



ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR DE INGENIERÍA
DE TELECOMUNICACIÓN

INGENIERÍA DE TELECOMUNICACIÓN

PROYECTO FIN DE CARRERA

*LOCALIZACIÓN DE ARRITMIAS
MEDIANTE DIGITALIZACIÓN AUTOMÁTICA
Y PROCESADO DE ELECTROGRAMAS
INTRACARDÍACOS*

Autor: Margarita Sanromán Junquera

Tutor: Inmaculada Mora Jiménez

Co-tutor: José Luis Rojo Álvarez

Curso académico: 2008/2009

Proyecto Fin de Carrera
LOCALIZACIÓN DE ARRITMIAS MEDIANTE DIGITALIZACIÓN
AUTOMÁTICA Y PROCESADO DE ELECTROGRAMAS
INTRACARDÍACOS

Autor
MARGARITA SANROMÁN JUNQUERA

Tutor
INMACULADA MORA JIMÉNEZ

Co-Tutor
JOSÉ LUIS ROJO ÁLVAREZ

La defensa del presente Proyecto Fin de Carrera se realizó el día
de de , siendo calificada por el siguiente tribunal:

PRESIDENTE:

SECRETARIO:

VOCAL:

y habiendo obtenido la siguiente calificación:

CALIFICACIÓN:

Fuenlabrada, a de de

*Una de las mayores
satisfacciones de la vida
se encuentra en
una meta conseguida y
un desafío superado.*

Agradecimientos ¹

La culminación de este proyecto cierra una etapa difícil aunque también enriquecedora. No sólo termino con un conocimiento más amplio en el campo de las telecomunicaciones, sino que todo este tiempo me ha ayudado a crecer como persona y a tener más claros mis objetivos y prioridades en todos los ámbitos de la vida. Por ello, a todos aquéllos que han estado ayudándome en los momentos más duros y celebrando los más felices, quiero agradecerleselo.

En primer lugar quiero agradecer muy especialmente a mis tutores Inmaculada Mora Jiménez y José Luis Rojo Álvarez su apoyo, ayuda y dedicación durante la realización de este proyecto, pero no sólo eso, les estaré siempre agradecida por la confianza depositada en mí y las oportunidades que me están brindando.

A mi familia, especialmente a mis padres y a mi hermano, sólo puedo decirles *gracias*, gracias por todo, por soportarme, por apoyarme, por cuidarme, por, simplemente, estar ahí cuando les he necesitado.

A mis amigos Gema, Javi, Virgi, Nacho y Alex quiero agradecerles su cariño y preocupación, sobre todo en esta última etapa tan complicada. Espero seguir compartiendo con ellos muchos momentos inolvidables. No puedo olvidarme de mi compañero Jorge, con quien tantas *aventuras* he vivido estos dos últimos años, también a él quiero agradecerle su amistad.

¹Este proyecto ha sido financiado parcialmente a lo largo de su desarrollo por el proyecto de investigación “Predicción de muerte súbita cardíaca y monitorización de señales electrocardiográficas mediante máquinas de vectores soporte” perteneciente al programa de creación y consolidación de grupos de investigación (referencia URJC-CM-2008-CET-3732).

Resumen

Las arritmias cardíacas son alteraciones del ritmo de funcionamiento normal del corazón, y aquéllas que son patológicas constituyen una de las principales causas de mortalidad en el mundo occidental. Las arritmias se tratan mediante diversas terapias, entre las cuales se encuentra la implantación de dispositivos de soporte vital, como son los desfibriladores automáticos implantables (DAI). En este contexto, el objetivo principal de este proyecto es desarrollar un procedimiento automático para determinar la localización física del foco de una arritmia a partir de las señales eléctricas cardíacas o electrogramas (EGM), registrados en los DAI durante un protocolo clínico consistente en la estimulación artificial del corazón en distintos puntos del ventrículo izquierdo.

En primer lugar, para realizar dicho estudio de localización es necesario convertir la señal del EGM registrada en papel a un formato digital, para lo cual se ha propuesto un procedimiento de digitalización de EGM basado en herramientas de procesado de imagen, y se ha evaluado utilizando EGM de DAI de dos casas comerciales, Medtronic® y Boston Scientific®.

