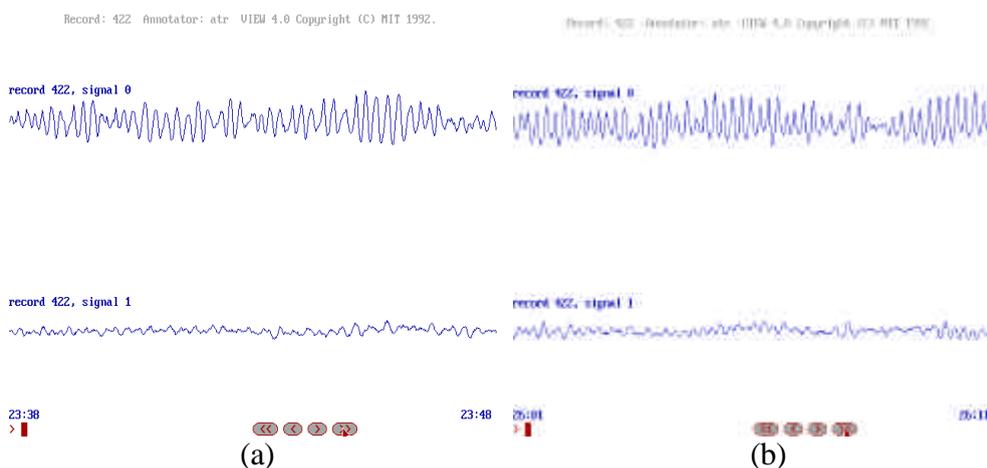
Al tratarse de una adquisición continua, en ocasiones existe un ruido añadido que enmascara la señal útil, pero en cualquier caso, dado que es así como un sistema real se comportará, también serán analizadas por el sistema de detección para que éste intente discernir la existencia de este tipo de anomalías. Por esta razón, se han realizado dos tipos de análisis diferentes, un primer estudio basado en la selección de tramos con patologías bien definidas y sin posibilidad de confusión con otras, y un segundo estudio que emplea la señal continua, basado en las anotaciones originales proporcionadas junto con los ficheros de datos ECG. Como es de suponer, en este segundo estudio se producirán un mayor número de confusiones en cuanto a la correcta detección de la patología existente, pero dada la orientación eminentemente práctica de este estudio resulta conveniente el análisis completo dado que en un caso real, la situación que nos encontraríamos sería la de una señal poco regular y que no siempre contiene señales con patologías claramente diferenciables.

Para llevar a cabo las pruebas de selección de parámetros y umbrales, y comprobación del algoritmo, se han utilizado 15 ficheros para extracción de características y 14 para prueba, con aproximadamente media hora de señal procedente de monitorización continua de pacientes, lo que implica un número aproximado de 2000 segmentos de 128 puntos a 125Hz por cada fichero. En ellos que se pueden encontrar ritmos normales y patologías directamente relacionadas con ritmos fibrilatorios, es decir, taquicardia ventricular, flutter ventricular y fibrilación ventricular además de varios episodios de fibrilación auricular, taquiarritmia supraventricular, etc.

Por lo que respecta a este tipo de señales, mediante las utilidades de visualización de la señal se observa que en algunos casos la anotación proporcionada por la base de datos no se corresponde con la realidad, lo que afecta de forma significativa al desarrollo de un algoritmo de detección de FV especialmente en el caso de patologías similares a FV como taquicardia ventricular (TV). Este hecho se ha comprobado en tramos importantes de señal que se encuentran anotados como TV mientras la señal se aproxima a FV según las definiciones expuestas en el capítulo anterior. De igual forma, segmentos anotados como VF toman forma de VT mientras la anotación permanece como VF. Esto ocurre con mayor frecuencia en señales provenientes de la AHA ya que no existe señal anotada como VT, y en caso de aparecer, normalmente queda anotada como VF. Como ejemplo, véase la Figura 4-18 en la que se

muestran dos secuencias anotadas como VT y VF, pero en cambio, parece que debiera haber sido anotada como VF y VT respectivamente.

Por estos motivos se hace necesario distinguir entre ritmos susceptibles de recibir una descarga eléctrica de desfibrilación y ritmos no desfibrilables, ya que según la Asociación para el Avance de la Instrumentación Médica (AAMI) [AAMI-93] también existen determinados tipos de VT en los que se aconseja proporcionar descarga de desfibrilación como son las taquicardias ventriculares polimorfas pues ante el peligro de no revertir a una situación normal de forma autónoma, es conveniente la desfibrilación. En cambio, resulta muy apropiado ser capaces de separar claramente los ritmos que presentan taquicardia ventricular monomorfa, ya que en estos casos no se debe aplicar desfibrilación.



(a) Segmento del fichero 422 del MIT con señal anotada como VT.
 (b) Segmento del fichero 422 del MIT con señal anotada como VF.

Figura 4-18. Secuencias de señal anotadas de forma incongruente con la señal existente.

4.3.1. Ficheros MIT.

Para la selección de parámetros y obtención de umbrales, se han escogido varios ficheros del directorio VFDB, reservando otros para la fase final de validación. En la Tabla 4-2 se comentan las características básicas de todos ellos según su fichero de anotaciones original y la opinión de un especialista cardiólogo, ya que en numerosas ocasiones, ambos criterios no coinciden. La anotación correcta de los ficheros resulta decisiva a la hora de obtener resul-

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

tados de clasificación, por lo que han sido analizadas y contrastadas para evitar confusiones.

Tabla 4-2. Características destacables de cada uno de los ficheros empleados.

Fichero	418	419	420
Características	Alternancia constante entre ritmos sinusal y flutter. Ritmo sinusal poco común (QRS ancho).	Alternancia constante entre ritmos sinusal y flutter. Ritmo sinusal poco común (QRS ancho).	Ritmos sinusal y VT, esporádicamente con presencia de ruido. VT bien definida
Fichero	421	422	423
Características	Periodo de alternancia constante entre ritmos sinusal y TV. Algunos errores en anotaciones. Zonas de VT propensas a confusión con VF.	Periodo de VF precedido de VT. Zona final de VT muy similar a VF, e inicio de VF con ciertos periodos de confusión con VT.	Ritmos sinusal, VT, AFIB, ASYS y NOD. Gran parte de las anotaciones VT corresponden a VF.
Fichero	424	425	426
Características	Ritmos sinusal, VF, VFL, ASYS y NOD. Inicio de VF igual a VT.	Ritmos sinusal, B y pequeña zona de VT inicialmente poco definida como tal.	Ritmos sinusal, VF, VT y SVTA. Tramo largo de VF bien definida como tal.
Fichero	427	428	429
Características	Ritmos sinusal, VT, y ASYS. Largo periodo de VT con corto periodo inicial ajustado a VT, resto equiparable a VF.	Ritmos BI y VT de poca duración pero bien definido.	Ritmos BI, VT (muy corta duración) y VFL. Presencia de ruido.
Fichero	430	602	605
Características	Ritmos BI, VT, VF, VFL, SBR, HGEA, ASYS y VER. VT mal definida y ciertos tramos de VF confundibles con VT.	Ritmos sinusal, VT, PM y ASYS. VT no confundible con VF, pero poco regular en amplitud.	Presencia exclusiva de ruido con un pequeño tramo de VT.
Fichero	607	609	610
Características	Ritmos NOD, VT, SVTA y ASYS. Episodios cortos de VT, alguno de ellos poco representativo (ver Figura 4-19)	Ritmos AFIB, Normal, VER, HGEA y pequeños tramos de VT y VFL.	Alternancia entre HGEA y normal. Zona muy pequeña de VT.
Fichero	611	612	614
Características	Presencia exclusiva de SVTA y VT (16 mins). VT bien definida como tal.	Ritmos normal y VT polimorfa con tdp que evoluciona a VF. Zona de ritmo sinusal con tramos de ruido sin anotar. (ver Figura 4-20a)	Alternancia entre B y normal con tramo final anotado como VT (12 mins.) inicialmente buena, pero rápidamente degradada hacia VF.
Fichero	615		
Carac-	Alternancia entre AFIB y		

terísti- cas	VT. VT de corta duración y con confusión (ver Figura 4-20b)
-----------------	---

La Figura 4-19 y Figura 4-20, muestran fragmentos de señales pertenecientes a las bases de datos empleadas donde también se puede apreciar que las anotaciones existentes no siempre resultan claras a la hora de comprobar que ciertamente existe la patología que la anotación indica.

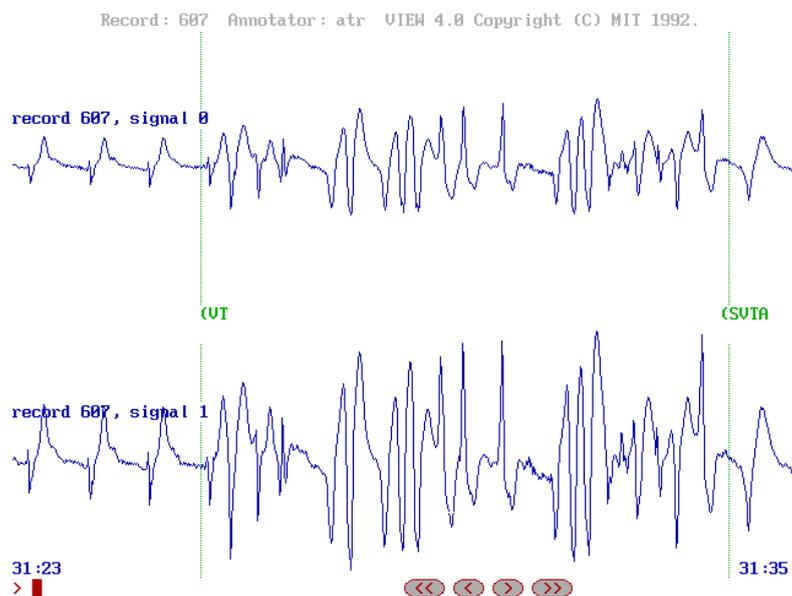


Figura 4-19. Segmento del fichero 607 del MIT con anotación TV poco clara.

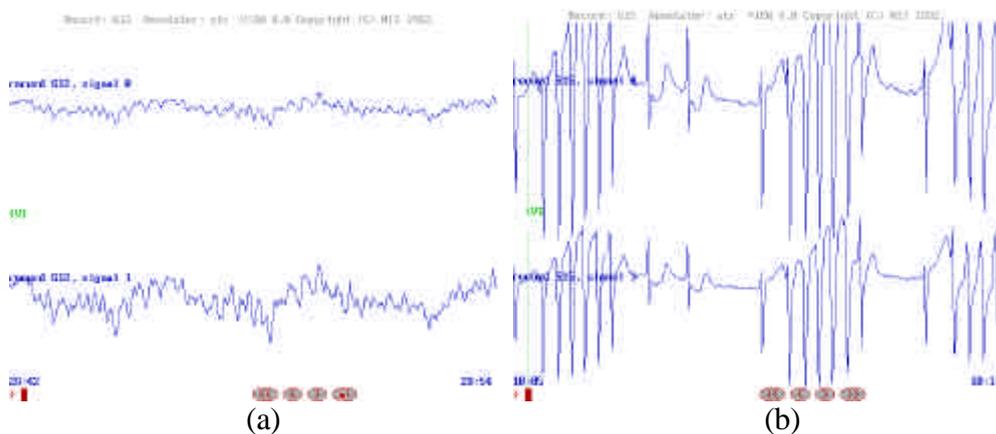


Figura 4-20. Segmentos de los ficheros 612 y 615 del MIT con anotación TV poco clara (a) y discontinua con tramos de latidos normales intercalados (b).

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

4.3.2. Ficheros AHA.

Se ha tomado la serie 8200 dado que ésta es la que posee mayor número de apariciones de fibrilación ventricular con respecto al resto de series. Originalmente muestreadas a 250Hz, con existencia de dos canales (no identificados) y adquisición continua de media hora para cada paciente aproximadamente, disponen de un buen margen de tiempo para poder apreciar la evolución que se produce desde un estado normal y sano hasta la aparición e incluso finalización del estado fibrilatorio.

En este conjunto de ficheros, es importante resaltar algunas diferencias existentes en cuanto a las anotaciones incluidas por la base MIT ya que difieren, y en este caso no se diferencia entre flutter y fibrilación, entendiéndose ambas como una misma patología. Además, existen periodos de TV anotados como fibrilación que pueden generar confusión a la hora de un análisis detallado de patologías. La Tabla 4-3 muestra el resumen de los ficheros AHA empleados y sus características principales.

Tabla 4-3. Características básicas de los ficheros AHA empleados en el análisis.

Fichero	8203	8204	8205
Características	Ritmo sinusal con PVC esporádicos. Amplia zona de VF que incluye Flutter (17 minutos).	Ritmo sinusal con PVC numerosos en la zona cercana al inicio de VF. 9 mins. de VF con flutter y ruido esporádico.	Ritmo sinusal con PVC y onda P no conducida. Tramo de VF con alto nivel de ruido y zonas similares a VT.
Fichero	8206	8207	8208
Características	Ritmo sinusal con PVC numerosos. Zona de VF con ruido, picos y tramos de Flutter muy similares a VT.	Ritmo sinusal con PVC muy numerosos. Zona de VF inicial similar a VT, tramos de Flutter-TV intercalados. Zona final muy degradada (total de 17 mins. de VF)	Ritmo sinusal con PVC numerosos, 24 mins de VF finalmente muy degradada, zonas iniciales de Flutter-TV y algo de ruido.
Fichero	8209		
Características	Ritmo normal bueno en zonas anterior y posterior al episodio de VF.		

4.3.3. Selección de segmentos.

Dada la problemática planteada por las anotaciones en los ficheros de adquisición continua y como comprobación fehaciente para los algoritmos desarrollados, se ha obtenido un conjunto de segmentos teniendo en cuenta las anotaciones ofrecidas por las bases de datos y la clasificación realizada por un experto cardiólogo del Hospital Clínico Universitario de Valencia. De este modo, los segmentos con una característica claramente definida y donde ambas anotaciones coinciden (base de datos y cardiólogo), se incluyen en este conjunto selecto.

La elección de segmentos se ha realizado mediante la extracción de datos de las bases AHA y MIT, además, se han incluido algunos ficheros de corta duración adquiridos en el Hospital Clínico Universitario de Valencia (proporcionados por D. José Millet y el Dr. Javier Chorro) provenientes en gran parte de pacientes a los que se les implanta un desfibrilador y es necesario provocar fibrilación para comprobar el correcto funcionamiento del mismo, momento en el que se aprovecha para adquirir los datos.

Por tanto, se ha construido un conjunto formado por cuatro clases: 'Normal', 'FV-Flutter', 'TV' y 'Otros', que incluyen señales que cumplen la definición de la patología a la que representan.

Con esto, se tienen tres conjuntos de señales, un primer conjunto de test para extracción de parámetros y desarrollo de algoritmos, el segundo para evaluación, y el tercero de segmentos escogidos, que también se emplea para evaluación. En los dos primeros casos se trata de señales continuas de larga duración que contienen las anotaciones originales incluidas en la base de datos.

4.4. Tratamiento estadístico de parámetros.

Como ya se ha comentado anteriormente, para cada parámetro definido se han establecido cinco clases diferentes para averiguar si cada uno de los parámetros por separado es capaz de discernir entre las clases existentes. Pues bien, el criterio para conocer si las series de datos son significativamente diferentes se realiza basándose en tres análisis.

1. Media y desviación estándar. Una vez extraída la serie de datos completa para cada clase, se calcula su media y desviación estándar, lo que implica que si ésta es significativamente diferente, el

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

parámetro podrá ser capaz de discernir entre clases y aunque no lo haga de forma completa, podrá incorporar gran parte de tramos analizados a la clasificación correcta del mismo. Así, combinando diversos parámetros se podrán incorporar todos los tramos a la clasificación adecuada para cada uno de ellos mediante el establecimiento de umbrales.

2. Prueba de t-student [Lapin-83]. A pesar de tratarse de una prueba de significancia estadística aplicable únicamente a series de datos que se comparan dos a dos y donde sólo existen dos clases posibles, realizando una comparación por parejas de clases nos puede dar una idea del nivel de similitud entre ellas. De cualquier modo, dado que el nivel de significancia se ha tomado de $p < 0.01$ para establecer que dos series son diferentes, la fiabilidad es alta pese a la distorsión que se introduce al disponer de más de dos clases pues el nivel de p es bastante estricto. En algunos casos, para comparar resultados se han aplicado las pruebas no paramétricas de Kolmogorov-Smirnov y el test de la H de Kruskal-Wallis que proporcionan información de la similitud entre las clases de las que se dispone (<http://ecomod.tamu.edu/stat30x/notes/node3.html>), [Rossini-97].

Dado que para cinco clases existentes el número de combinaciones dos a dos es elevado para incluirlas todas, se han realizado todas aquellas que puedan proporcionar mayor información orientada a la detección de FV, por ello, los análisis realizados entre pares de clases han sido: Normal-FV, TV-FV, FLUTTER-FV, FLUTTER-TV, que muestran la relación que puede tener la clase de fibrilación con el resto. Flutter y taquicardia ventricular también se comparan pues son patologías muy relacionadas y pueden ser causa de conflicto en algunas ocasiones, así, en caso de ocurrir, este problema puede ser detectado.

3. Análisis de varianza (ANOVA) [Lapin-83]. Calcula el análisis de varianza para una variable y compara las medias de dos o más clases, proporcionando información del nivel de significancia p para la hipótesis de que las clases son iguales. Además, a nivel gráfico se puede apreciar el comportamiento de cada una de las series y así comprobar la similitud entre ellas mediante diagramas de caja que muestran los percentiles de las series analizadas.

Con los resultados obtenidos podremos elegir de forma adecuada todos aquellos parámetros que resulten convenientes para el propósito del estudio a

realizar, un análisis detallado de parámetros tiempo-frecuencia para detección de Fibrilación Ventricular puede consultarse en [Rosado-99a].

4.5. Elección de bandas frecuenciales

Tal y como se comentó en el capítulo 3, dado que las señales de fibrilación poseen un bajo contenido frecuencial pues su energía se concentra en el rango de 2 a 8Hz aproximadamente (aunque este valor varía dependiendo de los autores), se definen dos bandas frecuenciales que llamaremos de baja y alta frecuencia (BALO y BAHÍ respectivamente). Estas bandas han sido ajustadas teniendo en cuenta, además de las características de la señal de ECG, las proporcionadas por las representaciones tiempo-frecuencia ya que éstas, al perder algo de resolución frecuencial (recordemos el principio de incertidumbre), dispersan ligeramente la energía de la señal por lo que se deben elegir bandas suficientemente anchas para contemplar este hecho así como es necesario tener presente que las bandas elegidas permitan una buena definición de parámetros basados en ellas.

Basándonos en las características básicas de las señales de ECG normales y señales con patología de fibrilación ventricular y similares (tales como flutter ventricular y taquicardia ventricular), se observa que las frecuencias máximas principales en un complejo QRS normal llegan hasta los 20-25Hz aproximadamente, mientras que para FV y similares tenemos una ausencia casi absoluta de componentes principales de alta frecuencia, de tal forma que no existe apenas energía por encima de los 10-15Hz dependiendo del paciente analizado.

Para la realización de un análisis basado en bandas frecuenciales es importante la elección de los límites de cada banda. Se definen tres bandas, la primera de ellas es la que contiene las componentes de baja frecuencia y que llamaremos BALO donde estarán localizadas la mayor parte de componentes de un ECG ya sea patológico o normal. La siguiente banda de interés se define como la zona donde aparecen las componentes principales de mayor frecuencia del QRS y que en caso de FV no existe mucha presencia de energía en dicha zona (a esta banda le llamaremos BAHÍ). Finalmente, dado que por encima de cierta frecuencia no se manifiestan componentes frecuenciales con energía suficientemente representativa, se define una banda situada en frecuencias donde no deben existir componentes de la representación. Así, si se

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

detecta una presencia excesiva de energía en esta banda, es que existen anomalías en la adquisición ya que en esta banda no deben existir componentes energéticas. A esta banda la llamaremos BRU (banda de ruido) ya que los elementos contenidos en ella, en la mayoría de los casos provienen de ruido añadido a la señal biológica teniendo en cuenta que las interferencias generadas por la TFR están suficientemente atenuadas.

La elección de los límites de cada una de las bandas definidas depende de varios factores:

- i) En primer lugar, la señal cardiaca de cada paciente posee unas características particulares de tal forma que el rango de frecuencias presente cambia ligeramente de uno a otro. Por tanto, es necesario elegir rangos en los que puedan englobarse la mayoría de los pacientes sin que ello pueda perjudicar el comportamiento del sistema de decisión.
- ii) El tipo de TFR utilizado también influye en la selección de las frecuencias de las bandas ya que la resolución depende del tipo de TFR, por lo que se pueden obtener representaciones donde la energía se encuentra bastante dispersada y existe mayor dificultad a la hora de poder discernir la banda en la que se sitúan ciertas componentes de la señal.
- iii) La derivación empleada es otro factor importante a tener en cuenta, pues para ciertas derivaciones las componentes principales del QRS resultan bastante bajas en amplitud comparadas con otras derivaciones. Por ello, es aconsejable modificar los límites dependiendo del tipo de derivación empleada.

Para la selección concreta de los valores de corte para cada banda, comenzando por la banda BALO, para frecuencias cercanas a 0Hz la energía de la señal corresponde básicamente a elementos de distorsión de la señal original tales como ruido de oscilación de la línea base y otro tipo de elementos que no aportan información distintiva entre las patologías objeto de este estudio, así pues, se toma como límite inferior 2Hz para la banda BALO. Esta elección no perjudica la detección de componentes de baja frecuencia de FV ya que éstas se suelen situar a partir de frecuencias ligeramente superiores. La elección de este valor resulta igual para todas las representaciones y clases definidas ya que tal y como se aprecia en la Tabla 4-4 y Figura 4-21, el inicio de componentes de baja frecuencia ocurre aproximadamente en valores cercanos a cero.

Por lo que al límite superior de BALO se refiere, la bibliografía consultada (ver apartado 3.5.2) indica que las componentes de FV tienen como límite superior los 8-10Hz, aunque cada autor propone un límite diferente pero que en cualquier caso no supera los 10Hz. Teniendo esto en cuenta, a pesar de que las observaciones realizadas muestran componentes por encima de este valor (media 14Hz para PWV), y que la mayoría de TFR donde las interferencias están atenuadas introducen cierta dispersión y pérdida de resolución, se han tomado 14Hz como valor a partir del cual no deben existir componentes en caso de FV estricta, y en caso de existir, éstas serán de un bajo nivel energético. Por ello tendremos una banda que permite marcar de forma ajustada un parámetro válido para el algoritmo de detección, dejando suficientes componentes en una banda superior para fijar BAHÍ como la banda donde se sitúan componentes para detección de ECG normal o con patologías diferentes de FV.

Tabla 4-4. Resultados de máximos y mínimos de frecuencia para PWV y CW con long=128 y fs=125Hz

Pseudo Wigner-Ville				
Clase	Mínimo de frecuencia		Máximo de frecuencia	
	Media	Std. dev	Media	Std. dev
Normal	0,731	0,495	21,917	7,748
Otros	0,629	0,386	20,078	7,316
FV	0,647	0,347	14,149	5,580
TV	0,641	0,355	15,394	7,821
Flutter	0,552	0,184	11,844	3,238
Choi-Williams				
Clase	Mínimo de frecuencia		Máximo de frecuencia	
	Media	Std. dev	Media	Std. dev
Normal	0,499	0,102	25,043	10,038
Otros	0,493	0,065	19,878	7,881
FV	0,501	0,228	13,689	6,252
TV	0,537	0,197	16,155	9,310
Flutter	0,552	0,088	13,440	6,075

Para fijar BAHÍ es preciso hacer notar que la presencia de componentes mayores de 14Hz varía mucho dependiendo del paciente y de la derivación. Como factor añadido, dependiendo del paciente, estas componentes pueden llegar hasta los 25-30Hz o por el contrario quedarse en los 15-20Hz o incluso menos en algunos casos; por esto, resulta difícil el hecho de detectar presencia de QRS únicamente mediante análisis espectral y tomando umbrales fijos. De

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

cualquier forma, dado que el proceso de detección no se basará exclusivamente en estos datos, para disponer de una banda suficientemente significativa que pueda agrupar el mayor número de componentes altas del QRS se determina el límite inferior de BAHI en 14Hz y el límite superior en 25Hz.

Es necesario hacer notar que una señal de ECG puede contener componentes de más alta frecuencia que proporcionan un diagnóstico de determinados tipos de patologías fuera del objetivo de este estudio, por lo que no se toman en consideración, y en caso de existir son eliminadas por el filtrado paso-bajo previo que se realiza, o bien su presencia queda enmascarada por otras componentes de mayor energía.

Finalmente, para la banda BRU de detección de señal ruidosa, el establecimiento de los límites inferior y superior no resulta crítico, ya que en caso de presencia alta de ruido la energía se suele distribuir a lo largo de todo el espectro generando una alta intensidad en zonas donde no debieran existir en una señal de ECG no contaminada. Tomaremos como límites superior e inferior 30 y 38Hz respectivamente, de esta forma, a pesar de que no todas las señales ruidosas se detectarán como tales se dispone de un criterio de eliminación que evita la detección de falsos positivos. Así, para una buena detección es necesario que la TFR empleada no introduzca gran cantidad de términos cruzados ya que en caso contrario la presencia de componentes en la banda BRU será mayor y se incrementará la probabilidad de rechazar un tramo válido de señal.

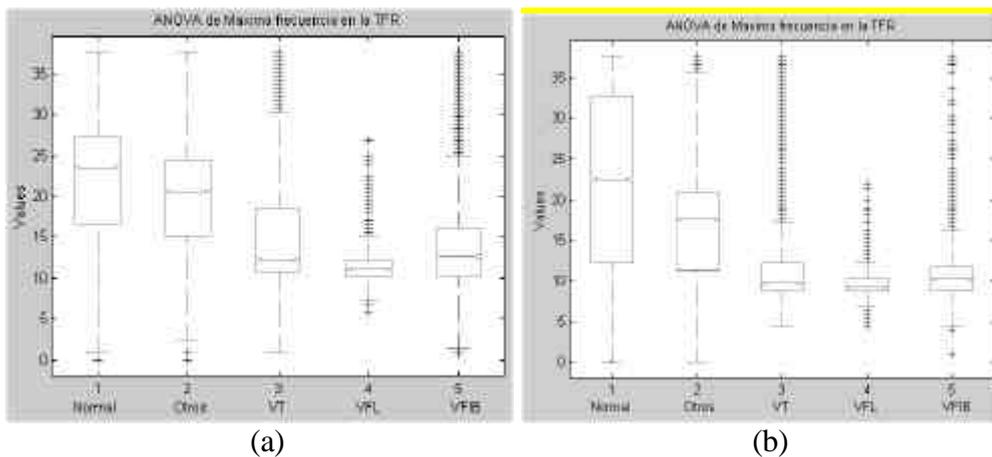


Figura 4-21. Resultados del análisis ANOVA para el máximo valor de frecuencia presente en cada distribución TFR dependiendo de la clase a la que pertenece (correspondiente a la tabla superior). (a) PWV. (b) CW.

4.6. Análisis de parámetros en el dominio tiempo-frecuencia.

Dado que el objetivo final es la detección de fibrilación ventricular, una vez establecidas las herramientas de cálculo que proporcionan una nueva forma de representación de la señal de ECG, es necesario extraer los parámetros que permitan la discriminación entre patologías. En este apartado se describen todos los parámetros considerados así como su posible utilidad en la detección de FV (Fibrilación Ventricular).

A través de las figuras de ejemplo mostradas en el apartado 4.1, que reflejan la distribución tiempo-frecuencia de una señal de ECG normal, se puede apreciar el tipo de resultados que se generan, por lo que definiendo unos parámetros apropiados es posible analizar cuantitativamente cada segmento temporal, permitiendo una clasificación de patologías.

En la descripción que sigue, se detalla el proceso de selección de parámetros de forma genérica para que pueda ser empleado por cada una de las distribuciones que serán analizadas. Dado que se dispone en una misma representación de características tanto temporales como espectrales, los parámetros elegidos intentan extraer información de ambos dominios para caracterizar mejor la señal fibrilatoria. Los parámetros que se detallan a continuación se han elegido por su posibilidad “a priori” de ser capaces de proporcionar información acerca de la distinción entre patologías; por ello, el conjunto de parámetros analizados es grande pero previsiblemente se descartarán algunos debido a redundancias entre ellos o a su incapacidad para proporcionar información relevante en el proceso de clasificación de patologías.

Los parámetros se han englobado en dos grandes grupos: en primer lugar se describen aquéllos que para su obtención no precisan tener establecidas unas bandas frecuenciales que delimiten el rango de cálculo en el que van a ser obtenidas, y en segundo lugar aquéllos que sí lo necesitan, y se rigen por el criterio de bandas previamente establecido en el apartado 4.4.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

4.6.1. Definición de parámetros independientes de bandas frecuenciales.

Para la obtención de estos parámetros simplemente se necesita la matriz tridimensional proporcionada por la distribución tiempo-frecuencia sobre la que se extraen los valores de dichos parámetros, sin tener en cuenta la definición de bandas previamente realizada.

4.6.1.1. MAXIMFREC, MINIMFREC.

Reflejan el valor máximo y mínimo de frecuencia presente en la representación, es decir, nos informan de los márgenes entre los que se sitúa la distribución obtenida, ya que por debajo de MINIMFREC y por encima de MAXIMFREC no existirá ningún tipo de energía atribuible a la señal analizada. Dadas las características de la fibrilación ventricular, el valor de MAXIMFREC debe ser mayor en el caso de señales no fibrilatorias, por lo que a priori, este parámetro podría ser de utilidad para discernir patologías. Con el fin de evitar la obtención de un resultado equivocado debido al efecto de bordes, el cálculo no se efectúa para un pequeño tramo de ambos extremos del segmento temporal. Este punto es importante ya que especialmente en señales irregulares como las de fibrilación existen mayores distorsiones en los bordes y podrían afectar la medida. Estos parámetros son empleados también en la elección de las bandas frecuenciales descrita en el apartado 4.4

Por lo que respecta a los valores mínimos de frecuencia, la dependencia del tipo de representación o de sus parámetros es inexistente ya que, como norma común a todos los análisis realizados, las componentes energéticas comienzan a apreciarse desde prácticamente el nivel de 0Hz. De igual modo, los valores no dependen del tipo de patología presente. En el apartado 1 del Apéndice 1 se muestran los resultados obtenidos con los datos descritos en el apartado 4.3. En la Tabla 4-5 se muestran los resultados para PWV.

Tabla 4-5. Valores representativos de MINIMFREC para PWV.

MINIMFREC							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	0,73 ± 0,49	0,63 ± 0,38	0,64 ± 0,35	0,55 ± 0,18	0,64 ± 0,34
PWV	128	64	0,73 ± 0,50	0,63 ± 0,40	0,63 ± 0,34	0,55 ± 0,19	0,64 ± 0,34

PWV PCan	128	128	0,67 ± 0,49	0,69 ± 0,46	0,57 ± 0,24	0,55 ± 0,18	0,60 ± 0,31
PWV	256	256	0,41 ± 0,33	0,43 ± 0,36	0,30 ± 0,22	0,27 ± 0,10	0,28 ± 0,14
PWV PCan	256	256	0,43 ± 0,53	0,34 ± 0,28	0,39 ± 0,36	0,30 ± 0,20	0,38 ± 0,35
PWV- fs250	256	128	0,57 ± 0,24	0,52 ± 0,18			0,54 ± 0,21
PWV	512	128	0,25 ± 0,30	0,28 ± 0,32	0,31 ± 0,25	0,19 ± 0,19	0,20 ± 0,23

En cambio, para los valores de MAXIMFREC, tal y como se muestran en el apartado 2 del Apéndice 1, existen ligeras variaciones para diferentes tipos de representación, pero éstas no son significativas comparado con las variaciones existentes para las patologías ya que en el caso de señales normales o no fibrilatorias, los valores son más altos que en el caso de taquicardia, flutter y fibrilación. En cambio, para las tres últimas patologías los valores son muy similares. Otro aspecto a tener en cuenta es la mínima diferencia existente para diferentes longitudes del tramo temporal y en el caso de la existencia de solape en el análisis de la señal. Como aspecto diferenciado, podemos destacar que para longitudes de tramo grandes, los valores para taquicardia ventricular se separan de forma más apreciable de los de fibrilación, pero como factor en contra la desviación estándar aumenta. En la Tabla 4-6 se muestran los valores obtenidos para el caso de PWV.

Tabla 4-6. Valores de MAXIMFREC para PWV.

