



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA
DE TELECOMUNICACIÓN

INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN

PROYECTO FIN DE CARRERA

**Combinación de Parámetros Característicos del
Electrocardiograma mediante Máquinas de Vectores
Soporte para la Detección de la Fibrilación Ventricular**

AUTOR: Alberto Romero Vázquez
TUTOR: Felipe Alonso Atienza
CO-TUTOR: José Luis Rojo Álvarez

Curso académico: 2011/2012

Agradecimientos

Gracias. Me gustaría que estas líneas sirvieran para expresar mi más profundo y sincero agradecimiento a todas aquellas personas que con su ayuda han colaborado de una manera directa o indirecta en que este trabajo se haya podido llevar a cabo.

Gracias por supuesto a todos aquellos amigos, familiares y profesionales que han puesto de su parte y que estando cerca han fomentado que hoy pueda decir que he llegado hasta aquí.

A mi familia, desde el origen de todo, por haber confiado en mi desarrollo personal y haber priorizado siempre que yo pudiera tener una formación adecuada que me construyera por dentro. Gracias a esos amigos que han sabido entender la importancia del tiempo invertido en mis estudios y a ese grupo de amigos y compañeros de clase, que han sabido empatizar con situaciones que nos afectaban a todos, y que en ocasiones he llegado a ver más tiempo que a mi propia familia.

Y superlativamente, gracias a todos vosotros profesionales de la enseñanza, que supisteis desengranar conceptos imposibles y abrir ideas, entendimiento, abstracción... donde antes únicamente había trabalenguas matemáticos. A mis profesores de estadística, de procesado de señal, de comunicaciones móviles, de electrónica, de programación, de análisis de sistemas, y un largo etcétera.

En especial quiero destacar mi agradecimiento a Felipe Alonso Atienza, mi tutor de proyecto, y a José Luis Rojo Álvarez, mi co-tutor. En todo momento he sentido que podía contar con los dos en cualquier problema o duda que surgiera en el desarrollo del proyecto. Son las personas que definitivamente me han enseñado lo interesante que es la señal médica y que siempre, en el sentido más amplio que ´siempre´ pueda tener, han estado ahí en su despacho, comunicándose conmigo en cualquier formato y con un hueco en su agenda para mis millones de preguntas, orientándome y supervisándome en cada paso que avanzaba. Sin Felipe y sin José Luis, esto no hubiera sido posible. Gracias también al departamento del TSC de la Universidad Rey Juan Carlos por las publicaciones disponibles y por el útil trabajo previo en el cual me he podido apoyar para resolver problemas que han tenido mejor solución gracias a la información disponible. He repetido muchas veces la palabra gracias, pero está bien empleada en cada lugar donde aparece.

A todos ellos, muchas gracias.

A su manera este libro es muchos libros.

Julio Cortázar

Si tiene solución, ¿por qué te preocupas? Si no tiene solución, ¿por qué te preocupas?

Proverbio oriental

Resumen

La fibrilación ventricular (FV) es una arritmia cardíaca letal producida por una actividad eléctrica desorganizada del corazón. Durante la FV, los ventrículos se contraen de forma asíncrona, fallando el bombeo sanguíneo. Si el paciente no es tratado de forma adecuada, sobreviene la muerte del paciente en el plazo de pocos minutos. El único tratamiento efectivo para revertir la FV es la desfibrilación que consiste en la aplicación de un choque eléctrico de alta energía sobre el pecho del paciente. Se ha demostrado que el éxito de la desfibrilación es inversamente proporcional al intervalo de tiempo desde el comienzo del episodio hasta la aplicación de la descarga. Esto ha promovido el desarrollo de algoritmos de detección temprana de la FV a partir la señal del electrocardiograma (ECG).

En la literatura científica se han propuesto un gran número de algoritmos de detección de FV basados en la extracción de parámetros temporales, espectrales y de complejidad del ECG con objeto de caracterizar la información sobre la morfología y patrones espacio-temporales contenida en la señal electrocardiográfica. Generalmente, los esquemas de detección propuestos consideran cada uno de los parámetros de forma independiente. En este Proyecto, se combina la información de un conjunto de parámetros definidos en la literatura mediante una estrategia de aprendizaje estadístico con algoritmos de máquinas de vectores soporte (SVM) para la detección de la FV (FV vs resto de episodios). Adicionalmente, se extiende el ámbito de aplicación del algoritmo de detección a otros ritmos que requieran un choque eléctrico (*shockable* vs *non-shockable*).

Para contrastar el método propuesto se utilizan las bases de datos públicas MITDB, CUDB y la VFDB. Para cada base de datos se ha desarrollado una herramienta de visualización que permita analizar los episodios (señales de ECG) contenidos. Cada registro de ECG se divide en ventanas de 8 segundos, para cada uno de los cuales se calculan 11 parámetros definidos en la literatura científica: *threshold crossing interval* (TCI), *standard exponential* (EXP), *modified exponential* (EXPMOD), *complexity measure* (CM), *VF filter* (VFleak), *spectral algorithm* (SPEC, parámetros M y A2), *median frequency* (FM), *mean absolute value* (MAV), *phase space reconstruction* (PSR) and *Hilbert Transform* (HILB). Este conjunto de parámetros constituye el espacio de entrada para la SVM. Se ha empleado un conjunto aleatorio (70 %) para el entrenamiento de la máquina, mientras que el resto de los datos se han utilizado para el test. Puesto que el conjunto de datos no está balanceado, se usa la tasa de error balanceado como medida de prestaciones para fijar los grados de libertad de la SVM (C , σ) mediante un esquema de validación cruzada. Las prestaciones de la SVM se han medido en términos de sensibilidad (SN), especificidad (ESP), área bajo la curva (AUC).

Los resultados mejoran las prestaciones mostradas en la literatura científica: Shock vs no shock obtuvo SN 91 %, ESP 86,52 % y AUC 92,10 %. FV vs no FV obtuvo SN 92,31 %, ESP 84,23 % y AUC 95,53 %. Como conclusión, la combinación de los parámetros del ECG mediante técnicas de aprendizaje máquina puede mejorar la eficiencia en la detección de arritmias potencialmente mortales.

Acrónimos

A continuación se muestra la lista de acrónimos empleada a lo largo de esta memoria:

FV	Fibrilación Ventricular
ECG	Electrocardiograma
MIT	<i>Massachusetts Institute of Technology</i>
CU	<i>Creighton University</i>
VFL	<i>Ventricular Flutter</i>
TV	Taquicardia Ventricular
SVM	<i>Supported Vectors Machine</i>
PQRS	Complejo P-Q-R-S
TCI	<i>Threshold Crossing Intervals</i>
EXP	Exponencial
EXPMOD	Exponencial Modificado
MAV	<i>Mean Average Value</i>
CM	<i>Complexity Measurement</i>
PSR	<i>Phase-Space Reconstruction</i>
HILB	Hilbert
VFLEAK	<i>VF Filter Leakage</i>
FM	<i>Mean Frequency</i>
SPEC	<i>Spectral</i>
DAI	Desfibrilador Automático Implantable
EAD	<i>External Automated Defibrillator</i>
BBDD	Bases de datos
Pe	Probabilidad de error
AUC	<i>Area Under the Curve</i>
ROC	<i>Receiving Operating Curve</i>
SN	Sensibilidad
ESP	Especificidad
BER	<i>Balanced Error Rate</i>

Índice general

1. Introducción	15
1.1. Motivación	15
1.1.1. Tratamiento de la FV	16
1.1.2. Detección de la FV	18
1.2. Objetivos y estructura de la memoria	20
1.2.1. Análisis de datos	21
1.2.2. Parámetros	21
1.2.3. Combinación de parámetros	22
2. Bases de datos de FV	23
2.1. Preprocesado de bases de datos	24
2.2. MITDB	25
2.3. Procesado de MITDB	25
2.3.1. Herramienta gráfica de MITDB v1.0	27
2.3.2. Herramienta gráfica de MITDB v2.0	27
2.4. VFDB	27
2.4.1. Procesado de VFDB	29
2.4.2. Herramienta gráfica de VFDB	29
2.5. CUDB	30
2.5.1. Procesado de CUDB	31
2.5.2. Herramienta gráfica de CUDB	33
3. Parámetros para la detección de FV	35
3.1. Parámetros temporales	36
3.1.1. TCI	36
3.1.2. EXP	38
3.1.3. EXP MOD	39
3.1.4. MAV	41
3.2. Parámetros de complejidad	43
3.2.1. CM	43
3.2.2. PSR y HILB	45
3.3. Parámetros frecuenciales	46
3.3.1. VFLEAK	50
3.3.2. FM	51

3.3.3. SPEC	51
4. Detección de FV mediante SVM	57
4.1. Formulación de la SVM en clasificación	57
4.2. Datos iniciales	60
4.3. Entrenamiento de la SVM	62
4.4. Test de la SVM	62
5. Conclusiones y futuras líneas de trabajo	65
5.1. Conclusiones	65
5.2. Futuras líneas de trabajo	65
APÉNDICES	69
A. Electrónica de desfibriladores	69
B. Anotaciones completas de MITDB, VFDB y CUDB	71
C. Correlación de parámetros	73

Introducción

El primer capítulo de este Proyecto Fin de Carrera (PFC) presenta brevemente los conceptos desarrollados a lo largo del trabajo. Como punto de partida se explican los motivos que dieron lugar a la elección de este estudio. También se detallan los objetivos perseguidos y la metodología empleada, así como la estructura de la memoria.

1.1. Motivación

Las arritmias cardíacas son alteraciones en el funcionamiento normal del corazón. Pueden ser inocuas, como las producidas en el ejercicio físico, o patológicas como las sufridas por pacientes que necesitan algún tipo de tratamiento. Los períodos en los que el corazón late de una determinada manera se conocen como episodios, existiendo pues episodios normales y episodios anómalos. El episodio anómalo patológico en el que se centra este PFC es la fibrilación ventricular (FV).

La FV es una arritmia rápida y caótica que paraliza de inmediato las correctas contracciones ventriculares. Debido a esto, el flujo sanguíneo se detiene y la pérdida de conciencia del paciente se produce en un margen de segundos. En la exploración de pacientes con anomalías cardíacas, cuanto más dañado esté el ritmo del latido asociado al ventrículo izquierdo, mayor riesgo corre el paciente de entrar en FV. Si no se aplican técnicas de resucitación cardiorespiratoria manual o eléctrica, en los minutos posteriores ocurrirá la muerte del paciente.

Generalmente la FV no suele aparecer en pacientes que no hayan presentado con anterioridad algún tipo de patología cardíaca o síntomas de infarto (muerte en parte del tejido muscular del corazón).

La Organización Mundial de la Salud (OMS) [11] calculó que en 2002 murieron 7.208.000 personas en el mundo aquejadas de enfermedades cardíacas. De aquí se desprende que en un planeta con 6.224.985.000 individuos, fallecieron 822 personas/hora, aproximadamente 115 de 100.000 al año. El aumento del nivel socioeconómico en los países en desarrollo provocará que se duplique antes de 2020 el impacto de las enfermedades cardíacas, pasando a ser estas la primera causa de mortalidad mundial. La FV es el episodio mortal más común en el que puede degenerar una patología cardíaca. Este PFC estudia la importancia de predecir eficientemente su aparición.

La Tabla 1.1 recoge la estimación de causas de muerte en el mundo en el horizonte de 2030.

Como se puede observar, los avances en los algoritmos de detección de FV podrían ser determinantes para aumentar la esperanza de vida en el planeta.

Posición	Enfermedad	mortandad(%)
1	FV	13,4
2	Afecciones cerebrovasculares	10,5
3	VIH/ SIDA	8,9
4	Infecciones pulmonares	7,8
5	Infecciones del tracto respiratorio	3,5
6	Cáncer de traquea bronquios o pulmones	3,1
7	Diabetes	3,0
8	Accidentes de tráfico	2,9
9	Complicaciones en el parto	2,2
10	Cáncer de estómago	1,9

Tabla 1.1: *Estimación de mortalidad para 2030 según la OMS*

Sin embargo, hay que entender que el aumento drástico de FV a nivel mundial se producirá porque los países en desarrollo sufrirán una gran tasa de muerte por FV en los próximos años[33]. Localmente, la FV en los países ya desarrollados presenta buenos datos en el descenso de su impacto. En una balanza entre países, los países en desarrollo provocarán desafortunadamente una tendencia de muerte por FV a la alza (pese a que en el marco de los países desarrollados la FV esté disminuyendo).

Desde el año 2000 las hospitalizaciones por enfermedades cardíacas han disminuido en los países desarrollados. Esta tendencia favorable se explica por la mejora de la calidad de vida, relacionada con factores de riesgo tales como la disminución del tabaquismo, la correcta nutrición vigilada por un especialista, el seguimiento de la salud coronaria de los pacientes, etc. Estos factores se constataron en un estudio británico realizado entre 1978 y 2003, en el que se demostró que en la población observada la probabilidad de entrar en FV bajó un 3,8 % anual, disminuyendo en total un 62 % la probabilidad al tener en cuenta el experimento completo[14].

Además, estudios similares evidenciaron que 250 hombres de entre 100.000 sufrieron FV, mientras que en mujeres la proporción fue de 204 en 100.000. Las tasas de descenso en este caso fueron del 2 % en once años. A priori parecen buenos datos, pero en los países en desarrollo existe un aumento de enfermedades cardíacas y un rápido incremento de la mortalidad. La incidencia de FV ha disminuido en los países desarrollados desde 1960. En oposición, se estima que los países en desarrollo padecerán un aumento de FV a partir de 2010[9].

1.1.1. Tratamiento de la FV

Anteriormente a las unidades de cuidado cardíaco de la década de los 60, la mortalidad dentro del hospital por FV era de un 25-30 %. En los años 80 se disminuye la FV hasta un 18 % con respecto a los años 60, debido al efecto de la monitorización de los pacientes en dichas unidades. Gracias a nuevos medicamentos como la aspirina y a las intervenciones quirúrgicas coronarias, posteriormente a la inclusión de esas técnicas se consiguió reducir la FV adicionalmente hasta un 6 % [11].

Sin embargo hay que resaltar que estas buenas estadísticas son válidas solamente en un escenario donde el paciente fibrila dentro del hospital. Si el paciente se encuentra fuera del hospital la mortalidad asciende hasta el 33 %. Para clasificar dichas defunciones como muertes asociadas a FV, los especialistas estudian los historiales clínicos y las autopsias. Por razones que no se conocen con claridad aún, el impacto en la mortandad de la FV está disminuyendo, tal y como se evidencia en un estudio llevado a cabo por el Departamento de Emergencias de Seattle, donde se encontró cómo la FV descendió del 61 % en 1980 al 41 % en 2000.

Algunos casos de pacientes propensos a la FV se pueden tratar con medicamentos que contengan compuestos químicos que afectan a las contracciones del corazón, sin embargo los métodos más efectivos consisten en choques eléctricos de alta energía. Los aparatos encargados de aplicar estas descargas se denominan desfibriladores.

Existen dos tipos de desfibriladores: los desfibriladores automáticos implantables (DAI) y los desfibriladores automáticos externos (EAD)[22]. Los EAD aplican una descarga de corriente desde electrodos colocados en contacto con el pecho del paciente, para que una corriente eléctrica atraviese el corazón. Se debe entender que el corazón funciona como una bomba electromagnética y que al fallar el mecanismo eléctrico que provoca las contracciones y por tanto los latidos, la corriente externa aplicada reinicia los mecanismos eléctricos propios del corazón, buscando con ello unas correctas contracciones y latidos. Los DAI buscan el mismo efecto, únicamente se distinguen en que estos dispositivos se implantan en el pecho del paciente. Los DAI y los EAD leen distintas variables, pues la señal eléctrica leída después de avanzar el campo electromagnético a través del pecho es diferente a la señal procedente de la onda electromagnética detectada en la superficie del corazón.

El desfibrilador fue usado en humanos por primera vez en la historia en 1947 por el profesor universitario Claude Beck[28]. Su teoría afirmaba que los corazones que son fundamentalmente sanos podían seguir funcionando después de fibrilar. Beck usó un sencillo desfibrilador en un paciente de catorce años que estaba siendo operado de un defecto coronario congénito, consiguiendo reanimarlo. El desfibrilador fue construido por James Rand. En 1956 Zoll descubrió la posibilidad de desfibrilar mediante corrientes alternas. Esto fue mejorado por Lown en 1962, al descubrir que las corrientes continuas desfibrilan mejor que las alternas. Destaca también en 1960, dentro de los hitos iniciales en el campo de la FV, la invención de los desfibriladores portátiles para ambulancias, de Frank Pantridge.

Con el desfibrilador, se desarrolla también la clasificación y el estudio de las fibrilaciones ventriculares. En 1966 Meltzer y Kitchell [18] distinguen entre FV primaria y secundaria. Desde entonces, se ha avanzado hasta distinguir entre las siguientes variedades de FV:

- primaria: pacientes con fallo cardíaco y/o hipotensión (presión arterial por debajo de 100 mmHg).
- secundaria: complicaciones previas, pacientes no terminales.
- crítica: pacientes que ya habían perdido una función vital, como la respiración o presión arterial, antes de fibrilar.
- de marcapasos: FV inducida.
- de medicamentos: inducida mediante fármacos.

Respecto a los desfibriladores, la desfibrilación se basa en la corriente media aplicada y no en la energía. Una alta energía no implica una corriente más elevada si el tiempo de aplicación de la corriente es mayor. Por otro lado, cuanta mayor energía se inyecta, mayor es el riesgo de generar una miocardiopatía (daño) en el corazón. La tecnología se basa en ondas de corriente bifásica que no suelen superar los 10 ms de tiempo. Los pulsos son rectangulares, por lo cual los desfibriladores de esta tecnología se denominan desfibriladores bifásicos rectilíneos. En caso de los desfibriladores monofásicos, las descargas son menores de 200 J. Las tecnologías se desarrollan bajo los estándares de los organismos AHA (*American Heart Association*), ERC (*European Resuscitation Council*) e ILCOR (*International Liaison Committee on Resuscitation*), responsables de protocolos de

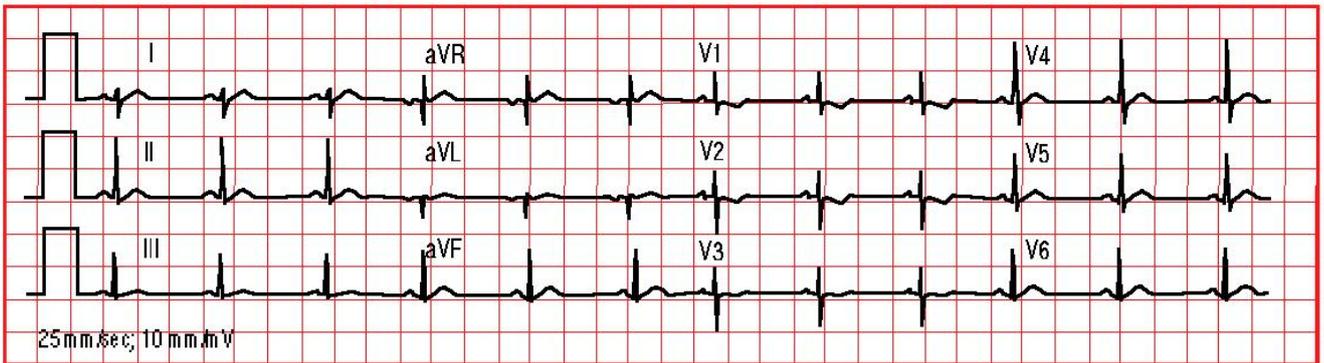


Figura 1.1: *Electrocardiograma con episodios normales*

desfibriladores. Dichos protocolos varían según la forma de onda que emplean los electrodos del aparato.

La electrónica del desfibrilador aplica inicialmente un voltaje elevado, para después variar la corriente en función de la impedancia del paciente. Este hecho es clave, pues la industria de los desfibriladores tiende a tecnologías adaptables a la impedancia instantánea del paciente. De este modo se descarga una corriente idónea para el paciente según la impedancia que presenta su corazón en ese momento. En el Apéndice A se muestra una hoja de catálogo de desfibrilador.

1.1.2. Detección de la FV

A continuación se debe introducir un concepto fundamental de este trabajo: el electrocardiograma o ECG[16], [10]. La actividad del corazón se puede medir con sensores sensibles a la electricidad (en concreto al voltaje). Las contracciones del corazón se deben a una onda de polarización que provoca que las paredes se contraigan y aparezca el latido. Debido a esto, se puede medir la actividad eléctrica asociada a los movimientos del corazón. Se puede graficar el voltaje que se mide por efecto de los latidos. La monitorización de la señal cardíaca se realiza normalmente mediante el electrocardiograma o ECG, que es el registro de la actividad eléctrica del corazón captado por electrodos situados en el pecho del paciente. El corazón desprende una señal eléctrica y dichos sensores la trasladan a una maquinaria que es capaz de trazar una línea continua en un papel cuadrulado, para analizar las características de la señal y poder representar los ciclos seguidos de los latidos del corazón. La Figura 1.1 muestra un ejemplo de ECG con episodios normales, mientras que la Figura 1.2 muestra un ejemplo de ECG con episodios de FV. En el ECG se muestran adicionalmente representaciones de la señal tomada con distintas derivaciones, que son las combinaciones de las posiciones que toman los electrodos al situarse en diferentes partes para medir la actividad del corazón.

Las ondas que forman un ECG normal se dividen en ciclos PQRST, que forman un latido completo[21]. Cada letra se corresponde con un punto de la curva. La Figura 1.3 lo muestra. Donde hay mayor concentración de señal (el propio latido) es en la zona conocida como complejo QRS (desde Q hasta S, pasando por R). En la FV el ECG cambia de forma y se vuelve mucho más caótico, incrementando su frecuencia y pareciéndose más a una señal ruidosa que a un ECG de episodios normales[4].

La FV no se puede predecir con mucha antelación, pero si se conoce la patología más probable

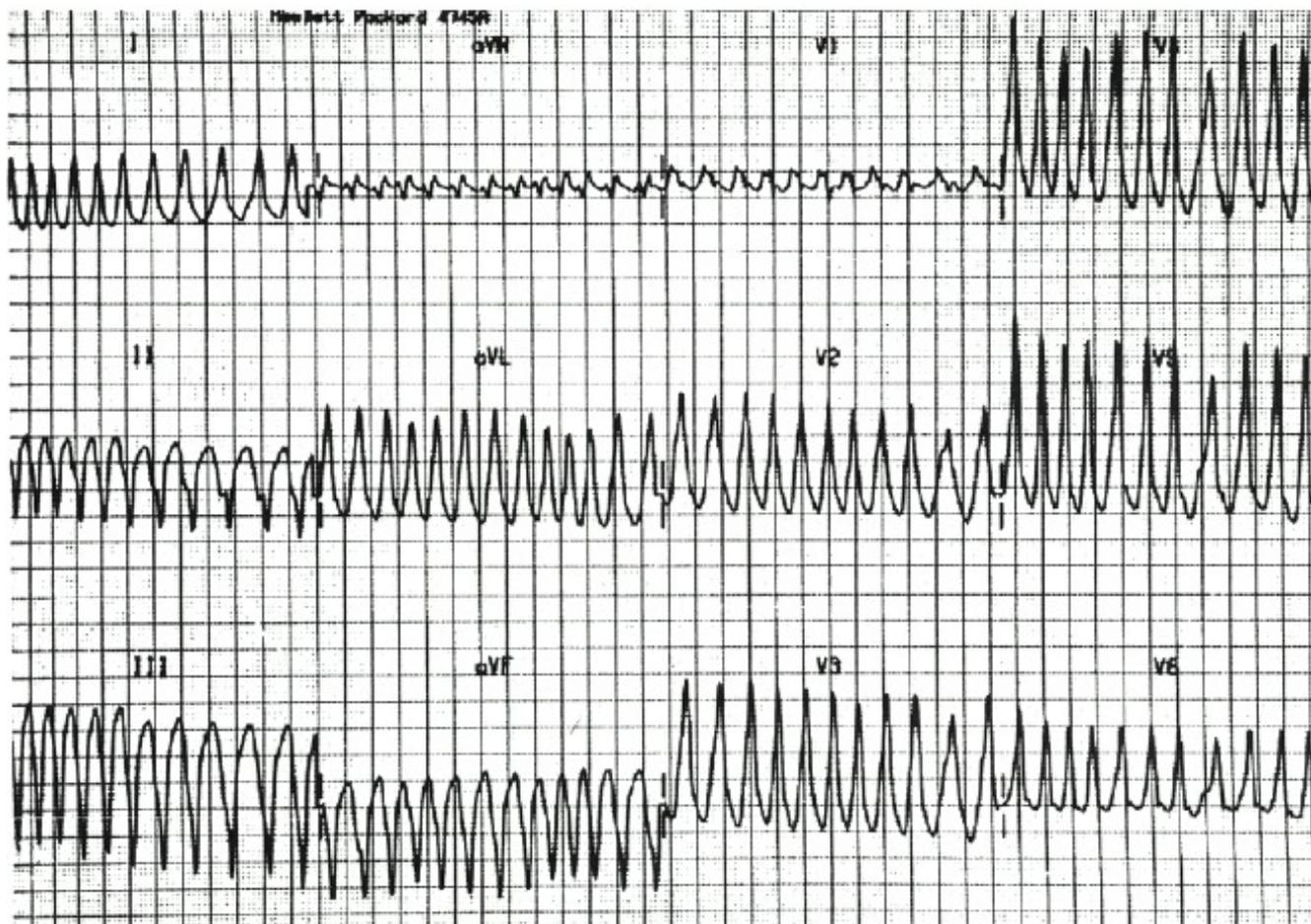


Figura 1.2: *Electrocardiograma con episodios de FV*

previa a la FV, se puede estar alerta. Ofreciendo una visión general de las causas, el infarto agudo de miocardio (informalmente conocido como ataque al corazón) es el principal motivo desencadenante de episodios de FV. En él, la muerte celular de tejido del miocardio por isquemia prolongada (ausencia de oxígeno) puede provocar FV primaria o secundaria.