En segundo lugar, para determinar la localización del origen de la arritmia a partir de los EGM digitalizados se ha recurrido a la utilización de herramientas de aprendizaje máquina. En concreto, se han utilizado tanto clasificadores locales (método de los k vecinos más próximos y redes de base radial), como clasificadores globales (perceptrón multicapa). El que mejores prestaciones ha ofrecido ha sido un clasificador de función de base radial, con el que se ha reducido el error en un 65 % con respecto a la elección aleatoria de la zona en la que se localiza la arritmia.

Acrónimos

A continuación se muestra la lista de acrónimos utilizados a los largo de esta memoria.

BP	Back propagation
DAI	Desfibrilador automático implantable
ECG	Electrocardiograma
EGM	Electrograma
FV	Fibrilación ventricular
FOAM	First order absolute moment
k -NN	k -Nearest Neighbors
LMS	Least mean squared
LOO	Leave one out
MAX	Máxima diferencia de amplitud
MLP	Multi-layer perceptron
NRMS	Normalized root mean square
PNN	Probabilistic neural network
PRD	Percentage root-mean-square difference
RBFN	Radial basis function network
RMS	Root mean square
RNA	Red neuronal artificial
RS	Ritmo sinusal
SNR	Signal noise ratio
TQ	Taquicardia
VD	Ventrículo derecho
VI	Ventrículo izquierdo

Índice General

1. Introducción	1
1.1. Motivación	1
1.2. Objetivos	5
1.3. Organización de la memoria	6
2. Revisión de técnicas para la extracción del ECG	9
2.1. Introducción	9
2.2. Escaneado y segmentación de imagen	11
2.3. Preprocesado de imagen	12
2.3.1. Corrección de la orientación del papel	12
2.3.2. Eliminación de cuadrícula	15
2.4. Obtención de la señal eléctrica	19
3. Obtención de la señal eléctrica a partir de EGM impresos	27
3.1. Introducción	27
3.2. Preprocesado de imagen	31
Método 1	32
Método 2	32
Combinación del Método 1 y el Método 2	32
3.3. Conversión espacio-temporal	35
3.3.1. Obtención de la relación de voltaje por píxel	35
3.3.2. Extracción de la forma de onda del EGM	39
3.4. Herramientas para evaluar la calidad de la señal recuperada	43
3.4.1. Sincronización temporal de señales	44
Método de mínimos cuadrados	46
Método de <i>splines</i>	47
Método del filtro adaptado	47
3.4.2. Figuras de mérito	49
3.5. Resultados	52
Resultados para dispositivos Medtronic®	53
Resultados para dispositivos Boston Scientific®	57

4. Localización del foco de la arritmia	61
4.1. Introducción	61
4.2. Localización con k vecinos más próximos	67
4.3. Localización con clasificadores neuronales	71
4.3.1. Red de funciones de base radial	72
Fundamentos teóricos	72
Resultados	74
4.3.2. Red Neuronal Probabilística	77
Fundamentos teóricos	77
Resultados	78
4.3.3. Perceptrón multicapa	81
Fundamentos teóricos	81
Resultados	82
5. Conclusiones y líneas futuras de investigación	85
5.1. Conclusiones	85
Obtención de la señal eléctrica a partir de EGM impresos	85
Localización del foco de la arritmia	86
5.2. Líneas futuras de investigación	87
A. Presupuesto del proyecto	89
A.1. Coste de los medios materiales	89
A.2. Coste del personal	90
A.3. Coste de la dirección	90
A.4. Coste total del proyecto	90

Lista de Figuras

1.1.	Generador de pulsos y sistema de electrodos intracavitario.	2
1.2.	Imagen tridimensional del corazón proporcionada por el sistema de navegación CARTO™XP.	3
1.3.	Ejemplo de: (a) ECG de superficie; (b) EGM intracavitario.	4
2.1.	EGM donde aparece el canal de marcas y la escala de la cuadrícula del papel para cada señal.	13
2.2.	Resultado de la aplicación de un filtro FOAM a un fragmento de cuadrícula [Paterni:2002].	14
2.3.	Ejemplo de cancelación de la cuadrícula en una imagen en color: (a) ECG en color [Morales:2005], (b) Resultado de aplicar un filtro de color.	15
2.4.	Ejemplo de cancelación de la cuadrícula en una imagen en escala de grises: (a) ECG en escala de grises, (b) Resultado de umbralizar (a) [Chebil:2008].	15
2.5.	Histograma de la Figura 2.4 (a).	16
2.6.	(a) Imagen binaria con cuadrícula; (b) Resultado de aplicar el procedimiento de eliminación de la cuadrícula descrito en [Kao:2001].	18
2.7.	Resultado de la eliminación de la cuadrícula mediante el método descrito en [Wang:1996]. Se han marcado en rojo los puntos asociados al ruido.	19
2.8.	Porción de la forma del onda escaneada de un ECG [Wang:1996].	20
2.9.	Resultado de aplicar del filtrado heurístico de [Wang:1996] a la Figura 2.8.	20
2.10.	(a) Imagen con trazo no uniforme, (b) Resultado de aplicar del filtrado heurístico de [Wang:1996] a la imagen anterior.	20
2.11.	Resultado (en rojo) de tomar, para cada columna, el punto medio del trazo de la señal.	21
2.12.	Ejemplo del proceso de obtención del esqueleto de la señal con el algoritmo descrito en [Wang:1996].	22