MAXIMFREC							
TFR	long	Salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	21,9 ± 7,7	20,1 ± 7,3	15,4 ± 7,8	11,8 ± 3,2	14,1 ± 5,6
PWV	128	64	21,9 ± 7,8	20,1 ± 7,3	15,4 ± 7,8	11,8 ± 3,3	14,2 ± 5,6
PWV PCan	128	128	23,0 ± 9,1	21,6 ± 7,9	14,8 ± 6,9	11,5 ± 3,7	13,8 ± 5,4
PWV	256	256	21,7 ± 7,3	19,9 ± 6,6	14,3 ± 8,1	10,8 ± 3,8	12,4 ± 5,1
PWV PCan	256	256	22,8 ± 8,9	21,3 ± 7,0	12,6 ± 5,9	10,3 ± 3,9	12,2 ± 4,8
PWV- fs250	256	128	23,8 ± 7,6	24,4 ± 7,5			20,4 ± 9,8
PWV	512	512	21,6 ± 7,6	19,8 ± 7,0	13,4 ± 7,9	10,4 ± 5,8	11,1 ± 5,2

Análogamente, para el resto de representaciones se obtienen resultados similares a los obtenidos para PWV, siendo importante destacar la inexistencia de diferencias entre las frecuencias de muestreo de 125Hz y 250Hz pero, en cambio, siguen apreciándose mayores diferencias entre VT y VFIB para el caso de una longitud mayor del segmento de datos. En este aspecto, una representación de las más destacables es CW con longitud de 512 puntos. Por el

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

contrario, las frecuencias máximas para los ritmos Normal y Otros disminuyen, lo que complicaría la distinción entre estos ritmos y VT.

4.6.1.2. POSMAXFREC.

Con este valor se mide la posición en frecuencia donde está situado el máximo valor de energía de la distribución tiempo-frecuencia. Previsiblemente, el máximo en frecuencia se encontrará en un nivel más alto para el caso de señales ECG con QRS normal, pues en casos de FV la energía, además de encontrarse más distribuida a lo largo del segmento temporal, sólo es significativa para valores bajos de frecuencia (Tabla 4-7).

Tabla 4-7. Valores de media y desviación estándar para POSMAXFREC y PWV.

POSMAXFREC							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	5,51 ± 3,16	4,01 ± 2,47	2,80 ± 2,00	2,15 ± 0,74	2,56 ± 1,24
PWV	128	64	5,49 ± 3,16	4,00 ± 2,47	2,79 ± 1,97	2,13 ± 0,75	2,57 ± 1,23
PWV PCan	128	128	5,20 ± 4,10	4,43 ± 2,75	2,30 ± 1,08	2,12 ± 0,70	2,33 ± 1,08
PWV	256	256	3,99 ± 3,12	2,95 ± 2,35	1,77 ± 1,53	1,27 ± 0,77	1,68 ± 1,12
PWV PCan	256	256	3,70 ± 4,13	3,24 ± 2,64	1,42 ± 0,94	1,23 ± 0,73	1,44 ± 1,00
PWV fs250	256	128	5,26 ± 2,53	3,58 ± 1,79			2,62 ± 1,37
PWV	512	512	3,11 ± 2,96	2,19 ± 2,23	1,31 ± 1,52	1,05 ± 0,76	1,32 ± 1,00

Como era previsible, este valor es ligeramente superior en el caso de ritmos normales, pero en algunos casos no existe suficiente diferencia entre patologías como para poder realizar una clasificación basada en este parámetro ya que la desviación estándar es grande, por lo que la dispersión de datos no permite una correcta selección de parámetros. Por tanto, podemos concluir que este parámetro no será uno de los más decisivos a la hora de la clasificación, e incluso se puede pensar en su no inclusión dentro del algoritmo de detección. Para el resto de representaciones, mostradas en el apartado 3 del Apéndice 1, los resultados son también muy similares.

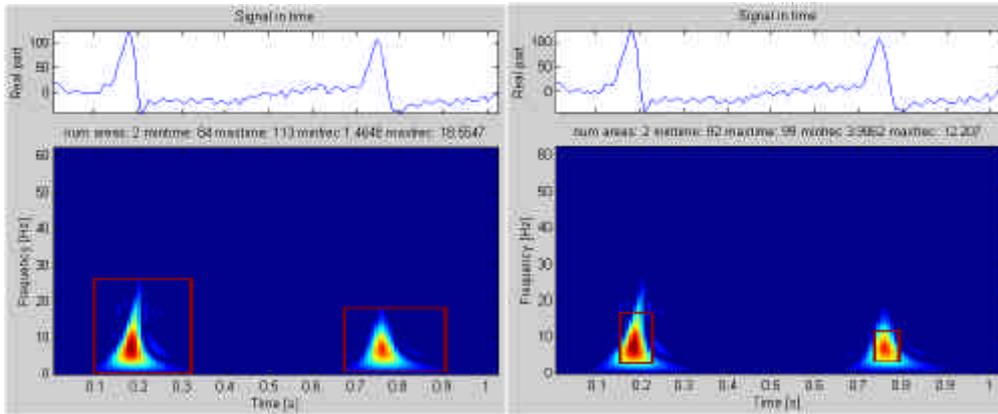
4.6.1.3. Análisis basado en extracción de áreas.

El procedimiento de extracción de áreas rectangulares dentro de cada TFR obtenida tiene como objetivo determinar el tamaño de las áreas a partir de la medición de energías dentro de la representación t-f. Para ello, se fija un nivel de energía en porcentaje sobre el nivel máximo de energía presente en la representación, de tal forma que se realiza un corte transversal donde se miden los siguientes parámetros:

- **MINFREC:** Valor frecuencial que indica el nivel inferior en el que comienza el área detectada.
- **MAXFREC:** Valor superior de frecuencia donde finaliza el área extraída.
- **LFREC:** Es consecuencia directa de restar MAXFREC a MINFREC para obtener así el ancho de banda ocupado por el área extraída.
- **LTMP:** Análogamente a la operación realizada en el dominio frecuencial también se mide la longitud temporal de dicha área, ya que previsiblemente la longitud asociada a fibrilación o taquicardia será mayor que un paciente sano con señal normal.
- **AREA:** Se obtiene de multiplicar LTMP y LFREC para tener el valor del área contenida en el porcentaje de energía seleccionado.
- **NAREAS:** Dado que se extraen todas las áreas inconexas para una misma representación t-f, se contabiliza el número de áreas existentes pues para situaciones normales el valor será más uniforme que en el caso de FV donde depende de la forma de la señal, que no es nada uniforme. Además, si existe un alto nivel de ruido en la señal, se generan un gran número de áreas pequeñas, por lo que es posible detectar una señal ruidosa a partir de la contabilización de éstas.

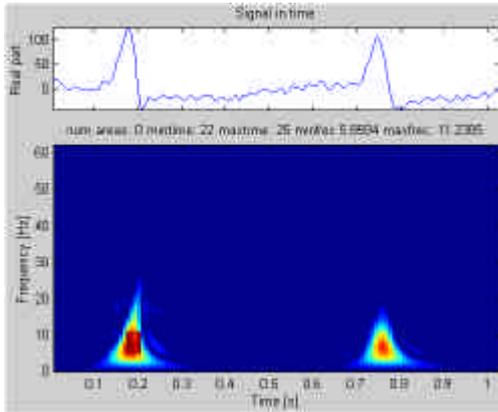
En la Figura 4-22, Figura 4-23, y Figura 4-24 se muestran varios ejemplos del resultado obtenido en la extracción de áreas en diferentes tipos de señales y con extracción de áreas situadas en diferentes niveles de energía (10%, 50% y 90%).

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz



(a)

(b)



(c)

Figura 4-22. Áreas extraídas para una señal normal con un nivel del 10% (a), 50% (b) y 90% (c) de energía con respecto al máximo para señal normal.

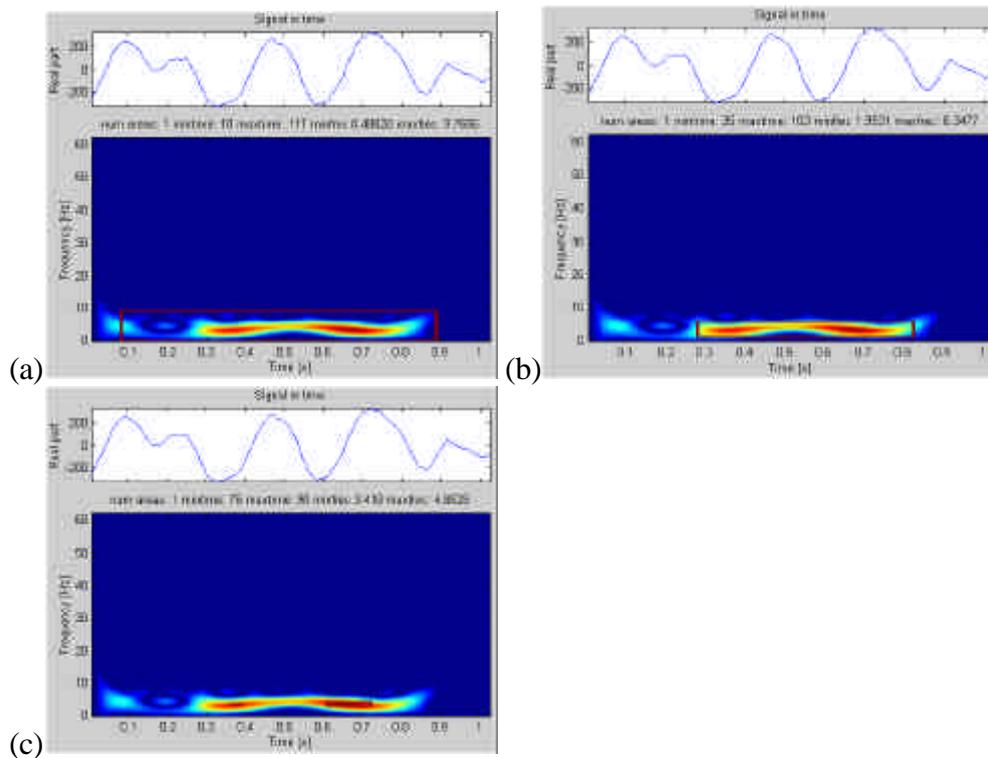
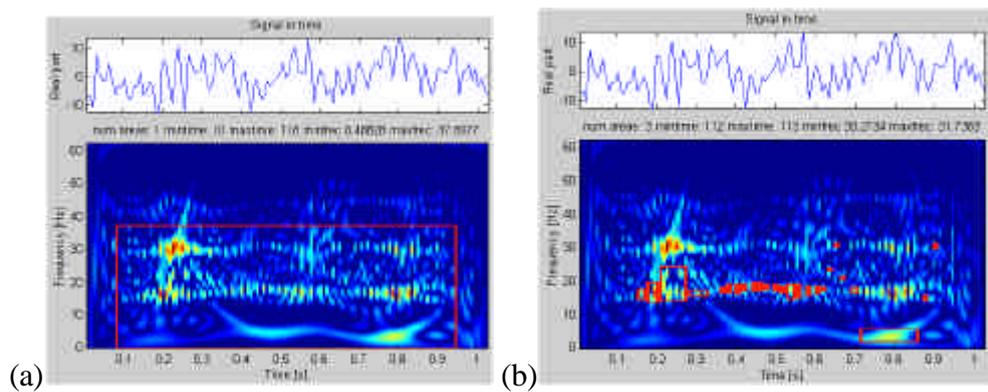


Figura 4-23. Áreas extraídas para una señal de fibrilación ventricular con un nivel del 10% (a), 50% (b) y 90% (c) de energía con respecto al máximo para señal normal.



Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

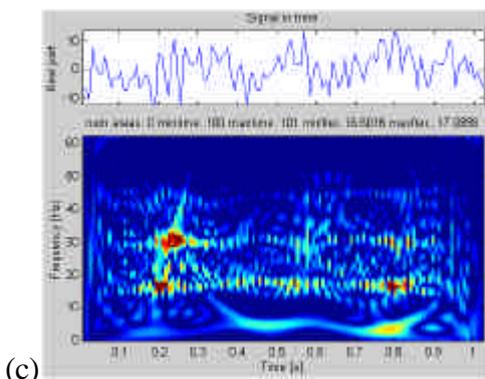


Figura 4-24. Áreas extraídas para una señal de fibrilación ventricular con un nivel del 10% (a), 50% (b) y 90% (c) de energía con respecto al máximo para señal de ruido.

Por tanto, el análisis de las áreas proporciona gran información acerca del tipo de señal que se analiza en cada momento, pues morfológicamente puede indicar la cantidad de energía existente en un determinado nivel de energía así como las dimensiones temporales y frecuenciales que ocupa cada área obtenida. Incluso resulta de gran ayuda la comparación entre las áreas de una misma TFR pues en el caso de señales normales todas las áreas serán muy similares. De cualquier modo, estos resultados son muy variables dependiendo del porcentaje de energía sobre el que se efectúe la extracción de las áreas, con lo que su utilidad también será variable.

Además, es importante tener en cuenta la anchura temporal y espectral de cada área de la TFR ya que varían de forma importante dependiendo de la patología, lo que se puede comprobar en la Tabla 4-8 donde aparece el resultado del análisis cuantitativo realizado sobre la transformada PWV con longitud de 128 puntos y frecuencia de muestreo de 125Hz, para cada una de las clases y cada uno de los parámetros relativos a la extracción de áreas y con tres niveles de energía elegidos para la extracción (10%, 50% y 90%).

Tabla 4-8. Resultados cuantitativos de parámetros relativos a la extracción de áreas obtenidos en función de las clases definidas para PWV con long=128 y fs=125Hz.

10%						
Clase	AREA	LFREC	LTMP	MINFREC	MAXFREC	NAREAS
Normal	864 ± 811	18,31 ± 9,25	44,8 ± 32,3	0,88 ± 0,79	19,20 ± 9,31	1,31 ± 0,50
Otros	852 ± 776	16,51 ± 8,37	47,4 ± 30,9	0,76 ± 0,64	17,27 ± 8,37	1,32 ± 0,50
VT	1097 ± 812	13,49 ± 7,63	77,9 ± 35,9	0,78 ± 0,66	14,28 ± 7,62	1,24 ± 0,49

VFL	982 ± 471	10,83 ± 3,37	88,3 ± 31,8	0,60 ± 0,40	11,43 ± 3,36	1,17 ± 0,43
VFIB	909 ± 698	11,99 ± 5,57	69,3 ± 36,0	0,82 ± 0,69	12,82 ± 5,47	1,30 ± 0,52

50%						
Clase	AREA	LFREC	LTMP	MINFREC	MAXFREC	NAREAS
Normal	109 ± 93	9,47 ± 5,01	13,83 ± 11,65	3,28 ± 3,35	12,76 ± 6,04	1,46 ± 0,81
Otros	115 ± 103	7,81 ± 3,68	15,43 ± 12,65	3,07 ± 3,85	10,88 ± 4,65	1,55 ± 1,59
VT	129 ± 120	5,49 ± 3,89	24,54 ± 19,03	2,44 ± 1,75	7,94 ± 4,32	1,76 ± 0,93
VFL	161 ± 151	4,59 ± 2,01	34,19 ± 29,64	1,91 ± 1,03	6,51 ± 1,71	1,64 ± 0,77
VFIB	119 ± 103	4,66 ± 2,17	24,24 ± 18,31	2,36 ± 1,55	7,03 ± 2,13	1,64 ± 0,86

90%						
Clase	AREA	LFREC	LTMP	MINFREC	MAXFREC	NAREAS
Normal	9,40 ± 7,26	3,94 ± 1,87	3,44 ± 3,74	5,41 ± 2,75	9,35 ± 4,06	1,13 ± 0,37
Otros	11,13 ± 8,12	3,16 ± 1,36	4,25 ± 3,92	4,29 ± 2,37	7,45 ± 3,13	1,11 ± 0,36
VT	14,42 ± 9,48	2,05 ± 1,33	7,96 ± 4,92	3,59 ± 1,76	5,65 ± 2,69	1,23 ± 0,48
VFL	16,32 ± 12,35	1,75 ± 0,58	9,34 ± 6,21	3,04 ± 0,81	4,79 ± 0,87	1,25 ± 0,51
VFIB	14,64 ± 9,28	1,87 ± 0,68	7,99 ± 4,77	3,40 ± 1,14	5,27 ± 1,41	1,16 ± 0,42

A la vista de la tabla anterior, se puede deducir que, excepto NAREAS, todos los parámetros presentan diferencias dependiendo de la patología e independientemente del porcentaje al que se evalúen, aunque las diferencias entre patologías son más acusadas para LTMP, LFREC y MAXFREC para un nivel de energía del 50%, con el problema usual de una alta dispersión de valores. Por lo que a NAREAS y AREA respecta, no parecen ofrecer buenas posibilidades de clasificación ya que las diferencias entre patologías son mínimas y la dispersión resulta mucho mayor que para el resto de parámetros.

En los apartados 4, 5, 6, 7, 8 y 9 del Apéndice I se muestran los resultados completos del análisis de cada parámetro y se especifica el nivel del porcentaje de energía sobre el que se ha realizado el cálculo de los parámetros.

4.6.2. Parámetros basados en bandas frecuenciales.

Una vez establecidos los límites en frecuencia de las señales analizadas, se establecen unos criterios de medida sobre dichas bandas, a partir de cuyos resultados se podrá extraer información útil para la clasificación que se pretende llevar a cabo. En la mayoría de parámetros elegidos se ha realizado una

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

duplicación para hallar su valor en las dos bandas BALO y BAHI definidas con anterioridad.

4.6.2.1. Medida de energías.

Posteriormente al preprocesado genérico aplicado, se obtiene la energía total presente en la TFR y, seguidamente, la energía en las bandas BALO y BAHI, para así obtener los parámetros llamados ET (energía total), EH (energía en BAHI) y EL (energía en BALO). Previsiblemente, para señales con fibrilación ventricular el valor de EH debe ser notablemente más bajo que en el caso de un ritmo normal. La Tabla 4-9 muestra los valores obtenidos para PWV con longitud=128 y salto=128 para frecuencia de muestreo de 125Hz.

Tabla 4-9. Energías totales (ET), en banda BAHI (EH) y en banda BALO (EL) para PWV.

ET							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	6,51E+08 ± 1,04E+09	1,99E+09 ± 5,14E+10	1,21E+10 ± 2,01E+11	1,39E+09 ± 1,54E+09	9,95E+08 ± 1,77E+09
PWV	128	64	6,54E+08 ± 1,04E+09	2,02E+09 ± 5,58E+10	1,21E+10 ± 2,00E+11	1,44E+09 ± 1,55E+09	9,88E+08 ± 1,77E+09
PWV PCan	128	128	5,73E+08 ± 2,12E+10	9,03E+08 ± 1,80E+09	1,96E+09 ± 2,82E+09	5,48E+08 ± 1,89E+09	8,18E+08 ± 1,96E+09
PWV	256	256	3,56E+09 ± 6,35E+09	1,04E+10 ± 1,86E+11	5,58E+10 ± 6,87E+11	7,24E+09 ± 7,80E+09	5,11E+09 ± 1,08E+10
PWV PCan	256	256	2,92E+09 ± 6,24E+10	4,77E+09 ± 8,69E+09	9,55E+09 ± 1,26E+10	2,85E+09 ± 8,80E+09	4,52E+09 ± 1,07E+10
PWV- fs250	256	128	3,21E+09 ± 5,54E+09	8,19E+09 ± 1,29E+10			5,29E+09 ± 7,95E+09
PWV	512	512	2,11E+10 ± 3,3E+10	5,37E+10 ± 5,52E+11	3,01E+11 ± 3,30E+12	3,38E+10 ± 2,94E+10	2,69E+10 ± 4,68E+10

EH							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	5,87E+07 ± 1,03E+08	3,78E+08 ± 1,71E+10	2,90E+09 ± 7,23E+10	1,81E+07 ± 4,47E+07	1,97E+07 ± 1,06E+08
PWV	128	64	8,22E+07 ± 1,24E+08	4,15E+08 ± 1,82E+10	2,87E+09 ± 7,28E+10	2,29E+07 ± 4,99E+07	2,65E+07 ± 1,10E+08
PWV PCan	128	128	1,04E+08 ± 8,39E+09	9,19E+07 ± 2,77E+08	3,54E+07 ± 8,65E+07	7,70E+06 ± 2,53E+07	2,46E+07 ± 1,13E+08
PWV	256	256	2,87E+08 ± 4,89E+08	1,65E+09 ± 5,24E+10	1,15E+10 ± 2,27E+11	2,83E+07 ± 8,01E+07	7,09E+07 ± 4,51E+08
PWV	256	256	3,90E+08 ±	2,88E+08 ±	6,74E+07 ±	3,09E+07 ±	8,06E+07 ±

PCan			2,22E+10	1,01E+09	1,90E+08	1,01E+08	5,22E+08
PWV- fs250	256	128	3,05E+08 ± 4,65E+08	6,33E+08 ± 2,16E+09			1,29E+08 ± 4,61E+08
PWV	512	512	1,40E+09 ± 2,50E+09	6,66E+09 ± 1,46E+11	6,25E+10 ± 1,03E+12	1,14E+08 ± 4,56E+08	1,75E+08 ± 1,27E+09

EL							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	5,05E+08 ± 7,20E+08	1,30E+09 ± 2,92E+10	7,45E+09 ± 1,07E+11	1,21E+09 ± 1,40E+09	8,72E+08 ± 1,41E+09
PWV	128	64	4,82E+08 ± 7,00E+08	1,23E+09 ± 2,95E+10	6,87E+09 ± 9,25E+10	1,24E+09 ± 1,40E+09	8,58E+08 ± 1,38E+09
PWV PCan	128	128	3,73E+08 ± 9,14E+09	6,67E+08 ± 1,28E+09	1,66E+09 ± 2,39E+09	4,83E+08 ± 1,74E+09	6,68E+08 ± 1,31E+09
PWV	256	256	2,37E+09 ± 2,84E+09	5,95E+09 ± 1,05E+11	3,40E+10 ± 3,29E+11	5,76E+09 ± 6,80E+09	4,09E+09 ± 6,03E+09
PWV PCan	256	256	1,78E+09 ± 2,83E+10	3,10E+09 ± 4,99E+09	8,27E+09 ± 1,12E+10	2,31E+09 ± 7,30E+09	3,20E+09 ± 5,42E+09
PWV- fs250	256	128	2,48E+09 ± 3,59E+09	6,07E+09 ± 7,63E+09			4,61E+09 ± 6,33E+09
PWV	512	512	1,32E+10 ± 1,36E+10	2,96E+10 ± 3,10E+11	1,79E+11 ± 1,61E+12	2,35E+10 ± 2,34E+10	1,96E+10 ± 2,53E+10

Como se puede apreciar, todos estos valores presentan una gran dispersión debido a las grandes variaciones que se pueden dar en la señal y que redundan directamente sobre la energía. Una característica a reseñar es la mayor energía existente para VT ya que al existir variaciones continuas repercute directamente en una mayor presencia de componentes energéticas en la representación t-f. Debido a estas grandes variaciones se han normalizado valores para homogeneizar las muestras analizadas. Así pues, se obtienen los porcentajes de energía sobre el total presentes en las bandas BALO y BAH1, por lo que se tienen dos nuevos parámetros llamados QTEL para el porcentaje de energía en BALO y QTEH para el porcentaje presente en BAH1. La Tabla 4-10 muestra los resultados obtenidos para PWV, los apartados 13 y 14 del Apéndice 1 los resultados totales y la Figura 4-25 el análisis de varianza (diagrama de caja) realizado también para PWV.

Tabla 4-10. Porcentajes de energías sobre el total en las bandas BALO y BAH1 para PWV.

QTEL							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	75,4 ± 10,6	76,7 ± 11,6	84,8 ± 9,5	85,6 ± 10,0	86,0 ± 10,1

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

PWV	128	64	70,6 ± 11,2	73,2 ± 11,3	83,4 ± 10,3	85,0 ± 10,3	85,0 ± 10,5
PWV PCan	128	128	67,9 ± 13,6	71,7 ± 11,8	81,8 ± 11,4	85,1 ± 9,9	82,3 ± 11,5
PWV	256	256	67,9 ± 13,7	67,8 ± 16,2	81,4 ± 16,1	78,5 ± 18,3	81,3 ± 16,5
PWV PCan	256	256	63,7 ± 14,9	67,3 ± 16,0	79,4 ± 17,0	78,9 ± 17,1	76,3 ± 18,7
PWV	512	512	65,2 ± 15,9	63,2 ± 19,0	76,3 ± 21,5	69,5 ± 23,0	75,7 ± 20,7

QTEH							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	12,1 ± 9,9	7,9 ± 7,2	4,0 ± 6,0	2,1 ± 3,0	2,8 ± 4,4
PWV	128	64	16,5 ± 12,3	11,1 ± 8,5	5,1 ± 7,2	2,5 ± 3,4	3,5 ± 4,8
PWV PCan	128	128	16,3 ± 13,6	13,7 ± 10,2	5,0 ± 6,7	2,6 ± 3,3	3,6 ± 4,8
PWV	256	256	10,8 ± 9,0	6,6 ± 6,2	3,1 ± 5,6	0,9 ± 1,9	1,5 ± 2,8
PWV PCan	256	256	11,3 ± 11,3	8,5 ± 7,9	2,6 ± 4,5	1,0 ± 1,8	1,4 ± 2,6
PWV	512	512	8,0 ± 7,3	4,6 ± 5,0	2,1 ± 4,5	0,6 ± 1,4	0,7 ± 1,8

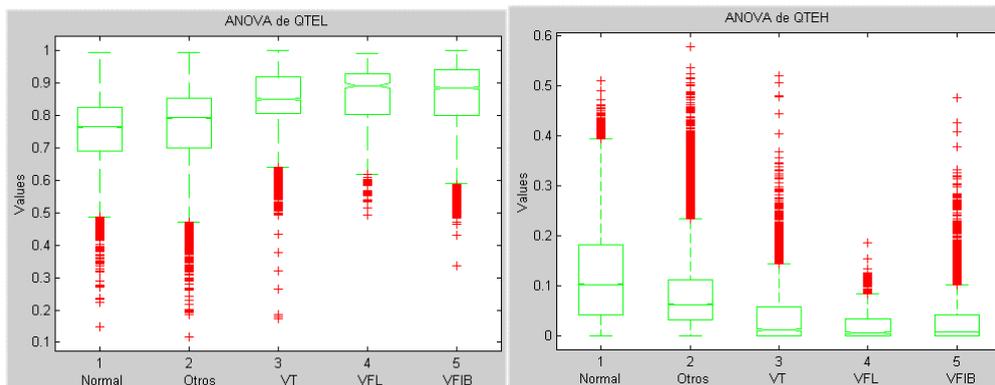


Figura 4-25. Resultados del análisis de varianza correspondientes a QTEL y QTEH.

A la vista de los resultados se puede decir que estos parámetros pueden resultar de utilidad en la detección de patologías, pues a pesar del solapamiento de valores entre clases, que por otra parte siempre existe para cualquier parámetro analizado, se aprecian diferencias notables, ya que como era de esperar, en la banda BAH1 existen muy bajos niveles de energía para ritmos fibrilatorios y su porcentaje es usualmente superior al presentado por ritmos normales. De cualquier modo, dado que el solapamiento es digno de tener en cuenta, parece aconsejable no introducir estos parámetros como marcadores definitivos sino que sirvan de apoyo para que, junto con otros parámetros,

permitan acotar mejor la señal para proporcionar así un diagnóstico más fiable.

Un aspecto importante a resaltar es el buen comportamiento que proporciona el escalograma para estos dos parámetros, ya que el solapamiento de valores para patologías fibrilatorias y no fibrilatorias es muy reducido debido a la poca dispersión de los datos. En el resto de representaciones, de forma similar a PWV, existen diferencias pero con un solape de un orden similar al de PWV.

Continuando con parámetros energéticos, aprovechando la evolución temporal proporcionada en una TFR, cada segmento temporal de señal analizado se ha subdividido en 8 segmentos de igual tamaño sobre los que se mide la energía contenida en cada uno de ellos dentro de la banda BALO. La elección de 8 subsegmentos se debe principalmente a que un número mayor produciría un elevado coste computacional y un número menor no permitiría distinguir en ciertas ocasiones señales con QRS normal respecto de otras con patologías fibrilatorias ya que la distribución energética por segmentos sería similar en ambos casos.

De esta forma, para señales con FV existirá una continuidad en el contenido energético de cada subsegmento temporal mientras que en otros tipos de señales la energía estará concentrada sólo en algunos subsegmentos, puesto que la señal de FV posee continuas variaciones en el transcurso del tiempo sin grandes cambios de amplitud, y la señal normal junto con otras patologías no fibrilatorias, se caracterizan por cambios bruscos de amplitud (alta energía) seguidos de un corto periodo en donde la señal permanece prácticamente estable (energía muy baja). La Figura 4-26 muestra un ejemplo donde se aprecian los valores de energía para una señal con ritmo normal y otra con fibrilación ventricular.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

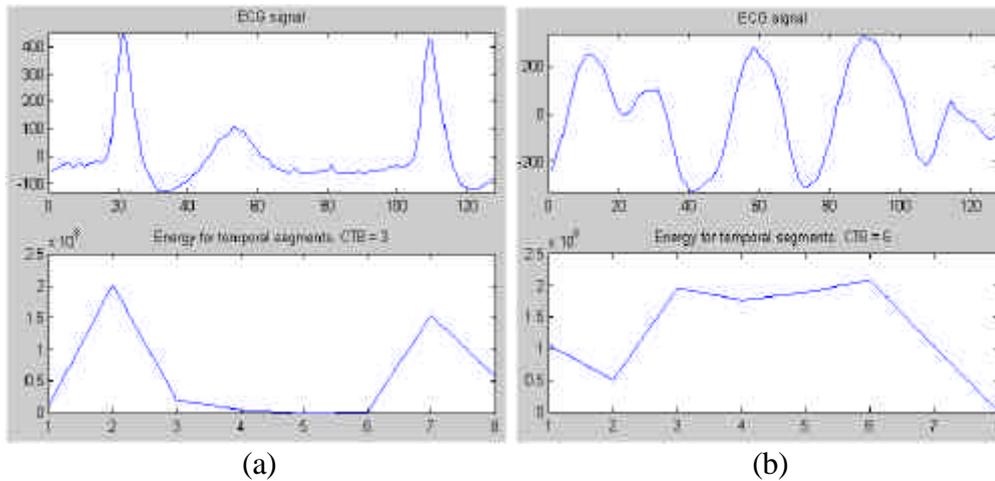


Figura 4-26. Señal temporal y energía de cada tramo obtenida de la TFR para ritmo normal (a) y fibrilación ventricular (b).

Con este criterio se calcula el número de tramos que contienen una energía al menos superior al 50% del segmento con mayor energía de todos ellos, y su valor se almacena en el parámetro CT8 (contador_tramos) cuyos resultados se muestran en la Tabla 4-11 y en el apartado 15 del Apéndice 1.

En este caso, también existen diferencias importantes entre ritmos fibrilatorios y no fibrilatorios, ya que el valor medio es de casi el doble para patologías de fibrilación e, incluso, se obtiene una desviación estándar relativamente baja que permite un solape mínimo. De esta forma, tendremos un parámetro bastante apropiado como marcador de fibrilación respecto a patologías no fibrilatorias.

Tabla 4-11. Número de tramos temporales con energía similar (CT8) para PWV.

TFR	CT8						VFIB
	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	
PWV	128	128	$3,6 \pm 1,6$	$3,8 \pm 1,5$	$6,3 \pm 1,3$	$6,8 \pm 1,0$	$6,0 \pm 1,3$
PWV	128	64	$3,7 \pm 1,6$	$3,8 \pm 1,5$	$6,3 \pm 1,2$	$6,8 \pm 1,1$	$6,0 \pm 1,3$
PWV PCan	128	128	$4,0 \pm 1,6$	$3,8 \pm 1,6$	$6,2 \pm 1,3$	$6,8 \pm 1,1$	$6,0 \pm 1,3$
PWV	256	256	$4,5 \pm 1,6$	$4,3 \pm 1,5$	$6,8 \pm 1,4$	$6,9 \pm 1,3$	$6,3 \pm 1,4$
PWV PCan	256	256	$4,6 \pm 1,6$	$4,3 \pm 1,5$	$6,7 \pm 1,4$	$6,9 \pm 1,2$	$6,4 \pm 1,4$
PWV- fs250	256	128	$3,3 \pm 1,3$	$3,5 \pm 1,3$			$5,9 \pm 1,3$

PWV	512	512	5,9 ± 1,7	5,7 ± 1,8	6,9 ± 1,4	6,6 ± 1,4	6,6 ± 1,4
-----	-----	-----	-----------	-----------	-----------	-----------	-----------

Finalmente, otro parámetro que puede proporcionar información relevante es el número de puntos con un valor de energía cercano al máximo, puesto que en un ritmo normal el número será previsiblemente menor que en el caso de FV donde la energía se encuentra más repartida y el máximo valor no es pico aislado, al contrario del resto de casos donde existen zonas muy localizadas de alta energía. La Tabla 4-12 y el apartado 16 del Apéndice I muestran los resultados obtenidos, incluyendo diferentes porcentajes sobre el máximo para los que se ha calculado el valor de este parámetro definido como TMY.

Tabla 4-12. Número de puntos alrededor del máximo (TMY) para PWV.

TFR	TMY							
	long	salto	%	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	50	158,6 ± 72,2	158,3 ± 62,6	292 ± 124	349 ± 159	251 ± 113
PWV	128	64	50	149,7 ± 73,1	154,5 ± 62,3	291 ± 124	355 ± 158	252 ± 114
PWV PCan	128	128	50	151,2 ± 77,1	153,9 ± 65,0	282 ± 127	339 ± 151	237 ± 106
PWV	256	256	50	418,7 ± 214,5	392,4 ± 209,3	676 ± 403	740 ± 408	494 ± 285
PWV PCan	256	256	10	2610,6 ± 1175,0	2435,6 ± 1190,2	3575 ± 1268	3419 ± 1051	3295 ± 1174
PWV- fs250	256	128	60	206,3 ± 77,2	212,0 ± 68,5			343 ± 169
PWV	512	512	50	1427,8 ± 955,2	1242,3 ± 838,4	1664,2 ± 1331,6	1378,6 ± 781,7	970,6 ± 585,9

Por tanto, como se aprecia en la tabla, existe un mayor número de valores por encima de un determinado porcentaje sobre el máximo existente en la representación en el caso de ritmos fibrilatorios, además, con independencia de la selección del nivel elegido, por regla general este valor resulta siempre más elevado, y a pesar de la existencia de solape, puede ser un índice clasificador de utilidad.