La FV primaria, en caso de aparecer, puede surgir en las cuarenta y ocho horas siguientes a los síntomas de infarto, en pacientes sin complicaciones adicionales y sin patologías cardíacas previas. Por otro lado, la FV secundaria se puede dar en el mismo margen de tiempo, pero en pacientes con complicaciones o con patologías cardíacas anteriores. Se diferencian en si la FV aparece en un corazón con un historial patológico previo (secundaria) o en si aparece en un corazón cuya única complicación es la propia FV.

Los criterios para identificar los probables síntomas prematuros que desencadenan en FV se basan en marcadores bioquímicos, buscando necrosis en el miocardio.

La creencia de que la FV primaria es la causa más general de muerte prehospitalaria fue postulada por primera vez por John Erichsen en 1842 [17], asociándola con una operación donde se ligó una arteria coronaria. Posteriormente, dos estudios diferentes corroboraron su teoría. En 1971 se estudió a 294 pacientes después de una hora de síntomas de infarto agudo de miocardio. La

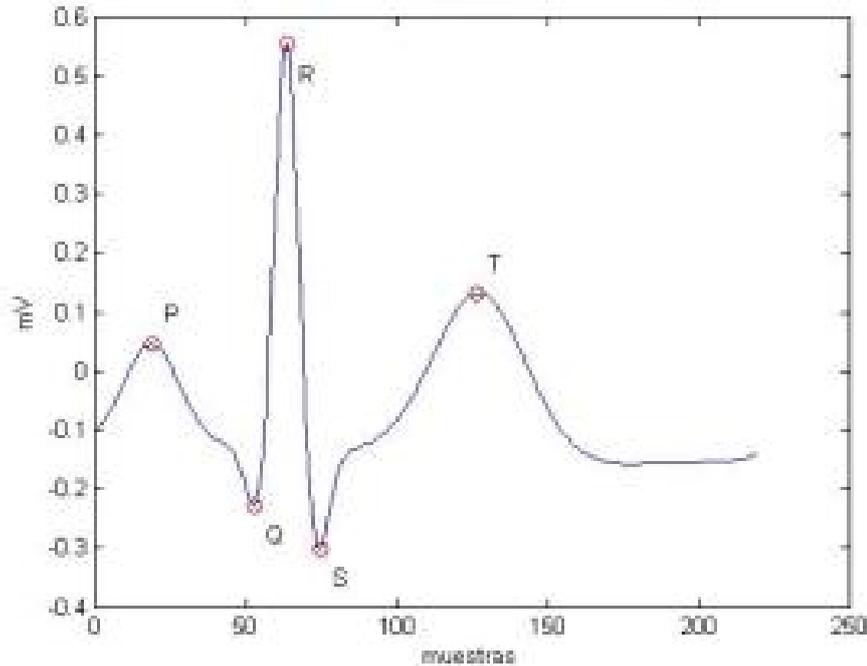


Figura 1.3: *Complejo QRS dentro de un ECG normal*

FV ocurrió en el 19% de los casos. Se muestra esta información en la Figura 1.4. Se representa en negro la FV producida antes de la hospitalización, mientras que en gris se enseña la FV posterior a la hospitalización del paciente, siendo el ECG monitorizado.

Otro estudio de 1983 analizó 500 pacientes también en las primeras horas posteriores a los síntomas de infarto agudo de miocardio, encontrando de nuevo FV en un 19% de los casos[12]. Ambos estudios concluyeron que existe la misma probabilidad de entrar en FV después de un infarto agudo de miocardio, causa previa principal de la FV. En la Figura 1.5 se muestran los resultados del segundo estudio. Casi la mitad de los casos se produjeron en la primera hora. Igualmente, en la Figura 1.5, se representa en negro la FV en prehospitización y en gris en posthospitalización. Ahora que conocemos el impacto social de la FV, qué medios existen para tratarla y cómo se detecta, se expondrá la misión del trabajo.

1.2. Objetivos y estructura de la memoria

En adelante se trabajará con bases de datos que contienen ECGs. Se extraerán parámetros de ventanas de ECGs y con métodos estadísticos de decisión se buscarán combinaciones óptimas para ponderar qué parámetros son más interesantes a la hora de estimar la FV.

Como se ha demostrado, detectar la FV es muy importante. Analizado el ECG se han desarrollado muchos métodos de procesado de señal. Estos métodos se basan en la obtención de parámetros morfológicos, temporales, frecuenciales y de complejidad, extrayendo esa información procesando segmentos del ECG en diferentes dominios. En este proyecto proponemos un detector basado en Máquinas de Vectores Soporte para detectar de forma eficiente la FV.

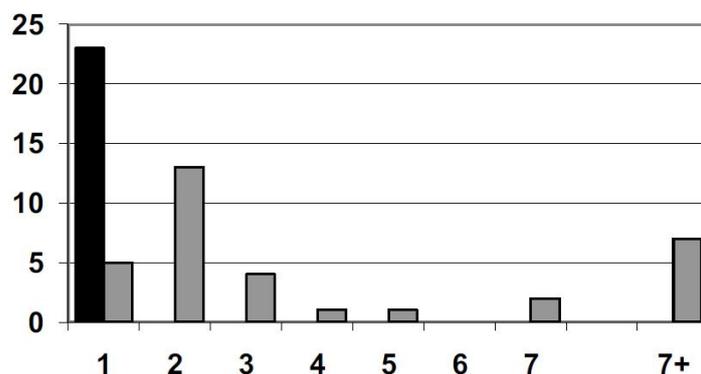


Figura 1.4: nº de FV vs horas desde el infarto agudo de miocardio

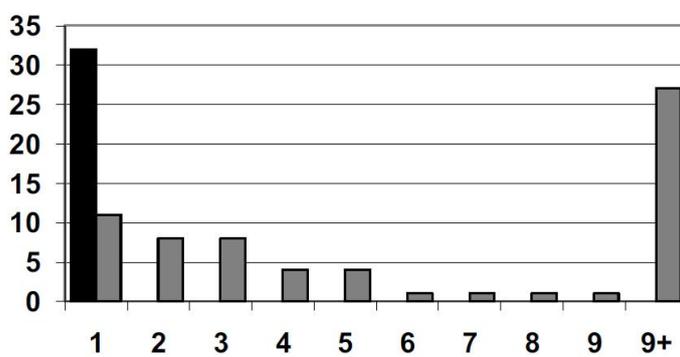


Figura 1.5: nº de FV vs horas desde el infarto agudo de miocardio

1.2.1. Análisis de datos

La información de partida se guarda en tres bases de datos. De entre todos los episodios guardados, este trabajo tratará otros episodios conjuntamente con la FV (concretamente el *flutter* o aleteo y la taquicardia, se explicarán en dicha sección), pues de los episodios presentes en las bases de datos, existen otras complicaciones que aparecen asociadas a la FV. En este trabajo las bases de datos públicas no distinguen entre FV primaria o secundaria. Debemos entender que lo importante para la detección es reconocer si el corazón ha entrado en FV. En el caso de ser una FV secundaria, el equipo médico aplicaría un tratamiento adicional o especial debido a las complicaciones añadidas.

El capítulo 2 versará sobre el tratamiento de las bases de datos y las herramientas gráficas de visualización. Con las bases de datos preparadas, podremos adentrarnos en la obtención de información relevante de la base de datos.

1.2.2. Parámetros

Para analizar la señal del ECG se estudiarán preferentemente parámetros temporales, pues eventanados cortos presentan una mayor resolución temporal que frecuencial. Sin embargo, también se recurrirá al uso de parámetros frecuenciales para completar a los temporales.

El tiempo para actuar en caso de FV es muy corto, por lo que las ventanas de datos procedentes del ECG serán cortas. El capítulo 3 versará sobre la extracción de parámetros y sus

características. Una vez almacenado el conjunto de parámetros, el capítulo 4 detallará cómo emplearlos eficientemente.

1.2.3. Combinación de parámetros

Para analizar la mejor combinación de los parámetros, se recurrirá al uso de un SVM. Las secciones que resten del proyecto hasta su fin, se corresponderán con el razonamiento de los resultados numéricos y con observaciones de mejora, así como con la propuesta de futuras líneas de trabajo.

Bases de datos de FV

Para el análisis y la consiguiente detección de la FV es necesario manejar ejemplos de pacientes mediante datos agrupados. Las BBDD que se emplean en este trabajo además de reales, son públicas y han sido ampliamente usadas en la literatura. Las bases de datos deben ser pre-procesadas pues contienen elementos ruidosos, así como muestras mal etiquetadas[20]. La dificultad radica en que la señal no es completamente determinista y no existe una regla cerrada que indique cómo debe comenzar y terminar un conjunto de latidos que tengan las mismas particularidades. Este hecho implica que la señal es etiquetada por especialistas y no de forma automática. Los datos son señales de ECG muestreadas, siendo etiquetados según sean datos pertenecientes a episodios de FV o a otro tipo de episodios. Las bases de datos que se van a emplear guardan información de distintos pacientes (señales), y un grupo de episodios por cada paciente. Los datos serán procesados de manera más o menos compleja, por lo que se desarrollarán herramientas de visualización para apreciar la calidad de los datos procesados.

En este capítulo trataremos la información existente de partida, adaptándola a nuestras necesidades. Se va a utilizar Physionet (www.physionet.org). Physionet es un repositorio de BBDD de señales fisiológicas, entre ellas señales de ECG. Para este trabajo se utilizan registros de ECG etiquetados por episodios. De entre todas las ofrecidas, tres son de interés para el objetivo del trabajo: MITDB (*Massachusetts Institute of Technology Data Base*) [1], VFDB (*Ventricular Fibrillation Data Base*) [2] y CUDB (*Creighton University Data Base*) [3],[27].

En esta sección, se mostrarán los procesados empleados en la limpieza de las bases de datos, para a continuación implementar una herramienta gráfica que ayude a verificar la obtención del conjunto de episodios con el cual trabajaremos. Por cuestiones de sencillez, se empieza explicando la MITDB, pues es la base de datos que necesita menos procesado. Posteriormente se trabajará con la VFDB, que necesita procesado pero puede ser automatizado. Para acabar, nos adentraremos en la CUDB, cuyo procesado presenta dos partes. En primer lugar es automático, pero por complejidad debe introducirse una segunda parte manual.

Respecto a las herramientas gráficas para la visualización, se han desarrollado dos versiones en el caso de la MITDB. Esto es así debido a que la v1.0 se apoya en el *toolkit* de señales para Physionet, mientras que la v2.0 únicamente emplea funciones propias. De esta manera, con la v1.0 del MITDB se explica de forma sencilla el manejo de los datos procesados y se introducen los conceptos.

Para la VFDB y para la CUDB los paquetes del *toolkit* son de menor utilidad, pues las funciones de lectura y de escritura que ejecutan no tienen en cuenta los procesados más intensivos que necesita la limpieza, debido a que la forma interna de etiquetar las muestras de origen es

más compleja. Por esto, las herramientas gráficas de la VFDB y de la CUDB no implementan las funciones del *toolkit*.

Esas tres herramientas gráficas, la MITDB v1.0 y las de VFDB y CUDB, son suficientes para analizar si el procesado de los datos es correcto (etapa crítica del trabajo). Sin embargo, por unificación y pensando en futuros desarrollos, la MITDB posee también una v2.0, no basada en el *toolkit*.

2.1. Preprocesado de bases de datos

Se trabaja con las dos derivaciones del ECG, las cuales atraviesan un filtro digital Butterworth paso bajo con frecuencia de corte en 30 Hz para no confundir posible ruido con FV. La Figura 2.1 muestra un caso de preprocesado en FV, siendo la señal roja el ECG inicial ruidoso y la señal azul el ECG preprocesado con el filtro Butterworth. Se elige una ventana de FV por ser ésta un caso donde se ve con claridad el efecto de eliminar ruido.

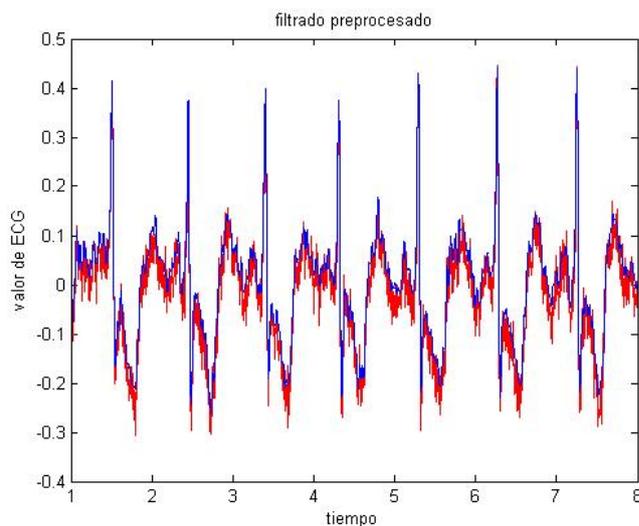


Figura 2.1: FV sin filtrado y con filtrado

A continuación del filtrado es necesario dividir la señal en sus episodios. Se crean dos marcadores, el primero indica la muestra donde se encuentra un campo de episodio no vacío. Los vacíos también están guardados, pero como elementos nulos. El segundo marcador almacena la siguiente posición de la muestra cuyo episodio no sea nulo. De esa manera se recorre linealmente la señal, asociando el episodio del primer marcador a todo el fragmento de señal comprendido entre el primer marcador y la muestra anterior al último marcador.

El último marcador primero no posee marcador segundo. Esto es, el último tramo de señal no tiene ninguna anotación final de episodio, por lo que al detectar que se está en el último tramo se asocia el primer marcador hasta el final de las muestras. Así, ahora cada muestra almacenada tiene una etiqueta numérica que indica el tipo de episodio al que pertenece la muestra.

2.2. MITDB

Desde 1975, los laboratorios del *Beth Israel Hospital* en Boston y el *Massachusetts Institute of Technology* han apoyado la investigación de las arritmias y de los temas relacionados con ellas. Uno de sus mayores logros fue la creación de la base de datos MITDB o MIT-BIH, que se completó y empezó a distribuir en 1980. Dicha base, fue el primer conjunto disponible públicamente de señales etiquetadas que se ofreció como material para pruebas en la detección de arritmias. Ha sido empleada para esa función, así como para investigación básica cardíaca en más de 500 artículos de investigación en todo el mundo.

La MITDB contiene 48 fragmentos de ECGs de media hora de duración, cada uno de los cuales contiene el registro en dos configuraciones de electrodos distintas, llamadas también derivaciones. Fueron obtenidos de 47 pacientes analizados por el *BIH arrhythmia laboratory* entre 1975 y 1979. Se tomaron 23 grabaciones aleatoriamente de un conjunto de 4000 ECGs de 24 horas de duración. Dichos ECGs fueron leídos de una población heterogénea de pacientes, siendo los ingresados en el hospital un 60% y un 40% los pacientes que llevaban vidas fuera del hospital. Otras 25 grabaciones fueron añadidas para representar arritmias menos comunes en las muestras, pero de importancia para su detección y que no estaban presentes de forma natural en una población de estudio del tamaño del hospital.

Los fragmentos se muestrearon a 360 muestras/segundo/canal, con 11 bits de resolución y en un rango de 10 mV. Dos o más cardiólogos independientes etiquetaron los episodios. Los desacuerdos se resolvieron atendiendo en ese caso a más opiniones especializadas. Las referencias para cada latido se adaptaron a un lenguaje interpretable por el ordenador, obteniéndose aproximadamente 110 000 anotaciones en total.

Desde la aparición de Physionet en septiembre de 1999, casi la totalidad de estos registros han sido accesibles. Desde febrero de 2005 la totalidad son accesibles (no solo en la versión CD-ROM), siendo empleados continuamente en publicaciones relacionadas con la FV.

En la siguiente sección procederemos a procesar la base de datos para nuestro objetivo.

2.3. Procesado de MITDB

La Figura 2.2 muestra cómo se almacenan los registros por paciente, con su identificador de paciente, cabecera y atributos. Por cada paciente también se guardan los datos explícitos del ECG con sus derivaciones (lecturas tomadas desde diferentes electrodos), que se pueden interpretar gracias a la cabecera, donde se indica la escala de los datos, su frecuencia de muestreo o tipo de etiqueta. La Figura 2.3 muestra los campos que posee un registro (señal) de MITDB. El primer campo es el tiempo, indica en qué instante se ha muestreado la señal analógica. El segundo campo es la muestra, que indica la posición del muestreo. El tercer campo es el tipo de latido. El cuarto, quinto y sexto campos se relacionan con la calidad de la grabación. El séptimo campo es el más importante, siendo el tipo de episodio. Un episodio es una agrupación de latidos que presentan un ritmo común. En el Apéndice B se detallan todas las etiquetas posibles de los latidos y episodios en MITDB.

Con esta base de datos trabajaremos por episodios. El procesado de MITDB es el más simple, pues no presenta episodios a eliminar, ya que todos los episodios son de interés. La mayor parte de los episodios son etiquetados como normales o RS (Ritmo Sinusal). Posteriormente se estudiará si existe la posibilidad de tratar por normal un episodio que no sea FV, aleteo ventricular o taquicardia ventricular, siendo dichos dos últimos episodios desencadenantes de FV.

Para limpiar MITDB se lee cada señal (desde 'mitdb100' hasta 'mitdb234') y por cada señal

DDBB

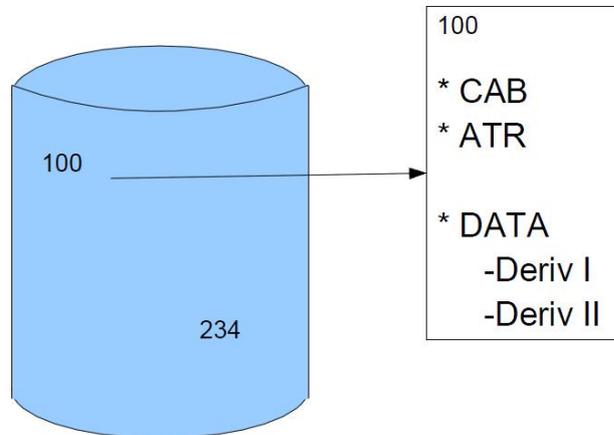


Figura 2.2: BBDD MIT, descripción de campos

Time	Sample #	Type	Sub	Chan	Num	Aux
0:00.089	32	+	0	0	0	(N
0:00.858	309	N	0	0	0	
0:01.397	503	V	0	0	0	
0:02.714	977	N	0	0	0	
0:03.653	1315	N	0	0	0	
0:04.586	1651	N	0	0	0	
0:05.475	1971	N	0	0	0	
0:06.372	2294	N	0	0	0	
0:06.911	2488	V	0	0	0	
0:08.211	2956	N	0	0	0	
0:09.156	3296	N	0	0	0	
0:10.036	3613	N	0	0	0	
0:10.897	3923	N	0	0	0	
0:11.825	4257	N	0	0	0	
0:12.356	4448	V	0	0	0	
0:13.628	4906	N	0	0	0	
0:14.553	5239	N	0	0	0	
0:15.422	5552	N	0	0	0	
0:16.339	5882	N	0	0	0	
0:17.250	6210	N	0	0	0	
0:18.114	6521	N	0	0	0	
0:19.067	6864	N	0	0	0	
0:20.000	7200	N	0	0	0	
0:20.867	7512	N	0	0	0	
0:21.139	7610	+	0	0	0	(B
0:21.414	7709	V	0	0	0	
0:22.717	8178	N	0	0	0	
0:23.269	8377	V	0	0	0	
0:24.611	8860	N	0	0	0	
0:25.144	9052	V	0	0	0	
0:26.475	9531	N	0	0	0	
0:27.044	9736	V	0	0	0	
0:28.317	10194	N	0	0	0	
0:28.947	10421	V	0	0	0	
0:30.186	10867	N	0	0	0	

Figura 2.3: MITDB, fragmento del fichero de atributos del registro 119

se realiza el mismo procedimiento. En primer lugar se obtienen los 3 ficheros asociados a cada señal, siendo estos el fichero de cabecera, el de atributos y el de datos. El de cabecera guarda el nombre de la señal que se maneja, el de atributos guarda la frecuencia de muestreo, el número de muestras y la ganancia que hay que aplicar a la señal para que se muestre en un rango no normalizado. El fichero de datos contiene toda la información numérica.

2.3.1. Herramienta gráfica de MITDB v1.0

Las herramientas gráficas tendrán siempre el mismo diseño. Un desplegable con los nombres de las señales, al seleccionar una señal aparecerán en un cuadro los distintos episodios que tiene la señal. Como opciones de representación se puede elegir el tamaño de la ventana en tiempo (ms), el solapamiento en tiempo entre ventanas al moverse de una ventana a otra (ms) y el offset inicial de la señal (ms). Los botones '-' y '+' sirven para desplazar la ventana hacia las ventanas anteriores y siguientes, respectivamente.

Existen dos modos de visualización. Si se presiona 'ECG' se mostrará la señal con los episodios en el orden en el que aparecen en la señal. Por otro lado, si se selecciona cualquier episodio dentro del cuadro de episodios solo se mostrarán los episodios encadenados uno a continuación de otro. Así se puede inspeccionar si se ha etiquetado bien la señal desde 'ECG' (nótese que también viene marcado cada latido para completar mejor la información). Para trabajar en la detección con los episodios agrupados, se emplea el modo de selección de episodio. En dicho modo ya no es necesario incluir la marca de latido, pues se clasifica en función del episodio.

La herramienta trabaja a nivel interno con muestras, pero la interfaz acepta siempre las opciones en tiempo (ms), incluyendo el modo de selección de episodio aunque no sea un ECG real el que se grafica.

La Figura 2.4 muestra un ejemplo de la herramienta en modo 'ECG'.

2.3.2. Herramienta gráfica de MITDB v2.0

La herramienta v2.0 cambia solamente la forma de procesar los datos sin las funciones predefinidas de lectura y escritura, por lo que la apariencia física debe ser la misma. En la Figura 2.5 se enseña el mismo ejemplo que en la herramienta v1.0, también en modo 'ECG'. Como se observa, se obtiene la misma representación. El proceso para cargar la señal es ligeramente más largo porque ahora se trabaja con las etiquetas de cada muestra. Sin embargo, a nivel interno se hacen todos los cálculos en términos de muestras. El proceso para obtener la ventana siguiente o anterior con el offset inicial y el solapamiento es más sencillo, ya que no es necesario pasar de tiempo a muestras entre las llamadas a las funciones (los parámetros del *toolbox* aceptan tiempo, pero en formato texto y sexadecimal).

2.4. VFDB

Esta base de datos incluye 22 grabaciones de media hora en ECGs de pacientes que han sufrido de forma notable taquicardia ventricular, aleteo ventricular y la propia FV. La VFDB presenta los mismos campos por cada par de derivaciones que la MITDB, pero en oposición a la MITDB, los ficheros de anotaciones contienen solamente ritmos y no etiquetas a nivel de latido. La VFDB también procede del MIT, pero está especializada en FV. En el Apéndice B se pueden leer todos los episodios que puede contener esta base de datos.