2.13. Aplicación del algoritmo de <i>thinning</i> de [Zhang:1984].	23
2.14. Resultado de aplicar el algoritmo de <i>thinning</i> descrito en [Lam:1992].	24
2.15. Obtención de la señal eléctrica (azul) a partir de la técnica de contornos activos propuesta en [Badilini:2005].	25
2.16. Recuperación de la señal eléctrica (azul) según [Badilini:2005]. (a) Sin utilizar puntos de anclaje, (b) Utilizando el puntos de anclaje que se indica con una flecha verde.	26
3.1. Programadores de: (a) Medtronic®; (b) Boston Scientific®.	28
3.2. Ejemplo de EGM de las dos casas comerciales: (a) Medtronic®, (b) Boston Scientific®.	29
3.3. Ejemplos de registros de señal eléctrica sobre papel. (a) Fragmento de señal de los EGM utilizados en este proyecto; (b) Fragmento de ECG utilizado en [Wang:1996].	30
3.4. (a) EGM original, (b) Resultado de la combinación del Método 1 y el Método 2.	33
3.5. EGM original de Boston Scientific® con 3 señales: auricular, bipolar ventricular y monopolar ventricular.	34
3.6. Proyección horizontal de la imagen de la Figura 3.4 (b).	34
3.7. EGM de Medtronic®. El pulso de referencia (marcado con un círculo rojo) aparece al inicio de cada señal eléctrica de interés.	35
3.8. Selección de la parte de la imagen donde se ubica el pulso (en rojo).	37
3.9. (a) Pulso de calibración, (b) línea horizontal superior del pulso, (c) líneas horizontales superior e inferior del pulso.	37
3.10. Selección de uno de los cuadrados de la cuadrícula (en rojo).	38
3.11. (a) Subimagen asociada a un cuadrado, (b) dilatación horizontal de (a), (c) líneas horizontales superior e inferior del cuadrado en (a).	38
3.12. En verde aparecen los píxeles que se seleccionan tomando el punto medio en cada columna de la señal.	40
3.13. En verde, píxeles seleccionados tomando el punto medio en cada columna de la señal. En rojo, píxeles seleccionados teniendo en cuenta las variaciones rápidas del nivel de tensión.	41
3.14. Imagen de un latido procedente de un EGM de Boston Scientific®. En verde, píxeles seleccionados tomando el punto medio en cada columna de primer plano. En rojo, píxeles obtenidos considerando las variaciones rápidas del nivel de tensión.	42
3.15. (a) Señal recuperada a partir de la imagen y (b) Señal recuperada en valores de tiempo (mseg.) y voltaje (mV).	43
3.16. (a) Señal de <i>gold-standard</i> , (b) EGM2. Impresión de la señal (a) en una tira de papel milimetrado.	45

3.17. Curvas de regresión obtenidas con el método de mínimos cuadrados (rojo) y el método de <i>splines</i> (verde).	47
3.18. Fragmento de la señal recuperada y de la señal de referencia antes de proceder a su sincronización.	48
3.19. Señal de correlación cruzada entre los dos fragmentos de señales de la Figura 3.18.	49
3.20. Sincronización de los fragmentos de la Figura 3.18 utilizando el método de filtro adaptado.	49
3.21. Fragmento de un EGM bipolar de Medtronic®.	54
3.22. Fragmentos de EGM de Medtronic® ejemplificando, (a) TQ, (b) FV , (c) RS. En la parte superior, EGM bipolar; en la inferior, EGM monopolar.	56
3.23. Fragmento de un EGM de, (a) Medtronic®, (b) Boston Scientific®.	57
3.24. Fragmentos de EGM de Boston Scientific® ejemplificando: (a) TQ, (b) FV y (c) RS. En la parte superior aparece el EGM bipolar, y en la inferior el monopolar.	59
4.1. Ejemplo de imagen del VI proporcionada por el sistema CARTO™XP.	63
4.2. Forma de onda de un latido.	64
4.3. Parámetros de interés clínico extraídos de la forma de onda de un latido. En la parte superior aparece el EGM bipolar, y en la parte inferior el monopolar.	65
4.4. Esquema típico de una RBFN con D atributos de entrada, N_h neuronas ocultas y N_0 salidas.	73
4.5. Esquema típico de una PNN con D atributos de entrada, N neuronas ocultas y C_p salidas.	78
4.6. Esquema típico de una red MLP con una capa oculta y D atributos de entrada, N_h neuronas ocultas y N_0 salidas.	82