4.6.2.2. Parámetros basados en términos no nulos.

En algunos casos, la energía no resulta el único factor capaz de proporcionar información relevante sobre el tipo de señal analizada. De hecho, como

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

parámetros alternativos en algún caso, y complementarios en otros, se han definido variables basadas en elementos no nulos existentes en la distribución t-f. Estas variables se obtienen de una forma rápida y sencilla ya que su evaluación es inmediata en lo que a tiempo de cálculo se refiere.

La elección de este tipo de variables resulta interesante no sólo por el ahorro computacional que implica sino por el valor significativo que proporciona en lo que al nivel de dispersión de elementos se refiere, pues en caso de FV dicha dispersión será mayor que en otros casos.

Así, análogamente a los parámetros energéticos, se definen:

- **TSNZ** Cantidad total de términos no nulos en la distribución tiempo frecuencia.
- **TSNZL**. Cantidad total de términos no nulos en la banda BALO definida anteriormente.
- **TSNZH**. Cantidad total de términos no nulos en la banda BAHl predefinida anteriormente.
- **QTL**. Cantidad normalizada del número términos no nulos en BALO respecto del total.
- **QTH**. Cantidad normalizada del número términos no nulos en BAHl respecto del total.

La Tabla 4-13 y los apartados 17, 18, 19, 20 y 21 muestran los resultados obtenidos para cada uno de estos parámetros.

Tabla 4-13. Parámetros basados en términos no nulos para PWV.

TSNZ							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	1048 ± 635	1104 ± 638	1596 ± 477	1600 ± 328	1496 ± 492
PWV	128	64	1051 ± 636	1100 ± 635	1600 ± 476	1608 ± 328	1496 ± 495
PWV PCan	128	128	1172 ± 663	1150 ± 722	1599 ± 557	1559 ± 320	1490 ± 485
PWV	256	256	4112 ± 2137	3750 ± 1923	4981 ± 1977	4645 ± 1132	4269 ± 1538
PWV PCan	256	256	4446 ± 2367	3923 ± 2150	4713 ± 1599	4472 ± 1139	4342 ± 1460
PWV- fs250	256	128	1667 ± 832	1833 ± 905			2909 ± 1031
PWV	512	512	19388 ±	16640 ±	15467 ±	13134 ±	13237 ±

			9480	8087	5891	218	4516
--	--	--	------	------	------	-----	------

TSNZL							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	686 ± 338	723 ± 332	1250 ± 345	1278 ± 269	1197 ± 346
PWV	128	64	643 ± 313	677 ± 304	1215 ± 311	1263 ± 262	1166 ± 322
PWV PCan	128	128	682 ± 304	687 ± 319	1163 ± 320	1221 ± 254	1124 ± 315
PWV	256	256	2611 ± 1245	2362 ± 1154	3827 ± 1355	3563 ± 1061	3362 ± 1192
PWV PCan	256	256	2610 ± 1175	2435 ± 1190	3575 ± 1268	3419 ± 1051	3295 ± 1174
PWV- fs250	256	128	1130 ± 531	1196 ± 487			2292 ± 666
PWV	512	512	12898 ± 6465	10960 ± 5631	11619 ± 4523	9122 ± 274	10060 ± 3718

TSNZH							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	172 ± 232	161 ± 226	125 ± 177	79 ± 107	104 ± 182
PWV	128	64	197 ± 229	187 ± 217	153 ± 208	93 ± 120	127 ± 193
PWV PCan	128	128	239 ± 265	221 ± 266	172 ± 261	94 ± 123	124 ± 185
PWV	256	256	602 ± 733	446 ± 551	342 ± 679	115 ± 228	168 ± 359
PWV PCan	256	256	784 ± 973	543 ± 721	274 ± 516	120 ± 224	164 ± 338
PWV- fs250	256	128	248 ± 229	268 ± 280			223 ± 387
PWV	512	512	2491 ± 2876	1532 ± 2012	746 ± 1609	227 ± 476	257 ± 721

QTL							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	68,53 ± 9,70	68,86 ± 10,17	79,25 ± 10,01	80,26 ± 9,60	81,21 ± 10,66
PWV	128	64	64,18 ± 9,89	64,87 ± 9,97	77,24 ± 10,81	79,08 ± 10,35	79,51 ± 11,28
PWV PCan	128	128	61,45 ± 10,75	63,75 ± 10,75	74,98 ± 12,75	78,80 ± 10,10	77,01 ± 11,84
PWV	256	256	65,00 ± 10,42	64,19 ± 11,69	78,55 ± 14,12	76,63 ± 13,99	79,54 ± 14,30
PWV PCan	256	256	61,35 ± 11,09	64,07 ± 11,89	76,68 ± 14,66	76,33 ± 13,20	76,05 ± 14,12
PWV- fs250	256	256	67,84 ± 9,93	72,16 ± 7,18			83,85 ± 8,98

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

PWV	512	512	66,50 ± 10,88	65,42 ± 12,50	76,25 ± 16,60	70,05 ± 16,45	76,56 ± 16,26
-----	-----	-----	---------------	---------------	---------------	---------------	---------------

QTH							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	15,02 ± 10,04	12,30 ± 8,69	6,43 ± 7,61	4,27 ± 5,08	5,35 ± 7,02
PWV	128	64	18,16 ± 10,66	15,32 ± 8,99	7,89 ± 8,73	5,06 ± 5,58	6,64 ± 7,51
PWV PCan	128	128	18,71 ± 11,88	17,68 ± 10,44	8,73 ± 9,60	5,33 ± 5,83	6,61 ± 7,30
PWV	256	256	12,51 ± 8,44	9,97 ± 7,50	4,79 ± 9,39	2,57 ± 4,19	4,39 ± 5,96
PWV PCan	256	256	14,10 ± 11,26	11,77 ± 8,91	4,79 ± 7,03	2,17 ± 3,67	2,87 ± 4,80
PWV- fs250	256	128	14,08 ± 7,43				5,82 ± 7,30
PWV	512	512	10,11 ± 7,72	7,32 ± 6,53	3,40 ± 6,06	1,50 ± 3,20	1,41 ± 3,22

Por lo que respecta a TSNZ, un aspecto relevante a destacar es la inversión de tendencia en función de la longitud del tramo, ya que para tramos de 128 puntos el valor es más alto para las clases con ritmos fibrilatorios, en cambio, para longitud de 512 la tendencia es inversa, es decir, existen un mayor número de términos no nulos para ritmos normales debido al mayor número de complejos QRS que contiene un segmento y, a pesar de la atenuación de términos cruzados, existe un mayor número de interferencias, lo que incrementa el cómputo total. Así pues, estos parámetros resultan más apropiados para longitudes cortas del segmento temporal. De cualquier modo, sigue existiendo un solape de valores entre clases que no permite una diferenciación clara entre ellas.

Un efecto similar ocurre para TSNZH pues, de forma incluso más acusada, contiene una alta dispersión de valores que no permiten establecer un criterio. En cambio, TSNZL contiene unos rangos más diferenciados entre clases que nos puede proporcionar información sobre la presencia de un candidato para la existencia de fibrilación ventricular. Además, estas diferencias importantes se producen en la casi totalidad de representaciones analizadas (con longitud de 128 puntos), e incluso para las que poseen mejores características de atenuación de interferencias, la diferencia entre clases es mayor.

Análogamente a los parámetros basados en energías de bandas espectrales, se han definido QTH y QTL, con la diferencia de que ahora, únicamente se miden elementos no nulos sin importar su nivel energético. Esta medida

puede resultar un buen indicador de clases ya que suponiendo que el procesado ha eliminado en gran parte el ruido presente y las componentes son las proporcionadas por la señal útil, el nivel de elementos puede marcar la existencia de determinada patología, ayudado por supuesto de otros parámetros adicionales. Por ello, se han obtenido QTH y QTL, siendo los resultados bastante satisfactorios ya que se pueden apreciar diferencias importantes para los valores de las clases fibrilatorias y las normales. En el caso de QTH, para longitudes de tramo grandes, la diferencia resulta incluso más acusada ya que el nivel de elementos en la banda BAHÍ es prácticamente nulo comparado con el de la banda BALO, aunque en algunos casos también existen elevados niveles de dispersión de datos. En cambio QTL no presenta diferencias tan importantes, pero permite realizar una distinción inicial entre clases debido a los valores que toma, y que se mantienen para las diversas representaciones y longitudes.

Para el caso de los términos no nulos, al igual que con los parámetros energéticos, también se ha realizado la división en 8 sub-segmentos temporales, pero esta vez se mide la cantidad de términos no nulos en cada subsegmento desde el inicio de la banda BALO hasta el final de BAHÍ. Con este método, dependiendo de la patología, existirá un reparto diferente de términos en cada uno de los segmentos, y si se efectúa la derivada del vector resultante, de longitud 8, las diferencias, en caso de existir, serán mejor apreciadas tal y como muestra la Figura 4-27 en la que aparecen el vector con la cantidad de términos no nulos para el análisis de una señal con ritmo sinusal y otra con FV, y sus derivadas correspondientes. La media del vector derivada será por regla general mayor en el caso de ritmo sinusal ya que existen cambios más bruscos, y si analizamos la desviación estándar de dicho vector derivada, será notablemente mayor en ritmo normal ya que en FV los valores para todos los subsegmentos serán similares. Esta consideración se puede comprobar en la Tabla 4-14 y en los apartados 22 y 23 del Apéndice I donde se muestran los resultados para ambos parámetros a los que llamaremos MDL8 y VDL8 para la media y desviación estándar del vector derivada respectivamente.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

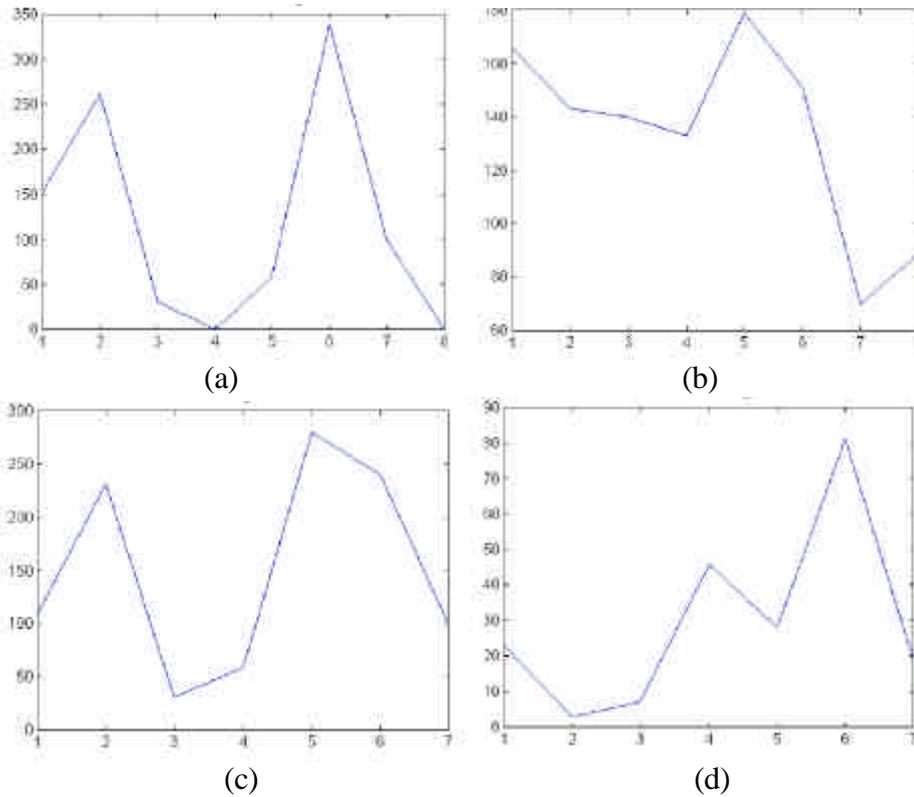


Figura 4-27. Número de términos no nulos por cada tramo de la TFR analizada para ritmo normal (a) y fibrilación ventricular (b), junto con su derivada (c) y (d).

Tabla 4-14. Medias (MDL8) y derivadas (VDL8) del vector del número de términos no nulos en 8 sub-tramos temporales para PWV.

MDL8							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	93,4 ± 44,3	86,7 ± 39,5	69,2 ± 36,8	50,6 ± 22,2	64,0 ± 25,4
PWV	128	64	91,4 ± 41,5	85,4 ± 38,5	67,8 ± 35,0	49,9 ± 22,0	63,5 ± 24,6
PWV PCan	128	128	92,5 ± 42,1	90,2 ± 40,4	65,8 ± 28,1	49,7 ± 21,9	63,1 ± 24,5
PWV	256	256	384,8 ± 181,1	338,2 ± 160,1	157,7 ± 109,0	94,1 ± 46,4	160,0 ± 70,6
PWV PCan	256	256	390,3 ± 195,2	351,4 ± 167,8	149,8 ± 89,0	93,3 ± 46,4	153,9 ± 66,4
PWV- fs250	256	128	181,3 ± 78,6	173,9 ± 60,0			128,4 ± 49,7
PWV	512	512	1065 ± 635	896 ± 505	442 ± 335	316 ± 148	472 ± 210

VDL8							
------	--	--	--	--	--	--	--

TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	99,2 ± 43,8	87,9 ± 38,6	50,3 ± 29,9	35,5 ± 16,3	46,7 ± 21,2
PWV	128	64	96,7 ± 42,0	86,5 ± 37,8	49,0 ± 27,5	35,0 ± 16,7	46,4 ± 20,1
PWV PCan	128	128	94,2 ± 42,3	91,6 ± 41,5	47,7 ± 23,1	34,3 ± 16,9	45,5 ± 19,1
PWV	256	256	276,9 ± 111,7	250,2 ± 95,9	121,5 ± 89,3	77,2 ± 43,8	119,1 ± 56,2
PWV PCan	256	256	280,7 ± 130,7	263,4 ± 104,1	113,8 ± 71,7	75,9 ± 45,4	115,6 ± 54,3
PWV- fs250	256	128	191,2 ± 64,9	186,7 ± 60,7			95,3 ± 41,4
PWV	512	512	663 ± 329	630 ± 293	343 ± 251	279 ± 198	354 ± 182

Ambos parámetros también permiten obtener una distinción entre clases, pues en el caso de MDL8 los valores son significativamente mayores para ritmos normales, y a pesar de existir cierto solape entre las dispersiones de cada clase, se pueden extraer candidatos válidos para la clasificación. Análogamente, para VDL8 los valores obtenidos son mayores para ritmos normales y también es posible realizar cierta distinción entre clases. Un aspecto a destacar es el valor elevado resultante en la clase VT para longitud de 512 puntos, que podría servir como factor separador entre las clases VFIB y VFL que usualmente toman valores similares a VT. Estas diferencias se mantienen para el resto de representaciones analizadas.

Finalmente, como parámetro basado en términos no nulos tenemos CURVA, obtenido sobre la cantidad de términos no nulos existentes a lo largo de todo el tramo temporal para cada punto de resolución espectral. En una señal ECG normal, la cantidad de términos no nulos usualmente va decreciendo conforme la frecuencia aumenta, siendo generalmente progresiva hasta el final de la banda BAHI; en cambio, para una señal con FV existirán un número de términos elevado en BALO y pequeño en BAHI. Si analizamos la forma que tiene este vector a lo largo de la frecuencia, para FV existirá una caída brusca en BAHI, en cambio, para ritmos normales este valor no decaerá tan rápidamente (Figura 4-28). Analizando el valor de la curvatura de la parábola que aproxima los puntos obtenidos, el valor será claramente diferente (Tabla 4-15).

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

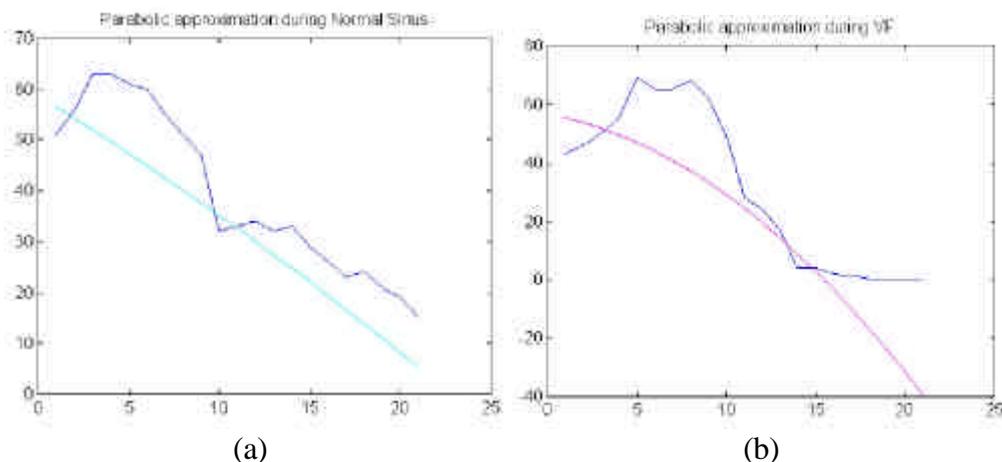


Figura 4-28. Número de términos no nulos por cada componente espectral de la TFR analizada para ritmo normal (a) y fibrilación ventricular (b), junto con su aproximación parabólica.

Tabla 4-15. Valor de la curva obtenida de la aproximación parabólica del número de términos no nulos a lo largo de la frecuencia para PWV.

CURVA							
TFR	long	salto	Normal	Otros	VT	VFL	VFIB
PWV	128	128	0,112 ± 0,123	0,134 ± 0,117	0,038 ± 0,202	0,086 ± 0,163	-0,008 ± 0,208
PWV	128	64	0,136 ± 0,165	0,165 ± 0,165	-0,096 ± 0,280	-0,075 ± 0,242	-0,159 ± 0,298
PWV PCan	128	128	0,162 ± 0,166	0,150 ± 0,171	-0,044 ± 0,258	-0,036 ± 0,248	-0,093 ± 0,289
PWV	256	256	0,048 ± 0,081	0,054 ± 0,059	0,046 ± 0,143	0,094 ± 0,131	0,019 ± 0,150
PWV PCan	256	256	0,063 ± 0,074	0,046 ± 0,061	0,071 ± 0,132	0,116 ± 0,131	0,047 ± 0,142
PWV- fs250	256	128	0,217 ± 0,321	0,303 ± 0,274			-0,278 ± 0,586
PWV	512	512	0,013 ± 0,050	0,017 ± 0,039	0,056 ± 0,060	0,089 ± 0,044	0,043 ± 0,063

Debido a la gran sensibilidad de este parámetro, existe una variación importante de valores incluso entre aquéllos pertenecientes a la misma clase, por lo que resulta difícil obtener un criterio claro, sobre todo si se modifica el tipo de distribución. De todos modos, para algunos casos de análisis concretos es posible obtener un criterio de separación entre clases, pero que sólo asegura un pequeño nivel de seguridad en la selección de candidatos. Por ello, para realizar la clasificación sólo se considera este parámetro si actúa en conjunción con algún otro.

4.7. Otros parámetros.

Eventualmente se ha analizado el comportamiento de otros parámetros, pero sin llegar a realizar un estudio en profundidad, pues los resultados inicialmente obtenidos no han permitido aportar mayor distinción entre patologías. A pesar de ello, posiblemente pudieran ayudar a discernir algunos casos problemáticos, por lo que se describen a continuación.

4.7.1. La transformada afín.

En este caso se ha tomado la señal en el dominio temporal para su análisis como posible complemento a los parámetros t - f , pues se pueden obtener características que ayuden al diagnóstico.

Esta transformada se caracteriza de forma general por la conversión de un paralelogramo en otro paralelogramo, pudiendo expandirlo o contraerlo tanto en un eje como en otro. La fórmula que define la transformación es [Barnsley-88]:

$$\begin{pmatrix} X' \\ Y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} X \\ Y \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} e \\ f \end{pmatrix} \quad (4)$$

Donde e y f definen la traslación de la figura en el plano, y la matriz de coeficientes a , b , c , y d describen la rotación a aplicar junto con la contracción o expansión deseada.

El objetivo para el caso de señales de ECG es el de convertir el segmento de señal entre dos picos consecutivos en un nuevo tramo que coincida en los extremos con el existente entre los dos picos siguientes. Para ello es necesario realizar una detección previa de los picos de la señal, usualmente emplazados en el pico R del QRS [López-97], [Suppappola-94], y una vez que se dispone de tres picos consecutivos, mediante la transformación afín se convierte el segmento entre los picos primero y segundo (llamado segmento anterior en la Figura 4-29) en un segmento que se puede superponer sobre el segmento entre los picos segundo y tercero (segmento actual) de tal forma que los picos inicial y final coincidan independientemente de la longitud que posean. Para esto es necesario que la transformación sea ortogonal ($b=0$) y ade-

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

más $d=1$, con a , c , e y f elegidos para que los picos inicial y final coincidan tal y como se ha comentado [Modia-99].

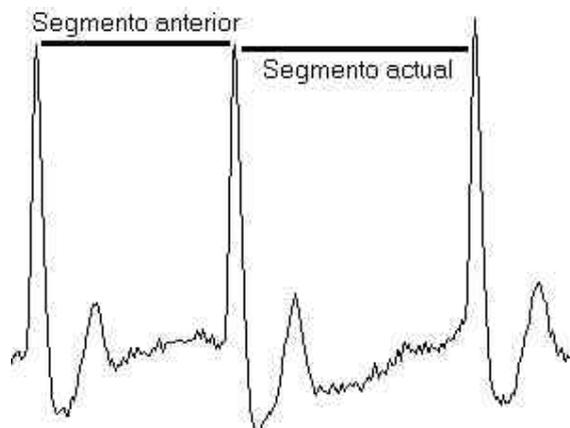


Figura 4-29. Ejemplo de selección de tramos para el cálculo de la transformada afín.

De este modo, con el objetivo de distinguir FV del resto de patologías, para una señal regular en el tiempo (caso de ECG normal), si calculamos el coeficiente de correlación entre el segmento actual y el anterior transformado, el valor resultante será elevado, pero en el caso de un ECG irregular como es el caso de fibrilación ventricular (entre otros), el valor será más bajo. Además, para el caso de taquicardia ventricular (TV) se puede obtener una mejor diferenciación entre ésta y FV ya que la señal de TV es regular y tendrá un coeficiente de correlación alto con una distancia pico a pico muy corta. En resumen, el comportamiento de los parámetros viene dado por la Tabla 4-16:

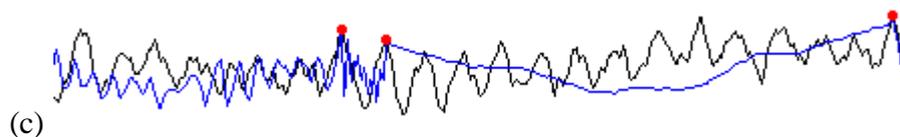
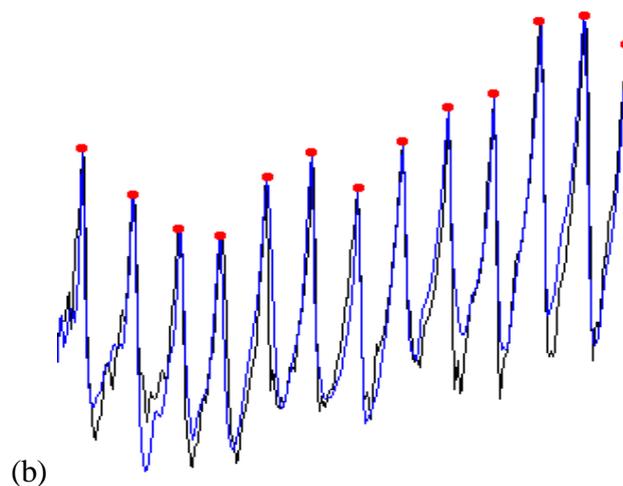
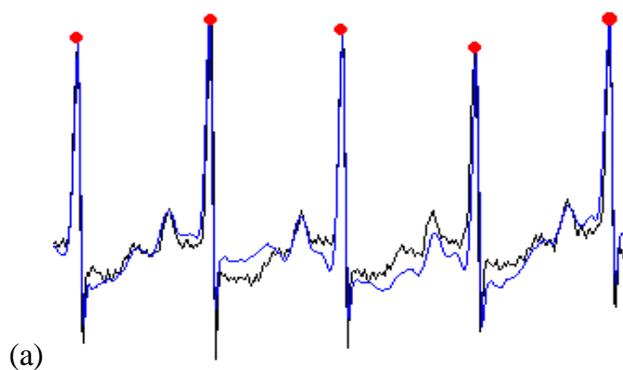
Tabla 4-16. Estimación cualitativa de resultados a obtener por los parámetros extraídos de la transformada afín.

Tipo de Señal	Coefficiente Correlación	Distancia pico-pico
Normal	Alto	Normal
TV	Alto	Baja
FV	Bajo	Alta

Pero un factor determinante para un buen estudio consiste en la capacidad de detectar picos correctamente, pues si para ECG normal los picos no se sitúan en posiciones iguales, la transformada afín se realizará entre segmentos no coincidentes y el factor de correlación será bajo (Figura 4-30).

En el caso de TV, para diferenciarlo de FV, los picos son más fácilmente detectables pues se encuentran relativamente juntos comparados con un ritmo sinusal y usualmente poseen una forma regular por lo que el coeficiente de correlación será alto. En cambio, para FV no se detectan picos frecuentemente y el coeficiente de correlación será bajo ya que la señal varía constantemente en su forma.

Así pues, dos parámetros importantes a tener en cuenta para este tipo de transformadas son la distancia entre picos detectados y el coeficiente de correlación entre el segmento actual y el anterior transformado.



Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Figura 4-30. Segmento anterior transformado (azul) y solapado con el actual (negro) junto con la localización de picos R. Para un ritmo sinusal la similitud es grande (a), para TV también (b), y para FV pequeña (c).

Como ya se ha comentado, se han tomado como parámetros discriminitorios la distancia entre picos, el coeficiente de correlación entre ambos segmentos obtenidos y el número de segmentos presentes en cada ventana analizada (típicamente 128 puntos). Realizando un análisis para los ficheros y clases usualmente empleados, los resultados obtenidos son los mostrados en la Tabla 4-17.

Tabla 4-17. Análisis de parámetros obtenidos por aplicación de la transformada afín.

Media \pm desv. est.	Normal	Otros	VT	VFL	VF
Distancia p-p	138,4 \pm 132,5	177,0 \pm 185,3	253,7 \pm 274,8	221,1 \pm 280,5	264,2 \pm 279,3
Coefficiente Correlación	0,750 \pm 0,285	0,661 \pm 0,319	0,528 \pm 0,359	0,563 \pm 0,408	0,588 \pm 0,272
Num. segs	0,972 \pm 0,292	0,908 \pm 0,387	0,889 \pm 0,715	1,019 \pm 0,793	0,850 \pm 0,708

t-student	Normal-FV	TV-FV	VFL-FV	TV-VFL
Distancia p-p	0	0,040211	0,00011852	0,0036427
Coef. Correlac.	0	0	0,024076	0,019089
Num. Segs	0	0,0027756	4,0549e-009	1,1151e-005

A la vista de los resultados se puede decir que la distinción entre ritmos normales y 'otros' con respecto a patologías ventriculares puede afrontarse, pues a pesar de existir una desviación elevada, una buena parte de los ritmos podrían ser distinguidos. En cambio la distinción entre TV y FV/VFL no presenta buenas perspectivas ya que los resultados son muy similares para cada una de las tres clases, debido principalmente a la gran variación que la señal TV sufre, por lo que los buenos resultados de los episodios regulares quedan enmascarados por aquéllos irregulares (TV polimorfos). De cualquier modo, como apoyo añadido al resto de parámetros extraídos en el ámbito t-f parece admisible su empleo como discriminadores de ciertos casos.

4.7.2. Parámetros en el dominio del tiempo.

Dado que uno de los objetivos principales de este trabajo es la consecución de algoritmos de detección de FV en tiempo real, a pesar de centrar el estudio en distribuciones tiempo-frecuencia, se han estudiado diversos parámetros en el dominio del tiempo que puedan actuar como elementos de clasificación rápidos. Con ello, se pretende realizar una clasificación previa que permita eliminar aquellas señales que no presenten características que hagan pensar en la existencia de FV, ahorrando de este modo el tiempo de cálculo necesario para procesar y obtener la distribución tiempo-frecuencia. Dicho de otro modo, estos parámetros pueden actuar como elementos de descarte ante situaciones claras de inexistencia de FV.

4.7.2.1. Varianza relativa para media unidad

Dadas las características de FV, es claramente apreciable la inexistencia de picos aislados de amplitud grande con respecto al resto ya que la señal posee ciertas oscilaciones continuas a lo largo del segmento analizado (Figura 4-32). En cambio, para ritmos sinusales o similares, suele darse la presencia de uno o dos picos por segmento analizado, claramente prominentes.

Por todo ello, sea $x(t)$ la señal del segmento analizado con media nula, si se eleva al cuadrado (lo que amplía diferencias entre valores grandes y pequeños de amplitud y el segmento deja de tener media nula) y se divide por su media, resulta $x'(t)$ con media unidad. Calculando la varianza de $x'(t)$, se tiene:

$$\frac{\sum_{t=1}^N (x_i'(t) - 1)^2}{N - 1} \quad \text{donde } N = \text{número de puntos del segmento} \quad (5)$$

De este modo, $x'(t)-1$ resulta ser un segmento en el que sólo los picos prominentes están por encima de la unidad y al calcular su varianza ($x'(t)$ es elevada al cuadrado) los elementos por encima de la unidad se harán más significativos. De este modo, el valor de la varianza obtenida está directamente relacionado con el tipo de señal, pues para ritmo sinusal la señal contendrá picos altamente prominentes y por tanto un valor elevado con respecto al valor que se obtendrá en el caso de ritmos fibrilatorios. La Figura 4-31 y Figura 4-32 muestran la forma de la señal en sus diferentes etapas de transformación para una señal de FV y otra de ritmo sinusal con un complejo QRS claramente definido, pudiendo apreciar el resultado final claramente distinto. A este pa-

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

rámetro le llamaremos varianza relativa (VR), y su expresión puede simplificarse de la forma:

$$\frac{\sum_{I=1}^N (x_i'(t) - 1)^2}{N - 1} = \frac{\sum_{I=1}^N \left(\frac{x_i(t)}{\text{media}(x(t))} - 1\right)^2}{N - 1} = \frac{\sum_{I=1}^N (x_i(t) - \text{media}(x(t)))^2}{(N - 1) * (\text{media}(x(t)))^2} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow VR = \frac{\text{varianza}(x(t))}{(\text{media}(x(t)))^2} \quad (6)$$

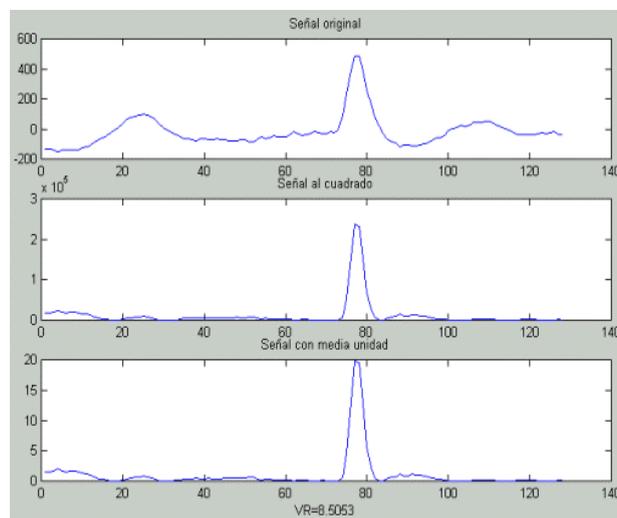


Figura 4-31. Transformación de un segmento con ritmo sinusal para obtener media unidad, VR=8,5053

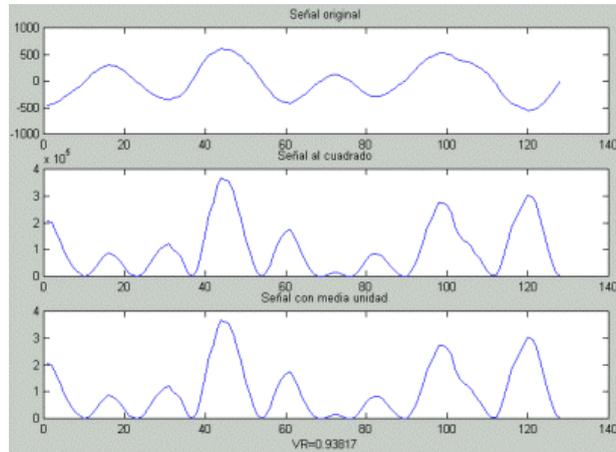


Figura 4-32. Transformación de un segmento de FV para obtener media unidad, VR=0,93817

Los resultados obtenidos para las diferentes clases de patologías y segmentos de 128 puntos se muestran en la Tabla 4-18, y la Figura 4-33 presenta los resultados del análisis ANOVA realizado.