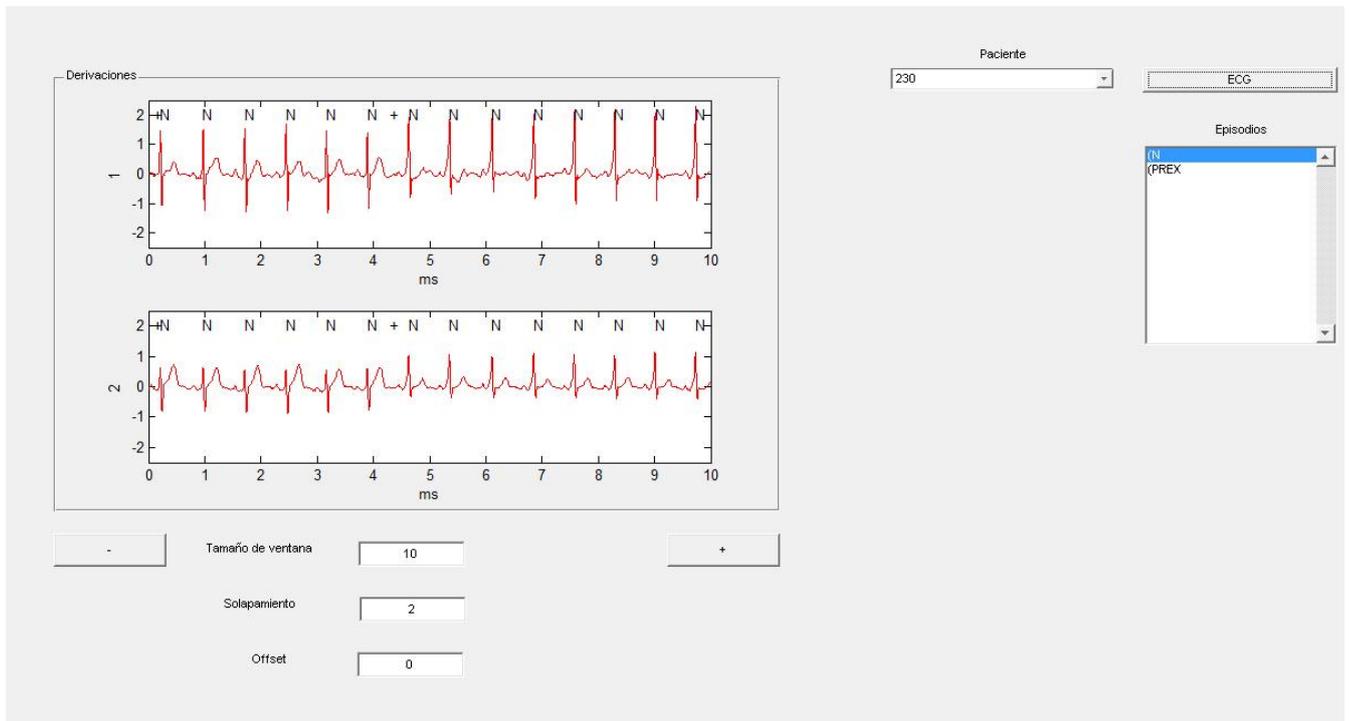


Figura 2.4: Herramienta gráfica de MITDB v1.0

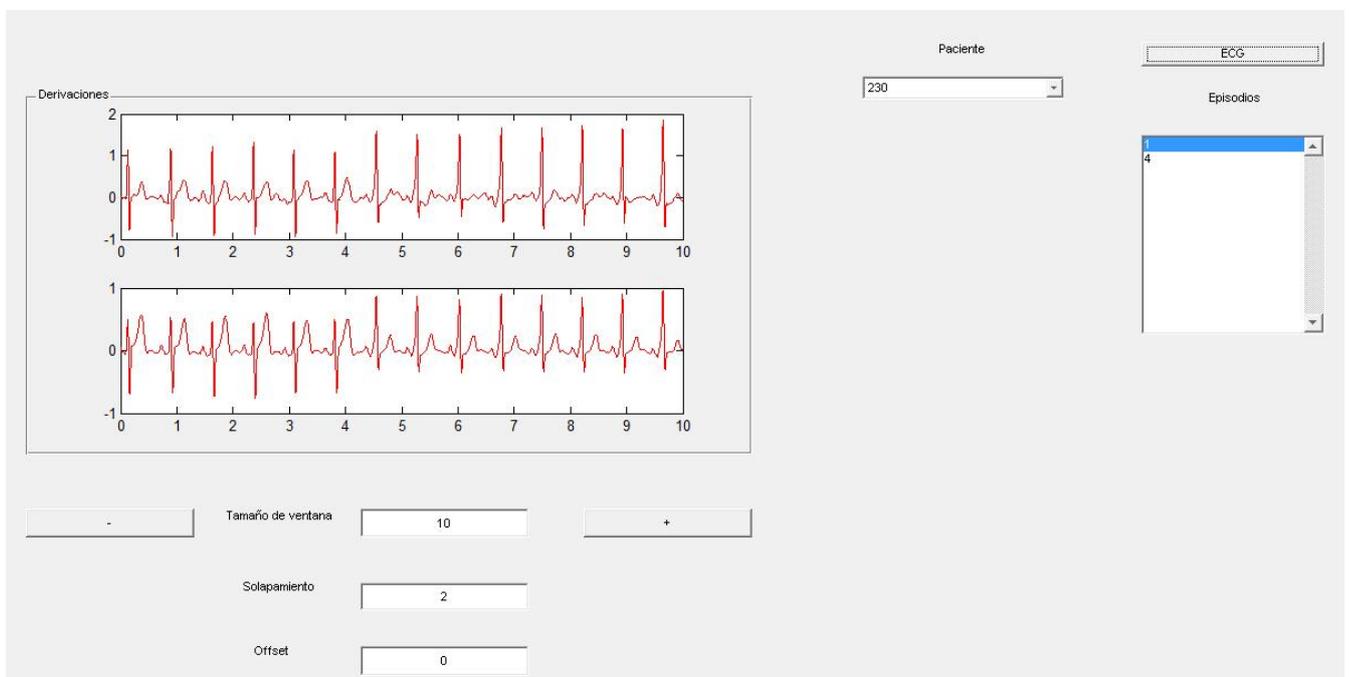


Figura 2.5: Herramienta gráfica de MITDB v2.0

2.4.1. Procesado de VFDB

La Figura 2.6 muestra los campos que posee un registro (señal) de VFDB. Comparando con la MITDB, ahora la frecuencia de muestreo es de 250 muestras/s y no de 360 muestras/s. El valor de la ganancia sigue siendo 200.

Tanto la asístole como por supuesto el ruido están fuera del interés del trabajo. Como se manifiesta en la literatura, la asístole no debe incluirse dentro de los episodios normales, pese a no ser FV. Por su parte, el ruido siempre debe ser eliminado por su carácter de distorsionador. Para limpiar la base de datos, se pasa cada señal del ECG por dos funciones propias. Una limpia la asístole y otra el ruido. Se ha decidido codificar las funciones por separado para que el código sea más modular. La función encargada de la asístole lee el fichero y en una lectura secuencial busca los índices de las muestras donde aparecen asístoles. Al encontrar el índice siguiente, si no es una asístole, se procede al igual que en la MITDB y se etiquetan todas las muestras en ese fragmento del ECG. En caso de ser una asístole, el primer índice pasa a ser el de la posición de la asístole para evitar ese tramo.

Respecto al ruido, se procede de la misma manera, la única diferencia es que ahora el episodio a eliminar es el ruido. Por lo tanto, a la salida del eliminador de asístoles, se aplica el eliminador de ruido. En caso de haber empleado como estrategia un buffer que guardase las posiciones de las muestras frontera entre episodios, se hubiera almacenado menos información (solo posiciones) para realizar después la escritura de la señal limpia. Sin embargo, la complejidad para guardar las posiciones se incrementa al tener que guardar también el tipo de episodio al que pertenecen. Debemos entender por tanto que en la escritura de la señal limpia, el punto de vista de atacar la señal centrándonos únicamente en el episodio actual y en el siguiente facilita el procesado.

A la VFDB se le aplica un filtrado digital Butterworth de preprocesado general, como se ha indicado en la sección 2.1 de este capítulo, pero el filtro paso bajo con frecuencia de corte en 30 Hz se aplica en la VFDB una vez que la base está libre de asístoles y de ruido.

Time	Sample #	Type	Sub	Chan	Num	Aux
0:00.072	18	+	0	0	0	(N
7:29.152	112288	+	0	0	0	(NOISE
7:40.076	115019	+	0	0	0	(N
14:58.460	224615	+	0	0	0	(VT
22:34.076	338519	+	0	0	0	(NOISE
22:40.228	340057	+	0	0	0	(ASYS
22:50.460	342615	+	0	0	0	(NOD
23:13.996	348499	+	0	0	0	(N
25:06.228	376557	+	0	0	0	(AFIB
25:13.692	378423	+	0	0	0	(N
25:49.768	387442	+	0	0	0	(AFIB
25:54.076	388519	+	0	0	0	(NOISE

Figura 2.6: VFDB, registro 423

2.4.2. Herramienta gráfica de VFDB

La herramienta gráfica de VFDB muestra las dos derivaciones de la señal de ECG. De nuevo existen dos modos de representación. Si se pulsa 'ECG' se dibuja el ECG completo, mientras que al seleccionar cualquier episodio del cuadro de episodios lo que se grafica son trozos encadenados del mismo episodio.

Una vez seleccionada la señal y el modo, los campos de entrada vuelven a ser el tamaño de la ventana (ms), el solapamiento (ms) y el offset inicial (ms). La frecuencia de muestreo se diferencia

respecto al código de la herramienta gráfica de MITDB. Los métodos funcionan calculando las muestras que deben seleccionar con los tamaños de las ventanas, luego no es necesario programar ningún valor preestablecido de longitud máxima de señal. Además, en el modo 'ECG' se conoce la longitud de la señal, pues es la misma para todo el conjunto de derivaciones, pero en el modo 'episodio' la longitud es diferente para cada derivación. Debido a esto, se ha decidido trabajar sin almacenar valores predefinidos de longitudes, para que se puedan usar las mismas funciones en ambos modos sin tener que introducir un campo adicional de longitud de señal.

En la Figura 2.7 se exhibe un episodio de aleteo ventricular (se emplea el modo 'episodio').

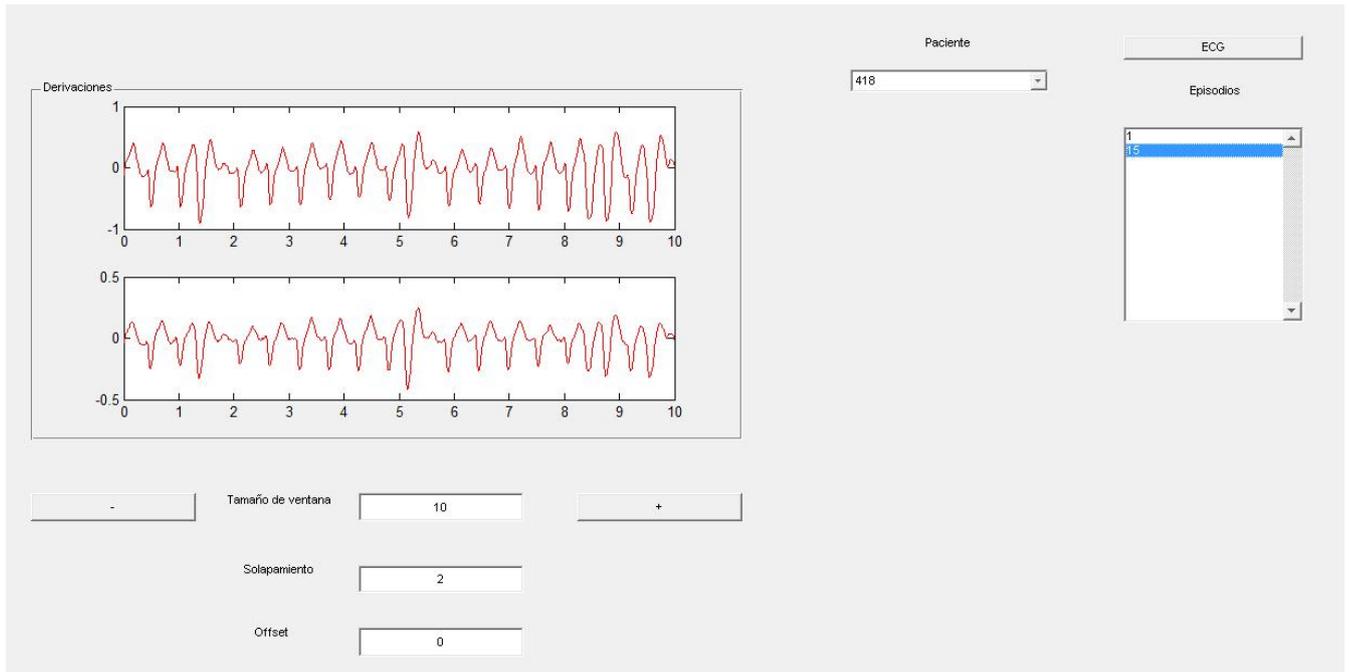


Figura 2.7: Herramienta gráfica de VFDB

2.5. CUDB

Esta base de datos ha sido desarrollada por la *Creighton University*, incluyendo 35 grabaciones de 8 minutos de ECG's de pacientes que experimentaron taquicardia ventricular, aleteo ventricular y FV de forma severa. El primer registro cu01 se obtuvo de un ECG de larga duración (holter), los otros registros fueron digitalizados en tiempo real a razón de 1V/mV nominal. Todas las señales pasaron por un filtro activo Bessel de segundo orden paso bajo, cuya frecuencia de corte fueron 70 Hz. Las señales se digitalizaron a un ritmo de 250 Hz con una resolución de 12 bits y en un rango de 10 V (es decir, con un valor nominal relativo de 10 mV respecto de las señales sin amplificar). Cada registro contiene 127 232 muestras, esto es, presenta una duración ligeramente menor a 8 minutos y medio.

En episodios de fallo cardíaco, la FV es casi siempre precedida por episodios de taquicardia ventricular, lo que finalmente lleva a la FV. El inicio de los episodios de FV es extremadamente difícil de indicar con precisión en muchos casos. Cualquier detector clínico útil debe responder a los episodios de taquicardia ventricular que preceden a la FV, pues se necesitará atención

médica lo antes posible. Por esto, cualquier detector que responda a la taquicardia ventricular premonitoria puede exhibir un tiempo negativo de alarma, en comparación con otros detectores de FV. Este es el motivo por el cual la CUDB se considera una base de taquiarritmias más que intrínsecamente una base de FV.

En los registros, el número mínimo de bits no-FV previos a la aparición de la FV es de 61. El intervalo temporal medio desde el comienzo del registro hasta la aparición de la FV es de 5 minutos y 47 segundos, con una desviación estándar de 2 minutos y 1 segundo. Cinco registros (cu12, cu15, cu24, cu25 y cu32) pertenecen a pacientes con marcapasos. En muchos casos los intentos de desfibrilación son visibles.

Los registros fueron originalmente recogidos por Floyd M. Nolle en el *Creighton University Cardiac Center*. Es muy excepcional conseguir registros con buena definición, y de una gran importancia para el desarrollo y la evaluación de los detectores de FV. Richard B. Bowser, que trabajó en dicho centro, preservó los registros y los distribuyó públicamente. Los ficheros de anotaciones se incluyeron para ayudar en la investigación de la FV, pero no son anotaciones exhaustivas. Todos los latidos se etiquetaron como normales si no son de FV, pese a que muchos de ellos son ectópicos. Las anotaciones marcan el comienzo aproximado de la FV. Los ficheros de anotaciones para los registros cu01, cu03 y cu12 se modificaron y añadieron por Janus Irzyk nuevamente en enero de 2006 para incluir FV's no etiquetadas.

2.5.1. Procesado de CUDB

La CUDB es una base de datos que guarda solamente una derivación. El primer campo que posee la derivación es el tiempo asociado a la muestra. El segundo campo es el número al que corresponde la propia muestra. El tercer campo es el tipo de latido. En esta base el cuarto, quinto y sexto campos sí son relevantes. El cuarto campo es el subtipo, el quinto campo es el canal y el sexto campo es la numeración. El conjunto de estos tres flags sirve para indicar anomalías en la señal (por ejemplo, una alteración en la señal por haber desfibrilado al paciente). El séptimo campo es el ritmo o episodio. En esta base de datos, la ganancia es 400.

Hay dos formas de etiquetar la FV. La primera forma es que venga indicada en el séptimo campo del episodio, mientras que la segunda forma es que venga indicada en el tercer campo de latido, donde en ese caso se expresaría su inicio mediante un corchete abierto '[' y su finalización sería expresada con un corchete cerrado ']'.
 En el campo de episodio donde aparezca una FV, en el campo de latido aparece un +, que es el símbolo que indica en los latidos que existe un cambio de ritmo asociado. La Figura 2.8 muestra un ejemplo donde la FV se indica claramente mediante corchetes.

3:28.792	52198	N	0	0	0	
3:29.828	52457	N	0	0	0	
3:30.860	52715	N	0	0	0	
3:31.856	52964	N	0	0	0	
3:32.888	53222	N	0	0	0	
3:33.944	53486	N	0	0	0	
3:34.164	53541	+	0	0	0	(VF
3:34.184	53546	[0	0	0	
8:28.924	127231]	0	0	0	

Figura 2.8: CUDB, fragmento del registro 01

Hay que tener en cuenta que hay señales donde el primer corchete que se encuentra es cerrado, entendiéndose en ese caso que la FV se desarrolla desde el principio hasta ese corchete. En otros

casos el último corchete que se encuentra es abierto, entendiendo en ese caso que la FV se desarrolla desde el corchete abierto hasta el final de la señal.

Para leer la taquicardia ventricular o el aleteo ventricular, la lectura se realiza a través del episodio, como se muestra en la Figura 2.9.

3:10.996	47749	N	0	0	0	
3:11.556	47889	N	0	0	0	
3:12.112	48028	N	0	0	0	
3:12.408	48102	+	0	0	0	(VT
3:12.652	48163	N	0	0	0	
3:13.220	48305	N	0	0	0	
3:13.608	48402	N	0	0	0	
3:13.972	48493	+	0	0	0	(N
3:14.348	48587	N	0	0	0	
3:14.956	48739	N	0	0	0	
3:15.524	48881	N	0	0	0	
3:16.092	49023	N	0	0	0	
3:16.636	49159	N	0	0	0	
3:16.908	49227	+	0	0	0	(VT
3:17.152	49288	N	0	0	0	
3:17.436	49359	N	0	0	0	
3:17.748	49437	N	0	0	0	

Figura 2.9: *CUDB, fragmento del registro 02*

Hasta este punto el proceso de limpieza se puede automatizar fácilmente. Sin embargo los campos relacionados con la calidad de la señal dificultan el etiquetado de las muestras, pues esos flags sirven para indicar anomalías y no existe ninguna regla previa de las situaciones que se pueden dar. Esto es, marcan situaciones excepcionales en el entorno donde están y se debe visualizar señal por señal el tratamiento que se le da al entorno. Como ejemplo, en la Figura 2.10 se muestra una lectura que sería normal según los episodios. Se aprecia que se rompe la lógica de tratar cada marca de episodio como una señalización de cambio de episodio. Ahora no se produce un cambio a episodio normal desde la muestra 66214. Si dado un cambio de episodio se condiciona al latido, el símbolo ~ indica un cambio en la calidad de la señal. Al aparecer ese símbolo hay que leer el cuarto campo. Si su valor es -1 significa que la señal se degrada y si su valor es 0 significa que su calidad es buena. Se podría pensar entonces que el orden lógico es leer el episodio, condicionarlo al latido y el latido al canal.

4:23.368	65842	N	0	0	0	
4:23.936	65984	N	0	0	0	
4:24.500	66125	N	0	0	0	
4:24.856	66214	~	-1	0	0	(N
4:25.972	66493	~	0	0	0	(N
4:26.212	66553	N	0	0	0	
4:26.772	66693	N	0	0	0	
4:27.316	66829	N	0	0	0	
4:27.872	66968	N	0	0	0	

Figura 2.10: *CUDB, fragmento del registro 02*

Sin embargo no es posible crear una norma para automatizar el proceso, porque hay situaciones en las que sin cambiar de episodio (y estando en un episodio normal), la calidad del latido cambia, pasando a un estado de mala grabación (valor del canal a 1), para pasar después a

muestras normales, acabando con la señalización de vuelta a la buena calidad de la señal (latido con símbolo de ese tumbada y valor del canal a 0). Es decir, si el canal está a 0 significa que la calidad del registro es buena, si está a -1 significa que es mala, pero si está a 1 significa que los datos grabados son erróneos. La Figura 2.11 muestra esta situación.

1:05.884	16471	N	0	0	0
1:06.376	16594	N	0	0	0
1:06.868	16717	N	0	0	0
1:07.364	16841	N	0	0	0
1:07.712	16928	~	-1	0	0
1:08.140	17035	~	1	0	0
1:08.352	17088	N	0	0	0
1:08.716	17179	~	0	0	0
1:08.860	17215	N	0	0	0
1:09.368	17342	N	0	0	0
1:09.864	17466	N	0	0	0

Figura 2.11: *CUDB, fragmento del registro 03*

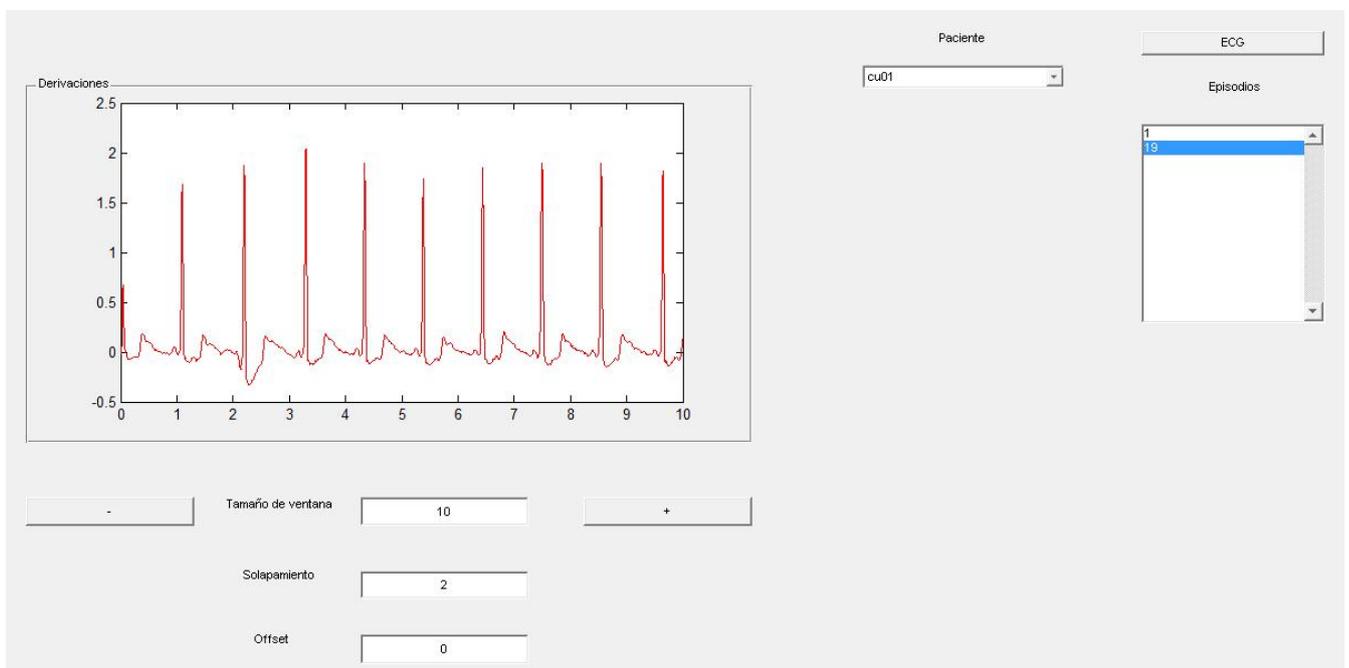
Por inspección, las señales que no se procesan manualmente son cu15, cu19, cu20, cu21, cu28, cu29, cu30, cu31, cu33 y cu35.