Lista de Tablas

3.1. Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito al aplicar los tres métodos de sincronización en los EGM monopoles de Medtronic®.	53
3.2. Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito al aplicar los tres métodos de sincronización en los EGM bipolares de Medtronic®.	54
3.3. Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito en función del tipo de episodio y el método de sincronización para los EGM monopoles de Medtronic®.	55
3.4. Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito en función del tipo de episodio y el método de sincronización para los EGM bipolares de Medtronic®.	56
3.5. Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito al aplicar los tres métodos de sincronización en los EGM monopoles de Boston Scientific®.	57
3.6. Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito al aplicar los tres métodos de sincronización en los EGM bipolares de Boston Scientific®.	58
3.7. Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito en función del tipo de episodio y el método de sincronización para los EGM monopoles de Boston Scientific®.	59
3.8. Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito en función del tipo de episodio y el método de sincronización para los EGM bipolares de Boston Scientific®.	60
4.1. Porcentaje medio de acierto y desviación típica (entre paréntesis) utilizando el clasificador k -NN con el conjunto C1.	69

4.2. Porcentaje medio de acierto y desviación típica (entre paréntesis) utilizando el clasificador k -NN con los parámetros del EGM (C2).	70
4.3. Porcentaje de acierto (%) por biantes y por octantes utilizando un clasificador RBFN. Entre llaves se indica el número medio de neuronas ocultas para el clasificador.	75
4.4. Tasa de acierto (%) por biantes y por octantes utilizando tres clasificadores binarios RBFN, uno para cada biante. Entre llaves se indica el número medio de neuronas ocultas para cada clasificador.	76
4.5. Porcentaje de acierto por biantes y por octantes utilizando un clasificador PNN con $C_p = 8$. Entre llaves se indica el valor medio del parámetro factor de dispersión (y su desviación típica).	79
4.6. Tasa de acierto (%) por biantes y por octantes utilizando tres clasificadores binarios PNN, uno por cada biante (con $C_p = 2$). Entre llaves se indica el valor medio del parámetro factor de dispersión (y su desviación típica).	80
4.7. Porcentaje de acierto por biantes y por octantes utilizando un clasificador MLP con tres salidas, y normalización $m = 0$, $std = 1$	83
4.8. Porcentaje de acierto por biantes y por octantes utilizando tres clasificadores MLP, uno por biante, y normalización $m = 0$, $std = 1$	83
A.1. Coste unitario del material utilizado en la realización del proyecto.	89

Capítulo 1

Introducción

Este primer capítulo del Proyecto Fin de Carrera presenta una breve panorámica de los aspectos principales del proyecto. En primer lugar se muestran las motivaciones que dieron lugar a su realización, posteriormente se explican los objetivos que se persiguen y, por último, se indica la estructura de la memoria.

1.1. Motivación

Las arritmias cardíacas son alteraciones del funcionamiento normal del corazón. Se producen, bien de forma natural como respuesta a necesidades fisiológicas, o bien debido a trastornos en la actividad eléctrica del corazón. Las arritmias patológicas constituyen una de las principales causas de mortalidad en el mundo occidental [Font:1999]. Aquéllas que pueden hacer peligrar la vida del paciente habitualmente se tratan mediante varias terapias, tales como los fármacos antiarrítmicos, la ablación del mecanismo de la taquicardia, la cirugía cardíaca o la implantación de dispositivos de soporte vital. Entre estos últimos cabe destacar los siguientes:

- Los marcapasos son dispositivos encargados de estimular al corazón para mantener un ritmo cardíaco constante en caso de enlentecimiento o paro del ritmo cardíaco intrínseco.
- Los desfibriladores automáticos implantables (DAI) son dispositivos encargados de registrar el ritmo cardíaco, detectar la presencia de ritmos anormalmente rápidos y producir impulsos eléctricos o descargas eléctricas de alta energía en el momento en que detectan un ritmo acelerado que es potencialmente peligroso para el paciente.