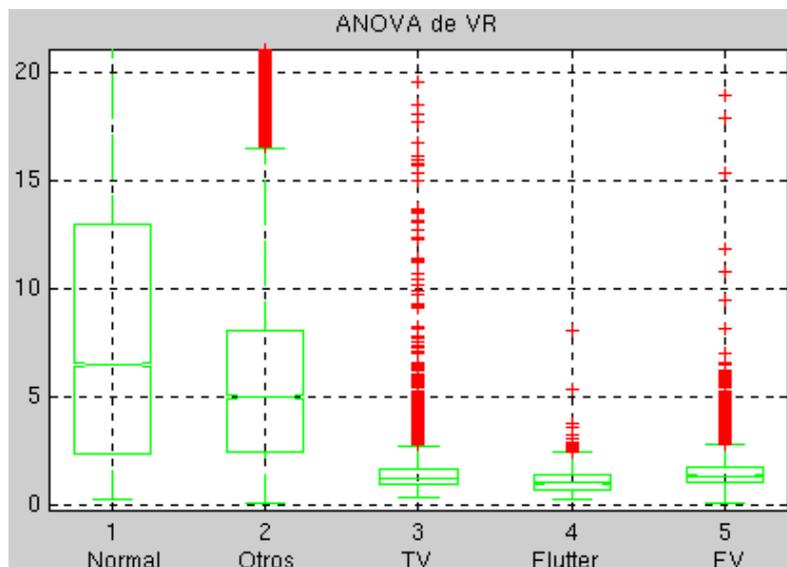


Figura 4-33. Análisis ANOVA de VR ($p < 0,001$).

Tabla 4-18. Media y desviación estándar de VR para cada clase patológica definida.

Clase	VR
-------	----

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Normal	8,22 ± 6,68
Otros	6,04 ± 5,03
TV	1,59 ± 3,42
Flutter	1,07 ± 0,62
FV	1,50 ± 1,11

4.7.2.2. Análisis de formas mediante la varianza.

Una señal de fibrilación de media nula contendrá oscilaciones de similar amplitud tanto hacia valores positivos como negativos, en cambio, para un ritmo sinusal la amplitud positiva será mayor que los niveles negativos. Si en lugar de considerar la señal original se toma su derivada, las diferencias podrán ser más acusadas ya que los valores de amplitud para puntos consecutivos en una señal de FV no oscilan tan abruptamente como lo hacen en un ritmo sinusal o similar y además estas oscilaciones se mantienen a lo largo de todo el segmento analizado, con la ventaja añadida de no necesitar señales de media nula pues la derivada toma diferencias exclusivamente.

Por ello, y tomando un concepto análogo al apartado anterior, si se evalúa el cociente entre la varianza para la derivada de la señal y la varianza para el valor absoluto de dicha derivada, el resultado será significativamente distinto pues para FV habrá mayor homogeneidad a lo largo del segmento (este parámetro se denomina RatioVar). La Figura 4-34 muestra los resultados para un ritmo sinusal y la Figura 4-35 para FV.

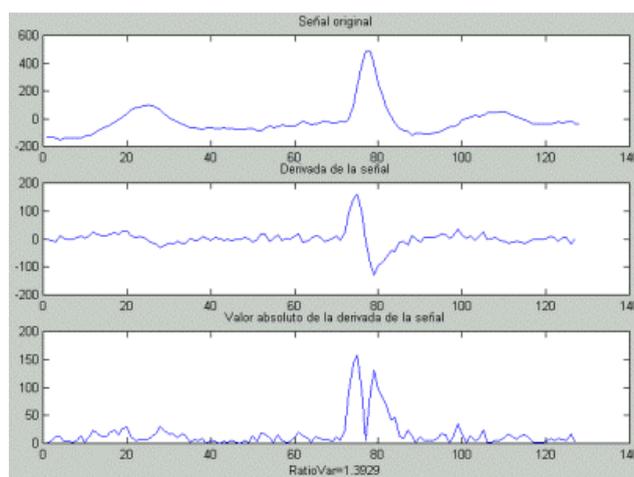


Figura 4-34. Segmento con ritmo sinusal, derivada y su valor absoluto. RatioVar=1,392

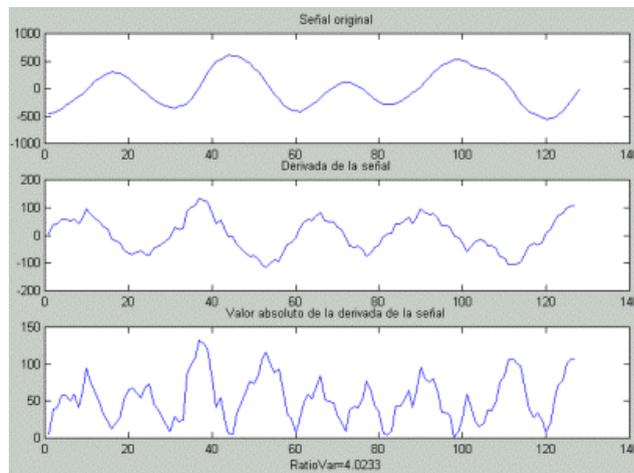


Figura 4-35. Segmento FV, derivada y valor absoluto de la derivada. RatioVar=4,0233

La Tabla 4-19 muestra los resultados de media y desviación estándar obtenidos para los ficheros analizados. En ella se aprecian diferencias importantes entre los ritmos fibrilatorios (TV, Flutter y FV) y el resto, presentando unas características muy buenas de separación entre clases tal y como el análisis ANOVA refleja (Figura 4-36). Así, dado que la varianza del valor absoluto de la derivada para FV es mucho menor que la varianza de la derivada, el cociente es grande, todo lo contrario de lo que ocurre en el caso de ritmo sinusal pues aquí (con y sin valor absoluto) la varianza es grande.

Tabla 4-19. Media y desviación estándar de RatioVar para cada una de las clases definidas.

Clase	RatioVar
Normal	1,62 ± 0,46
Otros	1,75 ± 0,48
TV	2,48 ± 0,59
Flutter	2,65 ± 0,41
FV	2,74 ± 0,39

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en
Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

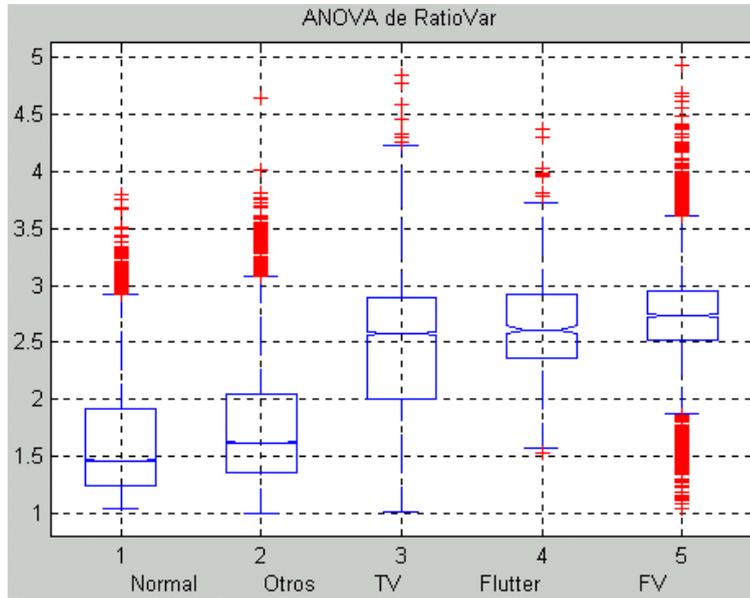


Figura 4-36. Análisis ANOVA de RatioVar ($p < 0,0001$)

Capítulo 4. Caracterización de la señal cardiaca en el dominio tiempo-frecuencia. **4-1**

4.1. Distribuciones tiempo-frecuencia empleadas.	4-2
4.1.1. Wigner-Ville (WV).	4-2
4.1.2. Pseudo Wigner-Ville (PWV).	4-4
4.1.3. Pseudo Wigner-Ville suavizada (SPWV).	4-6
4.1.4. Choi-Williams (CW).	4-9
4.1.5. Escalograma.	4-11
4.1.6. Zhao-Atlas-Marks (ZAM) y Born-Jordan (BJ).	4-13
4.1.7. Espectrograma.	4-15
4.1.8. Page.	4-16
4.1.9. Rihaczek y Margenau-Hill (MH).	4-17
4.1.10. Interferencias Reducidas (RID).	4-18
4.1.11. Resumen de representaciones empleadas.	4-19
4.2. Preprocesado y tratamiento de las señales cardiacas.	4-20
4.3. Análisis de datos empleados.	4-24
4.3.1. Ficheros MIT.	4-26
4.3.2. Ficheros AHA.	4-29
4.3.3. Selección de segmentos.	4-29
4.4. Tratamiento estadístico de parámetros.	4-30
4.5. Elección de bandas frecuenciales	4-32
4.6. Análisis de parámetros en el dominio tiempo-frecuencia.	4-36
4.6.1. Definición de parámetros independientes de bandas frecuenciales.	4-37
4.6.1.1. MAXIMFREC, MINIMFREC.	4-37
4.6.1.2. POSMAXFREC.	4-39
4.6.1.3. Análisis basado en extracción de áreas.	4-39
4.6.2. Parámetros basados en bandas frecuenciales.	4-44
4.6.2.1. Medida de energías.	4-45
4.6.2.2. Parámetros basados en términos no nulos.	4-50
4.7. Otros parámetros.	4-58
4.7.1. La transformada afín.	4-58
4.7.2. Parámetros en el dominio del tiempo.	4-61
4.7.2.1. Varianza relativa para media unidad	4-62
4.7.2.2. Análisis de formas mediante la varianza.	4-65

Capítulo 5. Detección de Fibrilación Ventricular: algoritmos y resultados.

Partiendo del estudio realizado en el capítulo anterior, el siguiente paso es la determinación de los parámetros significativos y la eliminación de posibles redundancias para obtener un conjunto reducido que permita la distinción entre diferentes patologías, con especial enfoque a la detección de FV.

Como técnica ampliamente usada, se ha escogido la realización de un análisis discriminante [MacLachlan-92] para establecer una relación entre parámetros que, mediante el empleo de una función lineal, sea capaz de separar los casos de FV.

A la vista de los resultados proporcionados en el capítulo 4 podemos concluir que no existe gran diferencia entre diferentes distribuciones tiempo-frecuencia ya que los parámetros no muestran diferencias claramente apreciables si se modifica el tipo de TFR empleado. Igualmente ocurre al modificar la longitud del segmento, la distancia de solape o la frecuencia de muestreo. Como motivo principal, se apunta la gran diversidad de señales que se pueden dar, pues a pesar de la mayor definición de ciertas TFR, no en todos los casos se reflejará una mejora en los parámetros de detección. Por todo ello, nos centraremos en la representación de Pseudo Wigner-Ville (PWV) como distribución representativa de aquéllas que poseen un bajo nivel de términos interferencia, tomando longitud de segmento de 128 puntos, solape nulo y frecuencia de muestreo de 125Hz. De cualquier modo, posteriormente compararemos resultados con otras distribuciones.

Como paso previo a la elaboración de un algoritmo detector de FV, es necesario extraer del conjunto de parámetros descritos en el anterior capítulo aquéllos que no aporten información relevante, o bien proporcionen resultados equivalentes a los de otro parámetro. Además, únicamente se elegirán los parámetros que proporcionen una buena distinción entre las clases definidas.

5.1. Selección de parámetros.

Como primera prueba discriminatoria se efectúa un análisis de correlación dos a dos entre parámetros, así, los pares con coeficiente cercano a la unidad implicarán que ambas están directamente relacionadas y por tanto,

alguna de ellas puede eliminarse del conjunto de parámetros útiles. Posteriormente, mediante análisis discriminante de inclusión escalonada se obtienen los parámetros que realmente aportan información para la detección de FV.

5.1.1. Análisis de correlación.

Enfrentando todas las series obtenidas, se realiza una correlación con normalización de datos para comprobar el nivel de similitud entre ellas. La Tabla 5-1 muestra los parámetros donde existe una correlación mayor que 0,8 valor por encima de la cual se considera que ambos parámetros contienen igual información.

Tabla 5-1. Parámetros redundantes debido a un alto coeficiente de correlación.

Parámetros	Coef. Correl.	Parámetros	Coef. Correl.
TSNZL-TSNZ	0,867	ET-EL	0,967
QTL-QTEL	0,926	ET-EH	0,983
QTH-QTEH	0,934	EL-EH	0,907

Esta tabla muestra resultados esperados, pues resulta normal disponer de igual información en QTL que QTEL, así como en QTH y QTEH, con lo que por cada pareja optaremos por uno sólo de ellos, en este caso QTL y QTH respectivamente, pues su método de obtención es más sencillo computacionalmente ya que está basado en la suma de términos no nulos. Por lo que a TSNZ y TSNZL se refiere, es razonable admitir el incremento de términos no nulos en BALO si TSNZ aumenta, con lo que ambas se encuentran directamente relacionadas, por la misma razón, TSNZH, aunque no aparece en la tabla, posee un coeficiente de 0,76 con respecto a TSNZ, que también resulta algo elevado; por ello, se descarta TSNZ. En cambio, la pareja TSNZH y TSNZL poseen un coeficiente menor, pues aquí si es más usual tener diferentes variaciones dependiendo del tipo de patología de que se trate, por lo que resulta conveniente descartar únicamente TSNZ.

Otros parámetros que proporcionan un elevado grado de correlación son ET-EL, ET-EH y EL-EH pues en este caso existe una relación directa entre ET y las energías presentes en BALO y BAHÍ (al igual que ocurre con los términos no nulos), pero es importante resaltar que en este caso no existe alta relación entre QTEH y QTEL como en un principio pudiera intuirse. Por otro lado, se puede apreciar un valor importante de diferenciación entre TV y FV-Flutter para el caso de ET y EL ya que en un gran número de casos la energía

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

en el caso de TV es significativamente mayor. Por tanto, seleccionando EL y ET es suficiente para recabar la información necesaria en cuanto a parámetros energéticos se refiere.

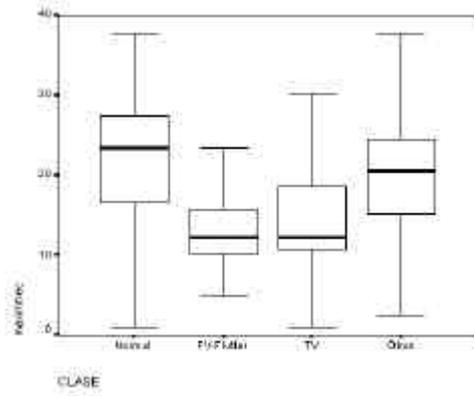
Respecto al resto de parámetros, éstos se mantendrán siempre y cuando aporten información útil en la diferenciación entre clases definidas, aspecto éste que se trata a continuación.

5.1.2. Análisis de varianza.

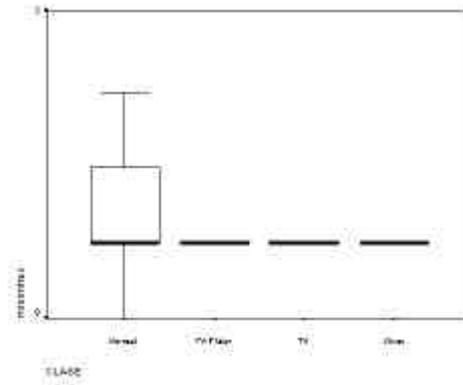
Además de la media y desviación estándar, el análisis de varianza (ANOVA) permite conocer el grado de relación entre los resultados obtenidos para cada una de las clases definidas, además, mediante los diagramas de caja se aprecia visualmente el grado de solape entre las diversas clases, de forma que si es pequeño significará que será posible una buena distinción basada en el establecimiento de umbrales que diferencien ambas clases.

Con los diagramas de caja se pueden establecer criterios que no sólo dependen de la media y desviación estándar, ya que al estar basados en la mediana y los percentiles (basados en la cantidad de elementos con igual valor), se tiene una idea más clara de la distribución de la población de cada clase, pues al contrario que la media, no se ve afectada por valores atípicos muy grandes que distorsionan el resultado. Concretamente, la caja engloba desde el percentil 25 al 75 y se denomina amplitud intercuartil, situándose el percentil 50 en un lugar intermedio de ella; los límites finales marcados con un segmento horizontal vienen dados por 1,5 veces la amplitud intercuartil, y fuera de estos límites se sitúan los valores atípicos (hasta 3 veces la amplitud intercuartil) y los extremos (mayores de tres veces la amplitud intercuartil).

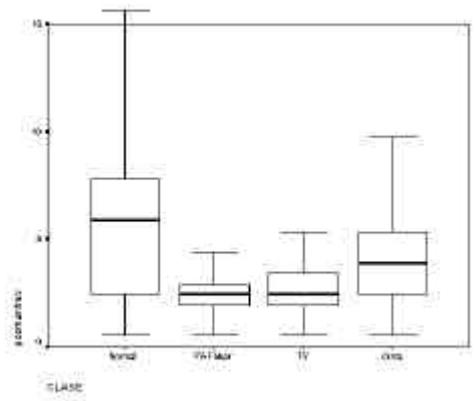
En la Figura 5-1 siguiente se pueden observar los diagramas de caja para cada uno de los parámetros estudiados y correspondientes al conjunto de datos de prueba empleado. Como se puede apreciar, las clases de FV y Flutter se han reunido en una sola ya que clínicamente la terapia a aplicar es la misma, de hecho, los resultados obtenidos en el capítulo anterior han sido muy similares para ambas patologías.



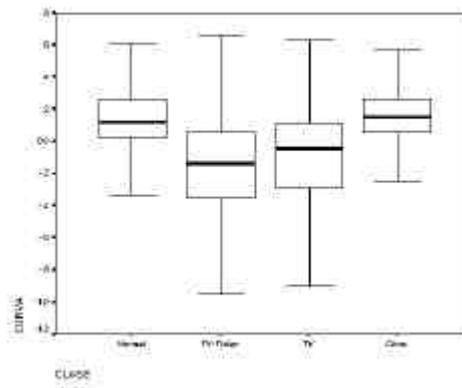
(a) MAXIMFREC



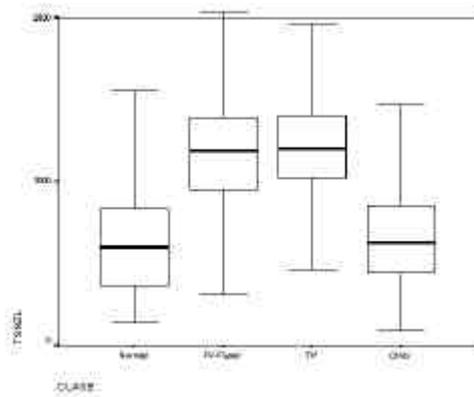
(b) MINIMFREC



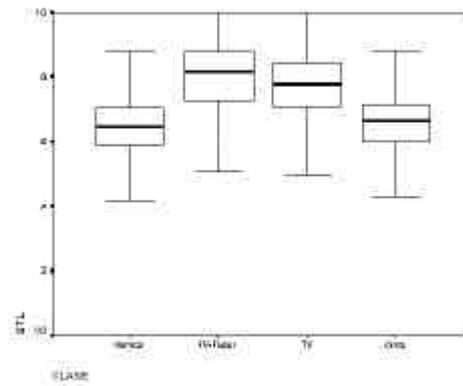
(c) POSMAXFREC



(d) CURVA

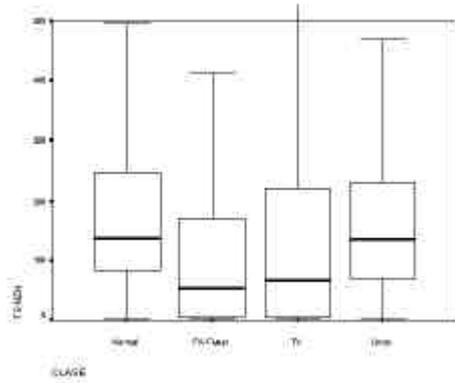


(e) TSNZL

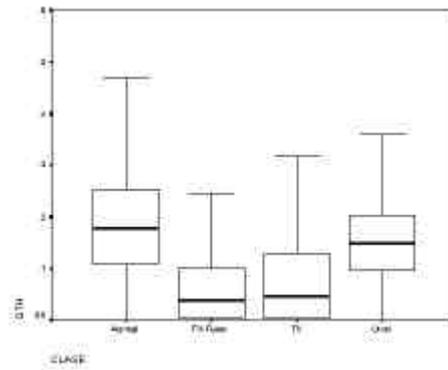


(f) QTL

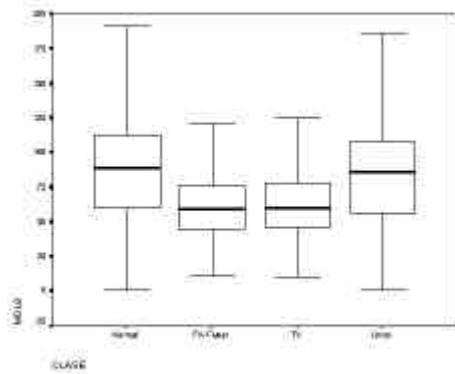
Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz



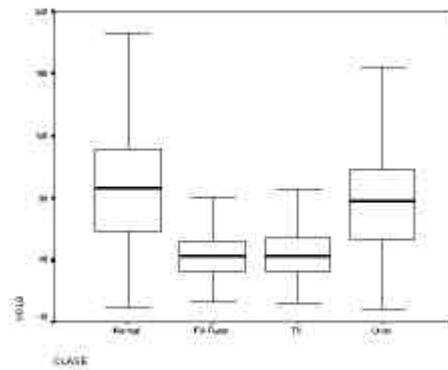
(g) TSNZH



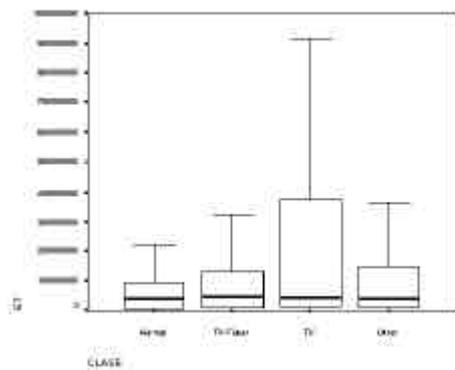
(h) QTH



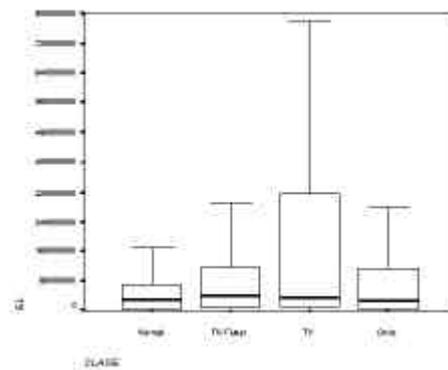
(i) MDL8



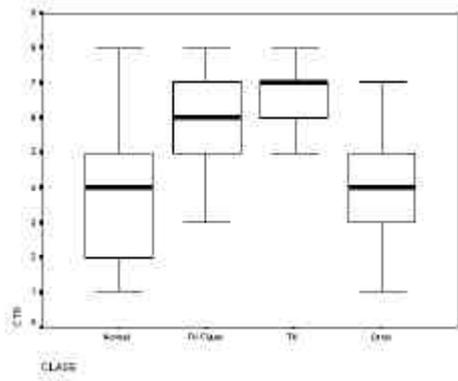
(j) VDL8



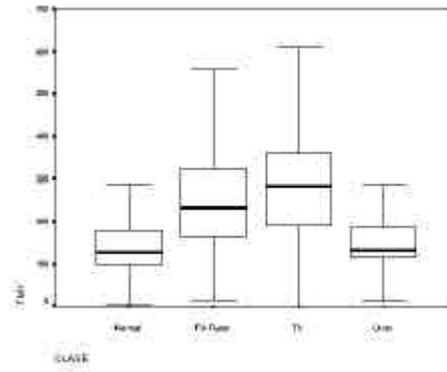
(k) ET



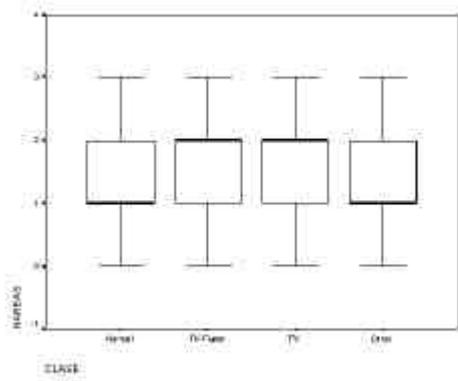
(l) EL



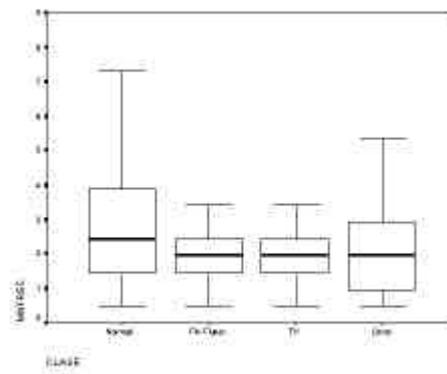
(m) CT8



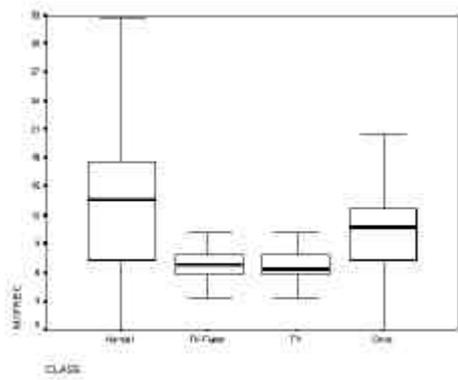
(n) TMY



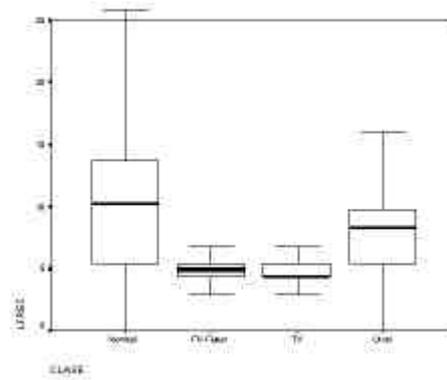
(o) NAREAS



(p) MINFREC



(q) MXFREC



(r) LFREC

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

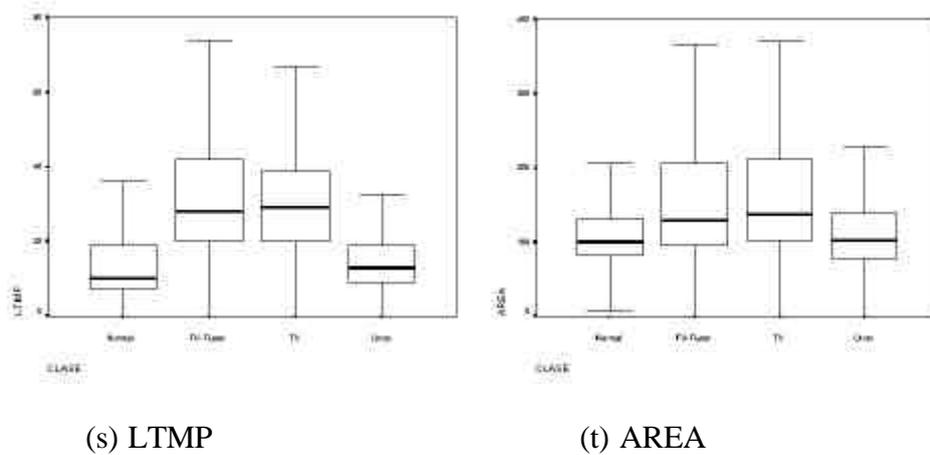


Figura 5-1. Resultados del análisis de varianza correspondientes a los parámetros tiempo-frecuencia analizados.

En el apéndice 2 se pueden consultar las gráficas equivalentes para los parámetros analizados mediante otras distribuciones tiempo-frecuencia, apreciándose las diferencias que existen en algunos de ellos, pero que en general no son excesivamente grandes.

A la vista de los resultados, teniendo en cuenta la media y desviación estándar de cada parámetro para cada clase, podemos decir que ‘a priori’ las clases ‘Normal’ y ‘Otros’ pueden ser separadas con facilidad del resto de clases (TV y FV-Flutter), pues la mayor parte de los parámetros permiten una separación clara en un gran número de casos. El principal problema reside en la separación entre FV-Flutter y TV ya que para la mayoría de parámetros ambas clases se solapan, con lo que no resulta fácil su distinción, cosa que ya pudo apreciarse en el capítulo anterior al analizar resultados de media y desviación estándar, pero que por otra parte resulta comprensible pues en determinados casos la barrera de distinción entre TV y Flutter (que son los más similares) no está bien definida incluso para un especialista, ya que al poseer igual forma, el único criterio aplicable es la frecuencia de la oscilación (al exceder un umbral se puede considerar Flutter).

Para hacer una selección de parámetros útiles primeramente serán descartados aquéllos que no aporten distinción alguna entre clases fácilmente diferenciables como ‘Normal’, ‘Otros’ y el resto. Tal y como se muestra en los diagramas de caja anteriores, podemos decir que MINIMFREC y MIN-FREC no aportan información alguna en cuanto a la distinción de clases pues

el nivel de contenido frecuencial inferior es similar para todas las clases. Tampoco hacen TSNZH, NAREAS y AREA, al menos en un valor suficientemente significativo como para ser tenido en cuenta.

En total serán descartados cinco parámetros por incapacidad para discernir entre clases, que unidos a los cuatro parámetros eliminados por correlación, dejan quince parámetros del dominio tiempo-frecuencia con posibilidad de aportar información relevante al proceso de detección de FV. De cualquier modo, todavía puede ser posible eliminar otros parámetros al analizar los datos en particular sobre los que realizan la discriminación, pues si dos parámetros eliminan los mismos tramos de señal se origina una redundancia, lo que permite la eliminación de uno de los dos. Posteriormente se analiza esta posibilidad mediante un análisis discriminante y diversas pruebas realizadas con los algoritmos de detección a través de una inserción de parámetros por etapas que permite analizar la eficacia de cada uno de ellos.

5.2. Análisis discriminante

Para evaluar el comportamiento de los parámetros tiempo-frecuencia en la detección de FV, mediante un análisis discriminante es posible obtener una relación lineal que permita la separación entre clases y extraer los parámetros que resulten ineficaces en la distinción mediante el método de inclusión por pasos. Con este método se puede obtener una aproximación inicial al proceso de clasificación además de disponer de datos estadísticos acerca de los parámetros evaluados.

El análisis se ha realizado mediante SPSS® 9.0 para Windows, calculando las medias, desviación estándar y análisis ANOVA, obteniendo las matrices de covarianza intra-grupos y para grupos (clases) separados. El método discriminante empleado ha sido el de minimización de la Lambda de Wilks [Norušis-90] también conocida como el estadístico U que indica el valor del cociente entre la suma de cuadrados de una clase y la suma de cuadrados total. Si este valor está cercano a la unidad significa que los grupos no poseen medias muy diferentes, mientras un valor cercano a cero implica que la variabilidad de valores de una clase es pequeña comparado con la variabilidad total, con lo que las clases se podrán diferenciar más claramente; de hecho, la elección de los coeficientes de la función lineal está basada en la obtención de un valor máximo entre el cociente de la suma de cuadrados intra-grupos y la suma de cuadrados inter-grupos.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Una vez obtenida la función de discriminación, para realizar la asignación de cada uno de los casos presentados a una clase concreta se emplea la regla de Bayes teniendo en cuenta la probabilidad de pertenencia a cada grupo dado el valor de la función lineal obtenido. De este modo se puede asignar dicho caso al grupo o clase que mayor probabilidad presente, realizando de este modo la clasificación de la señal.

La Tabla 5-2 muestra los resultados de la Lambda de Wilks para cada uno de los parámetros tiempo-frecuencia, pudiéndose apreciar que ciertos valores aportan muy poca información al proceso de discriminación según la Lambda de Wilks. Si se descartan aquellos con un valor de la Lambda mayor que 0,85 resultan descartados: LFREC, MAXFREC, MDL8, MAXIMFREC, PMXFRQ, ET y EL. Un factor importante a destacar es la eliminación del parámetro ET, pues parece clara su aportación a la distinción entre 'TV' y 'FV-Flutter', y MAXIMFREC, que en sus valores extremos puede ayudar a mejorar resultados de discriminación entre 'TV' y 'FV-Flutter'. Por este motivo serán reconsiderados posteriormente.

Tabla 5-2. Pruebas de igualdad de las medias de los grupos

	Lambda de Wilks	F	Sig.
TMY	0,687	10367,859	0,000
VDL8	0,822	4921,648	0,000
QTH	0,843	4242,525	0,000
CURVA	0,750	7602,356	0,000
QTL	0,761	7155,469	0,000
TSNZL	0,666	11440,192	0,000
CT8	0,682	10609,141	0,000
LTMP	0,803	5597,290	0,000
LFREC	0,880	3123,731	0,000
MAXFREC	0,914	2148,963	0,000
MDL8	0,936	1547,981	0,000
MAXIMFREC	0,883	3009,342	0,000
PMXFRQ	0,920	1990,403	0,000
ET	0,996	88,358	0,000
EL	0,995	116,928	0,000

Analizando los resultados obtenidos por la función de discriminación lineal obtenida empleando todas las variables (Tabla 5-3) y aplicando exclusivamen-

te las de menor Lambda de Wilks (Tabla 5-4) se aprecia que los resultados son prácticamente iguales pero con una reducción importante de parámetros.