En el resto de ellas se aplica el siguiente tratamiento: se lee por latidos y se etiqueta el ritmo del primer latido en el resto de las muestras hasta el siguiente latido que contenga un '+', en ese momento el ritmo cambia y se asocia el ritmo nuevo (el campo de episodio) a las siguientes muestras hasta encontrar nuevamente otro '+' que indique otro cambio de episodio. Si el latido es '[' o es ']' (en los ficheros internos viene escrito como '{' y '}') desde el primer '[' se etiqueta como FV todas las muestras hasta que aparezca un ']'. Si el símbolo del latido es una ese tumbada, se salta la escritura de la señal limpia hasta encontrar el siguiente latido de ese tumbada con el canal a 0. Si se llega al final sin cerrar la FV, todo ese trozo es FV. Si el primer símbolo de latido es cierre de FV, la señal desde el principio es FV. Las etiquetas de los episodios siguen manteniendo la misma codificación que la MITDB y que la VFDB (a cada episodio se le asocia un número diferente).

Las señales mencionadas en el procesado manual se analizan individualmente. Todas las señales reciben el mismo filtrado Butterworth paso bajo que recibieron la MITDB y la VFDB.

2.5.2. Herramienta gráfica de CUDB

La herramienta gráfica de CUDB presenta las mismas características que la herramienta de la MITDB y de la VFDB. La ganancia cambia respecto a la MITDB y a la VFDB, mientras que la frecuencia de muestreo de la CUDB cambia respecto a la de la MITDB, pero es la misma que en la VFDB. De nuevo se presentan dos modos de operación, en 'ECG' y en 'episodio'. La diferencia más notable es que ahora solo se maneja una derivación, por lo que las funciones que pintan la señal se modifican para representar solo un ECG. Excepto en la carga de la señal, el resto de funciones dibujan el ECG, por lo que prácticamente todas las funciones se modifican. La Figura 2.12 muestra esta herramienta.

Figura 2.12: *CUDB*, registro 01

Parámetros para la detección de FV

En este capítulo trataremos los algoritmos empleados para analizar las ventanas de datos. En esta investigación analizamos 10 algoritmos bien conocidos de detección de FV. Dichos algoritmos se aplican en la detección de dos escenarios diferentes: episodios de FV vs no FV, y episodios donde se recomienda un shock eléctrico (FV y TV) vs episodios donde no se recomienda un shock eléctrico (ritmo normal, taquicardia supraventricular, braquicardia, contracción ventricular prematura, aleteo, bloqueos de segundo y tercer grado, ritmos idioventriculares y asístoles). Los resultados se expresan en distribuciones de histogramas, en sensibilidad y en especificidad. La sensibilidad nos indica la capacidad de nuestro estimador para dar como casos positivos los casos realmente enfermos; proporción de enfermos correctamente identificados. Es decir, la sensibilidad caracteriza la capacidad de la prueba para detectar la enfermedad en sujetos enfermos. La especificidad nos indica la capacidad de nuestro estimador para dar como casos negativos los casos realmente sanos; proporción de sanos correctamente identificados. Es decir, la especificidad caracteriza la capacidad de la prueba para detectar la ausencia de la enfermedad en sujetos sanos.

Representar la calidad de un algoritmo mediante la sensibilidad y la especificidad conlleva algunos problemas. Un algoritmo puede tener una alta sensibilidad pero baja especificidad y viceversa. ¿Cuál es mejor? Para decidirlo se acude a las curvas ROC (*receiving operating curve*). Dado un estimador de una variable con un parámetro ajustable, podemos hablar de sus curvas de sensibilidad y especificidad o curvas ROC. En ellas se representa la sensibilidad de la técnica diagnóstica frente el valor que se obtiene al restarle la especificidad a la unidad (1-especificidad). El área bajo la curva obtenida oscila entre un valor de 0,5 (no discrimina entre un positivo y un falso positivo) y 1 (test diagnóstico perfecto). Sabiendo esto, podemos jugar con los valores de especificidad y sensibilidad hasta ajustar nuestra técnica diagnóstica a lo deseado.

Para el estudio, todas las ventanas son de duración fija, siendo ésta de 8 segundos, que se ha demostrado óptima para la detección de FV [7]. Los algoritmos se dividen en 3 grupos: el temporal, el frecuencial y el de complejidad, según el procesado en el que se extraigan las características. Dentro del marco temporal se estudian el *Threshold crossing intervals* (TCI) [6], el exponencial (EXP) [29], el exponencial modificado (EXP MOD) [8], y el *Mean of absolute value* (MAV) [24]. Por otro lado, en el marco frecuencial se estudian la frecuencia mediana (FM) [25], el *spectral* (M y A2) [23], el filtro VF (VFLEAK) [29]. Por último, en el campo de la complejidad se muestran el de complejidad (CM) [31], y los de reconstrucción fase-espacial, *space-phase reconstruction* PSR y HILB [15].

Es importante resaltar que los parámetros pueden venir definidos en la literatura para distinguir la FV vs episodios normales o contra algún grupo concreto de episodios, esto es, que el

parámetro puede ser eficaz para enfrentar la FV respecto a únicamente episodios normales o en el otro extremo, frente a cualquier otro tipo de episodio, hayándose en medio una combinación variada de cuáles son los episodios que se discriminan contra la FV. Sin embargo, se estudian los parámetros aplicados a toda la base de datos, con el objetivo de dar una visión realista. La contraprestación es que los parámetros funcionarán peor. La ventaja es que se puede emplear el conjunto de parámetros a la vez y en cualquier paciente.

3.1. Parámetros temporales

Los parámetros temporales se basan en extraer información morfológica contenida en el dominio temporal de las ventanas. En este apartado se detallan los algoritmos TCI, EXP, EXPMOD y MAV. El TCI se centra en la cantidad de veces que la señal supera un cierto umbral, el EXP construye una exponencial decreciente con la señal de origen y cuenta el número de veces que la señal supera ese umbral. El EXPMOD, modificación del anterior, contruye una exponencial más elaborada, mientras que el MAV explora el valor absoluto de la señal para relacionar su amplitud acumulada con lo caótico de la señal.

3.1.1. TCI

En el TCI la decisión se toma a partir del número de veces que la señal supera un umbral fijado a priori. Primero se genera una señal binaria según si el ECG original supera o no el umbral[6]. El valor del umbral es el 20% del máximo dentro de cada ventana de un segundo. De este modo, (véase la Figura 3.1), dentro de un segundo se calculan las variables N , $t1$, $t2$, $t3$ y $t4$. N es el número de veces que el ECG supera el umbral, $t1$ es el tiempo que existe entre el pulso anterior al inicio de la ventana y el comienzo de ella, $t2$ es el tiempo que existe entre el comienzo de la ventana y el primer pulso, $t3$ es el tiempo dado entre el último pulso y el final de la ventana, por último, $t4$ es el tiempo dado entre el final de la ventana y el primer pulso siguiente.

Una vez realizado el cálculo se aplica la Ecuación 3.1.

$$TCI = \frac{1000}{(N - 1) + \frac{t2}{t1+t2} + \frac{t3}{t3+t4}} [ms] \quad (3.1)$$

Si el TCI es igual o supera los 400 ms, se considera que el ritmo cardíaco es normal, si no, se clasifica el episodio como FV. Debido a que el algoritmo funciona con ventanas de un segundo, y a que se necesitan 3 segundos para poder calcular todas las variables, realmente se toman períodos de 3 segundos. El primer segundo sirve para calcular $t1$ y $t2$, y el tercer segundo sirve para calcular $t3$ y $t4$. El segundo intermedio sirve para calcular N . Ya que la señal se almacena en fragmentos de 8 segundos, aparecen consecuentemente 6 valores de TCI (desplazando cada grupo de 3 segundos, segundo a segundo). De esos 6 valores de TCI, si 4 ó más superan los 400 ms, se considera que es no es un episodio de FV, de cualquier otro modo, se etiqueta como episodio de FV. Como se puede desprender, la lógica del TCI se encuentra en que la FV es caótica y provoca más pulsos, mientras que el resto de episodios presentan pulsos N más espaciados.

La Figura 3.2 muestra el histograma del TCI aplicado a toda la BBDD y la Figura 3.1.1 muestra las ROC.

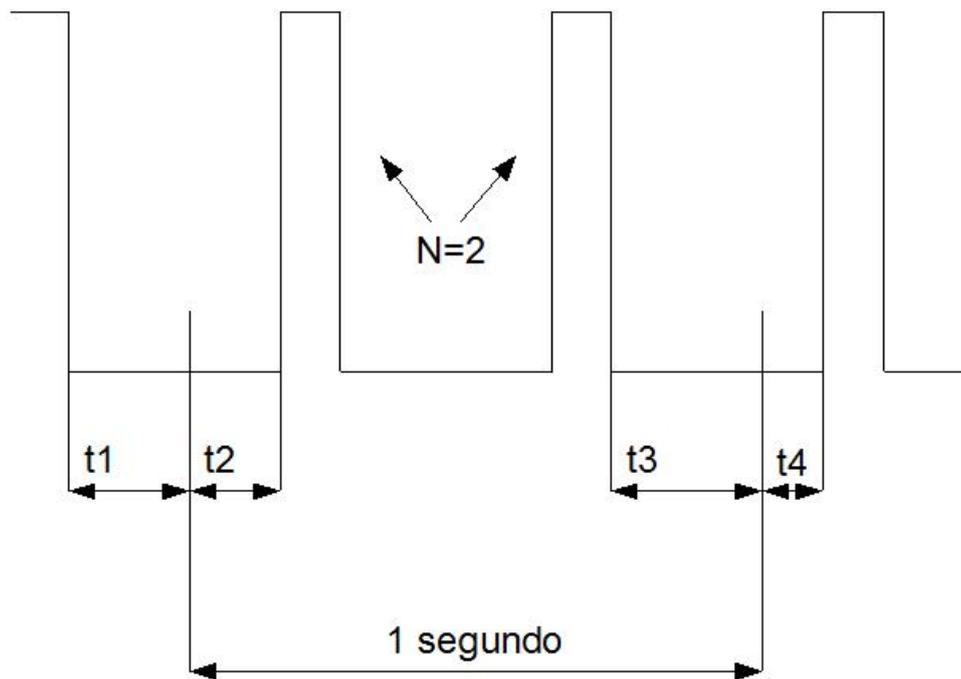


Figura 3.1: TCI para 1 segundo de duración

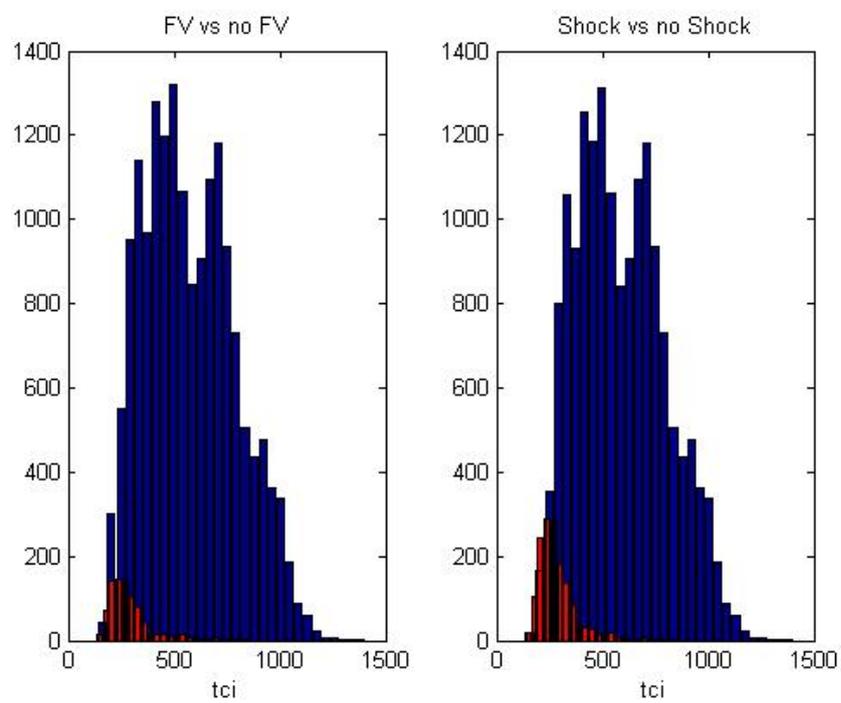


Figura 3.2: histogramas para TCI

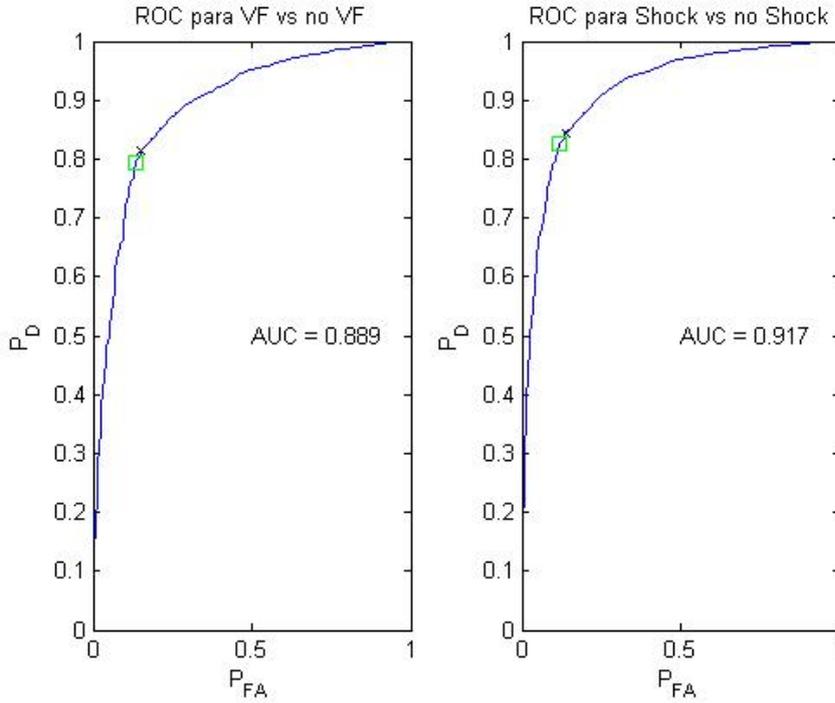


Figura 3.3: ROC para TCI

3.1.2. EXP

En este algoritmo se localiza el máximo del ECG dentro de la ventana y desde ese punto se traza una exponencial decreciente hacia ambos lados [29], [8]. Debido a que existen ECGs en la base de datos cuya polaridad está invertida, en este trabajo se añade un paso adicional y se toma el valor absoluto de la señal, para de esta manera leer correctamente los picos invertidos. Después se cuenta cuántas veces el ECG corta a la exponencial. La decisión se toma según el número de cortes. La Ecuación 3.2 calcula la exponencial decreciente, donde M es la amplitud máxima, t_m es ese instante de tiempo y τ es la constante de tiempo, igual a 3 segundos por experimentación en la literatura. Se cuenta el número de intersecciones n y entre la curva del ECG y la exponencial y se obtiene la Ecuación 3.3, donde T es el tiempo de observación, en este caso la ventana de 8 segundos. Si N es mayor que 250 intersecciones por minuto, la ventana se clasifica como un período de FV. Si N es menor de 180, el ritmo se considera normal. De cualquier otro modo, la ventana se asociaría a otros episodios. En este estudio, interesa enfrenar FV contra el resto. Se debe notar que cada complejo QRS interseca la exponencial 2 veces, excepto en el valor máximo donde únicamente interseca una vez.

$$Exp(t) = M \exp\left(-\frac{|t - t_m|}{\tau}\right) \quad (3.2)$$

$$N = \frac{n}{T} \quad (3.3)$$

La Figura 3.4 representa un caso de EXP para un paciente sin FV, mientras que la Figura 3.5 representa un caso de EXP para un paciente con FV. El ritmo caótico provoca un número mayor de intersecciones.

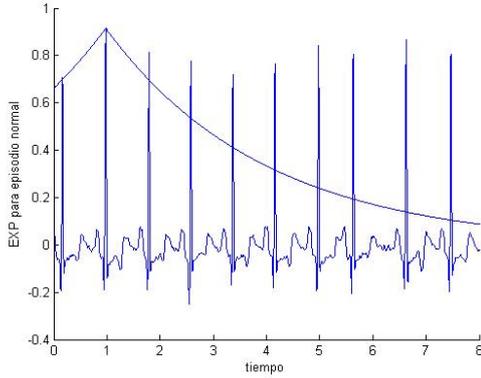


Figura 3.4: Exponencial en ventana sin FV

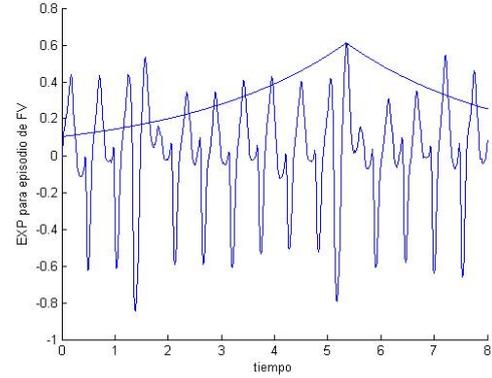


Figura 3.5: Exponencial en ventana con FV

La Figura 3.6 muestra el histograma del EXP aplicado a toda la BBDD y la Figura 3.7 muestra las ROC.

3.1.3. EXP MOD

Partiendo del EXP se puede llegar al EXP MOD, pues es una versión modificada[8]. Este algoritmo desplaza la exponencial decreciente entre los máximos relativos (de nuevo teniendo en cuenta que la polaridad de la señal puede estar invertida). Este cambio produce detecciones mejoradas. Primero, se explora dónde se encuentra el primer máximo relativo. Desde ese punto se traza una exponencial decreciente hasta interseccionar el ECG. La Ecuación 3.4 describe la exponencial modificada.

$$E_{n,j}(t) = \left\{ \begin{array}{ll} M_j \exp\left(-\frac{t-t_{m,j}}{\tau}\right) & \text{si } t_{m,j} \leq t \leq t_{c,j} \\ \text{tramo ECG} & \text{si } t_{c,j} \leq t \leq t_{m,j+1} \end{array} \right\} \quad (3.4)$$

La exponencial n-ésima que comienza en el instante t es $E_{n,j}$. El valor del máximo local es M_j , τ es la constante de tiempo, tomada 0,2 segundos, y $t_{c,j}$ es el instante donde la exponencial cruza al ECG. La diferencia respecto al parámetro EXP es que ahora la inspección se realiza sobre máximos locales, por lo que la exponencial coincide con el ECG desde la intersección hasta que vuelve a encontrar otro máximo local. De esa manera se estudia mejor la pulsación de la señal que inspeccionando únicamente el máximo global de la ventana. La Figura 3.8 muestra una exponencial modificada de una ventana sin VF, mientras que la Figura 3.9 muestra una exponencial modificada de una ventana con FV.

Para etiquetar, se cuenta el número de intersecciones N de la Ecuación 3.5, donde T es el tiempo de la ventana (8 segundos). Si N es mayor de 230 cruces por minuto se considera FV y si es menor de 180 se clasifica como normal.

$$N = \frac{n}{T} \quad (3.5)$$

Se debe entender que este trabajo estudia los parámetros en conjunto, por lo que las indicaciones de los rangos que toman los parámetros de forma individual es útil para comprobar que su implementación es coherente con la existente en la literatura. Sin embargo, dichos rangos se

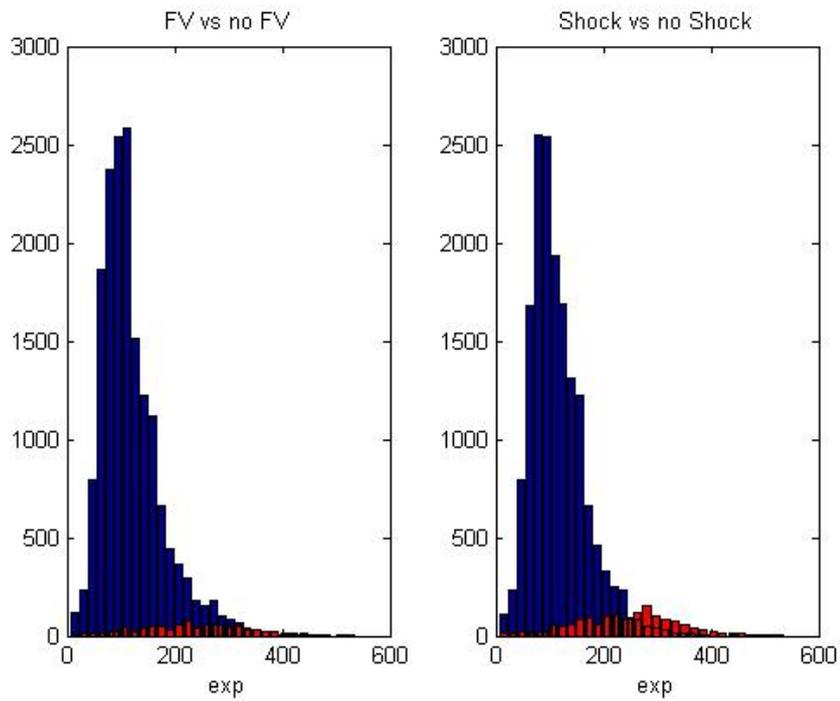


Figura 3.6: *histogramas para EXP*

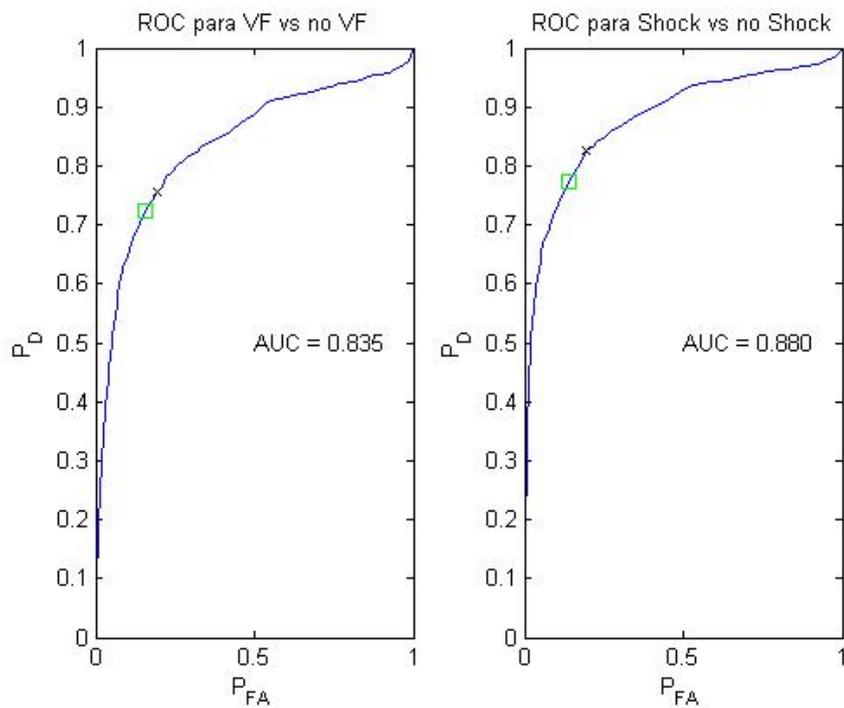


Figura 3.7: *ROC para EXP*

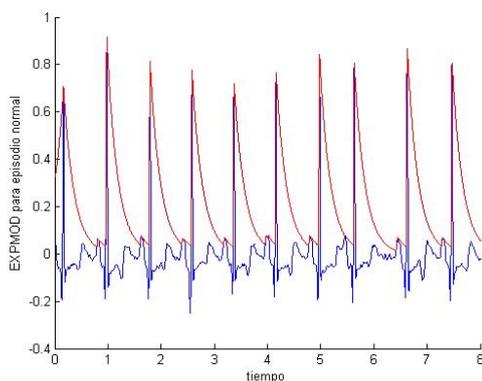


Figura 3.8: Exponencial modificada en ventana sin FV

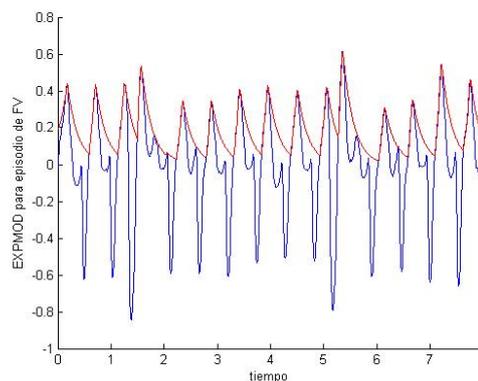


Figura 3.9: Exponencial modificada en ventana con FV

pueden ver modificados cuando interactúen todos los parámetros con cualquier tipo de ventana de entrada (de las existentes y explicadas en las bases de datos procesadas).