A modo de referencia, podemos indicar que el ritmo sinusal o normal de una persona en reposo puede estar en torno a los 80 latidos por minuto (lpm). Los marcapasos se implantan en aquellos pacientes que presentan episodios de bradicardia (frecuencia cardíaca inferior a 60 lpm) y los DAI en aquéllos que presentan episodios de taquicardia y/o fibrilación ventricular (frecuencias cardíacas superiores a 100 lpm) con riesgo de sufrir muerte súbita cardíaca.

Este proyecto se centra en los DAI, sistemas de soporte vital que están formados por tres componentes hardware:

- El **generador de pulsos**, que se encarga de la monitorización del ritmo cardíaco, la detección de las arritmias, la aplicación de la descarga, la comunicación telemétrica con el exterior, el almacenamiento de eventos y el control de su estado interno.
- El **sistema de electrodos intracavitarios**, que se encarga de recoger la información para la monitorización de la actividad eléctrica cardíaca y, junto con el generador de pulsos, aplicar la estimulación o descarga (véase Figura 1.1). Este componente está implantado en el paciente.
- El **programador** (*programmer recorder/monitor, PRM*), que proporciona un canal de comunicación entre los electrofisiólogos y el dispositivo, permitiendo tanto recuperar los datos almacenados en el generador de pulsos como programarlo.



Figura 1.1: Generador de pulsos y sistema de electrodos intracavitario.

A los pacientes con riesgo de sufrir muerte súbita, junto con la implantación del DAI, se les realiza un estudio electrofisiológico y se les practica, si es necesario, la ablación cardíaca para eliminar la arritmia. La ablación cardíaca consiste en eliminar la región eléctrica defectuosa aplicando energía bien de radiofrecuencia, que cauteriza el tejido, o bien de frío intenso, que destruye por congelación, eliminando de esta forma la arritmia. Para realizar el

estudio electrofisiológico se introducen unos catéteres, cables estrechos y flexibles, a través de los vasos sanguíneos (subclavia, femoral) y se hacen llegar hasta el interior del corazón. Para guiar el catéter desde el punto de entrada hasta el músculo cardíaco y realizar posteriormente el mapeo endocárdico para la localización de la arritmia, se utilizan sistemas de navegación, que detectan mediante la generación de un campo electromagnético la posición, en cada momento, del catéter introducido dentro del corazón. De esta forma, apoyando el catéter dentro de las paredes de la cavidad cardíaca y desplazándolo de forma que recorra dicha cavidad, se puede obtener un mapa virtual tridimensional de la misma como el que se representa gráficamente en la Figura 1.2.

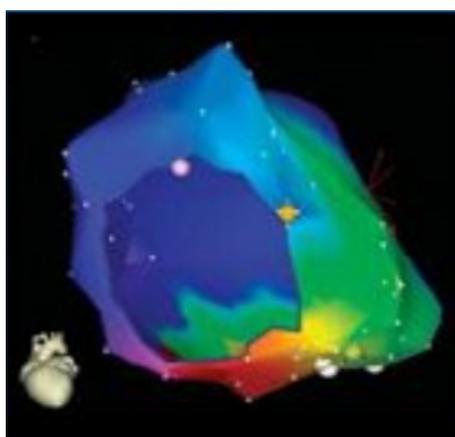
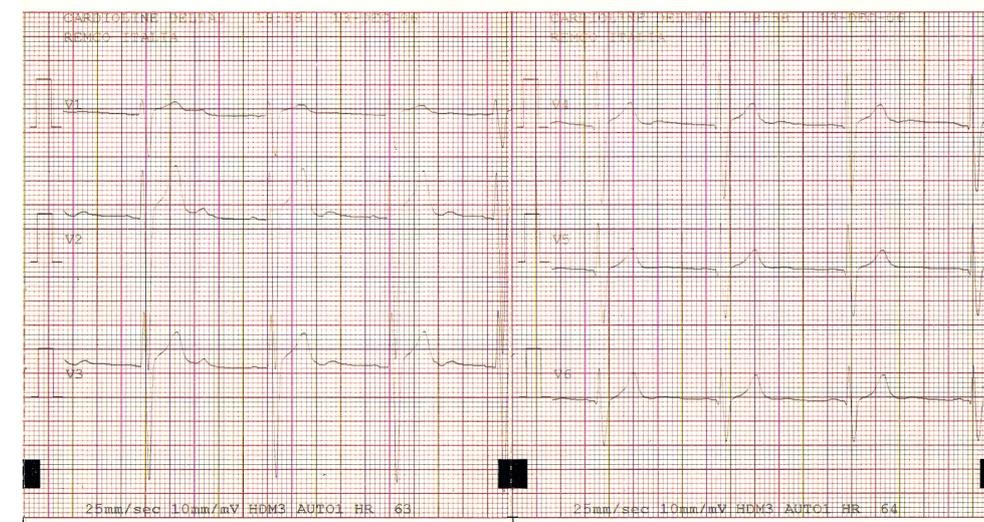