Tabla 5-3. Resultados del análisis discriminante incluyendo todos los parámetros (15).

Resultados de la clasificación

			Grupo de pertenencia pronosticado		
			Normal	FV-Flutter	TV
Original	%	Normal	92,7	2,5	4,7
		FV-Flutter	10,0	69,2	20,7
		TV	12,2	23,2	64,6

a. Clasificados correctamente el 88,0% de los casos agrupados originales.

Tabla 5-4. Resultados del análisis discriminante incluyendo parámetros seleccionados (8).

Resultados de la clasificación

			Grupo de pertenencia pronosticado		
			Normal	FV-Flutter	TV
Original	%	Normal	91,7	2,8	5,5
		FV-Flutter	12,2	64,6	23,2
		TV	11,2	26,0	62,8

a. Clasificados correctamente el 86,5% de los casos agrupados originales.

Como se puede apreciar en las tablas anteriores, el grupo ‘Otros’ no aparece dado que se ha englobado dentro del grupo ‘Normal’, puesto que el interés principal es discernir ‘FV-Flutter’ del resto, prestando especial atención a ‘TV’, así pues, la obtención de la función discriminante lineal se simplifica y mejora englobando ‘Otros’ dentro de ‘Normal’ dado que los parámetros no están específicamente elegidos para ello, en cambio, si están separados, la función discriminante intenta diferenciarlos. En la Tabla 5-5 se aprecia que la diferenciación entre ‘Otros’ y ‘Normal’ es muy baja, aunque la clasificación entre ‘FV-Flutter’ y ‘TV’ se mantiene en niveles similares a los anteriores. También se puede ver que el nivel de errores de ‘FV-Flutter’ y ‘TV’ es mayor para ‘Otros’ que para ‘Normal’, hecho lógico ya que ‘Normal’ es una clase bien definida con un bajo nivel de dispersión.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Por tanto, la discriminación entre ‘Normal’ y ‘FV-Flutter’-‘TV’ parece clara, alcanzando unos niveles alrededor del 92%, en cambio, resulta necesario mejorar la discriminación entre ‘FV-Flutter’ y ‘TV’.

Tabla 5-5. Resultados del análisis discriminante aplicado sobre las cuatro clases y todos los parámetros tiempo-frecuencia (15).

Resultados de la clasificación

			Grupo de pertenencia pronosticado			
			Normal	FV-Flutter	TV	Otros
Original	%	Normal	55,1	1,7	3,6	39,6
		FV-Flutter	,5	66,5	20,7	12,3
		TV	6,1	21,4	63,6	8,8
		Otros	26,5	1,7	3,7	68,1

a. Clasificados correctamente el 63,0% de los casos agrupados originales.

5.3. Detección de FV mediante parámetros tiempo-frecuencia.

El estudio de algoritmos de clasificación se plantea de modo que en primer lugar se obtienen resultados para la detección de FV frente a ritmos no fibrilatorios y así conocer la capacidad de detección ante ritmo sinusal junto con otros ritmos tales como bigeminismo (BI), taquiarritmia supraventricular (SVTA), fibrilación auricular (AFIB), tramos de ruido, etc.

Por otra parte, se analiza la capacidad de discriminar FV y Flutter de Taquicardia Ventricular (TV), ya que a pesar de ser una labor difícil, resulta conveniente su distinción, especialmente si se desean aplicar terapias de tratamiento automático de desfibrilación, pues en caso de determinados episodios de TV (TV monomórficas) no se aconseja desfibrilación. El mayor problema radica en la discriminación entre TV y Flutter, pues a menudo la forma de la señal resulta muy similar, y la diferencia radica únicamente en la frecuencia con la que se producen las oscilaciones.

La elección de umbrales que serán empleados en los algoritmos de clasificación en árbol se ha realizado basándonos en la media, desviación estándar y diagramas de caja para cada parámetro y cada una de las clases de cada parámetro. Estos umbrales no permanecen fijos para todos los algoritmos sino que dependiendo de la combinación de parámetros existentes, se sitúan en un

nivel distinto y no se emplean necesariamente en todos los algoritmos desarrollados. Como valores aproximados la Tabla 5-6 muestra los niveles de separación para cada parámetro a la hora de aceptar o rechazar un segmento de datos como candidato a FV-Flutter para la distribución de PWV, ya que dependiendo del tipo de distribución empleado, los umbrales también se modifican.

Tabla 5-6. Umbrales aproximados para la clasificación de datos mediante árbol de detección con la distribución PWV.

Parámetro	Umbral	Condición
LTMP	<90	Con NAREAS=1 → Candidato a FV-Flutter
	>15	Con NAREAS>1 → Candidato a FV-Flutter
CURVA	<-0,3	Candidato a FV-Flutter
TSNZL	>1500	Candidato a FV-Flutter
	<400	Descartado como posibilidad de FV-Flutter
QTH	>0,2	Descartado como posibilidad de FV-Flutter
VDL8	>90	Descartado como posibilidad de FV-Flutter
MAXIMFREC	>22 ó <6	Descartado como posibilidad de FV-Flutter
ET	>3,5e9	Descartado como posibilidad de FV-Flutter
TMY	>450	Descartado como posibilidad de FV-Flutter
LFREC	>=8	Descartado como posibilidad de FV-Flutter
VR	>3	Descartado como posibilidad de FV-Flutter
RatioVar	<2	Descartado como posibilidad de FV-Flutter

5.3.1. Detección de FV frente a ritmos no fibrilatorios.

Basados en los parámetros vistos hasta el momento, se han elaborado diversos algoritmos de detección de fibrilación ventricular [Rosado-98], [Rosado-99b], obteniendo resultados satisfactorios en cuanto a detección de FV se refiere, pero sin considerar a fondo la discriminación entre FV y TV.

En [Rosado-98] se hace hincapié en la obtención de una alta especificidad, analizando en detalle los ficheros de la American Heart Association (AHA). Propone el empleo de los parámetros QTH, CT8 y POSMAXFREC para desarrollar un algoritmo de detección que considera la necesidad de obtener dos positivos consecutivos para interpretar la existencia fiable de un episodio de FV. También analiza el efecto de tomar la misma señal proveniente de diferentes canales (derivaciones), obteniendo resultados muy similares independientemente de la derivación considerada. Los resultados obteni-

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

dos proporcionan una especificidad media del 97,3% y sensibilidad para FV del 73,0%.

En [Rosado-99b] se desarrolla un algoritmo más elaborado que el anterior donde se tienen en cuenta 9 parámetros: TSNZ, TSNZH, CT8, MDL8, VDL8, ET, EH, CURVA y POSMAXFREC. Se analizan un total de 13 ficheros provenientes de las bases AHA y MIT, obteniéndose una especificidad media del 92,4% y una sensibilidad del 89,1%.

Mediante análisis discriminante, tomando en este caso los 15 ficheros de prueba, se intenta realizar una distinción entre 'FV' y un grupo formado por las patologías 'Normal' y 'Otros', empleando cinco de los parámetros definidos (TSNZL, CURVA, MAXIMFREC, QTH y LTMP) que estadísticamente demuestran ser los más significativos (la inclusión de más parámetros no mejora los resultados de la función lineal de separación entre clases). Los resultados obtenidos para el conjunto de prueba se muestran en la Tabla 5-7. La Tabla 5-8 muestra los resultados proporcionados por el análisis discriminante para el conjunto global de ficheros.

Tabla 5-7. Análisis discriminante del conjunto de prueba para distinción entre FV y ritmos no relacionados.

Resultados de la clasificación

			Grupo de pertenencia pronosticado	
			Normal-Otros	FV-Flutter
Original	%	Normal-Otros	96,4	3,6
		FV-Flutter	14,7	85,3

a. Clasificados correctamente el 94,9% de los casos agrupados originales.

Tabla 5-8 Análisis discriminante para distinción entre FV y ritmos no relacionados de todos los ficheros disponibles.

Resultados de la clasificación

			Grupo de pertenencia pronosticado	
			Normal-Otros	FV-Flutter
Original	%	Normal-Otros	96,5	3,5
		FV-Flutter	15,8	84,2

a. Clasificados correctamente el 95,1% de los casos agrupados originales.

Dada la mayor homogeneidad de las señales provenientes de las clases 'Normal' y 'Otros', el nivel de clasificación correcta incluso aumenta con respecto al primer grupo analizado, aunque el éxito en la clasificación de 'FV' disminuye ligeramente. Así la especificidad resulta elevada, manteniendo un valor de sensibilidad alto, lo que indica el buen comportamiento que presenta este tipo de análisis.

Basados en las referencias anteriores, se ha desarrollado un nuevo algoritmo con clasificación mediante umbrales para los parámetros que mejor pueden distinguir la patología 'FV' del resto (sin incluir 'TV'). Para ello se han seleccionado 6 parámetros: LTMP, CURVA, TSNZL, QTH, VDL8 y MAXIMFREC.

En primer lugar, se realiza una comprobación de señal ruidosa para detectar presencia de señales con componentes no provenientes del paciente, para ello, se mide la energía en la banda BANO definida a tal efecto, y si excede un nivel de energía superior al 7,5% de la energía total se considerará que la señal no posee las condiciones apropiadas para su análisis, por lo que será rechazada. Este tipo de análisis no detecta otros tipos de ruido incorporados en las mismas componentes frecuenciales que la señal, pero es de utilidad en un gran número de casos.

Seguidamente, se procede a analizar los parámetros LTMP, CURVA y TSNZL dado que su separación entre clases permite disponer de un margen en el que se puede hablar de presencia de 'FV'. Así, si LTMP y TSNZL se encuentran por encima de unos valores fijados en 70 y 1500 respectivamente, y CURVA está por debajo de $-0,35$, el segmento analizado se da como positivo ante 'FV' independientemente del valor del resto de parámetros. A continuación, se evalúan el resto de parámetros para obtener un descarte por valores que asegure la inexistencia de 'FV' realizando así una eliminación de tra-

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

mos; si finalmente no se descarta el tramo, éste se dará como positivo de 'FV'. De este modo, la admisión de positivo ante 'FV' se realiza para aquellos casos en lo que sea clara su condición de señal patológica (primera etapa de clasificación) y aquellos más dudosos que tras la eliminación de los segmentos claramente no pertenecientes a 'FV', son candidatos muy probables, con lo que también se dan como positivos. La Figura 5-2 muestra un diagrama de flujo con el árbol de detección empleado.

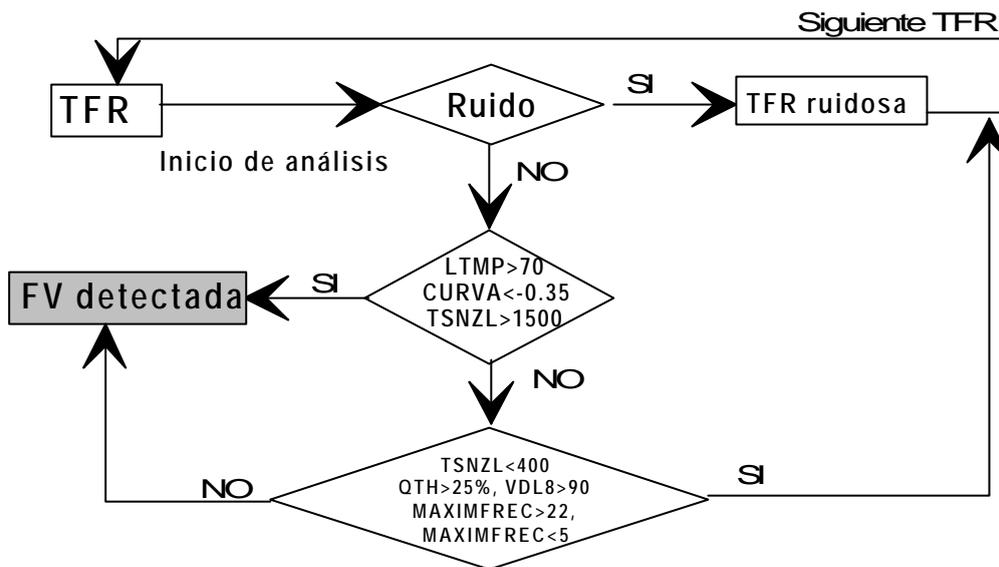


Figura 5-2. Algoritmo de detección de FV con discriminación de 'Normal' y 'Otros'.

Los resultados obtenidos no difieren mucho de los proporcionados por el análisis discriminante, en este caso, tanto la especificidad como la sensibilidad se encuentran cercanos al 90% (Tabla 5-9) en los datos de prueba y en el conjunto total. Para el caso de segmentos escogidos, los resultados mejoran excepto para el grupo 'Otros', debido principalmente a la selección de segmentos realizada, que engloba todos aquellos tramos de señal que realmente difieren del resto, mientras que en una adquisición continua existe mayor variabilidad y el porcentaje de errores sobre el total es menor. En general, la especificidad total aumenta debido al mayor número de tramos 'Normal' analizados.

Tabla 5-9. Resultados del algoritmo de detección de FV frente a señales con características 'Normal' y 'Otros'.

	Sensibilidad 'FV-Flutter'	Especificidad 'Normal'	Especificidad 'Otros'	Especificidad Global
--	------------------------------	---------------------------	--------------------------	-------------------------

Conjunto de prueba	91,3%	93,6%	90,3%	92,1%
Conjunto completo	90,8%	94,5%	86,2%	90,5%
Segmentos escogidos	94,4%	97,9%	80,8%	93,2%

En cambio, la especificidad ante 'TV' proporcionada por el algoritmo, que no tiene en cuenta la separación entre 'TV' y 'FV-Flutter', resulta del 16,0% para el conjunto de prueba, pues la mayor parte de segmentos con 'TV' se clasifican como 'FV'. Debido a esto, la sensibilidad ante 'FV' resulta alta pues los casos dudosos se incluyen en 'FV' ya que el objetivo principal no es la separación de 'TV' frente a 'FV'.

5.3.2. Discriminación entre FV-Flutter y TV.

Pasando a considerar la distinción entre FV-Flutter y TV, [Rosado-00] realiza una aproximación al problema, analizando aquellos parámetros que puedan ayudar a establecer diferencias entre ambos tipos de patologías, proporcionando unos resultados de especificidad ante 'TV' de un 78% con sensibilidades del 87% y 94% ante 'FV' y 'Flutter' respectivamente, pero obteniendo una especificidad ante 'Normal' y 'Otros' del 88% y 77% respectivamente, lo que disminuye los valores previamente obtenidos pero con la ventaja de disponer de alta especificidad ante 'TV' comparado con el algoritmo anterior.

El análisis discriminante para este caso ofrece unos valores de éxito inferiores a los anteriores, la Tabla 5-10 y Tabla 5-11 ofrecen los resultados obtenidos para el conjunto de prueba y el conjunto global respectivamente. El nivel de aciertos para el grupo 'Normal-Otros' es similar al de análisis anteriores, pero se observa cómo el nivel de confusión entre 'FV-Flutter' y 'TV' resulta elevado, especialmente para el caso de 'TV' donde existen confusiones con respecto a 'FV' y 'Normal-Otros', lo que resulta en un 64,4% de aciertos con un 21,9% de confusión frente a 'FV' empleando el conjunto de prueba. Si se utiliza el conjunto global de datos, el nivel de aciertos de 'TV' disminuye hasta el 48%, aunque este valor no resulta del todo fiable ya que gran número de anotaciones proporcionadas no se ajustan a la patología existente según afirma un experto cardiólogo.

Tabla 5-10. Análisis discriminante del conjunto de datos de prueba para detección de FV con separación de TV.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Resultados de la clasificación^a

			Grupo de pertenencia pronosticado		
			Normal-Otros	FV-Flutter	TV
Original	%	Normal-Otros	94,1	1,9	4,0
		FV-Flutter	11,7	67,1	21,2
		TV	13,7	21,9	64,4

a. Clasificados correctamente el 88,8% de los casos agrupados originales.

Tabla 5-11. Análisis discriminante del conjunto global de datos para detección de FV con separación de TV.

Resultados de la clasificación^a

			Grupo de pertenencia pronosticado		
			Normal-Otros	FV-Flutter	TV
Original	%	Normal-Otros	93,7	1,1	5,3
		FV-Flutter	11,9	59,7	28,4
		TV	14,8	37,2	48,0

a. Clasificados correctamente el 86,0% de los casos agrupados originales.

Partiendo del algoritmo presentado en [Rosado-00] que emplea algunos parámetros no considerados aquí, se ha desarrollado un proceso de detección en árbol para la discriminación entre 'FV-Flutter' y 'TV' intentando no afectar la sensibilidad y especificidad obtenidas hasta el momento. Analizando detenidamente los resultados de los parámetros obtenidos, se aprecia que, a pesar de ciertas diferencias en media y desviación estándar, el grupo 'TV' queda englobado usualmente dentro de 'FV-Flutter', por lo que sólo algunos parámetros podrán proporcionar información relevante para su distinción pero sin llegar a obtener una separación completa entre clases. Estos parámetros son:

- **ET:** En caso de TV, gran número de segmentos poseen una energía significativamente mayor que en el caso del resto de patologías. El parámetro EL aporta idéntica separación, pero ofrecen información redundante, por lo que no se emplea.
- **TMY:** Aunque muy ligeramente, el rango de valores que toma la clase 'FV-Flutter' es menor que para 'TV', con lo que si se acota superior e inferiormente se podrán eliminar episodios de 'TV' sin perjudicar la correcta detección de 'FV':

- **TSNZH**: análogamente a lo que ocurre con TMY pero únicamente por la parte superior, existen valores para 'TV' mayores que para 'FV'.
- **MAXIMFREC**: en esta ocasión, la desviación estándar de 'TV' es mayor que la de 'FV', con lo que también se tiene la posibilidad de descartar tramos de señal con 'TV' que posean valores extremos de MAXIMFREC (tanto inferior como superiormente).

Así, se toman unos umbrales de $ET > 3.5e9$, $TMY < 15$, $TMY > 450$, $TSNZH > 350$, $MAXIMFREC > 20$, $MAXIMFREC < 6$ para los que se elimina la posibilidad de existencia de 'FV-Flutter'. Además, para mejorar la sensibilidad y especificidad, se debe disponer de dos positivos seguidos para aceptar ambos tramos como 'FV-Flutter'. Así, se descartan aquellos positivos aislados que puedan ofrecer una señal sesgada y no reflejen el estado del paciente, mientras que este riesgo se reduce en gran medida al considerar dos segmentos consecutivos. Para el caso de los resultados con segmentos, al no existir continuidad, únicamente se toman segmentos aislados.

Uniando el algoritmo de discriminación de 'Normal-Otros' con estos nuevos parámetros, se obtiene un algoritmo de decisión de FV que incluye discriminación de TV basado en el árbol de detección mostrado en la Figura 5-3 y con el que se obtienen unos resultados que se muestran en la Tabla 5-12.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

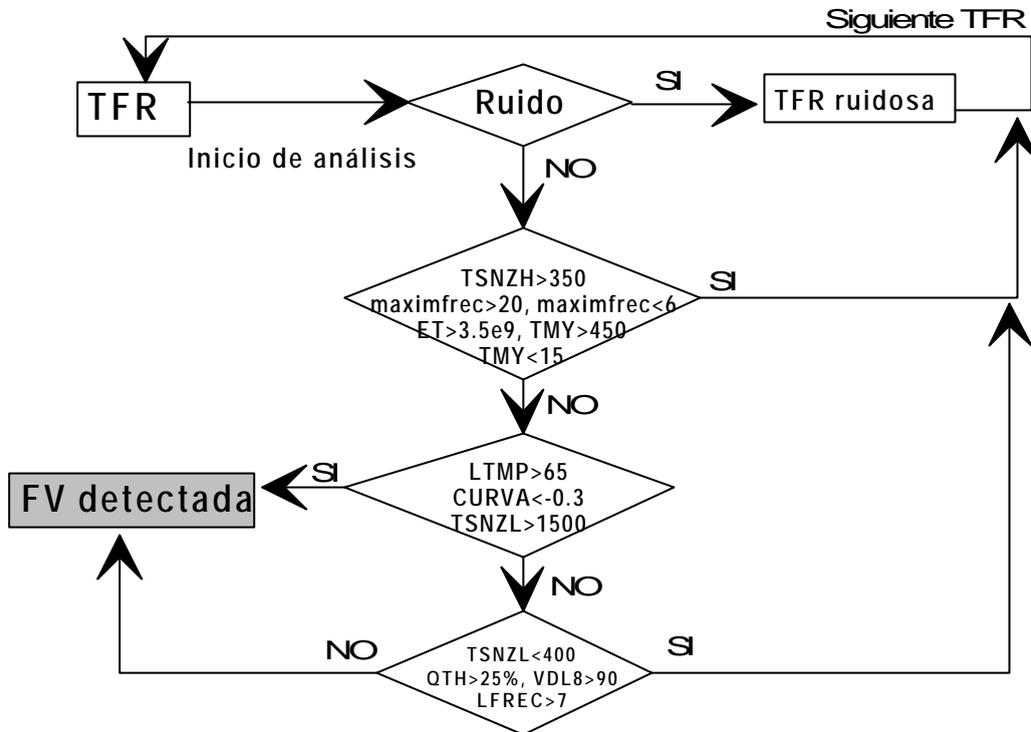


Figura 5-3. Arbol de decisión para detección de FV con discriminación de TV.

Tabla 5-12. Resultados del algoritmo de detección de FV-Flutter incluyendo discriminación de TV y basado en parámetros tiempo-frecuencia mediante la transformada PWV.

	Sensibilidad 'FV-Flutter'	Especificidad 'Normal'	Especificidad 'Otros'	Especificidad 'TV'	Especificidad Global
Conjunto de prueba	75,3%	92,4%	83,5%	74,5%	86,6%
Conjunto completo	75,2%	92,4%	82,0%	69,4%	81,8%
Segmentos escogidos	89,2%	94,7%	79,9%	89,0%	91,3%

Comparando los resultados con los obtenidos al no considerar detección de 'TV', la sensibilidad ante 'FV-Flutter' y especificidad ante 'Normal' y 'Otros' disminuyen, especialmente para 'FV-Flutter' en el caso de los conjuntos de datos de señal continua, pues dada la similitud de ambas patologías, para poder ser capaces de aumentar la especificidad ante 'TV' se sacrifica la sensibilidad en un pequeño porcentaje. De cualquier modo, dado que se trata de un algoritmo basado en umbrales resulta sencillo balancear los resultados,

a sabiendas de que si se aumenta la sensibilidad ante 'FV-Flutter' disminuye la especificidad ante 'TV' y viceversa.

Por lo que respecta a la especificidad ante 'Otros', ésta se puede mejorar incluyendo algunos parámetros adicionales, pero no se considera conveniente ya que a la hora de construir el algoritmo que engloba parámetros temporales, el número de falsos positivos para 'Normal' y 'Otros' disminuye apreciablemente sin añadir complejidad.

5.4. Detección con parámetros temporales.

Tal y como se propuso en el apartado 4.7, el resultado proporcionado por los parámetros VR y RatioVar es apropiado para la discriminación entre las patologías 'Normal', 'Otros' y el resto, permitiendo una selección rápida mediante descarte que evita el cálculo de la transformada tiempo-frecuencia. Dados los resultados de media, desviación estándar y ANOVA, se seleccionan unos umbrales que permitan la mayor sensibilidad posible para el caso de 'FV-Flutter' y puedan proporcionar alta especificidad ante 'Normal' y 'Otros'.

Para comprobar el comportamiento del algoritmo se ha elegido un límite de VR=3 por encima del cual se considera que no existe posibilidad de FV, y un valor por debajo de RatioVar=2 también asume la no existencia de FV. Los resultados obtenidos resultan bastante alentadores pues se consigue una sensibilidad ante 'FV-Flutter' del 94,65%, con especificidad ante 'Normal', 'Otros' y 'TV' de 80,27%, 76,06% y 25,33% respectivamente para el conjunto global de datos. Especialmente RatioVar resulta el más apropiado, pues en la mayor parte de los casos es quien decide el descarte de forma más adecuada. La Tabla 5-13 muestra los resultados obtenidos empleando ambos parámetros a la vez y cada uno de ellos por separado.

Tabla 5-13. Resultados del algoritmo de clasificación empleando parámetros VR y RatioVar del dominio temporal.

Algoritmo	Sensibilidad 'FV-Flutter'	Especificidad 'Normal'	Especificidad 'Otros'	Especificidad 'TV'
VR y RatioVar	94,65%	80,27%	76,06%	25,33%
RatioVar	97,02%	78,17%	72,54%	24,39%
VR	96,74%	55,13%	49,40%	4,01%

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Por tanto, manteniendo una alta sensibilidad se consigue eliminar un alto porcentaje de segmentos que claramente no cumplen las condiciones para ser evaluados como FV. Así pues, la función de los parámetros tiempo-frecuencia debe ser la de mejorar la especificidad sin perder sensibilidad, especialmente en el caso de TV pues la especificidad obtenida es muy baja debido a la similitud que ambos tipos de señales poseen y que en el dominio temporal resulta altamente difícil su clasificación.

5.5. Algoritmo global de detección de Fibrilación Ventricular.

En apartados anteriores se han analizado procedimientos parciales de detección de FV, comprobando la utilidad de los parámetros tiempo-frecuencia para mejorar la separación entre TV y FV. Combinando los parámetros temporales extraídos y los parámetros tiempo-frecuencia, es posible obtener un procedimiento fiable y rápido a la hora de proporcionar un diagnóstico en tiempo real sobre la señal analizada.

Englobando los algoritmos previamente descritos, para optimizar los resultados se hace necesario modificar algunos umbrales ya que la actuación conjunta permite cambios que mejoran los resultados. Como única modificación añadida, se ha considerado la actuación conjunta de LTMP y NAREAS pues la longitud temporal dependerá en gran medida del número de áreas existentes. Si existe una sola área y ésta es demasiado grande (mayor de 90 puntos) significa que, mediante un descarte previo con otros parámetros para eliminar otro tipo de señales, únicamente puede tratarse de Flutter o TV, pero en principio se desecha como positivo ya que parece aconsejable analizar la evolución de la señal hasta que degenere en FV si es que es el caso. Si por el contrario es demasiado pequeña (menor de 15 puntos), tampoco se considerará como FV ya que no cumple las características esenciales para tratarse de esta patología. Si se dispone de más de un área en la misma TFR, entonces se calcula la dispersión entre el máximo y el mínimo valor de LTMP para cada área, y si ésta es grande, se considera candidato a FV ya que debido al carácter tan variable de la señal de FV es normal que esto ocurra, cosa que no será así para otras patologías ya que existirá cierta uniformidad en la señal. Este procedimiento, en cambio, no se emplea anteriormente dado que sin la eliminación previa de los parámetros temporales se obtiene un gran número de falsos positivos ante 'Normal' y 'Otros'. Por lo que respecta al resto de parámetros y la estructura del algoritmo, conservan la estructura descrita en apartados

anteriores. La Figura 5-4 muestra el árbol de decisión sobre el que se basa el algoritmo. Los resultados obtenidos se corresponden con la Tabla 5-14.

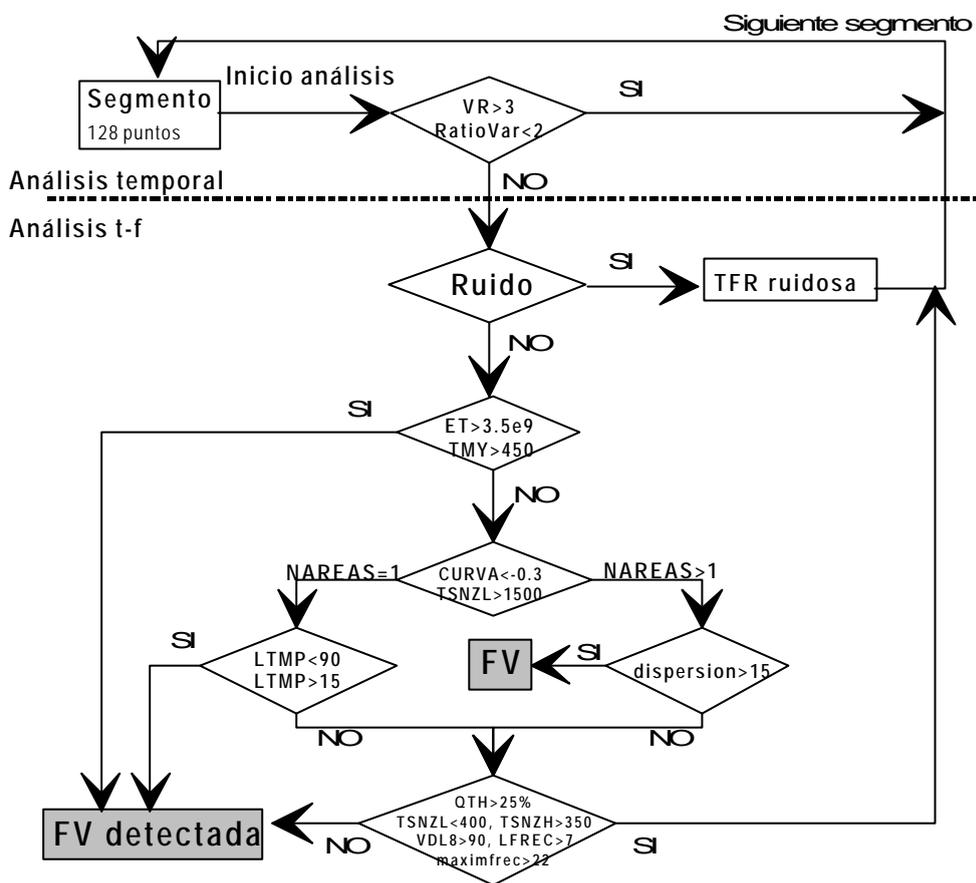


Figura 5-4. Árbol de decisión del algoritmo completo de detección de FV-Flutter.

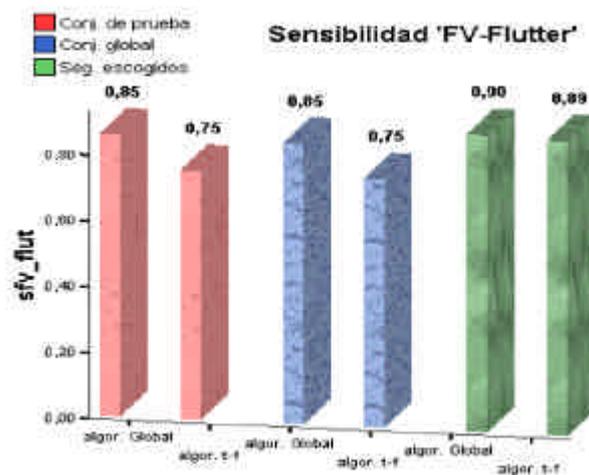
Tabla 5-14. Resultados obtenidos por el algoritmo completo de detección de FV.

	Sensibilidad 'FV-Flutter'	Especificidad 'Normal'	Especificidad 'Otros'	Especificidad 'TV'	Especificidad Global
Conjunto de prueba	85,3%	98,3%	93,8%	73,9%	94,3%
Conjunto completo	84,9%	97,9%	93,6%	72,5%	91,7%
Segmentos escogidos	89,9%	98,7%	95,6%	90,4%	96,0%

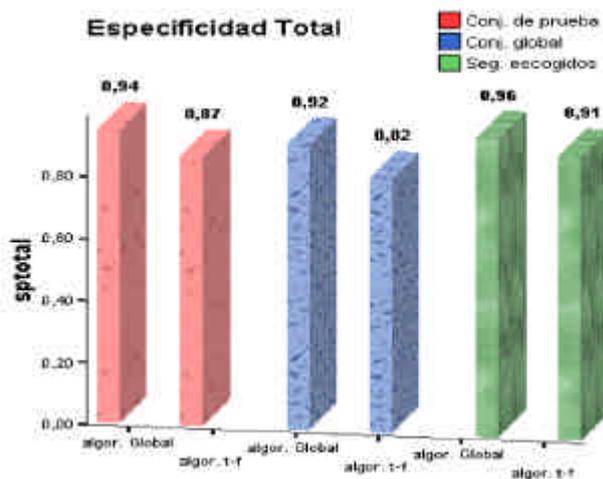
Con este algoritmo se obtiene una buena especificidad ante 'TV' y se incrementan la sensibilidad para 'FV-Flutter' y especificidad para los grupos

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

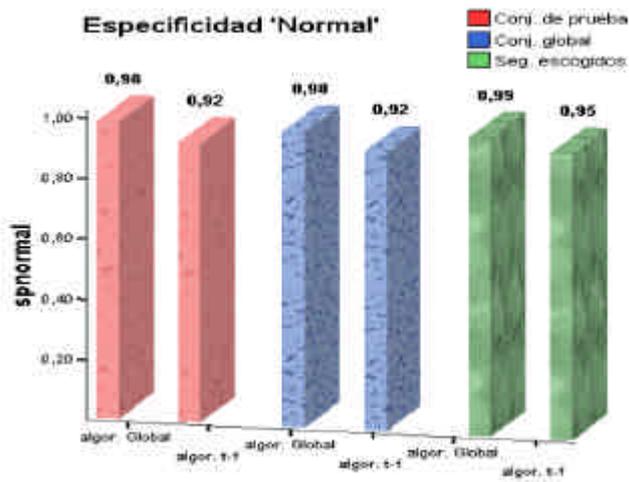
'Normal' y 'Otros'. La Figura 5-5 muestra la comparativa entre el algoritmo definitivo y el basado exclusivamente en parámetros tiempo-frecuencia para cada uno de los grupos de datos analizados, mejorando en todos los aspectos excepto en la especificidad ante 'TV' para el conjunto de prueba. Se comprueba cómo la especificidad ante 'TV' no cambia con el algoritmo completo, indicando que los parámetros tiempo-frecuencia son los responsables de la distinción que se produce.