La Figura 3.10 muestra el histograma del EXPMOD aplicado a toda la BBDD y la Figura 3.11 muestra las ROC.

3.1.4. MAV

El parámetro MAV no se basa en los valores máximos (locales o globales) de la señal[24], [13], sino en la fuerza de la señal, medida como el sumatorio del valor absoluto, descrito en la Ecuación 3.6, donde n es el número de la muestra.

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} |x(n)| \quad , \quad (3.6)$$

Los episodios que no son FV tienen un MAV bajo porque el complejo QRS tiene baja amplitud comparado con los episodios de FV, donde el complejo QRS tiene una amplitud elevada. La mayoría del tiempo el valor absoluto de la señal es bajo en un ciclo de PQRST (sin FV). Ya que apartando los casos de FV, la aportación de la señal al valor absoluto es reducido y cuando lo hay es pequeño, los episodios que no son de FV tienen asociado un MAV bajo. Por otro lado, en los casos de FV el complejo QRS es más ancho y aporta más valores elevados en valor absoluto, por lo que los episodios de FV provocan un MAV elevado. Es importante destacar que las señales de las bases de datos se han normalizado, para poder compararlas entre ellas sin que generen valores difíciles de procesar y para poder comparar señales provenientes de distintas bases de datos con rangos diferentes. También se debe resaltar la idoneidad de una ventana de exploración que dure 2 segundos. Con duraciones menores, el promediado sobre la ventana de 8 segundos enmascararía la FV, y con duraciones mayores habría poca precisión para detectar cuándo hay FV. Así, se calcula el MAV en una ventana de 2 segundos, se desplaza la ventana 1 segundo, y se recalcula, obteniéndose 7 valores. La media de esos valores, es el parámetro MAV final asociado a esa ventana. Se debe entender, que solo existe una etiqueta para esa ventana, pues en la base de datos formada se asocia una etiqueta por episodio de 8 segundos de duración. La Figura 3.12 muestra el MAV en una ventana con FV, si el episodio no tuviera FV, simplemente desaparecería la parte final elevada de la señal, disminuyendo el valor del MAV calculado.

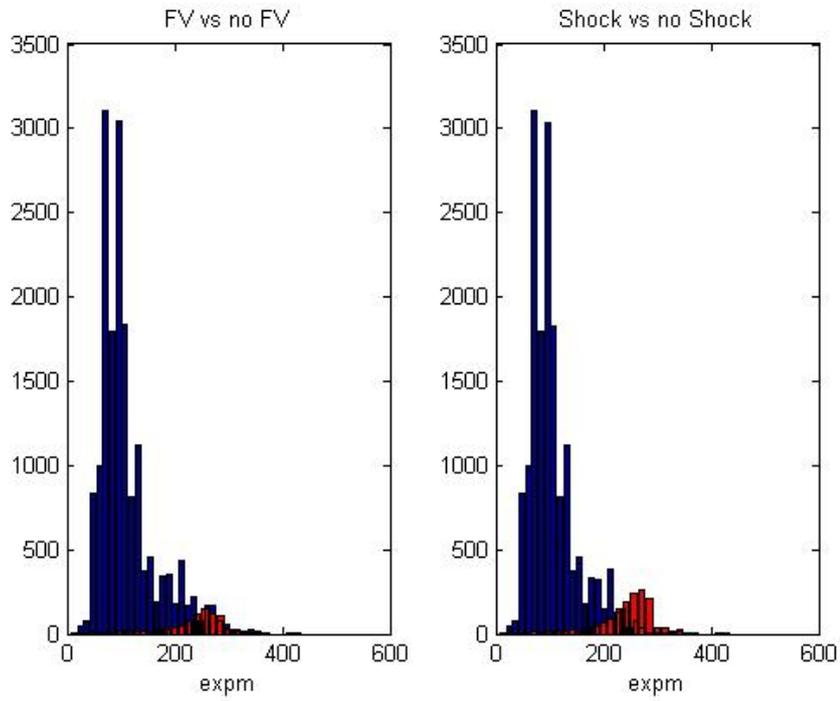


Figura 3.10: *histogramas para EXPMOD*

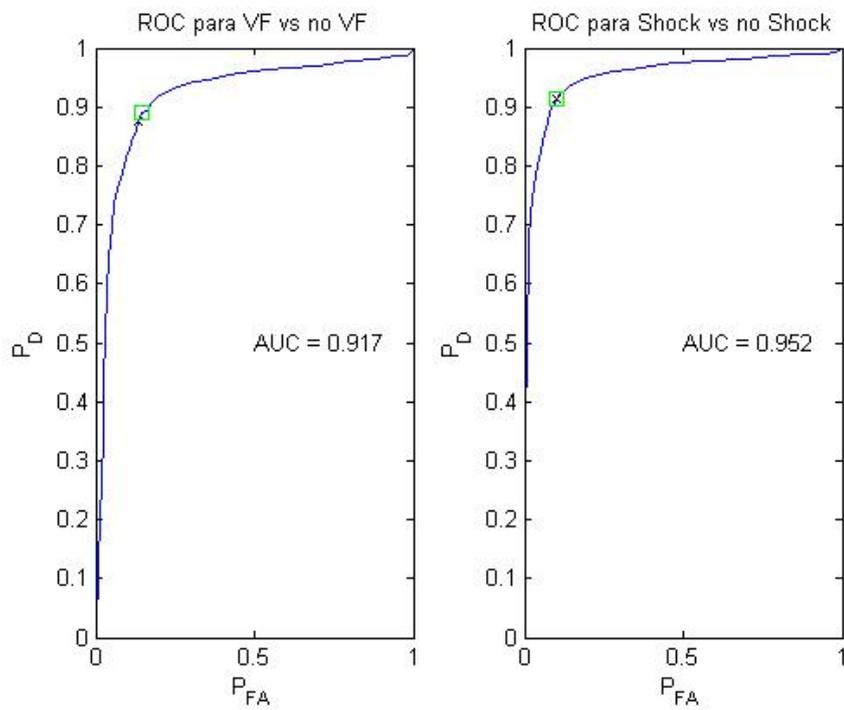


Figura 3.11: *ROC para EXPMOD*

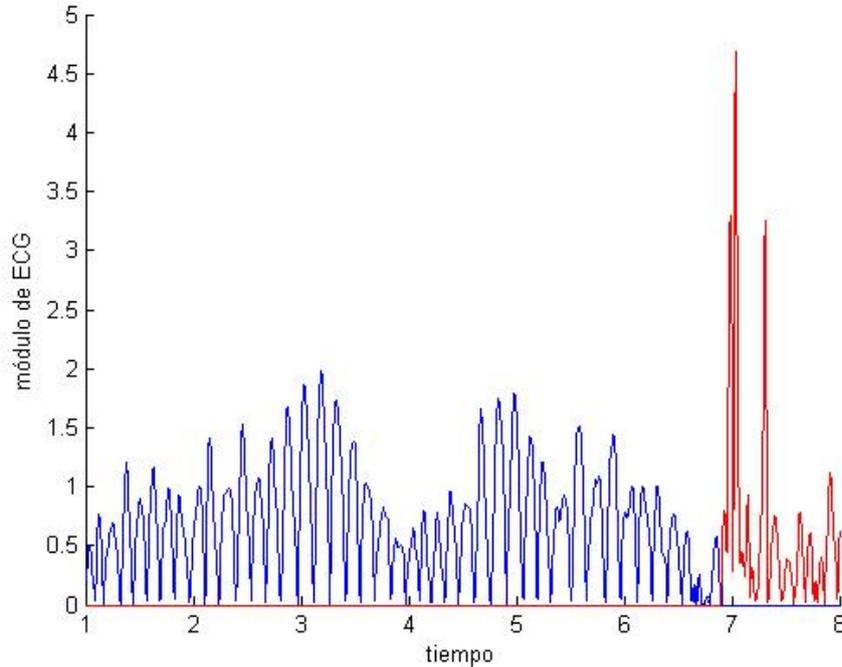


Figura 3.12: *MAV para una ventana con FV*

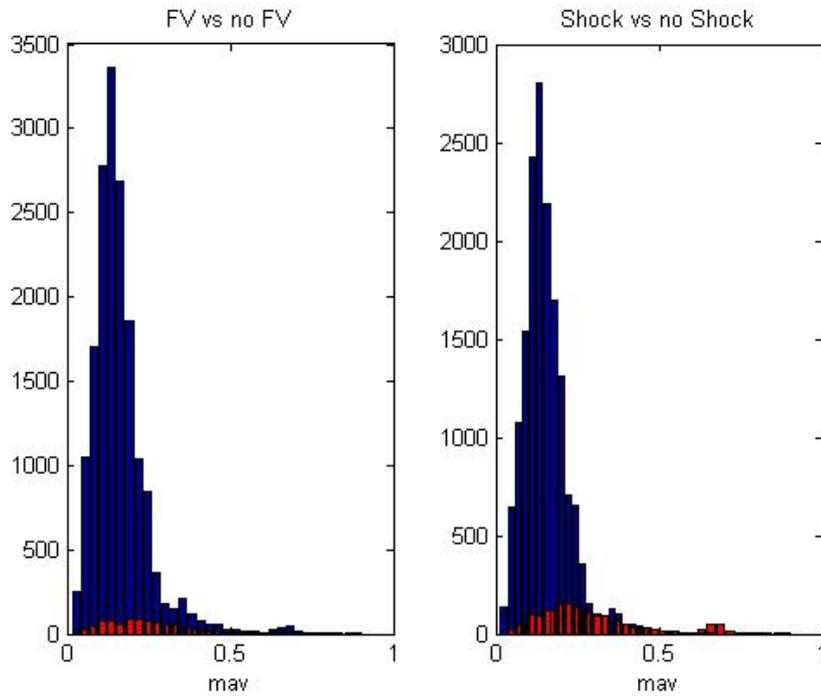
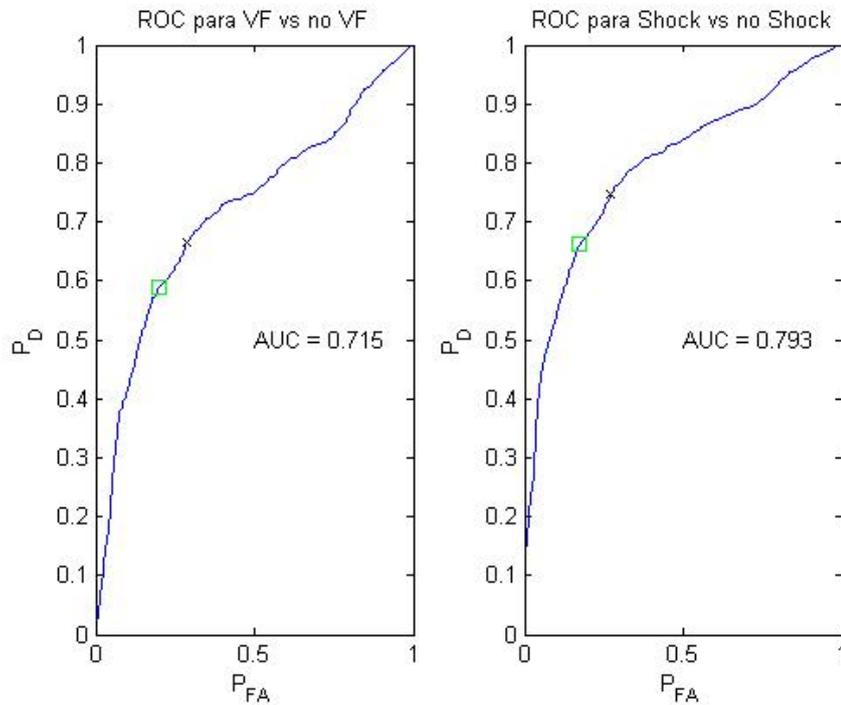
La Figura 3.13 muestra el histograma del MAV aplicado a toda la BBDD y la Figura 3.14 y muestra las ROC.

3.2. Parámetros de complejidad

Los parámetros de complejidad se basan en extraer información contenida en patrones de repetición en las ventanas[32], [26]. En este apartado se detallan los algoritmos CM, HILB y PSR. El CM se centra en la diversidad de la aleatoriedad de las ventanas, leyendo con reglas de compiladores y de gramáticas para obtener un conjunto de vocabulario. El HILB y el PSR se basan en comparaciones de la propia señal con ella desplazada, también se ayudan de la transformada de Hilbert[19].

3.2.1. CM

Este algoritmo mide la complejidad de una secuencia generada a partir de una ventana de ECG[31]. Primero se transforma el ECG en una señal binaria[26], [32]. Se calcula la media de la ventana y se resta de cada muestra y se determinan los valores máximo V_p y mínimo V_n . P_c es el número de muestras x_i donde $0 < x_i < 0,1 V_p$ y N_c es el número de muestras x_i donde $0,1 V_n < x_i < 0$. Si $P_c + N_c < 0,4 n$ entonces el umbral $T_d = 0$. Si no, si $P_c < N_c$, entonces $T_d = 0,2 V_p$, en cualquier otro caso $T_d = 0,2 V_n$. Comparando la señal con el umbral T_d se genera una ristra de 0's y de 1's según el ECG supere o no el umbral 3.7.

Figura 3.13: *histogramas para MAV*Figura 3.14: *ROC para MAV*

$$\text{Condiciones} = \left\{ \begin{array}{l} 0 \leq x_i \leq 0,1V_p \\ \text{si } (P_c + N_c) \leq 0,4n \Rightarrow T_d = 0 \\ \text{si } P_c \leq N_c \Rightarrow T_d = 0,2V_p \\ \text{si no } T_d = 0,2V_n \end{array} \right\} \quad (3.7)$$

El algoritmo de complejidad busca subcadenas dentro de la cadena de 0's y 1's, creando un vocabulario a partir de esa señal binaria. Leyendo de izquierda a derecha se parsea tomando símbolos que no se pueden crear a partir de los símbolos anteriores. Por ejemplo la secuencia 1011010100010 generaría 1.0.11.01.010.00.10 obteniendo un vocabulario de 7 palabras. Para el buen funcionamiento del algoritmo n debe ser mayor de 1000, aumentándose $c(n)$ por cada nueva palabra. La ecuación 3.8 computa finalmente el parámetro CM.

$$CM = \frac{c(n)}{b(n)} = \frac{c(n)}{\frac{\log_2(n)}{n}} \quad (3.8)$$

La Figura 3.15 muestra el histograma del CM aplicado a toda la BBDD y la Figura 3.16 muestra las ROC.

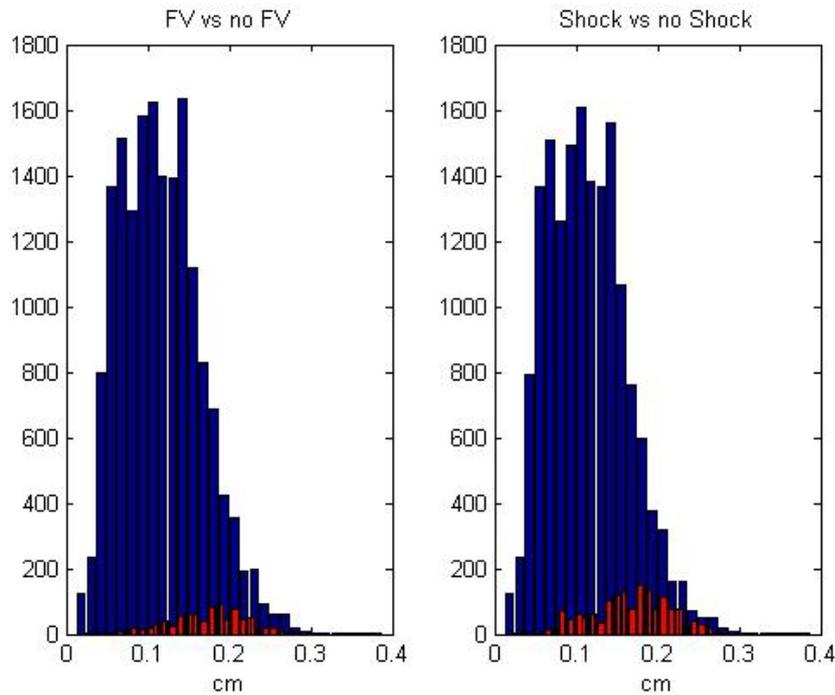


Figura 3.15: *histogramas para CM*

3.2.2. PSR y HILB

El PSR se basa en la reconstrucción de la señal en el espacio de la fase[15],[6]. Para ello se aplica la transformada de Hilbert a la señal enventanada. La señal $x(t)$ se analiza de la siguiente manera: a las abscisas se les asocia $x(t)$, mientras que a las ordenadas se les asocia

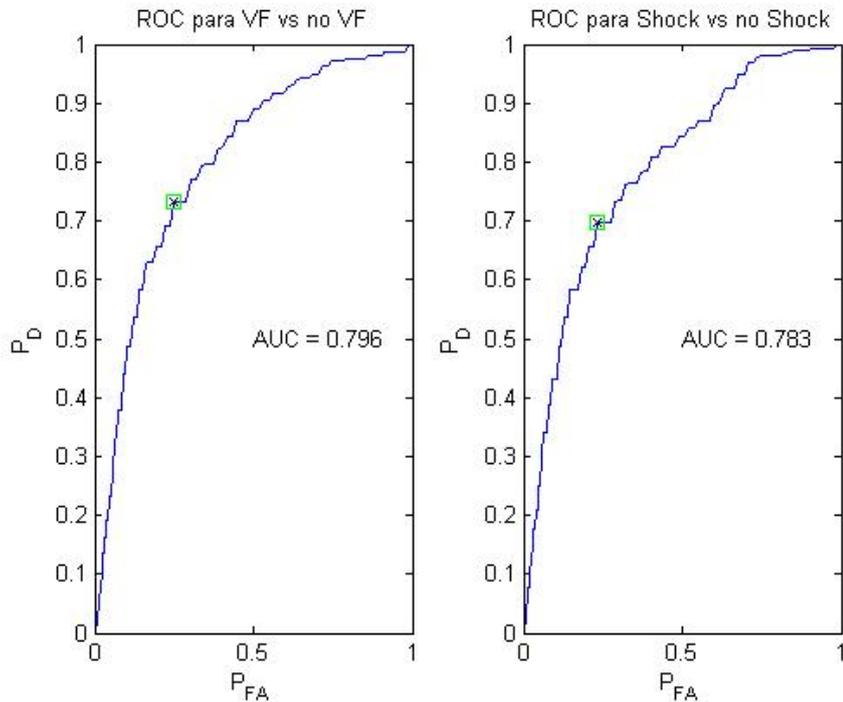


Figura 3.16: ROC para CM

$x(t+\tau)$, siendo τ una constante de tiempo. Este tipo de asociación se conoce como diagrama de espacio-fase bidimensional. Posteriormente se divide dicho espacio bidimensional en cuadrículas (en nuestro caso 40×40) y se cuenta el número de transformaciones que caen en cada cuadrícula. Si se compara la señal con la señal desplazada 0,5 segundos, se obtiene el PSR. Si se compara la parte real de la transformada de Hilbert con la parte imaginaria de la transformada se obtiene el HILB. Para los casos normales, el ECG se parecerá mucho a su versión desplazada, por lo que habrá una gran concentración de puntos en la misma área. Para los casos de FV, el ECG no se parecerá a su versión desplazada por lo caótico de la FV, así los puntos caerán en un área más dispersa y menos concentrada.

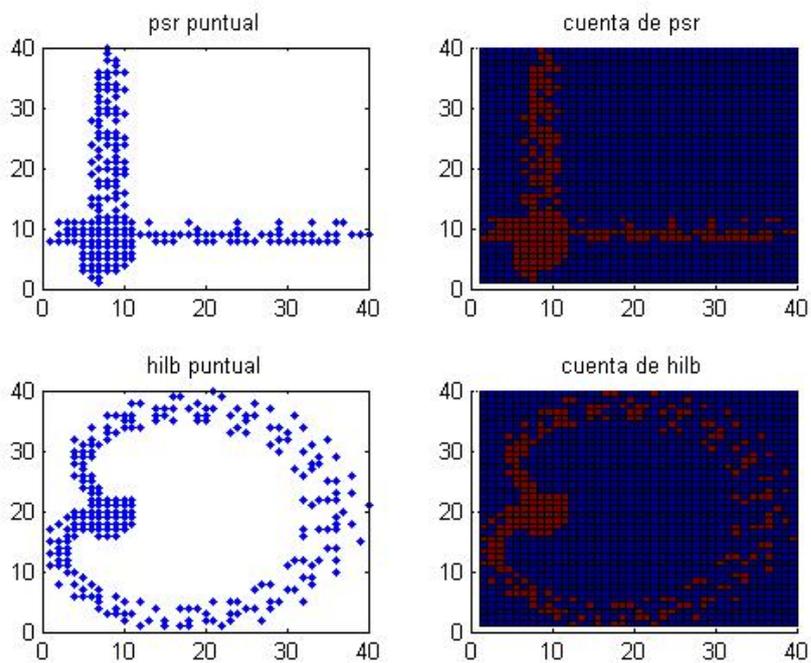
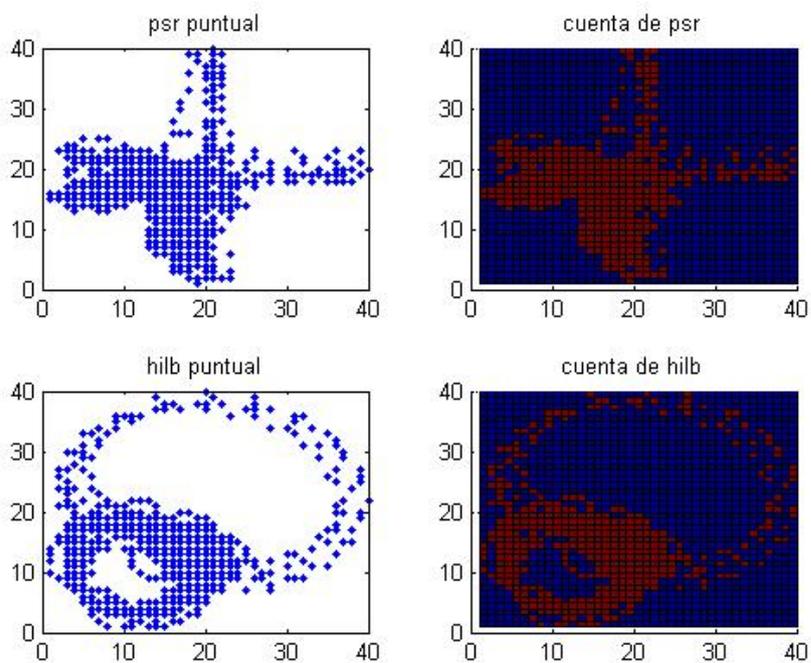
La Figura ?? muestra las características del PSR y del HILB para un caso que no es FV. Por otro lado, la Figura ?? muestra las características del PSR y del HILB para un escenario de FV.

Si se compara la parte real de la transformada de Hilbert con la parte imaginaria, se obtiene el HILB 3.19.

La Figura 3.20 muestra las ROC para el HILB, mientras que la Figura 3.21 muestra los histogramas para el PSR. La Figura 3.22 muestra las ROC para el PSR.

3.3. Parámetros frecuenciales

Los parámetros frecuenciales se basan en extraer información contenida en las componentes espectrales de las señales contenidas en ventanas. En este apartado se detallan los algoritmos VFLEAK, FM y SPEC. El VFLEAK se centra en un filtro, el FM en estadísticos obtenidos directamente en el dominio frecuencial y el SPEC estudia ciertas bandas frecuenciales donde la aparición de la FV es más destacable.