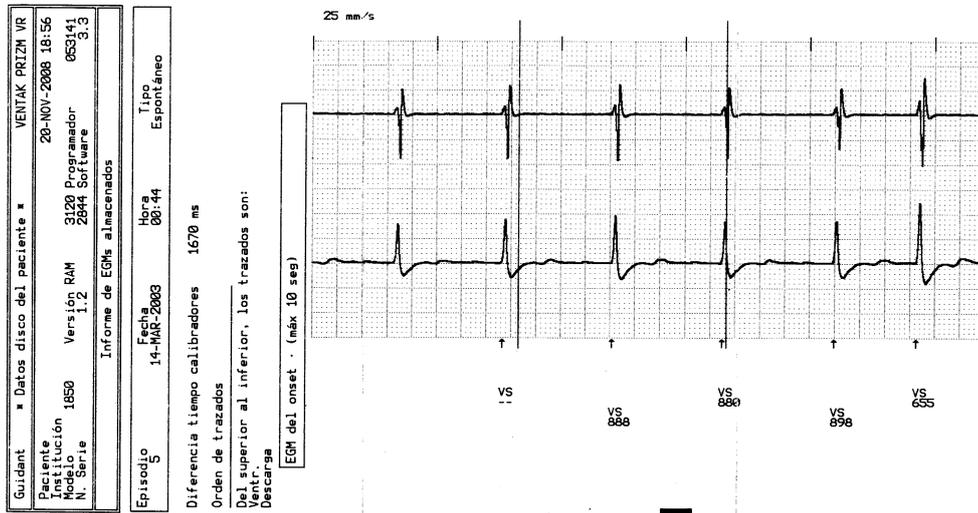
Figura 1.2: Imagen tridimensional del corazón proporcionada por el sistema de navegación CARTOTMXP.

Para la detección y posterior tratamiento de las arritmias cardíacas, habitualmente se utilizan los llamados electrocardiogramas o ECG, que son registros que muestran la evolución temporal de la actividad eléctrica del corazón a partir de electrodos colocados sobre la piel. Menos conocidos popularmente son los electrogramas o EGM, que también muestran la evolución temporal de la actividad cardíaca, pero a partir de electrodos colocados en el interior del corazón. Éste es el tipo de registros con los que se trabaja en este proyecto, puesto que son similares a los recogidos por el DAI. Como se muestra en la Figura 1.3, ambos registros, ECG y EGM, se imprimen sobre tiras de papel cuadriculado.

Tanto en los ECG como en los EGM se registran los impulsos eléctricos que estimulan el corazón. El estímulo eléctrico inicial se genera en el propio corazón y se propaga de forma progresiva a todas las células del tejido cardíaco, activándolas eléctricamente y produciendo su contracción. La actividad eléctrica tiene su origen en el movimiento de iones a través de la membrana de las células cardíacas. Éstas se encuentran polarizadas (diferencia de potencial constante entre el interior y el exterior de la célula) en estado de



(a)



(b)

Figura 1.3: Ejemplo de: (a) ECG de superficie; (b) EGM intracavitario.

reposo y, como respuesta al estímulo eléctrico procedente de células vecinas, se despolarizan causando su contracción. Este proceso genera nuevas corrientes iónicas que se transmiten de nuevo a las células vecinas, produciendo un impulso eléctrico de despolarización que recorre todo el corazón y produce su contracción.

1.2. Objetivos

Este proyecto se enmarca en el estudio de la información clínica y diagnóstica disponible en los EGM registrados por los DAI. En este contexto, el objetivo principal es desarrollar un procedimiento automático para determinar la localización física del foco de una arritmia en el ventrículo izquierdo (VI) del corazón a partir de los EGM en papel. Para ello se ha realizado la estimulación artificial del corazón en distintos puntos del VI durante estudios electrofisiológicos en pacientes con arritmias cardíacas y portadores de DAI.