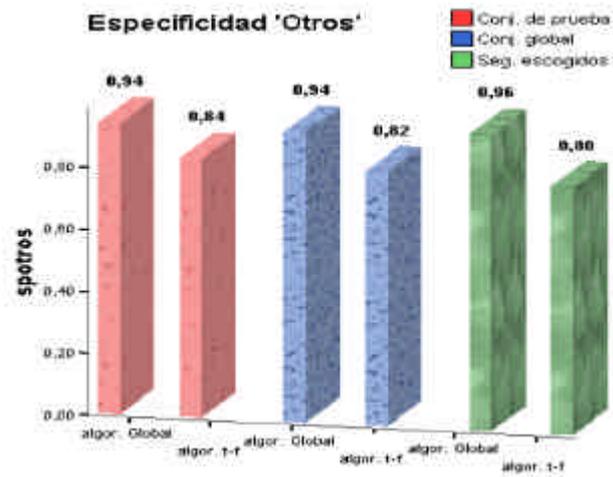
(a)



(b)

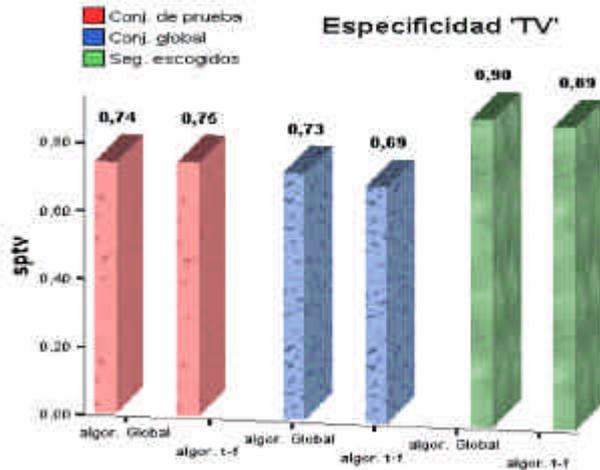


(c)



(d)

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz



(e)

Figura 5-5. Comparativa de resultados para los diferentes conjuntos de datos empleados, entre el algoritmo basado en parámetros tiempo-frecuencia y el algoritmo completo.

En la Figura 5-6a y Figura 5-6b se muestra un ejemplo de detecciones para los ficheros MIT430 y AHA206 donde se puede apreciar las anotaciones de 'FV-Flutter' existentes (amarillo) y los resultados proporcionados por el algoritmo clasificador (rojo). El eje de abscisas representa la evolución temporal por número de segmento (recordemos que cada segmento equivale a 1,024s) y las ordenadas muestran el valor del parámetro VR obtenido para cada uno de los segmentos, donde también se puede observar que su valor cambia desde el inicio de la clasificación donde la señal no contiene ritmos fibrilatorios hacia las zonas donde aparece fibrilación en las que los valores se incrementan.

Los resultados de la clasificación muestran que, a pesar de aparecer algunos segmentos no clasificados como 'FV-Flutter' mientras realmente se está produciendo un episodio patológico, éstos se encuentran muy salpicados entre todas las detecciones positivas, con lo que su influencia es relativamente baja a la hora de hacer aparecer una alarma que indique la existencia de un episodio patológico, ya que la alarma aparecerá de forma casi continua mientras la patología esté presente excepto en zonas muy aisladas y de muy corta duración.

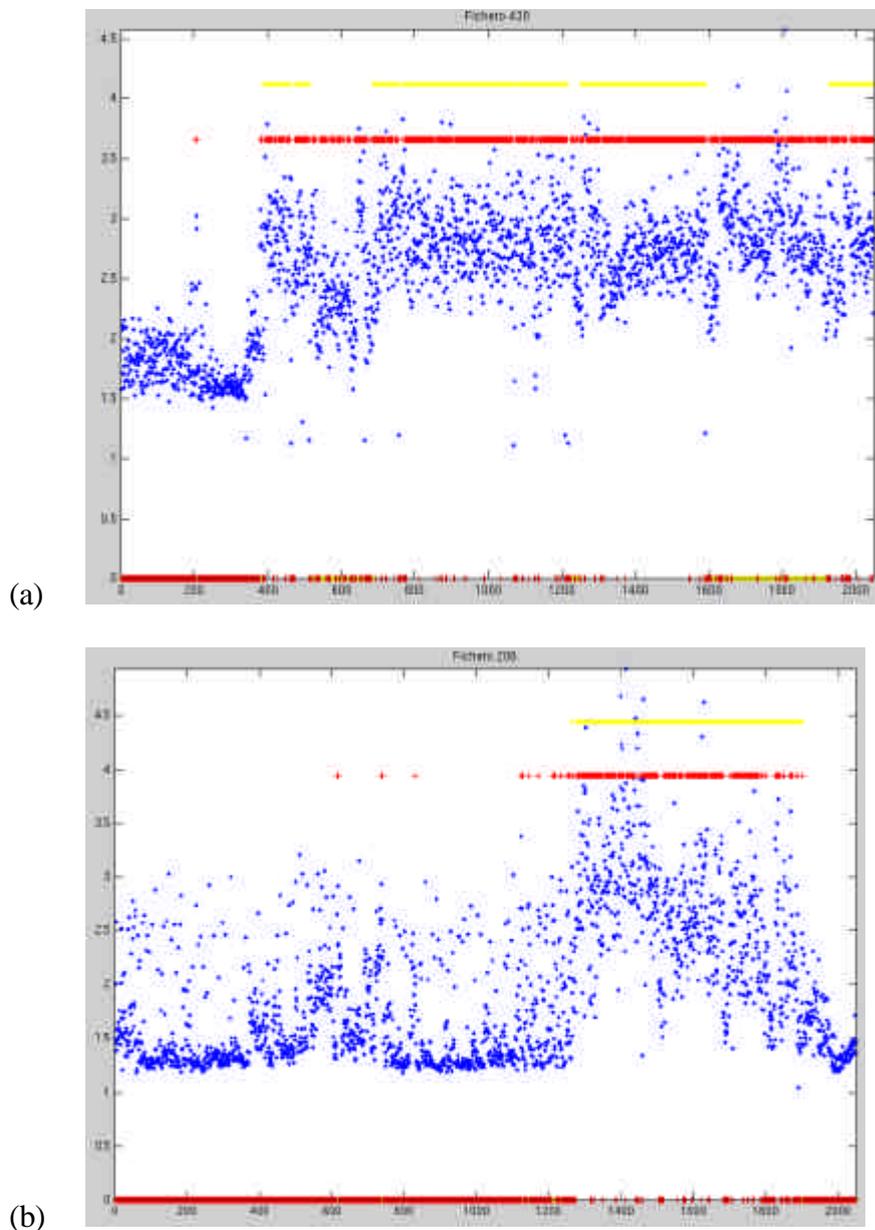


Figura 5-6. Resultados de detección para archivos donde aparecen episodios de FV.

La Figura 5-7 muestra el resultado proporcionado por el conjunto 'FV-Flutter' de segmentos escogidos.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en
Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

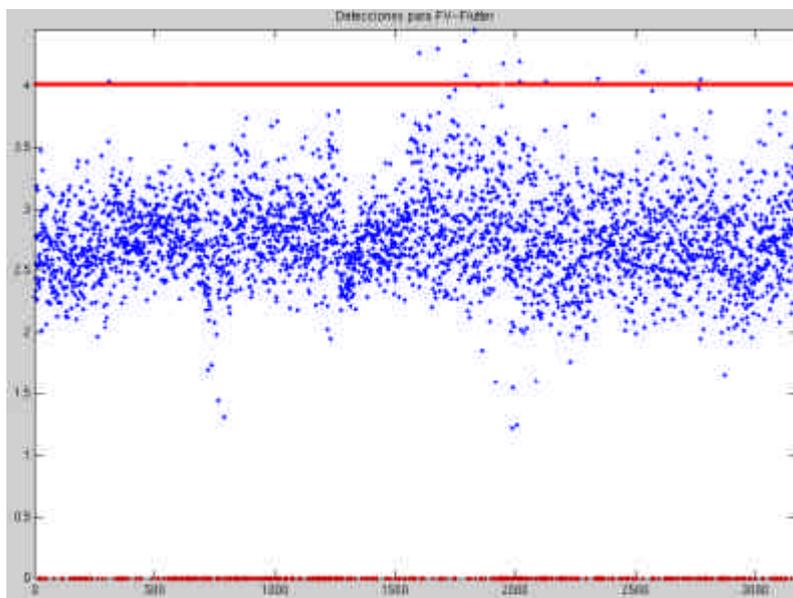


Figura 5-7. Resultados de detección para el conjunto de segmentos 'FV-Flutter' escogidos.

En la figura se puede apreciar que las detecciones son continuas a lo largo de todo el conjunto, aunque permanecen algunos segmentos sin detectar tal y como ocurría también en los casos anteriores.

5.6. Algoritmo de detección con diferentes TFR.

Tal y como los parámetros y sus clases ya mostraron en el capítulo anterior, no es de esperar una gran mejoría en los resultados de clasificación al utilizar distinto tipo de representación tiempo-frecuencia, pues las diferencias intrínsecas de las señales que se pueden presentar superan en gran medida las existentes entre diferentes TFR, siempre que éstas sean de interferencias atenuadas. De todas las representaciones analizadas en el capítulo anterior, se han evaluado la gran mayoría, excepto aquéllas donde resultaba clara su incapacidad para distinguir patologías. Además, se han tomado aquéllas con frecuencia de muestreo de 125Hz, longitud de segmento de 128 puntos y 'salto' de 128 puntos.

El algoritmo del apartado anterior ha sido aplicado a varias representaciones tras una adaptación de umbrales, obteniendo unos resultados que se muestran en la Tabla 5-15.

Por regla general, la práctica totalidad de los algoritmos poseen una alta especificidad ante los grupos ‘Normal’ y ‘Otros’, debido especialmente a la influencia de los parámetros temporales RatioVar y VR. Pero la diferencia entre ellos estriba en las sensibilidad ante ‘FV-Flutter’ y especificidad ante ‘TV’; en estos casos, las diferencias más significativas estriban en las representaciones que ofrecen menor atenuación de términos cruzados, presentando peores resultados, ya sea en sensibilidad o especificidad, ya que usualmente, si la sensibilidad disminuye, la especificidad aumenta, y viceversa, pudiendo incluso modificar los niveles de umbral para balancear los resultados, pero limitados siempre por la capacidad de resolución de la TFR empleada.

Entre las TFR que mejores resultados ofrecen (SPWV, CW, BJ, RIDH, MHS), los valores que se alcanzan son muy similares a los obtenidos por PWV, rondando el 85% en sensibilidad ante ‘FV-Flutter’ y 74% en especificidad ante ‘TV’. En cambio, para otras TFR tales como SCALO, SP ó PAGE, la especificidad ante ‘TV’ es mayor, pero la sensibilidad baja hasta valores cercanos al 50%, lo que indica que se han alcanzado unos niveles de detección que el algoritmo desarrollado no puede superar, sin que los diversos tipos de TFR puedan aportar mayor diferenciación entre clases patológicas.

Tabla 5-15. Resultados de clasificación para diferentes representaciones tiempo-frecuencia.

		Sensib. ‘FV-Flutter’	Especif. ‘Normal’	Especif. ‘Otros’	Especif. ‘TV’	Especif. Global
SPWV	Cprueba	88,9	96,3	91,1	72,7	91,9
	Ccompleto	88,6	95,9	90,4	68,4	88,0
	Sescogidos	92,4	98,6	95,0	90,6	95,5
WV	Cprueba	85,8	94,6	89,8	64,8	90,1
	Ccompleto	85,5	94,6	89,4	62,2	86,9
	Sescogidos	88,2	98,8	94,7	80,8	94,6
CW	Cprueba	89,1	97,2	91,9	72,4	92,7
	Ccompleto	88,8	96,8	91,2	68,1	88,7
	Sescogidos	91,2	98,1	95,6	90,4	95,6
SP	Cprueba	62,2	95,8	91,8	82,7	92,8
	Ccompleto	62,0	95,6	91,7	74,2	90,5
	Sescogidos	66,3	98,4	95,7	92,7	96,0
RI	Cprueba	42,3	97,4	92,1	82,6	93,6
	Ccompleto	42,2	96,7	91,7	73,9	91,6
	Sescogidos	47,8	99,0	96,0	91,8	96,4
RIDH	Cprueba	89,6	98,2	93,1	71,4	93,7
	Ccompleto	89,3	97,6	92,5	64,7	89,5

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

	Sescogidos	91,5	98,3	95,7	89,2	95,6
BJ	Cprueba	89,8	97,7	92,6	72,0	93,2
	Ccompleto	89,5	97,2	91,8	65,4	89,2
	Sescogidos	92,6	98,2	95,6	89,4	95,6
ZAM	Cprueba	48,1	95,3	91,1	76,6	91,8
	Ccompleto	47,9	95,0	89,7	65,9	88,3
	Sescogidos	53,0	98,7	94,9	89,5	95,3
PAGE	Cprueba	45,6	98,0	92,7	82,3	94,2
	Ccompleto	45,4	97,2	92,4	80,4	92,2
	Sescogidos	48,2	98,2	96,9	90,9	96,4
MHS	Cprueba	79,2	95,4	91,3	77,3	92,0
	Ccompleto	79,0	95,2	91,0	70,6	88,8
	Sescogidos	82,7	98,5	95,6	90,3	95,9
MH	Cprueba	45,6	98,0	92,7	82,3	94,2
	Ccompleto	45,4	97,2	92,4	80,9	92,2
	Sescogidos	49,2	98,2	96,9	90,9	96,4
SCALO	Cprueba	58,3	99,3	97,1	84,7	97,1
	Ccompleto	58,1	99,3	96,6	78,4	94,0
	Sescogidos	64,5	99,5	98,2	94,2	97,4

5.7. Algoritmo de clasificación basado en redes neuronales.

Los algoritmos propuestos hasta el ahora suponen una clasificación lineal (análisis discriminante y árbol de decisión). Por ello, se propone un sistema de clasificación no lineal que, utilizando como entradas los parámetros extraídos hasta el momento, sea capaz de ofrecer un diagnóstico en la detección de fibrilación ventricular. De este modo, la clasificación se realiza mediante técnicas no lineales que pueden ayudar a mejorar los resultados obtenidos hasta el momento debido a la alta probabilidad de que no exista una relación lineal entre los parámetros.

Actualmente los clasificadores no lineales más usados son las redes neuronales, aplicadas con éxito en diferentes campos, proporcionando mejores resultados que otros métodos más clásicos. La principal ventaja de este sistema reside en la capacidad de obtener un esquema clasificador sin necesidad de establecer condiciones a priori.

5.7.1. Introducción general a las redes neuronales.

En teoría de redes neuronales podemos distinguir tres niveles en su arquitectura:

1. *Microestructura*. Hace referencia a los elementos de computación más pequeños de las redes neuronales: las neuronas.
2. *Mesoestructura*. Resultado de la combinación de las neuronas. Serían las redes neuronales propiamente dichas. Existen problemas donde una combinación de redes proporciona un mejor comportamiento que usar una sola red. Esta combinación puede ser en paralelo (en forma de comité de expertos), serie (la salida de una red es la entrada a otra mayor), jerárquica (en problemas de clasificación, existen redes más expertas que otras), etc. dependiendo de la aplicación.
3. *Macroestructura*. Combinación de redes, se podría denominar a este nivel “comité de expertos”. Existen diferentes tipos de combinación: paralelo, jerárquica, etc. dependiendo de la aplicación que se quiera implementar.

5.7.1.1. Neuronas.

Es el elemento básico de cálculo de la red: la neurona que puede tener diferentes formas dependiendo de la aplicación (Figura 5-8).

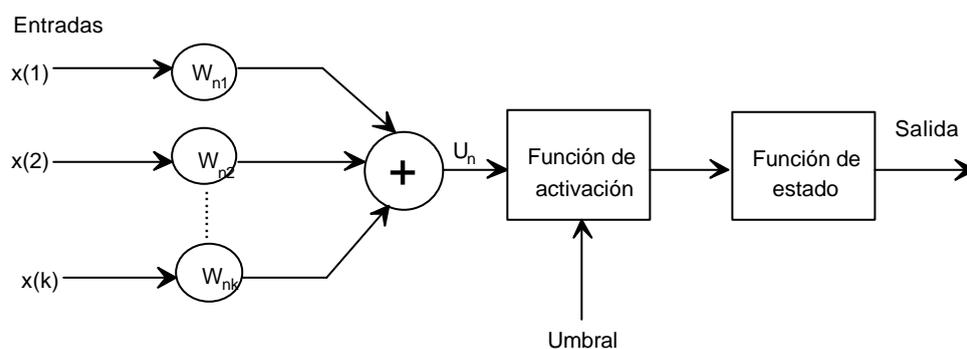


Figura 5-8. Esquema de una neurona.

Los elementos básicos de una neurona son:

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

1. *Un conjunto de entradas.* Correspondientes a los datos a utilizar por la neurona. Pueden ser las variables de entrada si la neurona está en la capa de entrada del sistema, o las salidas de otras neuronas.
2. *Un conjunto de conexiones.* Denominados pesos en teoría de redes neuronales. Son los factores multiplicativos de las entradas. El proceso de aprendizaje de una red radica en la modificación de estos pesos de acuerdo con un algoritmo determinado conocido como algoritmo de aprendizaje.
3. *Una función de activación.* Elemento básico en la neurona. La aplicación de esta función le proporciona a la neurona su carácter no lineal y, por lo tanto, mayor aplicabilidad que otros métodos clásicos de análisis de datos. Algunas de las funciones de activación más usadas son: sigmoide, signo, tangente hiperbólica, gaussiana y lineal.
4. *Una función de estado.* Define el estado actual de la neurona en función de las entradas actuales, de la salida y del estado anterior. Normalmente esta función es la identidad.

5.7.1.2. Arquitectura.

La combinación de las neuronas se puede realizar de muchas formas diferentes, tanto en el número de capas como en los tipos de conexiones (recurrente y no recurrente) y en el número de conexiones (total ó parcialmente conectadas). A la hora de definir una arquitectura, normalmente se hace referencia a las tres características; así por ejemplo, se puede definir una red monocapa recurrente totalmente conectada.

5.7.1.3. Algoritmos de aprendizaje.

Los procedimientos para determinar las conexiones entre neuronas reciben el nombre de algoritmos de aprendizaje ya que en los pesos reside el “conocimiento” de una red. La Figura 5-9 muestra una clasificación de los tipos de aprendizaje junto con dos de las aplicaciones más frecuentes.

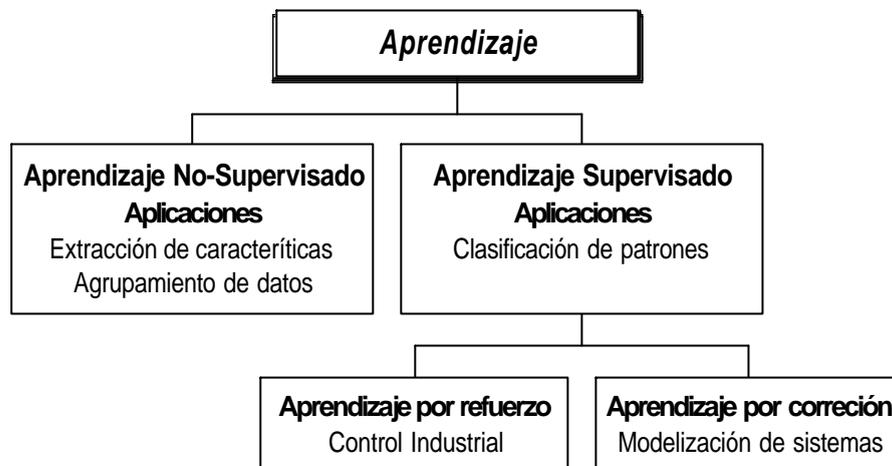


Figura 5-9. Tipos de aprendizaje.

En la Figura 5-9 se aprecia una primera gran división entre aprendizaje supervisado y no supervisado. La diferencia estriba en que en el aprendizaje supervisado se dispone de información sobre la salida deseada de la red y éste se emplea para actualizar los pesos, hecho que no ocurre en el aprendizaje no supervisado. Dentro del supervisado hay otra división; si se conoce el valor exacto de la salida deseada estamos en un aprendizaje por corrección y si sólo se dispone de información parcial (es o no la señal deseada) estamos ante un aprendizaje por refuerzo.

La forma de proceder en los algoritmos de aprendizaje supervisado es definir en primer lugar una función objetivo (o de coste) a minimizar. Esta función será siempre una función monótona creciente de la diferencia entre la señal deseada, señal que debería dar la red, y la salida proporcionada por la red. Tenemos un problema de optimización en la búsqueda del mínimo de una función y aquí aparecen una serie de procedimientos de búsqueda que podemos dividir en dos grupos:

1. *Métodos de búsqueda global.* Buscan el mínimo global de la función objetivo. Proporcionan los pesos que dan el valor más pequeño de dicha función sobre todo su dominio. Entre estos métodos podemos destacar los procedimientos de búsqueda basados en algoritmos genéticos.
2. *Métodos de búsqueda local.* Buscan el mínimo más cercano de la función objetivo en relación a la inicialización de los pesos al comenzar dichos algoritmos. Lógicamente dan unos pesos peores que

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

los métodos anteriores pero son algoritmos mucho más rápidos en la obtención de la solución. Entre estos métodos se encuentran los basados en descenso por gradiente, gradiente conjugados, quasi-Newton, etc.

La forma habitual de entrenar estos sistemas supervisados es dividir los ejemplos disponibles en dos conjuntos: entrenamiento y generalización, normalmente en una relación 2/3 – 1/3. Con el primer conjunto de datos se entrena la red y con el segundo se comprueba su capacidad de generalización. Debemos tener en cuenta que una de la principales características de las redes neuronales que las hacen especiales frente a otros métodos es su capacidad de generalización, es decir, ante entradas desconocidas son capaces de proporcionar salidas aproximadas a las deseadas.

5.7.1.4. El perceptrón multicapa.

El perceptrón multicapa es la red más usada ya que se puede aplicar en problemas de clasificación, modelización, predicción en series temporales, control discreto, etc. Es una red multicapa, en la mayoría de las aplicaciones no recurrente, y que tiene un aprendizaje supervisado por corrección. La primera capa recibe el nombre de capa de entrada, la última capa de salida y las intermedias se denominan ocultas, la Figura 5-10 muestra la arquitectura de un perceptrón multicapa.

La función objetivo comúnmente usada es la suma de los errores al cuadrado:

$$J = \frac{1}{N \cdot P} \sum_{s=1}^N \sum_{p=1}^P (e_p^s)^2 \quad (1)$$

Donde el índice **p** hace referencia al patrón (P=número de patrones), y N corresponde al número de neuronas de la capa de salida.

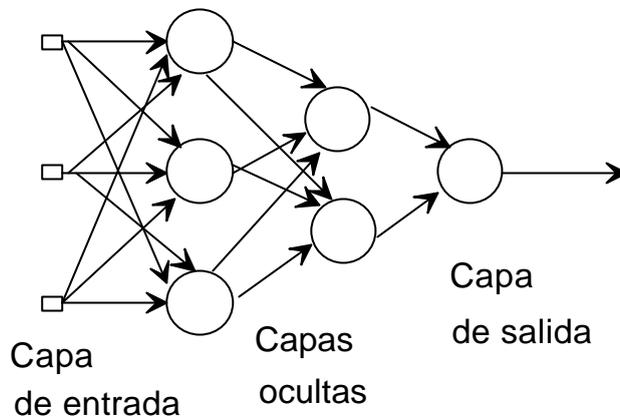


Figura 5-10. Esquema de un perceptrón multicapa.

El algoritmo más comúnmente usado es un procedimiento de búsqueda global del tipo de descenso por gradiente (algoritmo 'backpropagation') que queda resumido en los siguientes pasos:

1. Inicialización de los pesos de forma aleatoria, con valores pequeños para evitar problemas de saturación de las neuronas [Haykin-91].
2. Se toma un nuevo patrón y se propagan los parámetros de este patrón a través de la red hasta la capa de salida, determinándose el valor de la salida.
3. Para cada salida, se determina el error local definido como:

$$\mathbf{d}_k^s = f'_k(x) \cdot (d_k - o_k)$$

siendo d_k , o_k y $f'_k(x)$ la señal deseada, salida y derivada de la función de activación de la neurona de salida k , respectivamente.

4. Para cada neurona oculta determinar su error local como:

$$\mathbf{d}_s^h = f'_s(x) \cdot \sum_k w_{sk} \cdot \mathbf{d}_k$$

siendo w_{sk} el peso que une la neurona oculta s con la de salida k .

5. Actualización de los pesos mediante la expresión

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \mathbf{m} \mathbf{d}_j \cdot x_{ji}$$

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

siendo x_i la entrada que multiplica al peso w_{ji} y μ la constante de adaptación (fijada inicialmente).

6. Si se alcanza un error mínimo adecuado para la separación del problema termina el entrenamiento, en caso contrario se vuelve al paso 2 para iniciar lo que se denomina una nueva época.

5.7.2. Resultados de clasificación.

Para el caso que nos ocupa se ha elegido la arquitectura del perceptrón multicapa y el algoritmo de aprendizaje 'backpropagation'. Un estudio de aproximación al problema se puede consultar en [Serrano-00], donde se emplean gran parte de los parámetros tiempo-frecuencia descritos anteriormente.

Los parámetros tiempo-frecuencia aplicados a la red neuronal han sido aquéllos que mejor comportamiento han demostrado en la discriminación entre clases y realizan un buen diagnóstico de FV incluyendo separación de TV: ET, TMY, CURVA, TSNZL, LTMP, QTH, VDL8, MAXIMFREC.

Se ha considerado dos aproximaciones diferentes, en primer lugar se ha desarrollado una red neuronal genérica con una salida que indica la existencia de FV e incluye los parámetros RatioVar y VR. Como segunda opción se ha desarrollado una red neuronal especializada en la distinción de los casos más problemáticos ya que los casos sencillos son eliminados mediante los parámetros temporales RatioVar y VR, de este modo, RatioVar y VR ya no se aplican como entradas a la red.

En una primera aproximación, para obtener la arquitectura óptima para la red, se ha realizado un barrido de entrenamientos modificando el número de neuronas en la capa oculta, las condiciones iniciales y la constante de adaptación μ . La Tabla 5-16 muestra los resultados de generalización obtenidos para diferente número de neuronas en la capa oculta, pudiendo apreciar que los resultados no difieren en exceso a pesar de que la complejidad de la red aumenta.

Tabla 5-16. Resultados de clasificación para red neuronal única y variando el número de neuronas en la capa oculta.

Nº neuronas	Sensib. 'FV-Flutter'	Espec. Total
2	93,5	94,5

3	93,6	94,4
4	93,6	94,8
5	94,1	94,2
6	94,4	94,2
7	93,6	95,1
8	93,6	95,1
9	93,6	94,9
10	93,7	95,1
11	94,6	94,4
12	93,7	94,8

En concreto, si para la red con cinco neuronas en la capa oculta se realiza un estudio de clasificación detallado se aprecia que los resultados de sensibilidad para 'FV-Flutter' y especificidad para 'Otros' y 'Normal' mejoran los obtenidos por algoritmos anteriores y alcanzan una sensibilidad del 94,4% para la generalización al conjunto completo y especificidad media del 94,2%, mostrando un muy buen comportamiento ante ritmos no fibrilatorios como son los 'Normal' y 'Otros' aunque la especificidad para 'TV' resulta inferior que en los algoritmos anteriores (Tabla 5-17).

Tabla 5-17. Resultados desglosados por clases para una red neuronal con cinco neuronas en la capa oculta.

	Sensibilidad 'FV-Flutter'	Especificidad 'Normal'	Especificidad 'Otros'	Especificidad 'TV'	Especificidad Global
Conjunto de prueba	96,7%	99,1%	96,7%	63,9%	95,6%
Conjunto completo	94,4%	99,3%	96,6%	59,8%	94,2%
Segmentos escogidos	96,9%	98,7%	97,6%	79,6%	97,5%

Para la segunda aproximación, tal y como se ha comentado anteriormente, la red se ha especializado en la discriminación de casos 'difíciles' ya que los parámetros RatioVar y VR descartan muy claramente aquellos casos de ritmos 'Normal' y 'Otros' que no tienen posibilidad de confusión con 'FV-Flutter', permitiendo así una mejor discriminación de casos. La Figura 5-11 muestra el esquema seguido para realizar la clasificación.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

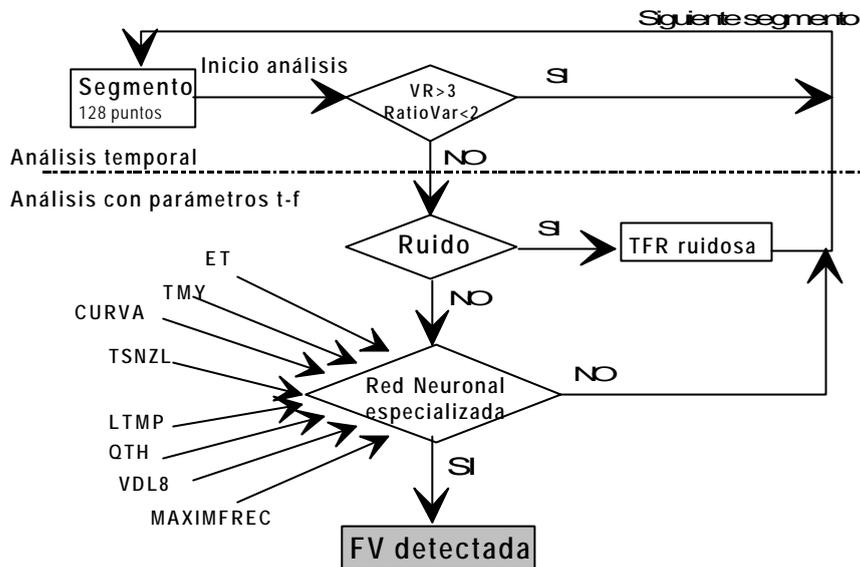


Figura 5-11. Diagrama de control para el algoritmo clasificador basado en una red neuronal con soporte de parámetros temporales.

La Tabla 5-18 muestra los resultados alcanzados mediante este método, comprobando que superan en todos los aspectos los alcanzados por el algoritmo basado en umbrales, superando en una tasa de alrededor del 2% la sensibilidad y alrededor del 1% la especificidad, lo que significa un avance importante dada la ya consabida dificultad de los datos analizados debido a las anotaciones y a la similitud de las señales anotadas como 'FV-Flutter' y 'TV'. Igualmente, los segmentos escogidos muestran un mejor comportamiento que en casos anteriores, situándose los valores para 'FV-Flutter' y 'TV' alrededor del 90%.

Tabla 5-18. Resultados desglosados por clases para una red neuronal especializada.

	Sensibilidad 'FV-Flutter'	Especificidad 'Normal'	Especificidad 'Otros'	Especificidad 'TV'	Especificidad Global
Conjunto de prueba	87,3%	99,2%	94,5%	75,5%	95,1%
Conjunto completo	87,0%	99,2%	93,7%	73,9%	92,8%
Segmentos escogidos	91,2%	99,3%	95,3%	87,2%	95,5%

Como estimación final y para contraste de resultados, dado que ya se ha comentado la necesidad de tener dos positivos ante 'FV-Flutter' seguidos para definitivamente clasificar la señal como 'FV-Flutter', se ha probado una nue-

va aproximación consistente en clasificar un segmento como 'FV-Flutter' siempre que haya dos segmentos consecutivos, o haya dos segmentos positivos aunque haya por el medio un tercero que no haya sido positivo, aumentando así la facilidad para clasificar un segmento como 'FV-Flutter', y por ende, aumentar la sensibilidad. La Tabla 5-19 muestra los resultados que indican un aumento considerable en la sensibilidad, aunque existe una disminución ligera en la especificidad, sobre todo para las clases 'Otros' y 'TV', pero manteniendo unos niveles similares a los algoritmos basados en umbrales de apartados anteriores. Se puede apreciar que los resultados para segmentos escogidos se mantienen ya que, como se dijo anteriormente, éstos sólo contemplan un único segmento sin tener en cuenta el anterior.

Tabla 5-19. Resultados desglosados por clases para una red neuronal especializada y contabilizando varios segmentos anteriores.