Figura 3.17: *PSR y HILB sin FV*Figura 3.18: *PSR y HILB para FV*

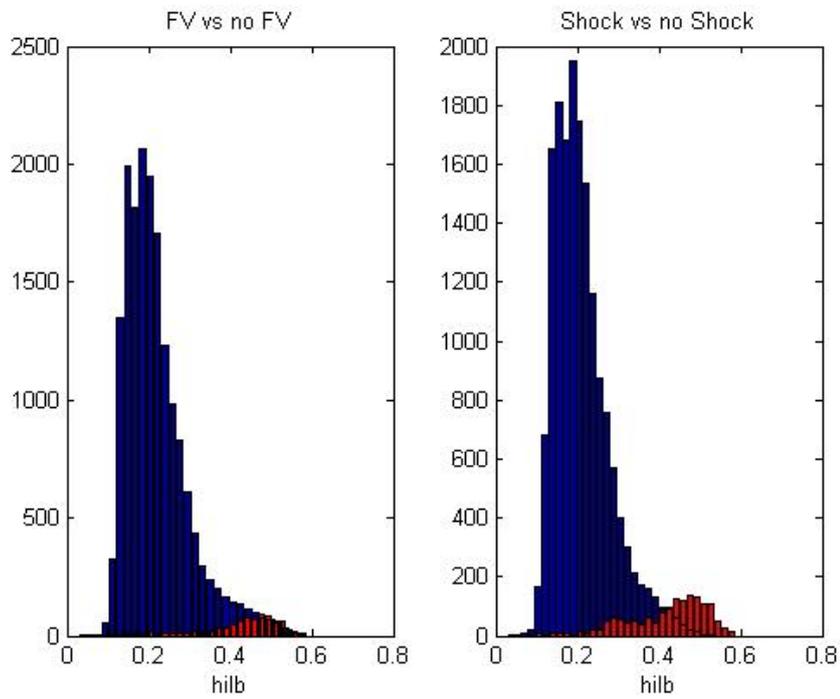


Figura 3.19: *histogramas para HILB*

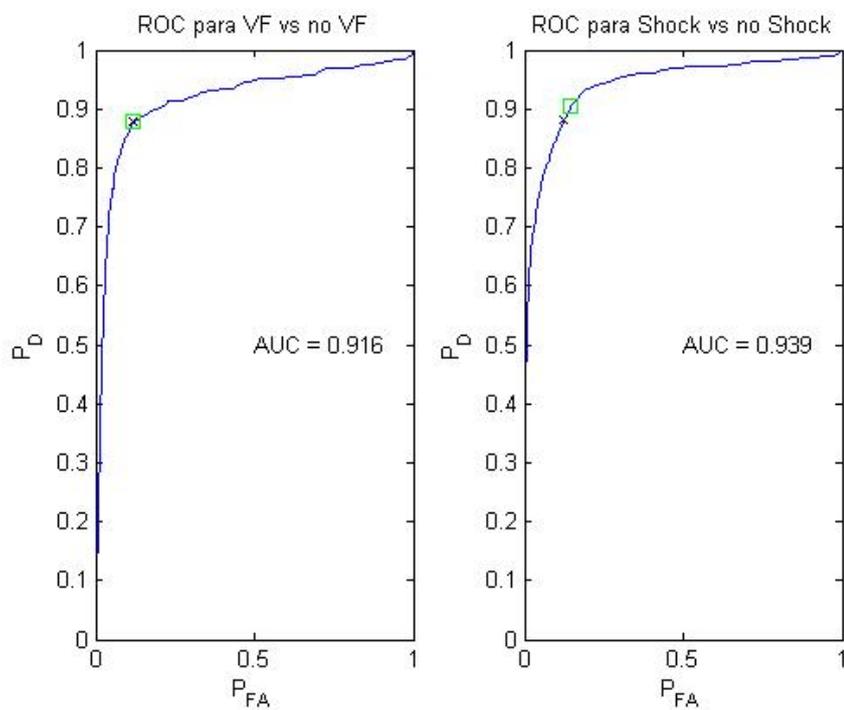
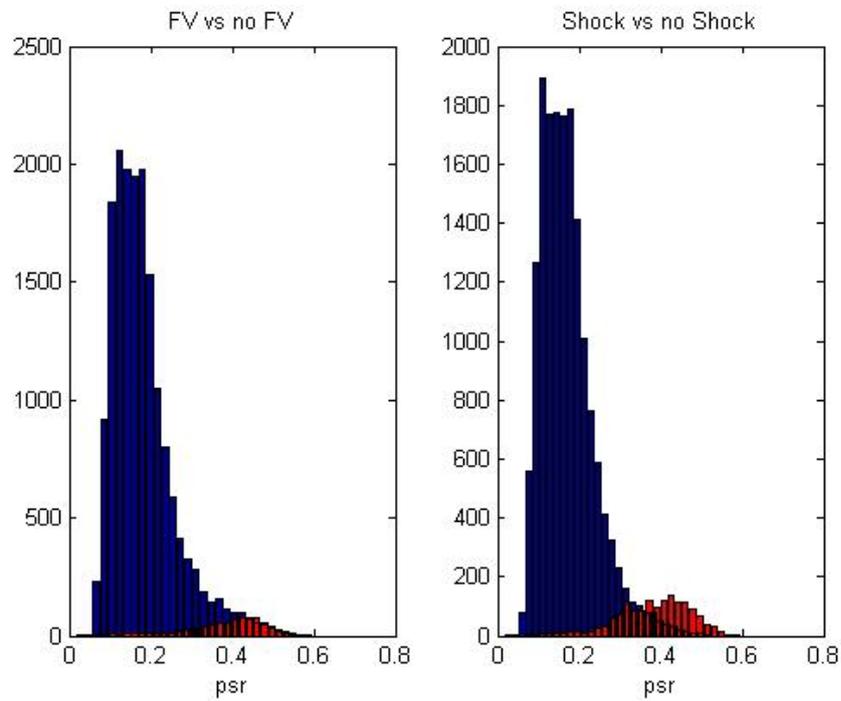
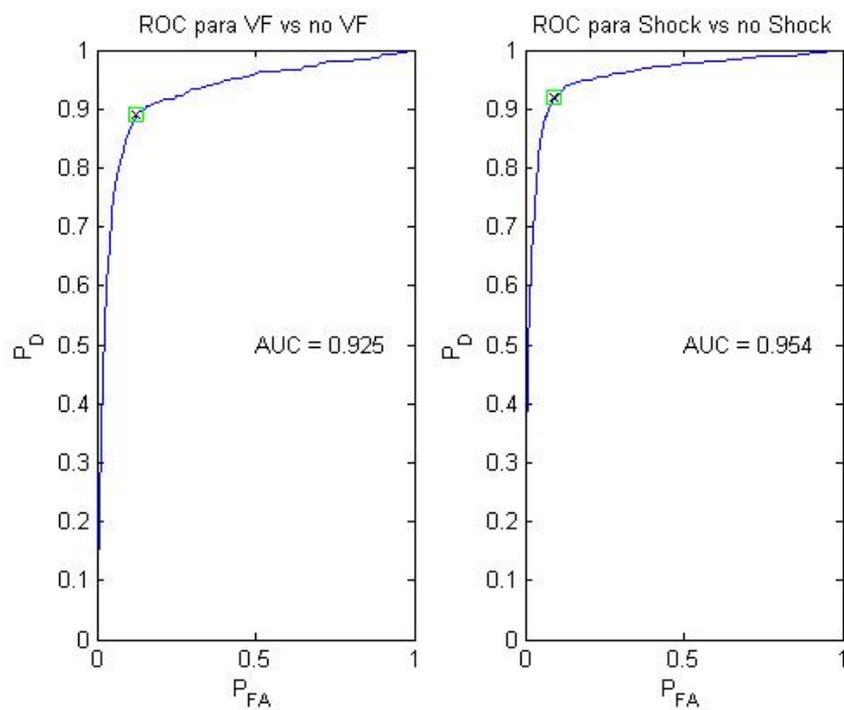


Figura 3.20: *ROC para HILB*

Figura 3.21: *histogramas para PSR*Figura 3.22: *ROC para PSR*

3.3.1. VFLEAK

El algoritmo VFLEAK se basa en considerar que la FV se aproxima a una sinusoidal pura, por lo que el algoritmo emplea un filtro que hace que la señal de entrada se parezca a una exponencial. Cuanto mayor parecido exista, mayor probabilidad de ser FV. Para ello, se aplica un filtro de banda estrecha eliminada en la frecuencia mediana (f_m) de la ventana del ECG[23], [29]. El proceso es equivalente a eliminar la zona de la frecuencia mediana, con lo que se consigue que la señal de salida tenga una forma aproximadamente sinusoidal. El número N de muestras contenidas en medio periodo es $N=T/2 = 1/(2f_m)$ se calcula a partir de la Ecuación 3.9.

$$N = \lfloor \Pi \left(\sum_{i=1}^m |V_i| \right) \left(\sum_{i=1}^m |V_i - V_{i-1}| \right)^{-1} + \frac{1}{2} \rfloor \quad (3.9)$$

donde V_i son las muestras de la ventana, m es el número de muestras en un periodo. Para conseguir el filtro banda eliminada se combina la señal original con la propia señal desplazada medio periodo (N). El filtro l de VFLEAK se calcula a partir de la Ecuación 3.10.

$$VFLEAK = \left(\sum_{i=1}^m |V_i + V_{i-N}| \right) \left(\sum_{i=1}^m (|V_i| + |V_{i-N}|) \right)^{-1} \quad (3.10)$$

La Figura 3.23 muestra el histograma de VFLEAK aplicado a toda la BBDD y la Figura 3.24 muestra las ROC.

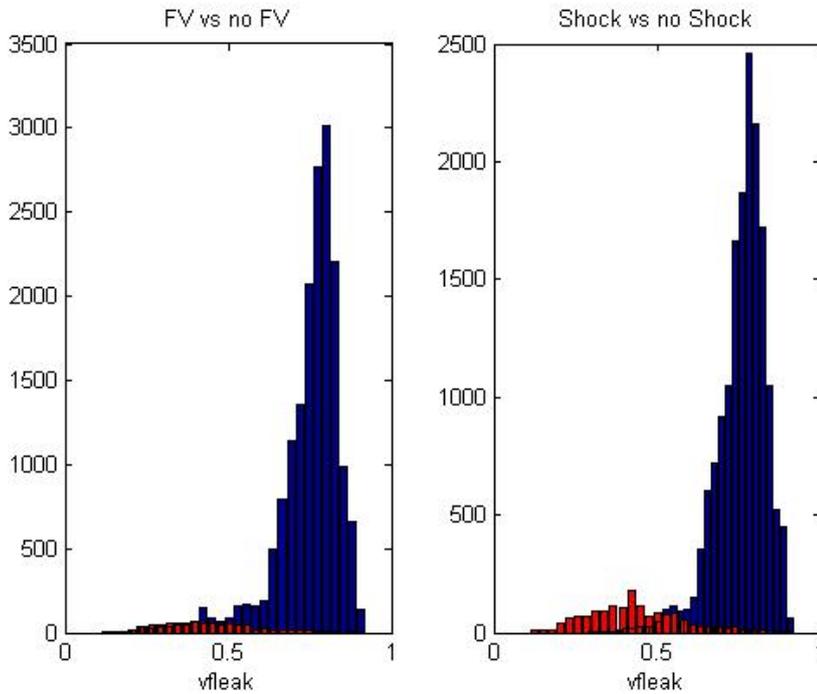


Figura 3.23: *histogramas para VFLEAK*

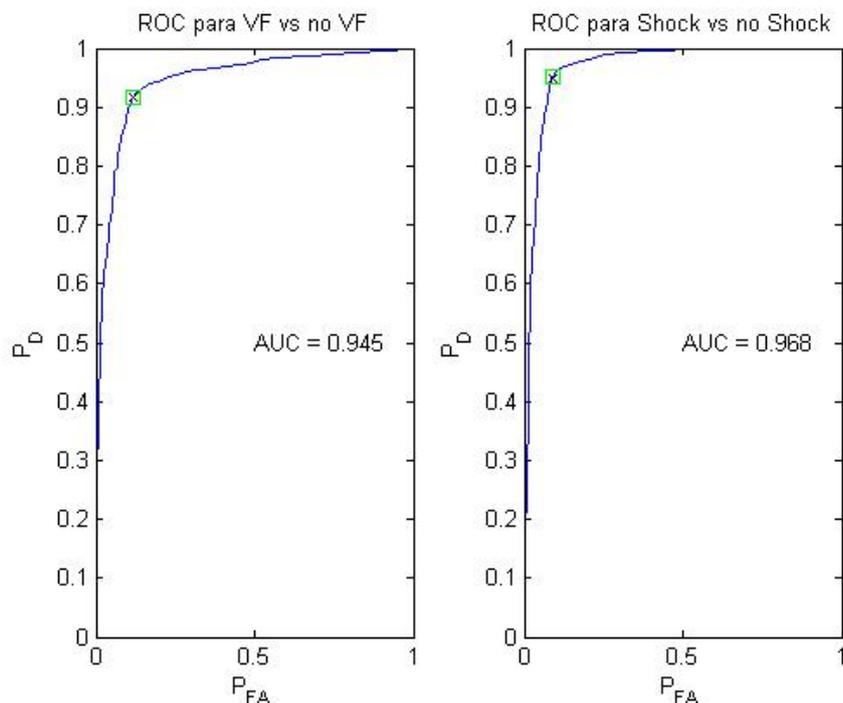


Figura 3.24: ROC para VFLEAK

3.3.2. FM

La densidad espectral de potencia de una señal mide la potencia que lleva cada componente frecuencial de la señal[15], [25]. El parámetro FM calcula la frecuencia mediana, esto es, en la densidad espectral de potencia se calcula la frecuencia que aparta a ambos lados la misma área. Geométricamente se corresponde con la bisección de la densidad espectral de potencia. La Ecuación 3.11 define el FM.

$$FM = \frac{\sum_{i=1}^n f_i \cdot p_i}{\sum_{i=1}^n p_i} \quad (3.11)$$

En casos sin FV las bajas frecuencias son más numerosas, mientras que en los casos de FV las frecuencias se elevan, debido a lo cual la contribución de las bajas frecuencias a la densidad espectral de potencia es baja. La Figura 3.25 muestra un caso extraído de una ventana de un episodio normal[23].

La Figura 3.26 muestra un caso extraído de una ventana de un episodio con FV. La Figura 3.27 muestra el histograma del FM aplicado a toda la BBDD y la Figura 3.28 muestra las ROC.

3.3.3. SPEC

El algoritmo espectral trabaja en frecuencia y analiza la energía contenida en diferentes bandas frecuenciales según descomposiciones de Fourier[23]. El ECG de la mayoría de latidos normales es una señal en banda base con armónicos de hasta 25 Hz. Durante la FV el ECG se concentra en una banda de frecuencias de entre 3 Hz y 10 Hz. En este algoritmo las ventanas de datos se multiplican por ventanas de Hamming para evitar el efecto de haber cortado en el

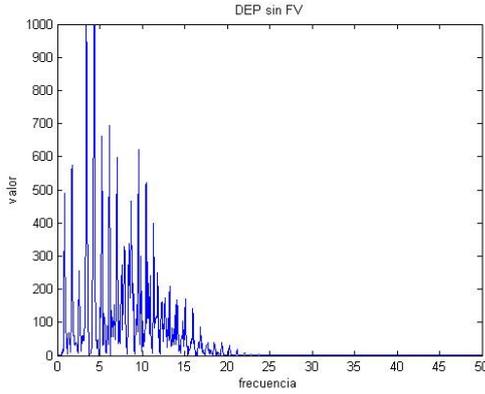


Figura 3.25: FM en ventana sin FV

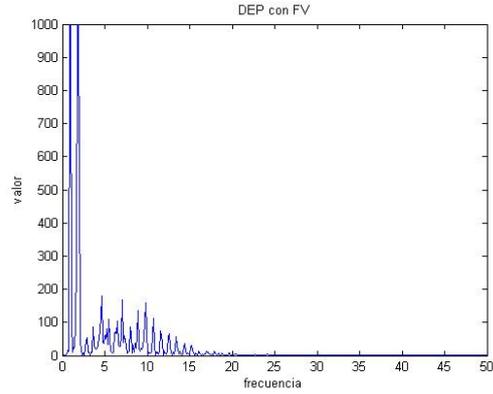


Figura 3.26: FM en ventana con FV

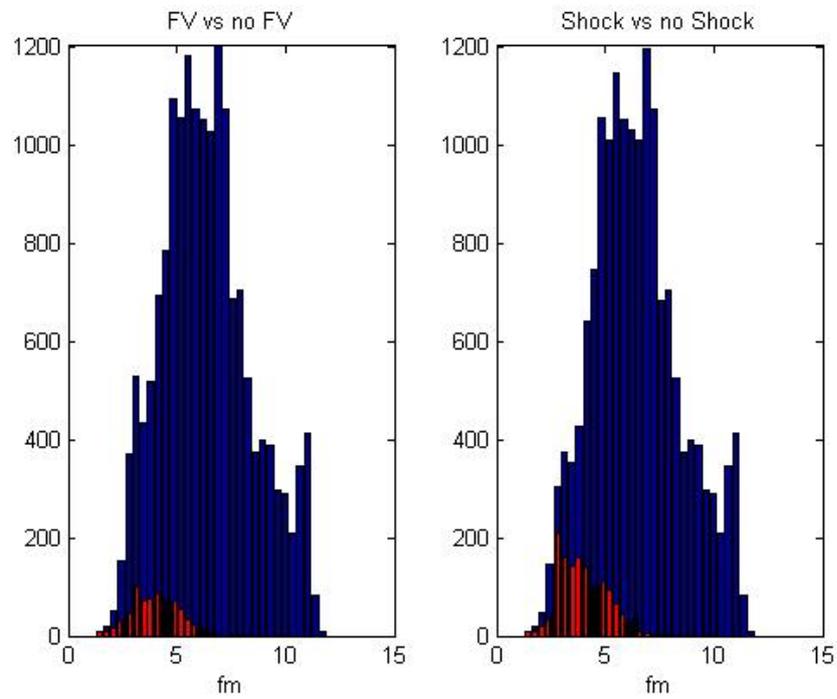
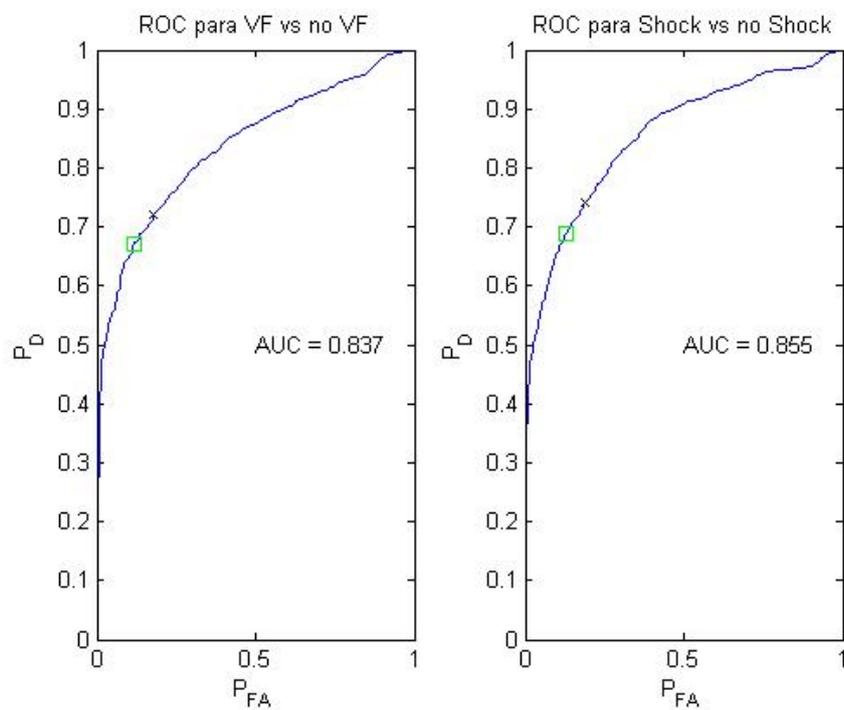
tiempo los datos. Después, el ECG se transforma mediante la FFT. La amplitud se corresponde aproximadamente con la suma de los valores absolutos de las partes real e imaginaria. Ω es la frecuencia cuya amplitud es máxima, llamada frecuencia pico, en el rango de 0,5 Hz a 9 Hz. Se anulan las amplitudes cuyo valor es menor del 5% de la frecuencia pico, igualándolas a cero. A continuación se calculan dos parámetros: el M y el A2. Los parámetros son momentos cuya forma se detalla en la Ecuación 3.12.

$$M, A2 = \frac{1}{\Omega} \frac{\sum_{i=1}^{i_{max}} a_i \cdot \omega_i}{\sum_{i=1}^{i_{max}} a_i} \quad (3.12)$$

Donde i_{max} es la posición de la frecuencia con amplitud máxima dentro del intervalo de estudio. Para M el intervalo de estudio es entre 0 Hz y el mínimo de (20 Ω , 100 Hz). Para A2 el intervalo de estudio es entre 0,7 Ω y 1,4 Ω en el numerador y entre 0,5 Hz y el mínimo de (20 Ω , 100 Hz). Así, se calcula Ω , se investiga el mismo intervalo en numerador y denominador para M, y distintos intervalos en numerador y denominador para A2. Se destaca que siempre se divide por el mismo valor de Ω y que hay que buscar dónde se encuentran las frecuencias máximas en los intervalos, para en el caso de numeradores sumar el producto de las amplitudes por las frecuencias. En los denominadores se tienen en cuenta solamente las amplitudes.

La Figura 3.29 muestra el proceso de calcular Ω , la Figura 3.30 muestra cómo se eliminan las frecuencias menores del 5% de Ω .

La Figura 3.31 muestra el proceso de calcular M, la Figura 3.31 muestra el proceso de calcular el numerador de A2 y la Figura 3.33 muestra el proceso de calcular el denominador de A2. La Figura 3.34 muestra el histograma de M aplicado a toda la BBDD y la Figura 3.35 muestra las ROC. La Figura 3.36 muestra el histograma de A2 aplicado a toda la BBDD y la Figura 3.37 muestra las ROC.