Actualmente, los DAI almacenan la señal eléctrica cardíaca en formato digital cuando detectan un ritmo cardíaco anómalo, y analizan la información disponible en los EGM para decidir qué terapia es necesario aplicar al paciente. No obstante, durante algunos tratamientos como los realizados durante los estudios electrofisiológicos que se analizan en este proyecto, es complicado recuperar la señal digital almacenada para realizar análisis adicionales sobre la misma. Ésto es debido a que, para que el DAI digitalice los EGM, han de cumplirse ciertas condiciones de presencia de arritmia, y en ocasiones se desea digitalizar EGM cuyas características están fuera de los umbrales programados en el DAI para cada paciente. Sin embargo, el EGM en papel puede recuperarse en cualquier momento mediante un operador humano, por lo que se dispone de un acceso, aunque indirecto, a la señal eléctrica registrada por el DAI en cualesquiera condiciones.

Además, los EGM almacenados en DAI no siempre están disponibles por parte de las casas comerciales, mientras que sí es posible el acceso a los EGM impresos en papel a través del programador durante el estudio electrofisiológico. Por todo ello, para abordar el objetivo principal, se proponen dos objetivos concretos:

1. ***Obtener la señal eléctrica cardíaca a partir de los registros de EGM en papel, utilizando para ello herramientas de procesado de imagen.***

En el protocolo de estudio realizado en el Hospital General Universitario Gregorio Marañón de Madrid, destinado a proponer criterios para localizar el origen de la arritmia, los electrofisiólogos obtienen los registros directamente en papel. Para realizar un estudio posterior sobre cómo localizar el foco de la arritmia, es necesario recuperar la señal del registro en papel a un formato digital, para procesarla posteriormente mediante técnicas de análisis de señal.

Conviene indicar que la obtención de la señal eléctrica a partir del registro en papel también resulta de gran utilidad para analizar casos de estudio que no se almacenaron digitalmente en el momento en que se registraron y de los que sólo se conserva el registro en papel.

2. *Localizar la región donde nace una arritmia utilizando las señales eléctricas del EGM y herramientas de aprendizaje.*

Durante los estudios presentados en este proyecto, se han generado arritmias en distintas localizaciones del VI, estimulando para ello diferentes zonas del mismo de forma artificial y controlada durante estudios electrofisiológicos cardíacos en pacientes. La respuesta eléctrica a estas estimulaciones es captada por el DAI e impresa en EGM “*on line*”. Conociendo la zona del punto de estimulación y su EGM correspondiente se persigue, a través del aprendizaje máquina, predecir el foco de origen de una arritmia generada de forma natural analizando únicamente sus EGM.

1.3. Organización de la memoria

Para dar una visión rápida y estructurada del contenido de esta memoria, se enumeran a continuación cada uno de los capítulos en los que ésta se divide, junto con una breve descripción de cada uno de ellos.

- *Capítulo 1: Introducción.*

En este capítulo se presenta la motivación de este proyecto, así como los objetivos planteados. En la última sección se hace un breve resumen del contenido de la memoria.

- *Capítulo 2: Revisión de técnicas para la extracción del ECG.*

En este capítulo se hace una revisión del estado del arte de las distintas técnicas desarrolladas hasta la fecha para la obtención de la señal eléctrica cardíaca a partir de los registros en papel, las cuales se han referido fundamentalmente al ECG, y por tanto el trabajo realizado en esta línea sobre EGM almacenados en DAI es prácticamente inexistente.

- *Capítulo 3: Obtención de la señal eléctrica a partir de EGM impresos.*

En este capítulo se presenta un nuevo procedimiento basado en técnicas de procesamiento de imagen, para obtener la señal eléctrica cardíaca a partir de los registros en papel de los EGM recogidos por los DAI. Para evaluar la bondad del procedimiento, se presentan los resultados obtenidos de la comparación entre la señal recuperada del registro en papel y la señal digital original.

- ***Capítulo 4: Localización del foco de la arritmia.***

En este capítulo se utilizan técnicas de aprendizaje máquina para determinar la localización del origen de la arritmia, utilizando el procedimiento presentado en el capítulo anterior para extraer las señales eléctricas de los registros de EGM intracavitarios.