	Sensibilidad 'FV-Flutter'	Especificidad 'Normal'	Especificidad 'Otros'	Especificidad 'TV'	Especificidad Global
Conjunto de prueba	94,2%	98,4%	91,2%	71,9%	92,8%
Conjunto completo	94,2%	98,2%	90,1%	69,5%	90,7%
Segmentos escogidos	91,2%	99,3%	95,3%	87,2%	95,5%

5.8. Resumen de resultados de clasificación.

Comparando los resultados ofrecidos por los diferentes algoritmos propuestos (Tabla 5-20 y Figura 5-12), existe una importante variación en los resultados de sensibilidad ante 'FV-Flutter' y especificidad ante 'TV' dependiendo del algoritmo empleado, con la desventaja añadida de que ambas suelen ser contrapuestas, es decir, que si el nivel de sensibilidad 'FV-Flutter' es alto, el de especificidad 'TV' disminuye.

De cualquier modo, es apreciable la mejora de resultados comparando los ofrecidos por el análisis discriminante con respecto a los proporcionados por las redes neuronales, pues tanto sensibilidad 'FV-Flutter' y especificidad 'TV' aumentan al aplicar éste último, existiendo una progresiva mejora conforme se aplican algoritmos de detección más elaborados.

Tabla 5-20. Comparativa de resultados para los algoritmos propuestos.

Algoritmo	Sensibilidad	Especifici-	Especifici-	Especifici-	Especifici-
-----------	--------------	-------------	-------------	-------------	-------------

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

empleado	'FV-Flutter'	'Normal'	'Otros'	'TV'	Global
Algoritmo1	66,5%	98,3%	98,3%	78,6%	95,5%
Algoritmo2	90,8%	94,5%	86,2%		90,5%
Algoritmo3	75,2%	92,4%	82,0%	69,4%	81,8%
Algoritmo4	84,9%	97,9%	93,6%	72,5%	91,7%
Algoritmo5	94,4%	99,3%	96,6%	59,8%	94,2%
Algoritmo6	87,0%	99,2%	93,7%	73,9%	92,8%

Algoritmo1: Análisis Discriminante con 15 parámetros.

Algoritmo2: Árbol de decisión para ritmos no fibrilatorios (sin tener en cuenta TV).

Algoritmo3: Árbol de decisión con parámetros tiempo frecuencia.

Algoritmo4: Árbol de decisión con parámetros tiempo frecuencia, VR, y RatioVar.

Algoritmo5: Red neuronal general.

Algoritmo6: Red neuronal especializada.

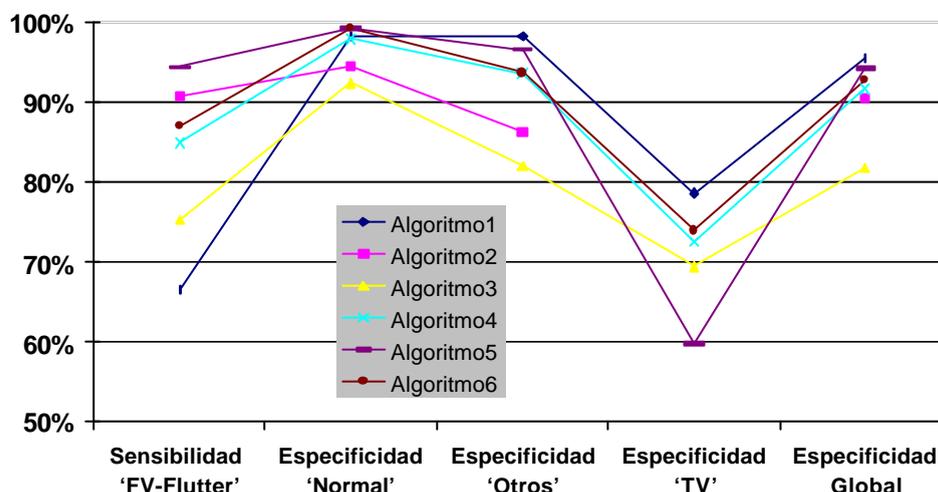


Figura 5-12. Comparativa de resultados para los principales algoritmos evaluados.

5.9. Estudio de implementación en tiempo real.

A lo largo de este trabajo se ha intentado, además de obtener unos algoritmos fiables, realizar esta tarea empleando la menor carga computacional posible, lo que ha influenciado la elección de ciertos parámetros o representaciones tiempo-frecuencia.

Dado que el objetivo final sería la obtención de un sistema de diagnóstico automático en tiempo real, se hace necesario conocer los requerimientos de tiempo de cálculo del algoritmo de detección para procesar la señal ECG y

proporcionar un diagnóstico en tiempo real. Dependiendo de los tiempos obtenidos, resulta posible estimar el tipo de plataforma necesaria para su implementación, pudiendo ser suficiente una tarjeta de adquisición conectada a un ordenador PC, o quizá haya que emplear un hardware específico para su ejecución como pueden ser los sistemas basados en DSP (Digital Signal Processor).

Como primera aproximación se realiza un estudio comparativo de los tiempos de cálculo requeridos para procesar un segmento de datos en MATLAB®, fuente original de las funciones tiempo-frecuencia empleadas. Una segunda comparativa de tiempos se realiza para el código C convertido desde MATLAB® mediante el empleo de la herramienta MIDEVA® (<http://www.mathtools.com>) que, a pesar de su baja optimización en la conversión, mejora los resultados de tiempo obtenidos por MATLAB®. Finalmente, se ha optimizado el código para alguna de las representaciones y así poder comparar las prestaciones obtenidas. Por otro lado, también se realiza un estudio del proceso de adquisición de datos a través de tarjetas de adquisición estándar para conocer la viabilidad del sistema.

5.9.1. Necesidad de un sistema de diagnóstico en monitorización continua.

En aquellos lugares donde resulta necesaria la monitorización continua de los pacientes tales como Unidades de Cuidados Intensivos (UCI), es importante una pronta y correcta detección de patologías para poder disponer de un margen de tiempo suficiente como para permitir al equipo médico actuar frente al episodio patológico de forma rápida y antes de una degeneración completa que haga irreversible el proceso. Esta necesidad se hace claramente patente en el caso de Fibrilación Ventricular, donde el tiempo de actuación es decisivo para el paciente.

Por otra parte, resulta importante la minimización de falsas alarmas (falsos positivos), pues si éstas son muy frecuentes el personal encargado de la vigilancia pierde atención sobre ellas. Como factor añadido y pensando en la posibilidad de un sistema de desfibrilación automática, la presencia de falsos positivos se debe minimizar al máximo para evitar la aplicación de descargas inapropiadas que puedan afectar el estado del paciente.

Los sistemas de monitorización instalados en UCI disponen de una unidad central de control donde se visualiza el ECG de cada uno de los pacientes

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

junto con ciertas constantes vitales y algunos avisos de señal patológica que puedan producirse. Cada una de las señales de cada paciente proviene de un sistema local de monitorización emplazado en cada una de las camas y con idéntica funcionalidad que la estación central pero con exclusividad para el paciente. Junto al módulo local se encuentra el módulo de adquisición y conexión con los electrodos que transmite la señal analógica adquirida al módulo local encargado de la digitalización, monitorización y envío de datos a través de bus a la unidad central (Figura 5-13).

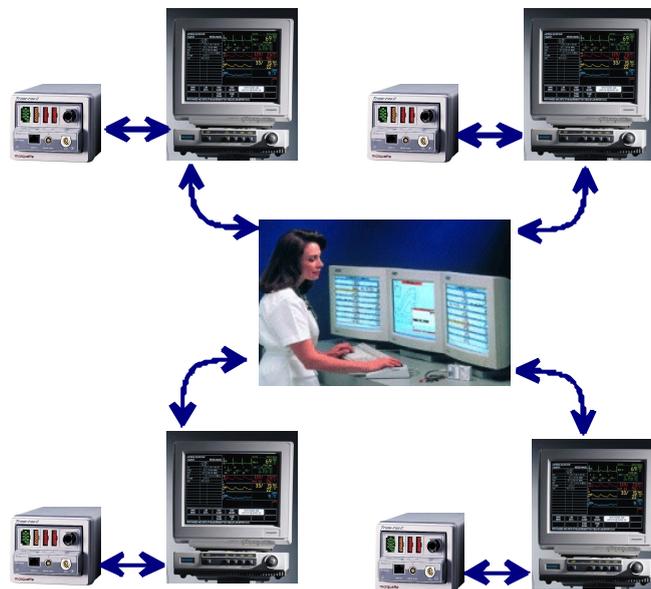


Figura 5-13. Sistema de monitorización en UCI.

La Figura 5-14 muestra los módulos Marquette® actualmente instalados en la unidad de Cuidados Intensivos del Hospital Clínico Universitario de Valencia que consta de un primer módulo amplificador de señales biológicas (derivaciones ECG, respiración, etc.) y un segundo sistema digitalizador y monitor del paciente. La señal de ECG se pretende extraer de la salida del módulo amplificador, que pasará al sistema propio de adquisición y diagnóstico.



Figura 5-14. Localización del sistema de adquisición de la señal analógica de ECG para posterior evaluación del algoritmo desarrollado.

Dado el carácter de sistema cerrado que poseen estos elementos comerciales, como evaluación previa del sistema desarrollado en este trabajo se ha considerado la posibilidad de tomar la señal analógica desde el módulo amplificador local para, con la tarjeta de adquisición de datos, introducirla en el módulo de procesado propio que será el encargado de realizar el diagnóstico ante FV.

De este modo se realiza una primera fase de prueba en la que es posible evaluar el comportamiento real del sistema de diagnóstico y con el uso continuado puede proporcionar estadísticas de funcionamiento, aunque dada la baja incidencia de estos episodios en pacientes monitorizados en UCI, esta labor requiere de un largo periodo de tiempo.

5.9.2. Evaluación de tiempos de ejecución.

En el capítulo 2 se describen las expresiones matemáticas que definen a cada una de las representaciones tiempo-frecuencia, cuya complejidad varía de unas a otras, por lo que el tiempo de cálculo depende de la representación empleada. En ocasiones, este tiempo no varía en exceso de unas a otras, pero determinadas representaciones con funciones 'kernel' complejas incrementan de forma sustancial la carga computacional del algoritmo. Por tanto, dadas las mínimas variaciones en los resultados de detección de FV resulta conveniente la elección de una TFR que no suponga un alto coste computacional y ofrezca buenos resultados, ya que aquellas que ofrecen una buena eliminación de los términos cruzados usualmente requieren mayor coste computacional, restringiendo así la posibilidad de ejecución en tiempo real.

Para realizar una comparativa entre las TFR, se ha obtenido el tiempo medio de cálculo para cada segmento de datos entre un conjunto de 2000

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

segmentos. Así mismo, se ha obtenido el tiempo máximo y mínimo que se ha necesitado para el cálculo de una TFR.

Tal y como ya se comentó anteriormente, se ha empleado MATLAB®, MIDEVA® (generación de código C a partir de las funciones de MATLAB®) y código C optimizado (sólo para ciertas TFR), pudiendo realizar una comparación de tiempos tanto entre diferentes TFR como diferentes plataformas de programación. La Tabla 5-21 muestra los resultados obtenidos para pruebas realizadas en una plataforma PC con sistema operativo Windows '98 y procesador Pentium® MMX a 166MHz y 32 Mb de memoria RAM, de este modo, empleando un procesador poco potente se tiene una mejor idea de los límites superiores de tiempo que se pueden obtener, suponiendo que un procesador con mayores prestaciones será capaz de mejorar los tiempos mostrados en la tabla.

Tabla 5-21. Tiempos de cálculo del algoritmo de diagnóstico de FV para diferentes modos de implementación y representaciones t-f.

TFR	t medio (s)		t máximo (s)		t mínimo (s)	
	MATLAB	MIDEVA	MATLAB	MIDEVA	MATLAB	MIDEVA
tfrpwv	0,446	0,233	0,550	0,550	0,380	0,170
tfrspwv	3,814	0,947	4,170	1,260	3,780	0,870
tfrwv	0,450	0,258	0,600	0,440	0,380	0,210
tfrcw	3,714	0,993	4,010	1,310	3,680	0,930
tfrsp	0,471	0,270	0,500	0,390	0,430	0,210
tfrri	0,447	0,293	0,500	0,500	0,380	0,270
tfrridh	4,183	1,112	4,510	1,590	4,120	1,040
tfrbj	3,401	0,953	3,680	1,160	3,350	0,880
tfrzam	3,172	0,901	3,460	1,260	3,130	0,870
tfrpage	0,441	0,299	0,550	0,550	0,380	0,270
tfrmhs	0,613	0,384	0,930	0,660	0,550	0,320
tfrmh	0,442	0,277	0,550	0,390	0,380	0,210
tfrscalo	0,782	0,439	1,210	0,600	0,710	0,380

A la vista de los resultados, se puede apreciar que la ejecución de los algoritmos en C resulta mucho más eficiente a pesar de la baja optimización del código convertido desde MATLAB®. De cualquier modo, ciertas representaciones como PWV que proporciona unos resultados de clasificación bastante buenos no requiere de un tiempo de cálculo excesivo, ya que necesita 0,45 segundos para MATLAB® y 0,23 segundos para MIDEVA® lo que permite un margen de tiempo suficiente para trabajar en tiempo real. Respecto

al resto de representaciones, aquellas con buen comportamiento ante términos cruzados (SPWV, CW, RIDH, ZAM) exceden con mucho el tiempo límite de 1,024 segundos, aunque vemos que en el caso de MIDEVA® el tiempo de cálculo se reduce bastante y sólo para el caso de RIDH los tiempos de cálculo sobrepasan el límite de tiempo real (si se observa el tiempo máximo este límite es superado por más representaciones).

La Tabla 5-22 muestra los resultados obtenidos para pruebas realizadas con Matlab® en una plataforma PC con sistema operativo Windows '95 y procesador AMD® K6-2 a 333MHz y 64Mb de memoria RAM, pudiendo apreciar cómo los tiempos mejoran en un factor de 2 con respecto a los tiempos ofrecidos por la plataforma Pentium® 166MHz.

Tabla 5-22. Tiempos de cálculo con MATLAB® y bajo plataforma PC AMD® K6-2 333MHz.

TFR	t medio (s)	t máximo (s)	t mínimo (s)
tfrpwv	0,252	0,280	0,210
tfrspwv	1,835	1,930	1,700
tfrwv	0,253	0,282	0,210
tfrcw	1,758	2,090	1,700
tfrsp	0,256	0,330	0,210
tfrri	0,260	0,330	0,210
tfrridh	2,030	2,150	1,970
tfrbj	1,712	1,810	1,590
tfrzam	1,629	1,710	1,530
tfrpage	0,259	0,330	0,210
tfrmhs	0,361	0,390	0,320
tfrmh	0,259	0,280	0,210
tfrscalo	0,433	0,820	0,380

Si se analizan los tiempos obtenidos con el algoritmo basado en redes neuronales, empleando en este caso una red neuronal con 5 nodos en la capa oculta, los tiempos no sufren un gran incremento en comparación con el algoritmo usual. La Tabla 5-23 muestra los tiempos de cálculo en Matlab® con AMD® K6-2 a 333MHz, pudiendo apreciar que son ligeramente superiores al algoritmo anterior pero con posibilidad de tiempo real en la gran mayoría de ellos.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Tabla 5-23. Tiempos de cálculo en Matlab® para el algoritmo de clasificación basado en redes neuronales.

TFR	t medio (s)	t máximo (s)	t mínimo (s)
tfrpwv	0,262	0,940	0,210
tfrspwv	1,862	2,090	1,700
tfrwv	0,263	0,390	0,210
tfrcw	1,788	2,040	1,700
tfrsp	0,263	0,380	0,210
tfrri	0,265	0,390	0,210
tfrridh	2,046	2,360	1,930
tfrbj	1,687	1,970	1,590
tfrzam	1,601	1,870	1,530
tfrpage	0,261	0,390	0,210
tfrmhs	0,364	0,490	0,320
tfrmh	0,261	0,390	0,210
tfrscalo	0,442	0,880	0,380

La Tabla 5-24 muestra los resultados de tiempo obtenidos para las representaciones SP, WV y PWV empleando código C optimizado para velocidad que incluye una versión mejorada para el cálculo de la FFT [Guerrero-95] dado que es uno de los procesos empleados de forma más intensiva para el cálculo de la distribución global.

Tabla 5-24. Tiempos de cálculo para una TFR utilizando código C optimizado.

TFR	t medio (s)	t máximo (s)	t mínimo (s)
tfrpwv	0,08895	0,09074	0,03416
tfrwv	0,09141	0,12958	0,03729
tfrsp	0,09237	0,18734	0,03830

Estos tiempos demuestran que la implementación en C resulta del orden de tres veces más rápida que el cálculo mediante MIDEVA, y muestran una capacidad de realizar el cálculo en un tiempo realmente bajo (no llega a un décima de segundo) que permite afrontar la adquisición y tratamiento de la señal ECG en tiempo real.

Por tanto, a la vista de los resultados obtenidos parece factible la implementación del algoritmo de clasificación en tiempo real sobre plataforma PC, sobre todo teniendo en cuenta que cada día los procesadores son más rápidos y ofrecen mayores prestaciones, con lo que fácilmente puede resultar

admisible incluso el tratamiento de dos canales de ECG en lugar de uno como hasta la fecha se ha hecho.

5.9.3. Sistema de adquisición de datos.

Se han considerado dos tarjetas de adquisición de datos, una de ellas utilizada para equipos PC de sobremesa y la segunda para equipos portátiles, ambas compatibles entre sí, evitando de este modo modificaciones en la programación del proceso de adquisición.

Las tarjetas empleadas han sido las AT-MIO-16E-10 (tipo ISA) y DAQCard-AI-16E-4 (tipo PCMCIA) de National Instruments® [NatInst-96], [NatInst-97] controladas mediante los drivers NI-DAQ proporcionados a tal efecto [NatInst-98], y que son empleados para añadir al código C desarrollado las funciones de adquisición necesarias para la obtención de los datos analógicos provenientes del amplificador de señal de ECG configurando el tipo de adquisición, ganancia, frecuencia de muestreo, etc.

Entre las funciones de adquisición proporcionadas existe la posibilidad de realizar una adquisición llamada de ‘doble buffer’ (Figura 5-15), consistente en la definición de un buffer circular de datos con longitud doble a la del segmento de datos a analizar, de tal modo que mientras se trabaja con una mitad de ese buffer se llena la otra mitad, con lo que no se pierde tiempo en la adquisición, teniendo un tiempo de cálculo de los datos adquiridos igual al tiempo que tarda en llenarse la mitad del buffer. Así, si se adquieren 128 puntos a 125Hz de frecuencia de muestreo, se dispone de 1,024 segundos para el cálculo de la TFR y posterior diagnóstico de FV, sin necesidad de reservar tiempo para la adquisición ya que ésta se realiza mientras se trata el segmento anterior. La única precaución es leer el buffer antes de que los datos sean rellenados de nuevo, cosa que se asegura si se realiza el diagnóstico dentro del tiempo descrito anteriormente.

Con este sistema de adquisición y una vez desarrollado el entorno software para el usuario, ya se está en disposición de instalar el sistema en centros sanitarios para la evaluación de los algoritmos desarrollados.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

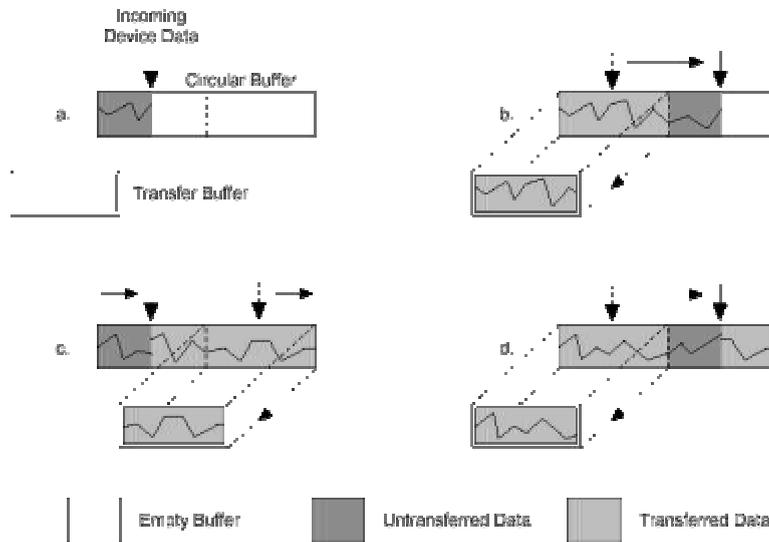


Figura 5-15. Esquema global del proceso de adquisición de datos mediante el sistema de doble buffer.

Capítulo 5. Detección de Fibrilación Ventricular: algoritmos y resultados.	5-1
5.1. Selección de parámetros.	5-1
5.1.1. Análisis de correlación.	5-2
5.1.2. Análisis de varianza.	5-3
5.2. Análisis discriminante	5-8
5.3. Detección de FV mediante parámetros tiempo-frecuencia.	5-11
5.3.1. Detección de FV frente a ritmos no fibrilatorios.	5-12
5.3.2. Discriminación entre FV-Flutter y TV.	5-16
5.4. Detección con parámetros temporales.	5-20
5.5. Algoritmo global de detección de Fibrilación Ventricular.	5-21
5.6. Algoritmo de detección con diferentes TFR.	5-27
5.7. Algoritmo de clasificación basado en redes neuronales.	5-29
5.7.1. Introducción general a las redes neuronales.	5-29
5.7.1.1. Neuronas.	5-30
5.7.1.2. Arquitectura.	5-31
5.7.1.3. Algoritmos de aprendizaje.	5-31
5.7.1.4. El perceptrón multicapa.	5-33
5.7.2. Resultados de clasificación.	5-35
5.8. Resumen de resultados de clasificación.	5-38
5.9. Estudio de implementación en tiempo real.	5-39
5.9.1. Necesidad de un sistema de diagnóstico en monitorización continua.	5-40
5.9.2. Evaluación de tiempos de ejecución.	5-42
5.9.3. Sistema de adquisición de datos.	5-46

Capítulo 6. Conclusiones. Proyección futura.

6.1. Conclusiones.

El presente trabajo analiza el comportamiento de las distribuciones tiempo-frecuencia ante problemas de clasificación para el análisis de señales cardíacas, y más en particular para detección de Fibrilación Ventricular. Con esta aproximación al empleo de las distribuciones tiempo-frecuencia se aporta un estudio detallado del comportamiento de diversas TFR ante este problema, proponiendo su aplicación mediante el empleo de los parámetros que permitan obtener una representación apropiada capaz de proporcionar información útil acerca del problema a resolver, sin perder de vista en ningún momento su posible aplicación práctica hacia el diagnóstico en tiempo real.

Por lo que respecta a las representaciones tiempo-frecuencia se han desarrollado los siguientes puntos:

1. Introducción, descripción y fundamentos matemáticos de las distribuciones tiempo-frecuencia lineales y cuadráticas.
2. Estudio de características y prestaciones de las distribuciones tiempo-frecuencia: resolución espectral, propiedades que se cumplen, interpretación de la señal obtenida, interferencias de términos cruzados, etc.
3. Obtención de parámetros adecuados para representación de señales ECG, optimizando resultados ante la discriminación de FV frente al resto de tipos de señales.
4. Determinación de los tipos de representación adecuados para el problema planteado.

Por otro lado, se hace indispensable un buen conocimiento de las señales que se quieren clasificar, por lo que se han revisado los procesos que se llevan a cabo en el corazón y ocasionan la generación de patologías fibrilatorias. Del mismo modo, resulta indispensable el conocimiento del tipo de patologías afines a FV y que no siempre conllevan aparejado el mismo tratamiento, por lo que como en el caso de TV, resulta conveniente realizar una distinción entre ellas. Para el estudio de las señales cardíacas se han llevado a cabo los siguientes pasos:

1. Caracterización de las señales electrocardiográficas que representan los estados patológicos.
2. Estudio de los mecanismos de terapia ante ritmos fibrilatorios.

Una vez conocidos el problema y las herramientas a emplear, se procede al análisis y caracterización de las señales mediante la obtención de parámetros en el dominio tiempo-frecuencia, determinando el tipo de representación más adecuado, así como las características deseables para la señal de entrada a analizar: frecuencia de muestreo, longitud del segmento analizado y distancia de solape entre segmentos, presentando un amplio conjunto de parámetros que proporcionan información de las componentes frecuenciales y temporales presentes en cada uno de los tipos de señales analizadas. Los pasos realizados han sido:

1. Estudio y descripción de las bases de datos de señales electrocardiográficas a utilizar.
2. Agrupación de las señales en cinco grupos o clases: Ritmo sinusal normal ('Normal'), Taquicardia Ventricular ('TV'), Fibrilación Ventricular ('FV'), Flutter Ventricular ('Flutter') y 'Otros', que engloba diversos tipos de patologías que no siempre están relacionadas con ritmos fibrilatorios.
3. Preprocesado de la señal temporal de entrada para mejor caracterización en el dominio tiempo-frecuencia.
4. Definición de parámetros basados en la capacidad para diferenciar ritmos fibrilatorios del resto de grupos. En total, se han analizado 25 parámetros.
5. Estudio de parámetros estadísticos capaces de predecir la utilidad de los parámetros ante la tarea de la discriminación (se ha utilizado la significancia estadística como primer elemento de juicio), para lo que se ha empleado la prueba de Kolmogorov-Smirnov y el test de Kruskal-Wallis.

Para la obtención de un algoritmo de clasificación que diferencie los diversos ritmos patológicos, se ha realizado en primer lugar una selección de parámetros mediante técnicas de correlación para evitar redundancias y, posteriormente, mediante la Lambda de Wilks se han descartado aquellos parámetros incapaces de proporcionar información relevante sobre la diferenciación entre clases, obteniendo así un conjunto de parámetros apto para su inclusión en los algoritmos de clasificación.

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Por lo que respecta a los algoritmos de clasificación, además de probar su eficacia con diferentes representaciones tiempo-frecuencia, se ha seguido un proceso de obtención de algoritmos que comienza por una función lineal de separación obtenida mediante un análisis discriminante, seguido de un algoritmo de clasificación basado en umbrales con estructura de árbol y finalmente se propone una clasificación no lineal basada en redes neuronales. Además, para cada tipo de algoritmo se han realizado diversas aproximaciones al problema para comprobar sus prestaciones. Las etapas desarrolladas se pueden resumir en los siguientes puntos:

1. Estudio de correlación entre los parámetros obtenidos para eliminar redundancias.
2. Eliminación de parámetros incapaces de realizar una separación entre clases mediante la Lambda de Wilks, obteniendo así un conjunto reducido de parámetros.
3. Aproximación a la clasificación de FV mediante la unión de clases FV-Flutter y Normal-Otros, de tal forma que sin tener en cuenta 'TV', se obtiene una función lineal discriminante entre ambos grupos que proporciona excelentes resultados de clasificación.
4. Clasificación lineal entre clases completa mediante análisis discriminante con el establecimiento de las 4 clases a diferenciar: 'Normal', 'Otros', 'TV' y 'FV-Flutter'.
5. Mediante el análisis de percentiles a través de los diagramas de caja, y basados en los estudios de media y desviación estándar, se han desarrollado árboles de decisión analizando la capacidad de detección de FV según la distribución tiempo-frecuencia utilizada. Estos algoritmos incluyen discriminación entre TV y FV, alcanzando niveles de éxito en la clasificación alrededor del 90% para dicha separación en particular.
6. Tomando como base los parámetros tiempo-frecuencia, se han obtenido varias estructuras de redes neuronales para detección de FV como aproximación no lineal al problema.

Dada la alta carga computacional que requieren los algoritmos tiempo-frecuencia, cabe la posibilidad de que no sea posible un diagnóstico en tiempo real, por ello, se han analizado las posibilidades existentes ante su implementación real como sistema de monitorización. Para ello, se ha realizado una estimación de tiempos de cálculo para un segmento de datos bajo Matlab® y MIDEVA®, pudiendo comprobar que las representaciones con mayor atenuación de términos cruzados no son capaces de proporcionar la posibilidad de procesado en tiempo real, a no ser que se produzca una optimización de código.

go C dado que en este caso las prestaciones aumentan drásticamente como se ha podido comprobar con la implementación de alguna de las distribuciones. Los pasos llevados a cabo se pueden resumir en los siguientes:

1. Estimación de tiempos de ejecución en Matlab® para los algoritmos de detección basados en árbol y redes neuronales.
2. Estimación de tiempos en MIDEVA® para los algoritmos de detección basados en árbol y redes neuronales, que ofrece una implementación en C a través de la traducción del código creado en Matlab® y, por tanto, mejora de prestaciones en cuanto a tiempos de cálculo se refiere.
3. Estimación de tiempos para el algoritmo de clasificación optimizado en código C (obtenido sólo para un conjunto reducido de representaciones), observando una reducción espectacular en el tiempo de cálculo.

Por último, una vez analizada la capacidad de detección de FV y la ejecución en tiempo real de los algoritmos se realiza una propuesta de sistema de monitorización en tiempo real para detección de FV, para ello, se ha analizado el equipamiento normalmente empleado en las salas de cuidados intensivos, tanto para adquisición de la señal como para monitorización y transmisión de datos a la central de monitorización. Utilizando una tarjeta de adquisición de datos comercial y la señal de ECG previamente amplificadas, se digitaliza y se extraen segmentos de 128 puntos a una frecuencia de muestreo de 125Hz para realizar el procesado y mostrar el diagnóstico obtenido. Las etapas desarrolladas se resumen en los siguientes puntos:

1. Conexión del sistema de monitorización empleado en UCI (equipamiento comercial de marquette®) del Hospital Clínico Universitario de Valencia donde inicialmente se realizarán las pruebas.
2. Adquisición de datos mediante placas de adquisición para PC (ISA) o portátil (PCMCIA) de National Instruments y programación en lenguaje C.

Con todo ello, se puede concluir que el trabajo realizado supone el desarrollo y obtención de un sistema que abarca la concepción de técnicas de detección de FV sobre algoritmos tiempo-frecuencia que se han estudiado en detalle y de los que se ha extraído información útil para la clasificación de señales ECG orientadas a la detección de FV. Entre los parámetros analizados se han seleccionado los más representativos y se han desarrollado algoritmos de detección que incluyen discriminación entre TV y FV para ofrecer mayor

Desarrollo de Técnicas de Detección de Fibrilación Ventricular Basadas en Algoritmos Tiempo-Frecuencia
Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

fiabilidad al sistema. Finalmente, dada su orientación a su implantación en sistema de monitorización, se propone su implementación en tiempo real mediante un análisis de viabilidad en cuanto a tiempos de cálculo y se realiza el protocolo de adquisición de datos de señales ECG para pacientes en UCI.

6.2. Proyección futura.

A partir del estudio realizado en el presente trabajo, se prevén interesantes líneas de continuación que estarían enfocadas principalmente en las aplicaciones prácticas que se plantean.

Como primer paso a realizar, cabría la consecución de un entorno de usuario amigable para el programa de monitorización y diagnóstico fácilmente utilizable por personal sanitario. Además, debería contemplarse la posibilidad de incorporación del sistema a la red interior de comunicaciones existente y así poder disponer de los datos en la central de monitorización sin necesidad de acudir a la cama del paciente para observar el estado en el que se encuentra.

Una vez realizadas las pruebas de funcionamiento cabe la posibilidad de realizar una adaptación y optimización de los algoritmos de clasificación si fuera menester. Además, se podría plantear y comprobar el funcionamiento del sistema real para diferentes representaciones, pues como primera aproximación se emplearía la representación de Pseudo Wigner-Ville tal y como se ha comentado a lo largo del presente trabajo dado su buen comportamiento y baja carga computacional.

Tras el conveniente periodo de evaluación donde se establecerán con precisión las diferencias entre ritmos desfibrilables y no desfibrilables, cabe la posibilidad de plantearse un sistema de desfibrilación automático capaz de proporcionar una descarga de desfibrilación en caso de detección segura de FV y ante la tardanza en la asistencia del paciente por parte del personal sanitario, evitando así males mayores para el paciente.

Por otro lado, cabe la posibilidad de obtener un sistema portable basado en microprocesador o DSP, cuya implementación no entrañaría gran dificultad dado que se han desarrollado los algoritmos en lenguaje C optimizado para velocidad y empleando sentencias ANSI, con lo que la compilación a código ensamblador para una plataforma concreta resultaría sencilla si se emplean las herramientas de conversión existentes tales como el Code Composer

Studio de Texas Instruments® para programación de DSP. Dado el gran auge actual de la telemedicina, el sistema podría ser incorporado en entornos de monitorización y diagnóstico a distancia, permitiendo un seguimiento continuo del paciente sin necesidad de su presencia en el hospital, avisando a los servicios de urgencia en caso de emergencia e incluso aportando una terapia de choque hasta la llegada de la asistencia médica.

Capítulo 6. Conclusiones. Proyección futura.	6-1
6.1. Conclusiones.	6-1
6.2. Proyección futura.	6-5

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

Bibliografía.