Figura 3.27: *histogramas para FM*Figura 3.28: *ROC para FM*

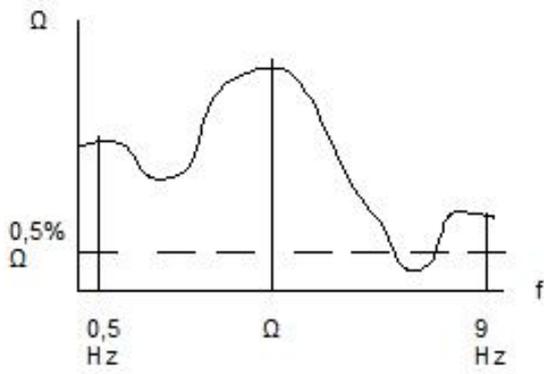


Figura 3.29: Ω

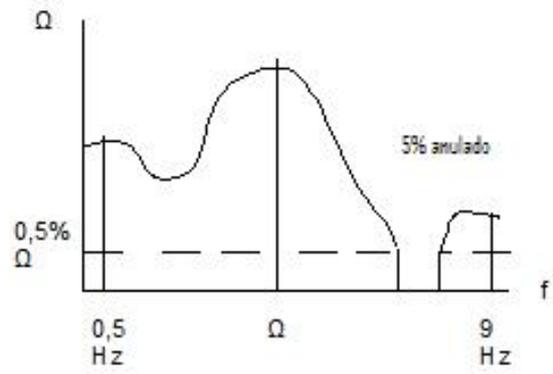


Figura 3.30: 5% de Ω eliminado

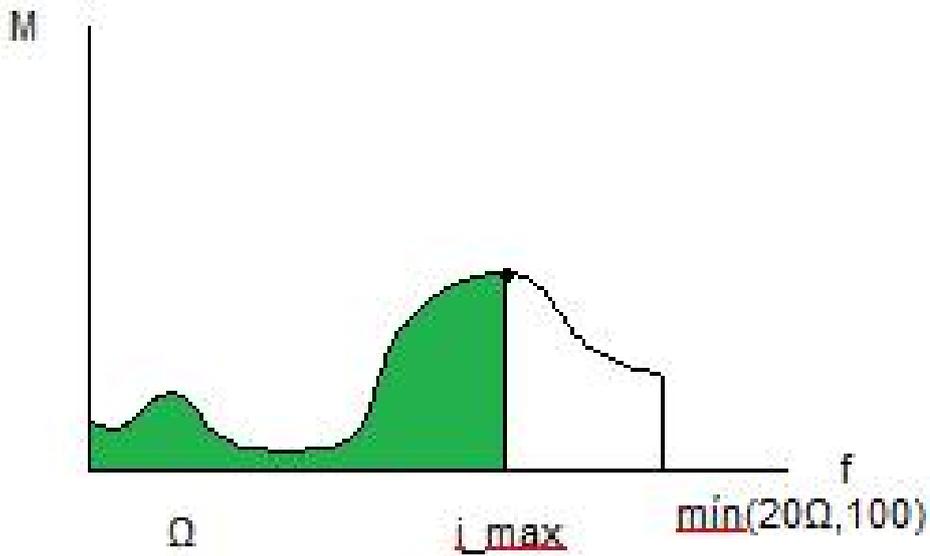


Figura 3.31: banda de M

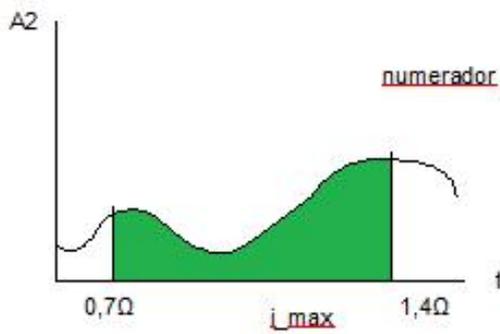


Figura 3.32: numerador de $A2$

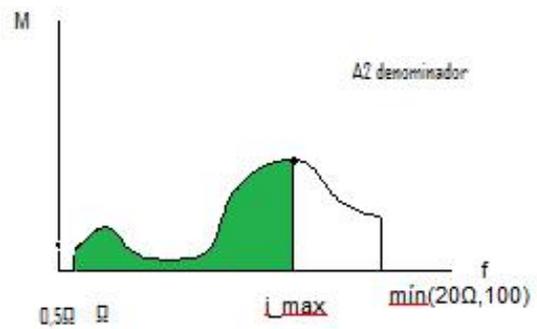
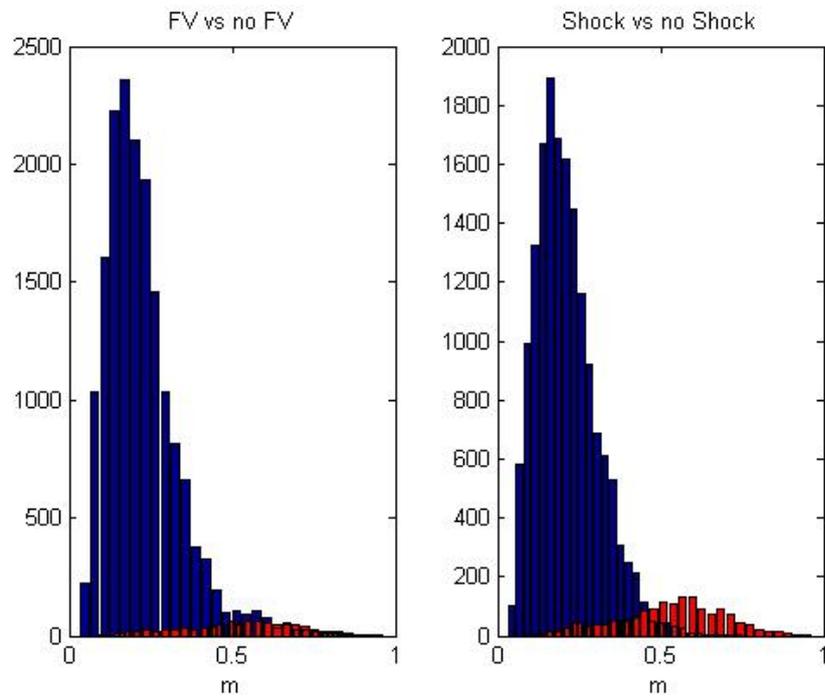
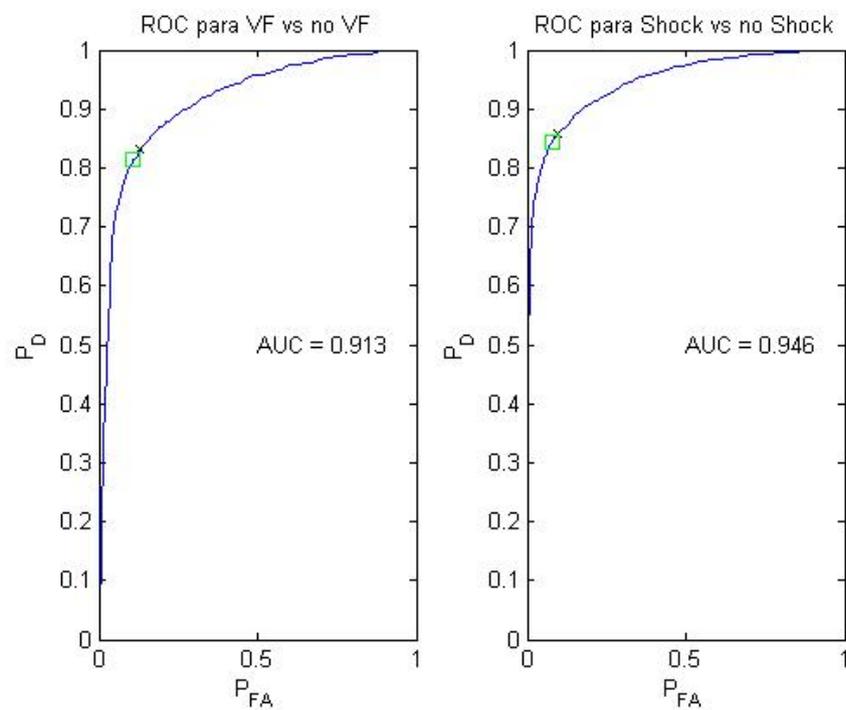
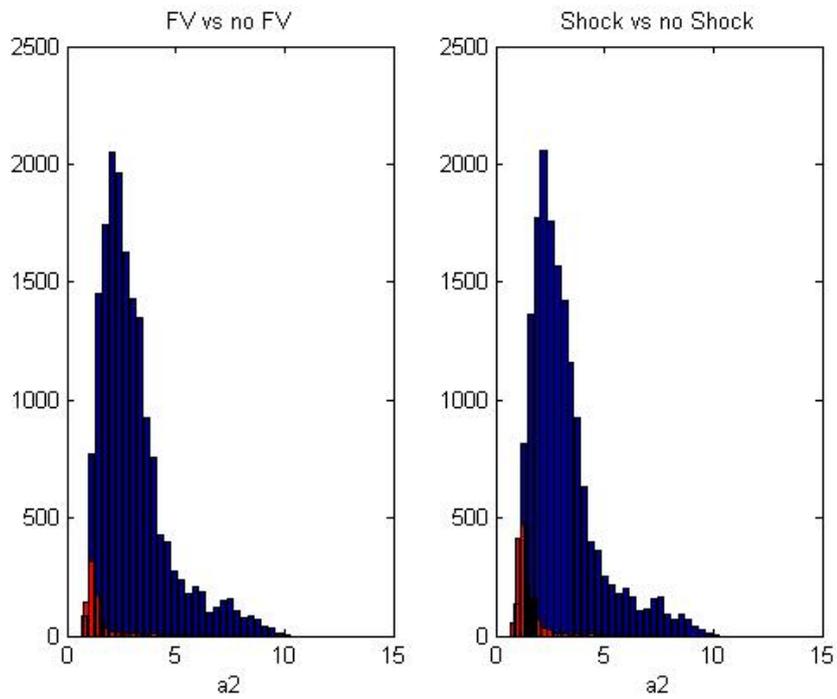
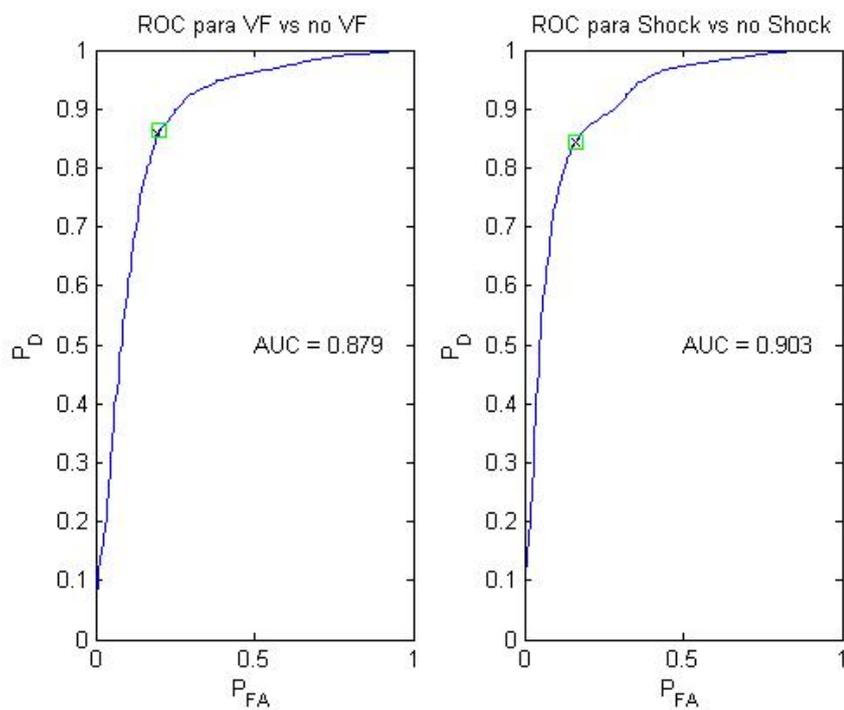


Figura 3.33: denominador de $A2$

Figura 3.34: *histogramas para M*Figura 3.35: *ROC para M*

Figura 3.36: *histogramas para A2*Figura 3.37: *ROC para A2*

Detección de FV mediante SVM

A partir de BBDD hemos extraído parámetros que ahora aplicaremos a una SVM. Las técnicas SVM son algoritmos de aprendizaje basado en muestras etiquetadas[30]. Inicialmente concebidas para problemas de clasificación, han ido extendiéndose hacia una teoría más general, englobando problemas no lineales mediante núcleos de Mercer, problemas de regresión o aproximación, hasta conformar un marco teórico en el ámbito del procesado de señales discretas.

4.1. Formulación de la SVM en clasificación

Un problema de clasificación genérico puede restringirse, sin pérdida de generalidad, a un escenario de clasificación biclásico o binario [5]. Sea el conjunto de observaciones:

$$(\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, \dots, N \quad (4.1)$$

con $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^d, y_i \in \{+1, -1\}$, que definen un problema linealmente separable. En esta situación, existe un conjunto de hiperplanos separadores que clasifican perfectamente las observaciones, y vienen dados por la siguiente expresión:

$$\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b = 0 \quad (4.2)$$

donde \mathbf{w} es el vector normal al hiperplano y $b/\|\mathbf{w}\|$ es la distancia perpendicular desde el hiperplano al origen. Dado un hiperplano separador, una clasificación correcta de las observaciones puede expresarse según las siguientes restricciones:

$$\begin{cases} \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b \geq 0 & \text{si } y = +1 \\ \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b \leq 0 & \text{si } y = -1. \end{cases} \quad (4.3)$$

El problema puede ser replanteado de la siguiente forma:

$$\begin{cases} \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b \geq +1 & \text{si } y = +1 \\ \langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b \leq -1 & \text{si } y = -1 \end{cases} \quad (4.4)$$

con sólo escalar adecuadamente \mathbf{w} y b , de forma que las restricciones definidas en la Ecuación (4.4) pueden combinarse en una sola:

$$y_i [(\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) - 1] \geq 0, i = 1, \dots, N \quad (4.5)$$

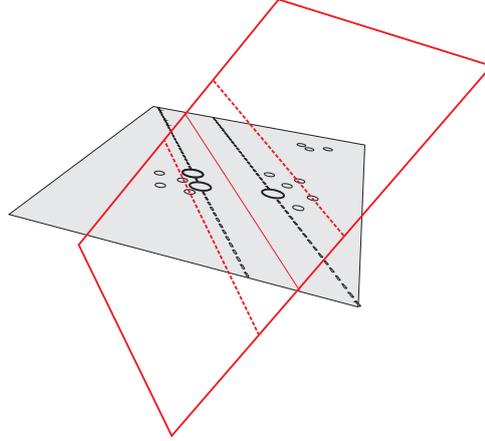


Figura 4.1: Hiperplano separador óptimo (en rojo).

La distancia euclídea desde cualquier punto \mathbf{x}_i al hiperplano se puede calcular como:

$$dist(\mathbf{x}_i) = \frac{|\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b|}{\|\mathbf{w}\|} \quad (4.6)$$

a partir de la cual se define el margen como $\rho = dist^+ + dist^-$, siendo $dist^+$ ($dist^-$) la distancia euclídea más corta entre el hiperplano separador y la muestra positiva (negativa). Se puede demostrar que el margen viene dado por:

$$\rho = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|} \quad (4.7)$$

El hiperplano de separación óptimo (Figura 4.1) es aquel que maximiza el margen, o lo que es equivalente, aquel que minimiza el siguiente funcional:

$$L_p = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \quad (4.8)$$

con respecto a \mathbf{w} , sujeto a las siguientes restricciones:

$$y_i [\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b] \geq 1, \quad i = 1, \dots, N \quad (4.9)$$

Cuando los datos no son linealmente separables, se añade un término de coste C que dé cuenta de los errores de clasificación cometidos en el entrenamiento. Para ello, se introduce unas variables de pérdidas $\xi_i, i = 1, \dots, N$ (Figura 4.2), y en este caso, el problema consiste en encontrar el mínimo de:

$$L_p = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (4.10)$$

con respecto a \mathbf{w} y ξ_i , sujeto a:

$$\begin{aligned} y_i (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) &\geq 1 - \xi_i \\ \xi_i &\geq 0 \end{aligned} \quad (4.11)$$

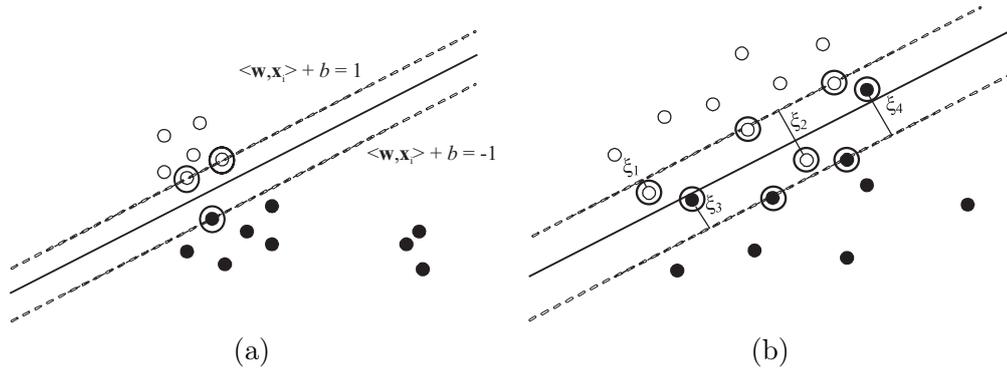


Figura 4.2: *Distinción de los problemas de clasificación. (a) Linealmente separable. (b) No linealmente separable. En este caso, se introducen unas variables de pérdidas ξ_i que cuantifican el error en clasificación cometido.*

donde el término la constante $C > 0$ representa un compromiso entre el margen y las pérdidas, fijado según algún conocimiento *a priori*. La solución a este problema de optimización con restricciones viene dado por el punto de silla de la siguiente función lagrangiana:

$$L_p = \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=0}^N \xi_i - \sum_{i=0}^N \alpha_i [y_i (\langle \mathbf{w}, \mathbf{x}_i \rangle + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=0}^N \beta_i \xi_i \quad (4.12)$$

donde α_i y β_i son los multiplicadores de Lagrange para las restricciones de la Ecuación (4.11). Las variables (duales) de la función lagrangiana tienen que cumplir por tanto:

$$\alpha_i, \beta_i \geq 0 \quad (4.13)$$

La función lagrangiana tiene que ser minimizada con respecto a las variables primales, \mathbf{w} , b , ξ_i y maximizada con respecto a las duales α_i y β_i . Al ser éste un problema de programación cuadrática convexa, puede hallarse el problema dual equivalente, el cual es más sencillo de resolver. Derivando con respecto a las variables primales e igualando a cero (condición de punto de silla), se obtiene que:

$$\mathbf{w} = \sum_{i=0}^N \alpha_i y_i \mathbf{x}_i \quad (4.14)$$

y sustituyendo en (4.12), la solución al problema consiste entonces en maximizar el funcional dual:

$$L_d = \sum_{i=0}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j \rangle \quad (4.15)$$

sujeto a:

$$\begin{aligned} \alpha_i &\geq 0 \\ \sum_{i=0}^N \alpha_i y_i &= 0 \end{aligned} \quad (4.16)$$

Resolviendo la Ecuación (4.15), se obtienen los multiplicadores de Lagrange, y entonces la función de clasificación puede construirse como:

$$y = f(\mathbf{x}) = \text{sign} \left(\sum_{i=0}^N \alpha_i y_i \mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i \right) \quad (4.17)$$

y la solución sólo depende de los multiplicadores de Lagrange distintos de cero ($\alpha_i \neq 0$), denominados *Vectores Soporte*. En estas condiciones se dice que la solución es *dispersa*, puesto que ésta se construye mediante los vectores soporte, que, en general, conforman un subconjunto reducido de las observaciones.

La generalización de la formulación SVM a un escenario no lineal es inmediata aplicando el teorema de Mercer.

Se conoce que 4.18 es un kernel de Mercer, que nos permite calcular el producto escalar entre vectores transformados por $\phi(\cdot)$, sin tener que conocer con precisión ni la transformación ni el espacio de Hilbert al que mapea. Los kernels más empleados en la literatura son el lineal 4.19 y el gaussiano 4.20.

$$\langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle = k(x_i, x_j) \quad (4.18)$$

$$K(x_i, x_j) = \langle x_i, x_j \rangle \quad (4.19)$$

$$K(x, y) = \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (4.20)$$

Sea $\phi(\mathbf{x})$ una transformación no lineal que mapea el espacio de entrada a un espacio de Hilbert de dimensión superior o RKHS. En este caso, el problema consiste en maximizar:

$$L_d = \sum_{i=0}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=0}^N \sum_{j=0}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathcal{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (4.21)$$

con respecto a $\alpha_i \geq 0$ y $\sum_{i=0}^n \alpha_i y_i = 0$, con función de clasificación:

$$y = f(\mathbf{x}) = \text{sign}\left(\sum_{i=0}^N \alpha_i y_i \mathcal{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)\right) \quad (4.22)$$

donde $\mathcal{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_j)$ representa el núcleo (o kernel) de Mercer. Recuérdese que los *parámetros libres* del algoritmo SVM, esto es, la constante C y los parámetros del núcleo, tienen que fijarse según algún conocimiento *a priori* acerca del problema. En esta memoria se emplea la validación cruzada. Se recuerda así mismo, que se trabaja indistintamente con γ o con σ , pues $\gamma = \sigma^2$.

4.2. Datos iniciales

El conjunto de datos de entrada para la SVM es un grupo de N muestras y K etiquetas, donde el 10% de los datos se corresponden con episodios de FV (etiquetados con +1), mientras que el 90% restante se corresponde con episodios que etiquetados fuera de la FV (-1). Claramente estamos frente a un escenario desbalanceado. Generalmente se emplean las medidas de la probabilidad de error (Pe), de especificidad (ESP) y de sensibilidad (SN) como medida de las prestaciones de las SVM[5]. En este punto, se decide que la SVM analizará dos escenarios diferentes: FV vs no FV y episodios shockable vs no shockable. Debe entenderse esto como una extensión del problema de la FV, puesto que los algoritmos implicados en el Capítulo 3 son extrapolables a la detección de episodios que necesitan un shock eléctrico (no únicamente la FV). Sigue siendo una detección binaria, desbalanceada, y con un tratamiento de las bases de datos válido para el caso shockable.

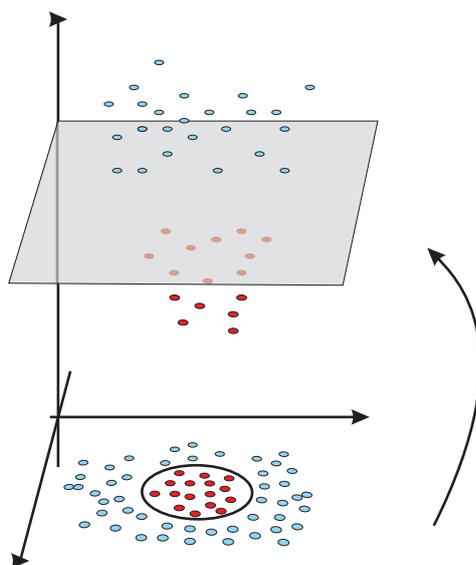


Figura 4.3: Ejemplo de transformación no lineal. En el RKHS es posible encontrar un hiperplano separador.

La P_e es la probabilidad que mide cometer una clasificación errónea. En el escenario de la FV, la ESP mide la probabilidad de decidir que no es FV siendo realmente que no es FV. En el escenario del shock, la ESP mide la probabilidad de decidir que no es shockable, cuando realmente no es shockable. Es decir, la ESP mide la probabilidad de decidir que un paciente no está enfermo, condicionando a que realmente no lo esté.

En el escenario de la FV, la SN mide la probabilidad de decidir que sí es FV siendo realmente que sí es FV. En el escenario del shock, la ESP mide la probabilidad de decidir que sí es shockable, cuando realmente sí es shockable. Es decir, la ESP mide la probabilidad de decidir que un paciente sí está enfermo, condicionando a que realmente sí lo esté.

La curva ROC (receiving operating characterisic es una relación que compromete a la vez la ESP y la SN. Calculando la máxima área bajo esa curva se obtiene la AUC. Si se optimiza la AUC, se mejoran por igual la ESP y la SN, por lo cual optimizar la AUC implica un compromiso para ofrecer simultáneamente una ESP y una SN equilibradas y óptimas, sin ir una en detrimento de la otra.

Sin embargo, dado que estamos ante casos desbalanceados, las medidas de prestaciones P_e , SN, ESP no ofrecen resultados óptimos, pues ponderarán mucho más al grupo mayoritario no balanceado (no FV y no shockable). Por este motivo se debe recurrir a la medida *balanced error rate* (BER) 4.23.

$$BER = 0,5 \cdot \left(\frac{\text{detectar SI} \mid \text{siendo NO}}{\text{todos los que NO son}} + \frac{\text{detectar NO} \mid \text{siendo SI}}{\text{todos los que SI son}} \right) \quad (4.23)$$

Donde se observa cómo se tienen en cuenta los falsos positivos en relación a todos los negativos y los falsos negativos en relación a todos los positivos. Además el BER promedia estas situaciones, lo que lo convierte en una medida óptima para conjuntos no balanceados.

4.3. Entrenamiento de la SVM

Explicados los conceptos de las medidas de prestaciones, a continuación se procede a entrenar la SVM. Esto consiste en barrer en C y en σ la SVM para obtener los parámetros libres óptimos.

Se entrena la máquina para cada medida (Pe, ESP, SN, AUC, BER) y para cada escenario (FV vs no FV y shockable vs no shockable). Para aislar los datos de los resultados generalizados, se aplica el método de validación cruzada, donde el conjunto de datos de entrada se subdivide en otros subgrupos, de forma que se aplican los algoritmos sobre esos subgrupos para después promediar los resultados, de esa forma se aleatorizan las muestras y se evitan los sobreajustes. Se aplica la validación cruzada con 5 pasos. Cada validación cruzada finalizada y obtenida del conjunto de entrenamiento, se verificará con el conjunto de test, etapa separada del entrenamiento.

De los resultados obtenidos después de las simulaciones, se desprenden varias conclusiones relevantes respecto de las medidas de calidad. Primeramente, la Pe no es una medida útil en la clasificación de la FV/shock pues la Pe se minimiza decidiendo siempre que no hay FV/shock (debido a que en el conjunto global de datos es poco probable que la ventana vaya a proceder de FV/shock), como se esperaba al tratarse de un conjunto de datos desbalanceado. Luego, minimizar la Pe implica desprestigiar las apariciones de FV/shock, por lo que esta medida infravalora la FV/shock y no es útil en su detección. Con respecto a la ESP se obtienen valores muy elevados, esto es, es fácil optimizar la ESP para obtener que no es FV/shock siendo realmente que no es FV/shock. La reflexión, es que no es tan importante centrarnos en detectar eficientemente que no es FV/shock cuando no lo es. Tener una gran precisión en esa medida no ayuda a detectar eficientemente cuando sí es, condicionado a que sí lo sea. Lo que nos lleva directamente a la SN. Detectar que sí es FV/shock cuando sí lo es, tiene cierta utilidad, pero deja fuera de su perspectiva las situaciones en las cuales se decide que no lo es, cuando realmente sí lo es. De esto se desprende que la ESP no es útil y la SN no es suficiente, lo que implica que la AUC no es útil (al ser un compromiso de dichas dos últimas medidas).

Por ello, la medida BER es óptima para detectar la FV y los episodios de shock. Dicha medida tiene presente los falsos positivos y los falsos negativos y además los promedia, por lo que se optimizan los fallos de los dos tipos, pero respecto a cada población (todos los negativos y todos los positivos respectivamente). Optimizar el BER optimiza a la vez y por separado a todos los fallos de detección donde no hay FV/shock y a todos los fallos de detección donde sí hay FV/shock, siendo igual de importante (independientemente del número de casos de un tipo u otro).

Las Figura 4.4 muestra las condiciones bajo las cuales funciona bien la máquina en FV vs no FV 4.24, mientras que la Figura 4.5 muestra las condiciones para el escenario de shockable vs no shockable 4.25. Como se observa, las condiciones para la C y σ óptimas se corresponde con los puntos pintados en azul más oscuro (mínima BER).

$$\text{condiciones FV vs no FV} = \begin{cases} \gamma = 10^{(0,1429)} \\ C = 10^{(2,8571)} \end{cases} \quad (4.24)$$

$$\text{condiciones Shock vs no Shock} = \begin{cases} \gamma = 10^{(-0,4285)} \\ C = 10^{(2,1429)} \end{cases} \quad (4.25)$$

4.4. Test de la SVM

Las siguientes tablas muestran las prestaciones obtenidas en el test y comparan dichos valores con los resultados del entrenamiento. Como era de esperar, empeoran ligeramente pero están

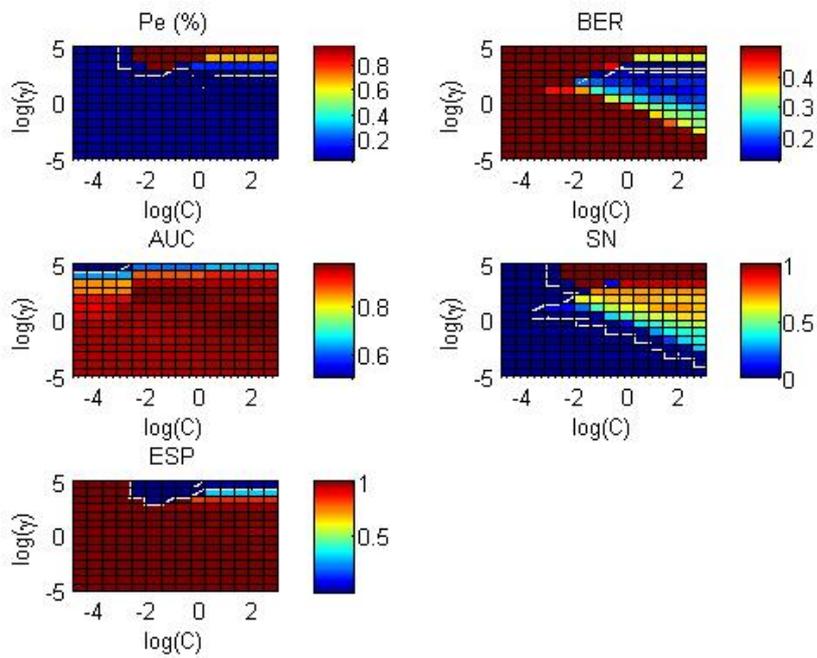


Figura 4.4: medidas de calidad para FV vs resto

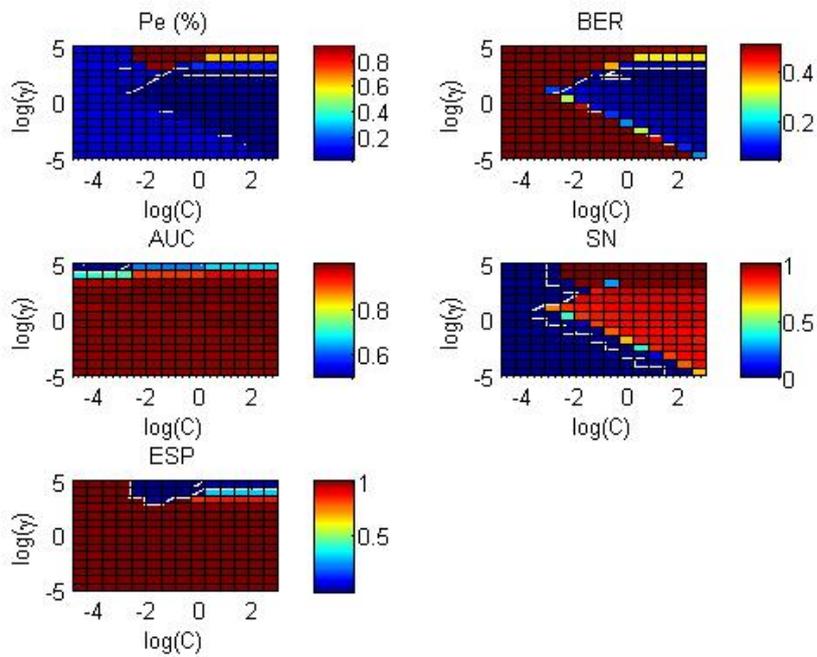


Figura 4.5: medidas de calidad para Shock vs no Shock

dentro de los valores que se manejan en la literatura [5].

FV vs no FV	ESP	SN	AUC	BER	Pe
entrenamiento	0,8741	0,9442	0,9610	0,1173	0,9882
test	0,8423	0,9231	0,9353	0,1451	0,9694

shock vs no shock	ESP	SN	AUC	BER	Pe
entrenamiento	0,8801	0,9284	0,9312	0,0473	0,9560
test	0,8652	0,9176	0,9210	0,0721	0,9319

Para comprender mejor la utilidad de tener fijados una C y una σ que optimizan una BER, se presenta el siguiente ejemplo 4.6 donde se muestra la clasificación llevada a cabo en una ventana. Las muestras rojas son la decisión blanda, en el valor de ordenadas $y=1$ se encuentran las muestras bien clasificadas, representadas como cruces negras. De todas las muestras también se muestra la función signo con círculos verdes. En este caso, se observa como la frontera es la recta $y=0$.

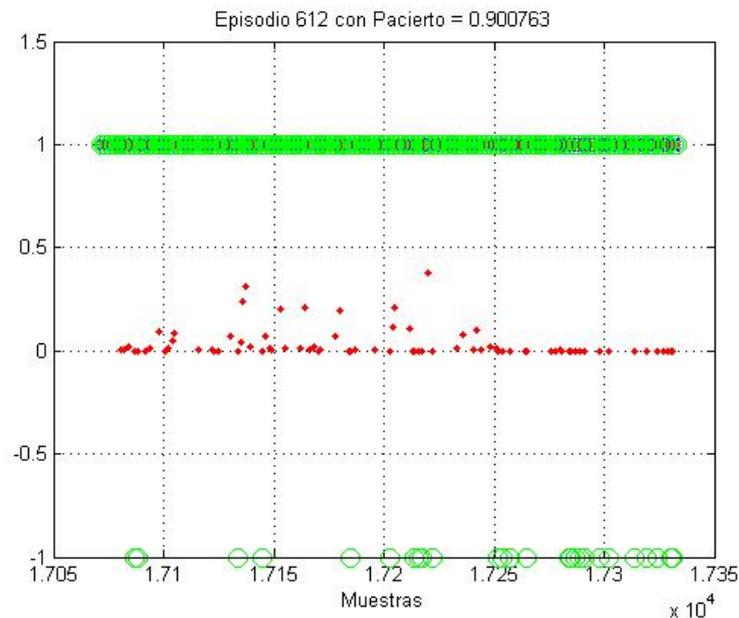


Figura 4.6: clasificación con la SVM

Ésta es la aplicación realista que tiene la SVM en el problema de la clasificación de la FV.

Después de haber entrenado y validado la máquina, también se puede pensar en qué relación tienen entre sí los parámetros con los que se ha trabajado. En el anexo se muestra la correlación entre los parámetros, donde se aprecia como el PSR tiene una gran correlación lineal con el HILB, por lo que en un futuro entorno de tiempo real se podría eliminar uno de los dos. Se profundizará más sobre este tema en el Capítulo siguiente, donde se mencionan posibles líneas de futuro.

Conclusiones y futuras líneas de trabajo

5.1. Conclusiones

Al finalizar esta memoria llega el momento de contemplar los logros conseguidos. Desde un punto de vista práctico, se pueden ordenar las tareas llevadas a cabo según su carga de tiempo. Con este factor temporal, la labor que ha consumido un 60 % del tiempo ha sido la limpieza de la base de datos. Existen pocas muestras públicas para estudios de bioingeniería, así que asumiendo que las bases de datos empleadas son las que están más disponibles en la literatura, es importante crear un entorno de datos en donde se puedan aplicar los algoritmos más conocidos. Una vez aplicados los algoritmos, se obtienen resultados coherentes con la teoría, apareciendo resultados más dispersos en la VFDB y en la CUDB, como en el caso del MAV, por ser éste un algoritmo diseñado para funcionar con FV vs episodios normales, y no en FV vs resto de episodios.

De todos modos, no es tan trascendental si un parámetro aislado es un buen decisor. El uso de la SVM se encarga de tener en cuenta todo el conjunto de parámetros a la vez. Esta tarea (barrido de grados de libertad de la SVM) es de las tareas que más tiempo tarda en ejecutarse (15 horas para cada entorno: FV vs no FV y shockable vs no shockable, con una CPU de gama media comercial). Es un proceso largo pero se trata de una tarea automatizada. De la SVM se aprecia cómo se minimiza el BER, para comprometerlos con los falsos positivos, con los falsos negativos y con los errores de clasificación en cada caso. Una vez obtenidas C y σ , la SVM ya está lista para clasificar.

Respecto a los episodios que necesitan un shock, como las ventanas ya están etiquetadas, es trivial pasar del problema de la detección de FV vs no FV al problema de la detección de shockable vs no shockable. Los algoritmos de los parámetros son los mismos. La FV se trata con descargas eléctricas, como se detalló en el primer capítulo, así que el escenario de Shockable vs no Shockable debe entenderse como una extensión del problema.

5.2. Futuras líneas de trabajo

Basándose en este proyecto se pueden desarrollar futuros proyectos que añadan un tratamiento en tiempo real o un análisis con ECGs obtenidos a través de sensores implantables internos, cuyas formas de ECG varían respecto a los ECGs medidos de forma externa. Con el tratamiento en tiempo real se pueden eliminar parámetros poco relevantes para la detección de FV y fomentar así la rapidez del algoritmo. Esta perspectiva se conoce como selección de características, y

parece razonable que ahora que se ha solucionado el problema, nos planteemos cómo reducir su dimensionalidad sin afectar a su eficiencia. Sería coherente mantener parámetros de cada campo de extracción (temporal, frecuencial, de complejidad y por generalización, temporal-frecuencial). Sin embargo, puede haber casos dentro de un mismo campo donde la eliminación de un parámetro no afecte al resto (futuros trabajos pueden investigar la supresión del HILB o del PSR, del EXP o del EXPMOD, por citar algún ejemplo).

Otro posible enfoque es utilizar datos personalizados, de manera que se use una base de datos general para tener un número mayor de datos, pero estudiando el parecido de los episodios normales del paciente con los episodios normales de la base de datos. Así, si un paciente tiene episodios normales más similares a un subconjunto de señales de pacientes almacenadas en la base de datos, cabe la posibilidad de que ese paciente tenga latidos más parecidos a ese subconjunto de pacientes. Con esta perspectiva de subconjuntos, se podría ponderar y clasificar de forma más individualizada.

APÉNDICES

Electrónica de desfibriladores

Una hoja de catálogo de desfibrilador externo típica contendrá las características generales, así como otras asociadas a funciones específicas. Dentro de dichas características específicas destacan los electrodos y la alimentación. Acompañando a la hoja de catálogo, se suelen detallar los diagnósticos automáticos y documentación adicional del aparato. Las características generales contienen al menos:

- Funcionamiento: automático o semiautomático.
- Onda: monofásica o bifásica. Generalmente bifásica. Forma de la onda: exponencial trunca-
cada, rectangular, etc.
- Rango de Energía (EV): seleccionable. Entre 105 J y 360 J.
- Número de protocolos: protocolos de estándares que soporta. Habitualmente presenta un
mínimo de cinco.
- Ciclo de descarga: cuantos segundos tarda en realizar una ráfaga de descargas.
- Controles: botones externos.
- Mensajes de voz: Instrucciones de voz claras que guían al paciente durante el proceso de
reanimación.
- Pantalla de texto: Instrucciones escritas para guiar al paciente durante el proceso de reani-
mación.
- Indicadores visuales: Indicador del estado para actuar (preparado), del estado de la batería,
de servicio, de electrodos y de pantalla de texto.
- Alertas acústicas: mensajes de voz, alertas del sistema.
- Función de descarga sincronizada: incorporación de sincronización automática.
- Detección del impulso del marcapasos: interacción con el marcapasos, si el paciente lo lleva
incorporado.
- Programable: software para su programación.

- Uso pediátrico: apto para niños, edades.
- Garantía: tiempo de utilización óptima del aparato.

Los electrodos se definen al menos con las siguientes características:

- Superficie combinada mínima: área total de los electrodos.
- Longitud del cable de derivación extendido: largo del cableado.
- Suministrado: opciones de autoverificación y de preconexión.
- Tipo: adulto o niño, opcionalmente preempastados y/o autoadhesivos, desechables, no polarizados (las almohadillas son idénticas y se pueden fijar en cualquier posición).
- Caducidad: tiempo de vida óptimo de los electrodos.

Opciones de batería.

- Tipo: compuesto químico energético, e.g. Litio.
- Garantía: tiempo de reemplazo de la batería.

Documentación variada.

- Diagnóstico automático: diario, semanal, mensual.
- Memoria interna: duración del ECG y tipo de anotaciones.
- Emergencias múltiples: protocolos para emergencias simultáneas.
- Reproducción y comunicaciones: software y puertos serie/paralelo.
- Sincronización: programación externa de temporizadores.
- Dimensiones y certificados: volumen y marcados de la CE, directivas de la familia 93/42/CEE relativas a productos sanitarios.

APÉNDICE B

Anotaciones completas de MITDB, VFDB y CUDDB

La Tabla B.1 muestra todos los latidos que admite la MITDB.

Symbol	Meaning
· or N	Normal
L	Bloqueo de rama izquierda
R	Bloqueo de rama derecha
A	Auricular prematuro
a	Auricular prematuro aberrante
J	Nodal prematuro
S	Supraventricular prematuro
V	Contracción ventricular prematura
F	Fusión ventricular y normal
!	Aleteo ventricular
]	Fin de aleteo ventricular/fibrilación
e	Escape auricular
j	Escape nodal
E	Escape ventricular
/	Marcapasos
f	Fusión de marcado y normal
x	Onda P no conductora (bloqueo APB)
Q	Inclasificable
I	forma de QRS aislada

Tabla B.1: *Latidos en MITDB*

La Tabla B.2 muestra todos los episodios que admite la MITDB.

La Tabla B.3 muestra todos los episodios que admite la VFDB.

Symbol	Meaning
(AB	Atrial bigeminy
(AFIB	Fibrilación auricular
(AFL	Aleteo auricular
(B	Ventricular bigeminy
(BII	2° bloqueo
(IVR	Ritmo idioventricular
(N	Ritmo normal sinusal
(NOD	Ritmo nodal (unión A-V)
(P	Ritmo de marcapasos
(PREX	Pre-excitación (WPW)
(SBR	Sinusoidal bradicardia
(SVTA	Taquiarritmia supraventricular
(T	Trigeminia ventricular
(VFL	Aleteo ventricular
(VT	Taquicardia ventricular

Tabla B.2: *Episodios en MITDB*

Symbol	Meaning
(AFIB	Fibrilación auricular
(ASYS	Asistole
(B	Bigemia ventricular
(BI	Bloqueo primer grado
(HGEA	Actividad ectópica ventricular de alto grado
(N or (NSR	Ritmo sinusoidal normal
(NOD	Nodal (unión .AV ")
(NOISE	Ruido
(PM	Marcapasos
(SBR	Bradicardia sinusoidal
(SVTA	Taquiarritmia supraventricular
(VER	Escape ventricular
(VF or (VFIB	Fibrilación ventricular
(VFL	Aleteo ventricular
(VT	Taquicardia ventricular

Tabla B.3: *Episodios en VFDB*

APÉNDICE C

Correlación de parámetros

La siguiente Figura ?? muestra la correlación dada entre todos los parámetros estudiados:

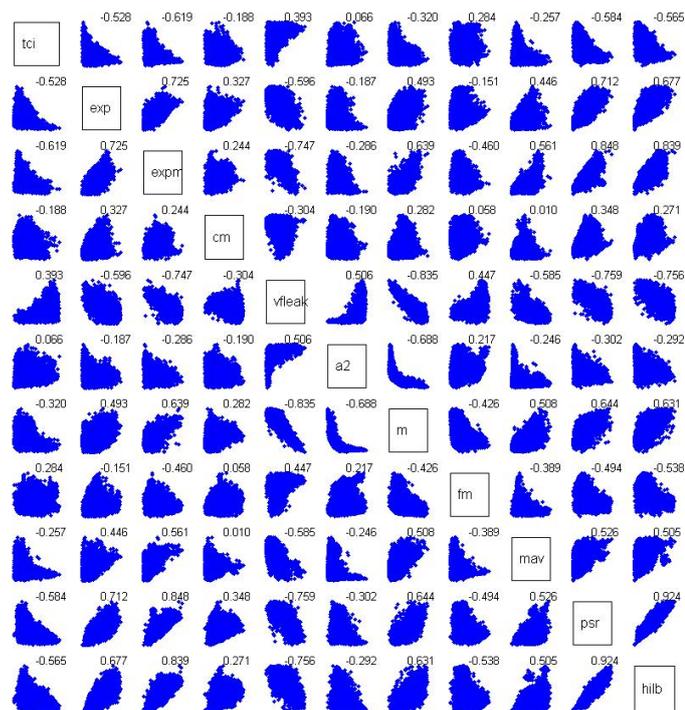


Figura C.1: *Correlacion de parametros.*

Bibliografía

- [1] <http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>.
- [2] <http://www.physionet.org/physiobank/database/vfdb/annotations.shtml>.
- [3] <http://www.physionet.org/physiobank/database/cudb/>.
- [4] R. C. A. Murray and D. Julian. Characteristics of the ventricular fibrillation waveform. *Computers in Cardiology, IEEE Computer Society Press*, pages 275–278, 1985.
- [5] F. Alonso-Atienza. *Estudio de los mecanismos de las arritmias cardiacas mediante, modelado y procesado robusto digital de señal*. PhD thesis, Universidad Carlos III de Madrid, 2008.
- [6] U. K. Amann A, Tratning R. Detecting ventricular fibrillation by time-delat methods. *IEEE Trans Biomed Eng.*, 54:174–177, 2007.
- [7] K. U. Anton Amann, Robert Tratning. Reliability of old and new ventricular fibrillation detection algorithms for automated external defibrillators. *IEEE Trans Biomed Eng.*, 54:100–123, 2002.
- [8] H. M. Arafat MA, Sieed J. Detection of ventricular fibrillation using empirical mode decomposition and bayes decision theory. *Computers in Biology and Medicine*, 39(11):1051–1057, 2009.
- [9] L. Becker. Epidemiology: Etiology, incidence, and survival rates. *M.H. Weil*, 23(3):118–25, 1999.
- [10] C. Z. C. Li and C. Tai. Detection of ecg characteristic points using wavelet transforms. *IEEE Trans Biomed Eng*, 42(1):21–8, 1995.
- [11] M. Eisenberg and T. Mengert. Cardiac resuscitation. *N Engl J Med*, 344(17):1304–13, 2003.
- [12] J. G. G. Lombardi and P. Gennis. Outcome of out-of-hospital cardiac arrest in new york city. the pre-hospital arrest survival evaluation (phase) study. *JAMA*, 271(9):678–83, 1994.
- [13] P. Hamilton and W. Tompkins. Quantitative investigation of qrs detection rules using the mit/bih arrhythmia database. *IEEE Trans Biomed Eng*, 33(12):1157–65, 1986.
- [14] M. F. M. K. K. L. J. Herlitz, J. Bahr and G. Thorgeirsson. Resuscitation in europe: a tale of five european regions. *Resuscitation*, 41(2):121–31, 2005.

- [15] I. Jekova. Comparison of five algorithms for the detection of ventricular fibrillation from the surface eeg. *Physiol Meas*, 21(4):429–39, 2000.
- [16] S. Kuo and R. Dillman. Computer detection of ventricular fibrillation. computers in cardiology. *IEEE Computer Society*, pages 347–349, 1978.
- [17] D. S. L.B. Becker and K. Rhodes. Incidence of cardiac arrest: a neglected factor in evaluating survival rates. *Ann Emerg Med*, 22(1):86–91, 1993.
- [18] J. B. L.B. Becker, M.P. Ostrander and G. Kondos. Outcome of cpr in a large metropolitan areawhere are the survivors? *Ann Emerg Med*, 20(4):355–61, 1991.
- [19] A. Lempel and J. Ziv. On the complexity of finite sequences. *IEEE Trans Inform Theory*, 22:75–81, 1976.
- [20] Y. Z. N.V. Thakor and K. Pan. Ventricular tachycardia and fibrillation detection by a seq. *IEEE Trans Biomed Eng*, 37(9):837–843, 1990.
- [21] J. Pan and W. Tompkins. A real-time qrs detection algorithm. *IEEE Trans Biomed Eng*, 32(3):230–236, 1985.
- [22] e. a. RE Kerber. Automatic external defibrillators for public access defibrillation: Recommendations for specifying and reporting arrhythmia analysis algorithm performance, incorporating new waveforms, and enhancing safety. *Circulation*, 95:1677–1682, 1997.
- [23] A. M. R.H. Clayton and R. Campbell. Changes in the surface eeg frequency spectrum during the onset of ventricular fibrillation. *Computers in Cardiology 1990, Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society Press*, pages 515–518, 1991.
- [24] A. M. R.H. Clayton and R. Campbell. Comparison of four techniques for recognition of ventricular fibrillation from the surface eeg. *Med Biol Eng Comput*, 31(2):111–7, 1993.
- [25] D. C. S. Barro, R. Ruiz and J. Mira. Algorithmic sequential decision-making in the frequency domain for life threatening ventricular arrhythmias and imitative artefacts: a diagnostic system. *J Biomed Eng*, 11(4):320–8, 1989.
- [26] N. T. S. Chen and M. Mower. Ventricular fibrillation detection by a regression test on the autocorrelation function. *Med Biol Eng Comput*, 25(3):241–9, 1987.
- [27] J. Swets and R. Pickett. Evaluation of diagnostic systems: Methods from signal detection theory. *Academic Press*, 1992.
- [28] W. Tang and A. Ross. Cpr: Resuscitation of the arrested heart. *W.B. Saunders Company, Philadelphia*, 23(3):13–27, 1999.
- [29] P. K. Thakor NV, Zhu YS. Ventricular tachycardia and fibrillation detection by a sequential hypothesis testing algorithm. *IEEE Trans Biomed Eng.*, 37(9):837–843, 1990.
- [30] V.Vapnik. *Estimation of Dependences Based on Empirical Data*. Nauka, Moskow, 1979.
- [31] N. T. X.S. Zhang, Y.S. Zhu and Z. Wang. Detecting ventricular tachycardia and fibrillation by complexity measure. *IEEE Trans Biomed Eng*, 46(5):548–555, 1999.

-
- [32] T. N. Zhang XS, Zhy YS. Detecting ventricular tachycardia and fibrillation by complexity measure. *IEEE Trans Biomed Eng.*, 46(5), 1999.
- [33] W. G. Z.J. Zheng, J.B. Croft and G. Mensah. Sudden cardiac death in the united states, 1989 to 1998. *Biomed Eng Circulation*, 104(18):2158–2163, 2001.