- [AAMI-93] Association for the advancement of Medical Instrumentation: "Automatic external defibrillators and remote-control defibrillators". ANSI/AAMI. DF39, 1993.
- [Abeysekea-89] Abeysekea, R.M.S.S., Boashash, B.: "Time-frequency domain features of ECG signals: Their application in P wave detection using the cross Wigner-Ville distribution". Proceedings of IEEE International Conference on ASSP, pp. 1524-1527, 1989.
- [Afonso-95] Afonso, V.X.; Tompkins, W.J.: "Detecting Ventricular Fibrillation". IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, pp. 152-159, vol. 14, n. 2, March-April 1995
- [Akay-98] Akay, M.: "Time-frequency and Wavelets in Biomedical Signal Processing". IEEE Press. USA. 1998. ISBN: 0-7803-1147-7
- [Allen-82] Allen, J.B.: "Application of Short-time Fourier transform to speech processing and spectral analysis". IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Sig. Proc., pp. 1012-1015, Mayo 1982.
- [Aubert-82] Aubert, A:E.; Denys, B.G.; Ector, H.; de Geest, H.: "Fibrillation recognition using autocorrelation analysis". Computers in Cardiology, pp. 477-480, 1982.
- [Auger-95] Auger, F.; Flandrin, P.; Gonçalvès, P.; Lemoine, O.: "Time-frequency Toolbox for use with MATLAB". CNRS. Francia. 1995-1996.
- [Auger-97] Auger, F.; Flandrin, P.; Gonçalvès, P.; Lemoine, O.: "Time-frequency toolbox for use with MATLAB: Reference Guide". CNRS Francia. 1997.
- [Barnsley-88] Barnsley, M.F.; "Fractals everywhere". Academic Press, USA. 1988.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Barro-89] Barro, S.; Ruiz, R.; Cabello, D.; Mira, J.: "Algorithmic sequential decision making in the frequency domain for life threatening ventricular arrhythmias and imitative artifacts: a diagnostic system". Journal of Biomedical Engineering, pp. 320-328, vol. 11, n.4, Julio 1989.
- [Bastiaans-95] Bastiaans, M.J.: "Gabor's expansion and the Zak transform for continuous-time and discrete-time signals: critical sampling and rational oversampling". Eindhoven University of Technology Research Reprints. EUT Report 95-E-295. NETHERLANDS. 1995. ISBN:90-6144-295-8
- [Baykal-97] Baykal, A.; Ranjan, R.; Thakor, N.V.: "Estimation of the ventricular fibrillation duration by autoregressive modeling". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, pp. 349-356, vol. 44, n. 5, Mayo 1997
- [Billings-76] Billings, A.R.; Scolaro, A.B.: "The Gabor compression-expansion system using non-gaussian windows and its application to television coding and decoding". IEEE Transactions on Information Theory, pp. 174-190, vol. IT-22, 1976
- [Boashash-86] Boashash, B.; Whitehouse, H.J.: "Seismic applications of the Wigner-Ville distribution". Proceedings of the International Conference in Systems and Circuits, pp. 34-37, 1986.
- [Born-25] Born, M.; Jordan, P.: "Zur Quantenmechanik". Zeit. F. Phys., pp. 858-888, vol. 34, 1925.
- [BoudreauxBartels-95] Boudreaux-Bartels, G.F.; Murray, R.: "Time-frequency signal representations for biomedical signals" en "The Biomedical Engineering Handbook", Bronzino, J.D. eds. IEEE Press, CRC Press. USA, 1995.
- [Callahan-76] Callahan, M.J.: "Acoustic signal processing based on the short-time spectrum". University of Utah, Report CSC-76-209, Marzo 1976.
- [Challis-90] Challis, R.E.; Kitney, R.I.: "Biomedical signal processing. Part I: time-domain methods". Medical and Biological Engineering and Computing, pp. 509-524, 28, 1990.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Charbonnier-93] Charbonnier, F.M.: "Algorithms for arrhythmia analysis in AED's". Defibrillation of the Heart, Tacker W.A. (Editor), ch. 10, Mosby-Year-Book-Incorporated, 1993.
- [Charbonnier-96] Charbonnier, F.M.: "External defibrillators and emergency external pacemakers". Proceedings of the IEEE, vol. 84, n. 3, marzo 1996.
- [Chen-87] Chen, S.; Thakor, N.V.; Mower, M.M.: "Ventricular fibrillation detection by a regression test on the autocorrelation function". Medical and Biological Engineering and Computing, pp. 241-249, 25, 1987.
- [Chen-96] Chen, S.; Clarkson, P.M.; Qi Fan: "A robust sequential detection algorithm for cardiac arrhythmia classification". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, pp.1120-1124, vol.43, n.11. Noviembre 1996
- [Choi-89] Choi, H.I.; Williams, W.J.: "Improved time-frequency representation of multicomponent signals using exponential kernels". IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal processing, pp. 862-871, vol. 37, n. 6, 1989.
- [Chorro-98] Chorro, F.J.; Guerrero, J.F.; Cánoves, J.; Martínez-Sober, M.; Mainar, L. ; Sanchis, J.; Calpe, J.; Llava, E.: "Quantification of the Modifications in the Dominant Frequency of Ventricular Fibrillation under conditions of Ischemia and Reperfusion. An experimental study". PACE, vol. 21, pp:1716-1723
- [Chorro-99] Chorro, F.J.; Sanchis, J., Guerrero, J.; López-Merino, V.: "Fibrilación ventricular: aportaciones experimentales al estudio de la arritmia y sus mecanismos". Edición latina de electrocardiología, pp. 41-50, vol. 5, n. 2. Julio 1999.
- [Claasen-80a] Claasen T.A.C.M.; Mecklenbrauker, W.F.G.: "The Wigner distribution - a tool for time-frequency signal analysis; Part I: continuous time signals". Philips J. Res., pp. 217-250, vol. 35, 1980.
- [Claasen-80b] Claasen T.A.C.M.; Mecklenbrauker, W.F.G.: "The Wigner distribution - a tool for time-frequency signal analysis; Part II: discrete time signals". Philips J. Res., pp. 276-300, vol. 35, 1980.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Claasen-80c] Claasen T.A.C.M.; Mecklenbrauker, W.F.G.: "The Wigner distribution - a tool for time-frequency signal analysis; Part III: relations with other time-frequency signals transformations". Philips J. Res., pp. 372-389, vol. 35, 1980.
- [Clayton-90] Clayton, R.H.; Murray, A.; Campbell, R.W.F.: "Changes in the surface ECG frequency spectrum during the onset of ventricular fibrillation". Computers in Cardiology. Chicago (USA), pp. 515-518, Septiembre 1990.
- [Clayton-92] Clayton, R.H.; Murray, A.; Campbell, R.W.F.: "Frequency analysis of ventricular fibrillation in three surface ECG leads". Computers in Cardiology 1992, pp.155-158, 1992.
- [Clayton-93a] Clayton, R.H.; Murray, A. : "Estimation of the ECG signal spectrum during ventricular fibrillation using the fast Fourier transform and maximum entropy methods". Computers in Cardiology 1993, pp.867-870, 1993.
- [Clayton-93b] Clayton, R.H.; Murray, A.; Campbell, R.W.F.: "Comparison of four techniques for recognition of ventricular fibrillation from the surface ECG". Medical and Biological Engineering and Computing, pp. 111-117, vol. 31,n. 2, Marzo 1993.
- [Clayton-94] Clayton, R.H.; Murray, A.; Campbell, R.W.F.: "Recognition of ventricular fibrillation using neural networks". Medical & Biological Engineering & Computing, pp.217-220, vol.32, n. 2, Marzo 1994.
- [Clayton-97] Clayton, R.H.; Campbell, R.W.F.; Murray, A.: "Time-frequency analysis of ventricular arrhythmias". IEE Colloquium on Time-Frequency Analysis of Biomedical Signals, pp. 6/1-6/4, session 6, IEE, London, 1997.
- [Clayton-98] Clayton, R.H.; Murray, A.: "Comparison of techniques for time-frequency analysis of the ECG during human ventricular fibrillation". IEE Proceedings of Science Measurement and technology, pp. 301-306, vol. 145, n. 6, Noviembre 1998.
- [Cohen-66] Cohen, L.: "Generalized phase-space distribution functions". J. Math. Phys, pp. 781-786, vol. 7, 1966.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Cohen-95] Cohen, L.: "Time Frequency Analysis". Prentice Hall Signal Processing Series. USA. 1995. ISBN: 0-13-594532-1
- [Conforto-99] Conforto, S., D'Alessio, T.; Pignatelli, S.: "Optimal rejection of movement artefacts from myoelectric signals by means of wavelet filtering procedure". Dipartimento di Ingegneria Meccanica e Industriale. Univ. di Roma. e-mail: dalessio@uniroma3.it
- [Cosín-82] Cosín, J.; Martín, G.; Ramirez, A.; Gimeno, J.V.; Báguena, J.: "Ventricular fibrillation: experimental study in frequency domain". 1982.
- [DeBruijn-67] DeBruijn, N.G.: "Uncertainty principles in Fourier analysis" en Inequalities, Sisha, O. eds. Academic Press, pp. 57-71, New York, 1967.
- [Do-95] Do T.M., Rubal B.J., Bulgrin J.R., Gilman J.K.: "Time-frequency analysis of ECG for late potentials in sudden cardiac death survivors and post-myocardial infarction patients". Biomedical Scientific Instrumentation, pp. 109-114, vol. 31, 1995.
- [Dugdale-94] Dugdale, D.C.; Eisenberg, M.D.: "Diagnóstico médico". Interamericana McGraw-Hill. Vol. 1. México. 1994.
- [Farreras-92] Farreras, P.; Rozman, C.: "Medicina Interna". Ediciones Doyma. Vol. I. 12 edición. España. 1992.
- [Finelli-93] Finelli, C.J.; Jenkins, J.M.; DiCarlo, L.A.: "Detection and identification of cardiac arrhythmias using an adaptive, linear-predictive filter". Computers in Cardiology, pp. 177-180, 1993
- [Flandrin-84] Flandrin, P.; Escudié, B.: "An interpretation of the pseudo-Wigner-Ville distribution". Signal Processing, pp. 27-36, vol. 6, 1984.
- [Forster-82] Forster, F.K.; Weaver, W.D.: "Recognition of ventricular fibrillation, other rhythms and noise in patients developing the sudden cardiac death syndrome". Computers in Cardiology, pp. 245-248, 1982.
- [Friedlander-89] Friedlander, B.; Porat, B.: "Detection of transient signals by the Gabor representation". IEEE Transactionns on Acoustics, Speech and Signal processing, pp. 169-180, vol. 37, n. 2, Febrero 1989.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Gabor-46] Gabor, D. : "Theory of communication". Journal IEE (London), pp. 429-457, vol. 93, 1946.
- [Gray-98] Gray, R.A.; Jalife, J.: "Ventricular fibrillation and atrial fibrillation are two different beasts". Chaos, pp. 65-78, vol. 8, n. 1, Marzo 1998.
- [Graylab-99] <http://www.graylab.ac.uk/omd/index.html>. Creado por: Dr. Graham Dark. 1999.
- [Guerrero-95] Guerrero, J.; Muñoz, J.; Rosado, A.; Francés, J.; Calpe, J.; Espí, J.; Soria, E.; Martínez, M.: "Preprocesado del ECG en tiempo real: Implementación mediante procesadores digitales de señal (DSP)". XIII Congreso Anual de la Agrupación Española de Bioingeniería. Barcelona. Octubre 1995.
- [Guerrero-97] Guerrero, J.; Chorro, F.J.; Martinez, M.; Calpe, J.; Soria, E.; Espi, J.: "Spectral analysis of ventricular fibrillation: validation of an experimental model". Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 1996. 'Bridging Disciplines for Biomedicine', pp.1258-1259, vol.3, 1997.
- [Harris-78] Harris, F.J.: "On the use of windows for harmonic analysis with discrete Fourier Transform". Proceedings IEEE, pp. 51-83, vol. 66, Enero 1978.
- [Haykin-91] Haykin, S.: "Adaptive Filter Theory". Prentice-Hall Inc. USA. 1991.
- [Herbschleb-79] Herbschleb, J.N.; Heethaar, R.M.; Van de Tweel, I.; Zimmerman, A.N.E.; Meijler, F.L.: "Signal analysis of ventricular fibrillation". Computers in Cardiology, pp. 49-54. 1979
- [Herbschleb-80] Herbschleb, J.N.; Heethaar, R.M.; Van de Tweel, I.; Meijler, F.L.: "Frequency analysis of the ECG before and during ventricular fibrillation". Computers in Cardiology, pp. 365-368. 1980.
- [Herbschleb-97] <http://homepage.esoterica.pt/~johan/vfstart.htm>
- [Hlawatsch-91] Hlawatsch, F.: "Time frequency methods for signal processing". Technical Report 1291-0001. Dpt. Of Electrical Engineering. University of Rhode Island. 1991.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Hlawatsch-92] Hlawatsch, F., Boudreaux-Bartels, G.F.: "Linear and Quadratic Time-Frequency Signal Representations". IEEE Signal Processing Magazine. pp. 21-67, Abril 1992.
- [Hoffa-1850] Hoffa, M.; Ludwig, C.: "Einige neue Versuche über Herzbewegung". Zeitschr. f. rat. Med., pp. 107-144, vol. 9, 1850.
- [Hulting-79] Hulting, J.: "Detection of asystole, ventricular fibrillation and ventricular tachycardia with automated ECG monitoring". Acta Med. Scand., vol. 205, pp. 17-23, 1979.
- [Ideker-97] Ideker, R.E.; Wakcott, G. et,al: "Mapping of ventricular Fibrillation". En "Atrial and Ventricular Fibrillation: Mechanisms and Device Therapy", Capítulo 5. Editado por Allesie, M.A. y Fromer, M. The Bakken Research Center series. Volumen 9. Futura Publishing Company Inc. USA.1997.
- [IEE-97] IEE Colloquium on "Signal Processing in Cardiography". IEE, London 1995.
- [Jack-86] Jack, C.M.; Hunter, E.K.; Pringle, T.H.; Wilson, J.T.; Anderson, J.; Adgey, A.A.J.: "An external automatic device to detect ventricular fibrillation". European Heart Journal, pp. 404-411, n. 7. 1986.
- [Jalife-98] Jalife, J.; Gray, R.A.; Morley, G.E.; Davidenko, J.M.: "Self-organization and the dynamical nature of ventricular fibrillation". Chaos, pp. 79-93, vol. 8, n. 1, Marzo 1998.
- [Jeong-92] Jeong, J.; Williams, W.J.: "Kernel design for reduced interference distributions". IEEE Transactions on Signal Processing, pp. 402-412, vol. 40, n. 2, 1992.
- [Jimenez-00] Jiménez, N. V.; Soria, E.; Albert, A.; Serrano, A. J.; Camps, G.: "Prediction of digoxin Plasma Potentially Toxic Levels by Using a Neural Network Model". 1999 Midyear Clinical Meeting. E.E.U.U. Enero 2000.
- [Kay-93] Kay, S.M.: "Fundamentals of Statistical Signal Processing: Estimation Theory". PTR Prentice Hall Inc. USA. 1993. ISBN: 0-13-345711-7

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Khadra-93] Khadra, L.; Dickhaus, H.; Lipp, A.: "Representation of ECG-late potentials in the time frequency plane". *Journal of Medical Engineering Technology*, pp. 228-231, 17 (6), 1993.
- [Khadra-98] Khadra, L.; Abdallah, M.; Nashash, H.: "Neural wavelet analysis of life threatening ventricular arrhythmias". *Proceedings of the IEEE Southeastcon '98. 'Engineering for a New Era'*, pp. 228-229. 1998.
- [Kirkwood-33] Kirkwood, J.G.: "Quantum statistics of almost classical ensembles". *Physics Review*, pp. 31-37, vol. 44, 1933.
- [Kisch-50] Kisch, B.: "The mechanics of flutter and fibrillation. A short review of a century of studies", *Cardiologia*, vol. 17, pp. 244-250, 1950.
- [Kuo-78] Kuo, S.; Dillman, R.: "Computer detection of ventricular fibrillation". *Computers in Cardiology*, pp. 347-349, 1978.
- [Lapin-83] Lapin, L.L.: "Probability and statistics for modern engineering". PWS Publishers. USA. 1983.
- [Lee-89] Lee, S.C.: "Using a translation-invariant neural network to diagnose heart arrhythmia". *Images of the Twenty-First Century. Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society 1989*, pp. 2025-2026, vol.6, 1989.
- [Lieb-90] Lieb, E.H.: "Integral bounds for radar ambiguity functions and Wigner distributions". *J. Math. Phys.*, pp. 594-599, vol. 31, n. 3, Marzo 1990.
- [Lin-96] Lin, Z.; Chen, JdZ.: "Advances in time-frequency analysis of biomedical signals". *Critical Reviews in Biomedical Engineering*, pp. 1-72, 24(1), 1996.
- [López-97] López García, A.J.: "Estudio comparativo de algoritmos detectores de complejos QRS". Proyecto fin de carrera. Universidad de Valencia. Ingeniería Electrónica.
- [Loughlin-93] Loughlin, P.J.; Pitton, J.W.; Atlas, L.E.: "Bilinear Time-Frequency Representations: New Insights and Properties". *IEEE Transactions on Signal Processing*, pp. 750-767, vol. 41, n. 2, Febrero 1993

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Macfarlane-89] Macfarlane, P.W. and Veitch, T.D. eds.: "Comprehensive Electrocardiology. Theory and practice in health and disease". Pergamon Press. U.K. 1989.
- [MacLachlan-92] MacLachlan, G.J.: "Discriminant analysis and statistical pattern recognition". Wiley series in probability and mathematical statistics. John Wiley and Sons. USA. 1992.
- [Margenau-61] Margenau, H.; Hill, R.N.: "Correlation between measurements in quantum theory". Prog. Theor. Phys, pp. 722-738, vol. 26, 1961.
- [Martín-81] Martín, G.; Cosín, J.; Gimeno, J.V.; Ramirez, A.: "Estudio de la fibrilación ventricular y estadios prefibrilatorios en dominio de frecuencias". IV Symp. Biomecánica Valencia. 1981.
- [Martín-86] Martín, G.; Cosin, J.; Such, M.; Hernandez, A.; Llamas, P.: "Relation between power spectrum time course during ventricular fibrillation and electromechanical dissociation Effects of coronary perfusion and nifedipine". Eur. Heart J., 1986.
- [Martínez-97] Martínez Corisco, P.A.: "Sistema de detección de fibrilación ventricular en tiempo real". PFC (Proyecto fin de carrera) Ing. Electrónica. Univ. Valencia. 1997.
- [McWilliam-1887] McWilliam, J.A.: "Fibrillar contractions of the heart", J. Physiol., pp. 296-310, vol. VIII, 1887.
- [Meij-87] Meij, S.H.; Zeelenberg, C.: "A fast real-time algorithm for the detection of ventricular fibrillation". Computers in Cardiology, pp. 707-710, 1986.
- [Millet-97] Millet, J.: "Estudio de las técnicas para el diagnóstico e identificación de fibrilación ventricular y otras arritmias malignas en el ámbito de los desfibriladores automáticos externos e implantables". Tesis doctoral. Universidad Politécnica de Valencia. 1997.
- [Millet-99] Millet-Roig, J.; Vilanova-Jordá, E.; Mocholí, A.; Rieta, J.M.: "VT and VF discrimination by means of time-frequency distributions". Fifth Conference of the european society for engineering and medicine. ESEM '99, pp. 461-462, Barcelona, Junio 1999.
- [Mirowski-80] Mirowski, M.; Mower, M.M.: "The automatic implantable defibrillator". American Heart Journal, vol. 100, pp. 1089-1092. 1980.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [MIT-92] Harvard University: "ECG Arryhtmia database". Massachusetts Institute of Technology. USA. 1992.
- [Modia-99] Modia, J.; Guerrero, J.; Muñoz, J.; Rosado, A.; Serrano, A.J.: "ECG Compression using affine Transformation between cycles". Fifth conference of the european society for engineering and medicine ESEM '99, pp 399-400. Barcelona. 1999.
- [Moyal-49] Moyal, J.E.: "Quntum mechanics as a statistical theory". Proc. Cambridge Phil. Soc., pp. 99-124, vol. 45, 1949.
- [Murray-85] Murray, A.; Campbell, R.W.F.; Julian, D.G.: "Characteristics of the ventricular fibrillation waveform"
- [Murray-93] Murray, A.; Clayton, R.H.; Campbell, R.W.F.: "Comparative assesment of the ventricular fibrillation detection algorithms in five semi-automatic or advisory defibrillators". Resuscitation. 26 (2), pp. 163-172. 1993.
- [NatInst-96] National Instruments: "AT-MIO/AI E Series User Manual". National Instruments Corporation. USA. 1996.
- [NatInst-97] National Instruments: "DAQCard-AI E Series User Manual". National Instruments Corporation. USA. 1997.
- [NatInst-98] National Instruments: "NI-DAQ User Manual and Function Reference Manual for PC Compatibles. v. 6.1". National Instruments Corporation. USA. 1998.
- [Nolle-89] Nolle, F.M.; Bowser, R.W.; Badura, F.K.; Catlett, J.M.; Gudapati, R.R.; Hee, T.T.; Mooss, A.N.; Sketch Sr., M.H.: "Evaluation of a frequency-domain algorithm to detect ventricular fibrillation in the surface electrocardiogram". Computers in Cardiology 1988, pp. 337-340, 1989.
- [Norušis-90] Norušis, M.J.: "SPSS/PC+ Advanced Statistics 4.0 for the IBM PC/XT/AT and PS/2". SPSS Inc. 1990. USA.
- [Novak-93] Novak, P., Novak, V.: "Time-frequency mapping of the heart rate, blood pressure and respiratory signals". Medical & Biological Engineering & Computing, p.103-110, vol.31, 1993.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Nygårds-77] Nygårds, M.E.; Hulting, J.: "Recognition of ventricular fibrillation utilizing the power spectrum of the ECG". *Computers in Cardiology*, pp. 393-397. Rotterdam (NL). 1977.
- [Page-52] Page, C.H.: "Instantaneous power spectra". *Journal of Applied Physics*, pp. 103-106, vol. 23, 1952.
- [Patomäki-89] Patomäki, L.; Jäviluoto, M.: "Algorithm for detection of ventricular fibrillation on line in a CCU". *Computers in Cardiology*, pp. 229-231. 1989.
- [Peebles-87] Peebles, P.Z. Jr.: "Probability, Random variables, and Random Signal Principles". McGraw-Hill International Editions. USA. 1987. ISBN: 0-07-100234-0
- [Pola-96] Pola, S.; Macerata, A.; Emdin, M.; Marchesi, C.: "Estimation of the power spectral density in nonstationary cardiovascular time series: Assessing the role of the time-frequency representations (TFR)". *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pp. 46-59, vol. 43, n. 1. Enero 1996.
- [Porat-94] Porat, B.: "Digital Processing of Random Signals: Theory and Methods". Prentice Hall Information and System Sciences Series. USA. 1994. ISBN: 0-13-063751-3
- [Portnoff-81] Portnoff, M.R.: "Short-time Fourier analysis of sampled speech". *IEEE Trans. Acoust., Speech, Sig. Proc.*, pp. 364-373, vol. 29, Junio 1981.
- [Proakis-97] Proakis, J.G.; Manolakis, D.G.: "Tratamiento digital de señales. Principios, algoritmos y aplicaciones". 3ª edición. Prentice-Hall. 1997.
- [Puchen-89] Puchen, A.; Lacroix, H.; Tonet, J.L.; Frank, R.; Fontaine, G.; Grosgeat, Y.: "Ventricular Arrhythmias". En "Comprehensive Electrocardiology. Theory and practice in health and disease". Macfarlane, P.W. and Veitch, T.D. eds. Capítulo 25. Pergamon Press. U.K. 1989
- [Qian-96] Qian, S.; Chen, D.: "Joint Time-frequency analysis: methods and applications". Prentice Hall PTR. USA. 1996. ISBN: 0-13-254384-2

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Reiter-97] Reiter, M.J.: "The role of ventricular dilatation in ventricular Fibrillation". En "Atrial and Ventricular Fibrillation: Mechanisms and Device Therapy", Capítulo 7. Editado por Allesie, M.A. y Fromer, M. The Bakken Research Center series. Volumen 9. Futura Publishing Company Inc. USA.1997.
- [Reyna-98] Reyna, M.A.: "Contribución al análisis tiempo-frecuencia en electrocardiografía de alta resolución". Tesis doctoral. Universidad Politécnica de Catalunya. 1998.
- [Rihaczek-68] Rihaczek, W.: "Signal energy distribution in time and frequency". IEEE Transactions on Information Theory, pp. 369-374, vol. IT-14, 1968.
- [Rihaczek-69] Rihaczek, W.: "Principles of High-resolution Radar". MacGraw-Hill, New York. 1969.
- [Rioul-91] Rioul, O., Vetterli, M.: "Wavelets and signal processing". IEEE Signal Processing Magazine. pp. 14-38, Octubre 1991.
- [Rioul-92] Rioul, O.; Flandrin, P.: "Time-scale energy distributions: a general class extending wavelet transform". IEEE Transactions on Signal Processing, pp. 1746-1757, vol. 40, n. 7, 1992.
- [Ripley-89] Ripley, K.L.; Bump, T.E.; Arzbaeher, R.C.: "Evaluation of techniques for recognition of ventricular arrhythmias by implanted devices". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, pp. 618-624, vol. 36, n. 6, Junio 1989.
- [Rosado-00] Rosado, A; Bataller, M., Vicente, J.M.; Guerrero, J.; Chorro, J.; Francés, J.V.: "VF detection method based on a fast real-time algorithm". Chicago. July 2000.
- [Rosado-98] Rosado, A.; Martínez, M.; Soria, E.; Magdalena, J.R.; Francés, J.V.; Muñoz, J.; Serrano, A.J.; Espí, J.: "Análisis tiempo-frecuencia para la detección de fibrilación ventricular". XVI Congreso de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica (CASEIB '98). Valencia. Septiembre, 1998.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Rosado-99a] Rosado, A.; Bataller, M.; Serrano, A.; Martínez, M.; Soria, E.; Calpe, J.: "Detailed study of time-frequency parameters for Ventricular Fibrillation detection". Fifth Conference of the European Society for Engineering and Medicine. ESEM '99. Barcelona. Junio, 1999.
- [Rosado-99b] Rosado, A. ; Guerrero, J.; Serrano, A.; Soria, E.; Martínez, M.; Camps, G.: "Ventricular fibrillation detection method using Pseudo Wigner-Ville time-frequency representation". Fifth Conference of the european society for engineering and medicine. ESEM '99, pp. 379-380, Barcelona, Junio 1999.
- [Rossini-97] Rossini, A.J.: "Nonparametric Statistical Methods. Supplemental Text". Department of Statistics. University of South Carolina. 1997. <http://franz.stat.wisc.edu/~rossini/courses/intro-nonpar/text/text.html>
- [Rothberger-14] Rothberger, C.J.; Winterberg, H.: "Über die Entstehung und die Ursache des Herzflimmerns", Zentralbl. f. Herz u. Gefässkrankh., pp. 453-458 & 465-470, vol. VI. 1914.
- [Rothberger-16] Rothberger, C.J.; Winterberg, H.: "Das Flimmern der Herzkammern (Weitere Beitrag zur Pathogenese des Flimmerns)", Zeitschr. f.d. ges. exp. Med., vol. IV, pp. 407-426, 1916.
- [Sahakian-88] Sahakian, A.; Ropella, K.; Baerman, J.; Swiryn, S.: "Median frequency and coherence measures of atrial and ventricular fibrillation". Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 16-17, 1988.
- [Serrano-00] Serrano, A.J.; Rosado, A.; Guerrero, J.; Bataller, M.; Soria, E.: "VF detection method and VT discrimination combining neural networks and time-frequency parameters". Chicago. July 2000.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Shenasa-97] Shenasa, M.; Shenasa, H.: "Prevention and Termination of Ventricular Tachycardia and fibrillation by drugs and antitachycardia Pacing ". En "Atrial and Ventricular Fibrillation: Mechanisms and Device Therapy", Capítulo 9. Editado por Allesie, M.A. y Fromer, M. The Bakken Research Center series. Volumen 9. Futura Publishing Company Inc. USA.1997.
- [Sierra-95] Sierra, G.; Cabrera, A.; Martinez-Rubio, A.; Reinhardt, L.; Fetsch, T.; Yli-Mayry, S.; Balkenhoff, K.; Breithardt, G.: "A combined method for the detection of ventricular fibrillation". 1995 IEEE Engineering in Medicine and Biology. 17th Annual Conference and 21 Canadian Medical and Biological Engineering Conference, pp. 343-344, Septiembre 1995.
- [Soria-98] Soria, E.; Serrano, A.J.; Catalán, J.L.; Jimenez, N.; Magdalena, R.; Francés, J.V.: "Predicción de la émesis posquimioterapia usando redes neuronales". I Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica. Mazatlán, México, Noviembre 1998.
- [Steiner-81] Stein, S.: "Algorithms for ambiguity function processing". IEEE Trans. Acoust. Speech Sig. Proc., pp. 588-599, vol. ASSP-29, 1981.
- [Sugiura-96] Sugiura, T.; Iokibe, T.; Murata, S.; Koyama, M.: "A method for discrimination of arrhythmia by chaotic approach". Japanese Journal of Fuzzy Theory and Systems, pp. 447-54, vol. 8, n. 3, 1996.
- [Suppappola-94] Suppappola, S.; Sun, Y.: "Nonlinear transform of ECG signals for digital QRS detection: a quantitative analysis". IEEE transactions on biomedical engineering, pp 397-400, vol. 41, n. 4. Abril 1994.
- [Tabak-80] Tabak, V.Ya; Chernysh, A.M.; Nemisko, A.P.; Manilo, L.A.: "The dynamics of spectral characteristics of ECG in cardiac fibrillation of the ventricles", Anesteziol. Reanimatol., vol. 1, pp. 71-74, 1980.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Thakor-90] Thakor, N.V.; Yi-Sheng, Z.; Kong-Yan, P.: "Ventricular tachycardia and fibrillation detection by a sequential hypothesis testing algorithm". IEEE transactions on Biomedical Engineering, pp. 837-843, vol. 37, n. 9, 1990
- [Throne-91] Throne, R.; Wilber, D.; Olshansky, B.; Blakeman, B.; Arzbaeher, R. : "Characterizing ventricular fibrillation signals using direct and seasonal-type autoregressive modeling". Proceedings. Computers in Cardiology, pp. 197-200, 1991
- [Throne-93] Throne, R.; Wilber, D.; Olshansky, B.; Blakeman, B.; Arzbaeher, R.: "Autoregressive modeling of epicardial electrograms during ventricular fibrillation". IEEE Transactions on Biomedical Engineering, pp. 379-386, vol. 40, n. 4, Abril 1993
- [VanTrees-71] Van Trees, H.L.: "Detection, Estimation and Modulation Thoery, part III". J. Wiley and Sons Publishing, New York, 1971.
- [Vetterli-95] Vetterli, M.;Kovacevic, J.: "Wavelets and Subband Coding". Prentice Hall PTR. USA. 1995. ISBN: 0-13-097080-8
- [Vila-97] Vila J., Palacios F., Presedo J., Fernández-Delgado M., Félix P., Barro S.: "Time-frequency analysis of heart-rate variability". IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, pp. 119-126, vol. 16, n. 5, Septiembre/Octubre 1997.
- [Ville-48] Ville, J.: "Théorie et applications de la notion de signal analytique". Cables et Transmission, pp. 61-74, vol. 2A, 1948.
- [Waldo-92] Waldo, D.J.; Chitrapu, P.R.; Reddy, B.R.S.; Jepsen, K.; Kidwell, G.A.; Greenspon, A.J.: "Analysis of cardiac late potentials using the Wigner-Ville distribution". Proceedings ICASSP, IV, pp. 573-576, 1992.
- [Wellens-97] Wellens, H.J.J.; de Vreede, J.; Gorgels, A.P.M.: "Sudden cardiac death: A continuous challenge". En "Atrial and Ventricular Fibrillation: Mechanisms and Device Therapy". Capítulo 4. Editado por Allesie, M.A. y Fromer, M. The Bakken Research Center series. Volumen 9. Futura Publishing Company Inc. USA.1997.

**Desarrollo de técnicas de detección de Fibrilación Ventricular
basadas en algoritmos tiempo-frecuencia**

Tesis Doctoral. Autor: Alfredo Rosado Muñoz

- [Widman-91] Widman, L.E.; Mead, C.N.; Pierce, B.L.: "Frequency domain characterization of artifact and tachyarrhythmias in the surface electrocardiogram. Computers in Cardiology 1990. pp. 453-456. 1991
- [Wigner-32] Wigner, E.P.: "On the quantum correction for thermodynamic equilibrium". Physics. Review., pp. 749-759, vol. 40, 1932.
- [Woodward-53] Woodward, P.M.: "Probability and information theory with application to radar". Pergamon Press. London. 1953.
- [Zeevi-92] Zeevi, Y.Y.; Porat, M.; Geri, G.A.: "Image generation for flight simulators: the Gabor approach". Journal of Visual Computing. 1992.
- [Zeevi-95] Zeevi, J.; Coifman, R. (Eds.): "Signal and image Representation in combined spaces". Academic Press Inc. 1995. Capítulo realizado por Bastiaans, M.J. y titulado "Gabor's expansion and the Zak transform for continuous-time and discrete-time signals".
- [Zhang-96] Zhang, X.; Zhu, Y.; Gu, H.: "Analysis of the nonlinear dynamical characteristics of ventricular fibrillation". ICSP '96. 3rd International Conference on Signal Processing Proceedings, pp.272-275 vol.1, 1996.
- [Zhao-90] Zhao, Y.; Atlas, L.E.; Marks, R.J.: "The use of cone-shaped kernels for generalized time-frequency representations of nonstationary signals". IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal processing, pp. 1084-1091, vol. 38, n. 7, 1990.