- ***Capítulo 5: Conclusiones y líneas futuras de trabajo.***

En este capítulo se presentan las conclusiones obtenidas tras la realización de este trabajo, y se proponen nuevas líneas de trabajo.

Capítulo 2

Revisión de técnicas para la extracción del ECG

En este segundo capítulo se realiza una revisión las distintas técnicas propuestas en la literatura para la obtención de la señal cardíaca a partir de sus registros en papel.

2.1. Introducción

El análisis de las formas de onda que representan la actividad eléctrica y mecánica en los humanos se ha convertido en uno de los campos de la investigación médica más importante [Wang:1996]. Existen numerosas técnicas para procesar estas formas de onda y detectar algún tipo de enfermedad de una manera automática, pero para ello es necesario que las señales estén en formato digital. Algunas de la ciencias que se encargan de este estudio son la electrocardiografía (ECG, EGM), la electromiografía (EMG) o la electroencefalografía (EEG).

En el ámbito que nos ocupa, la electrocardiografía, existen actualmente tecnologías para adquirir y almacenar señales cardíacas directamente en formato digital sin pasar por un formato intermedio. Sin embargo, históricamente los registros de la actividad eléctrica se almacenaban en papel o en una imagen en formato digital, una vez escaneado el registro en papel, por lo que el volumen de ECG (y EGM) almacenados de este modo es muy alto. Además, continúa creciendo porque, aunque existe esta tecnología, no en todos los sitios está disponible puesto que todavía se utilizan dispositivos antiguos que no almacenan la señal digital, o si se encuentra disponible, en ocasiones los datos están en un formato no estándar (propiedad privada).

Una serie de acontecimientos han conducido las investigaciones a la ob-

tención de la señal eléctrica en formato digital a partir de los registros en papel o de las imágenes escaneadas [Stockbridge:2005]. Por un lado, en los últimos años se ha propuesto el estándar Health Level 7 (HL7) [König:2005], una especificación para un estándar de intercambio de datos electrónicos en el ámbito de la atención sanitaria, con especial énfasis en las comunicaciones intrahospitalarias. Con este estándar se pretende facilitar el acceso de manera rápida a los diferentes datos de los pacientes y, entre ellos, a los de las señales eléctricas cardíacas. Pero como ya se ha indicado, los registros de estas señales no siempre están disponibles en formato digital sino que están impresos en papel o hay que imprimirlos puesto que están en un formato digital no estándar, siendo necesario realizar la conversión [Salazar:2006]. Por otro lado, la FDA (*Food and Drug Administration*) ha lanzado una iniciativa recomendando a la industria farmacéutica la recopilación y el almacenamiento de todos los ECG para estudios comerciales o académicos, en un formato digital para facilitar su análisis en un futuro y conseguir un ahorro en esfuerzo y dinero [FDA-CDER:2002]. A la vista de estas iniciativas, incluso sería interesante crear una base de datos con todo tipo bioseñales [Millet-Roig:1998]. Si bien ya existen repositorios amplios de señales cardíacas, como el MIT-BIH [Physionet:1980], no obstante es recomendable ampliar este tipo de bases para poder validar una mayor parte de los estudios que se realizan en este ámbito.

Es por todo ello por lo que la digitalización de ECG en papel ha sido estudiada en varias ocasiones sin tener hasta el momento una solución completamente cerrada, debido a que no existe un formato fijo de representación de estos registros. En la literatura se pueden encontrar diferentes técnicas para abordar el problema en función de las características de los ECG que se procesan. La mayoría de los estudios se han realizado con ECG, puesto que son los registros cardíacos más habitualmente utilizados, dejando de lado los EGM; no obstante en algunos casos se apunta a que la técnica propuesta se puede hacer extensiva a EGM [Millet-Roig:1998].

De manera general, para obtener la señal eléctrica a partir de su impresión en una tira de papel milimetrado, los estudios realizados siguen un esquema común:

1. Escanear la tira de papel y segmentarla en subimágenes, cada una de las cuales incluye una o varias señales.
2. Si es necesario, eliminar la cuadrícula del papel milimetrado y corregir una inadecuada orientación del papel (la imagen debe tener el eje de tiempos del registro eléctrico en la dirección horizontal).
3. Desarrollar un algoritmo que obtenga el trazo de la señal a partir de la imagen.

4. Obtener la señal en unidades de tiempo y voltaje.

Para cuantificar la calidad del procedimiento propuesto, éste se suele evaluar sobre una base de datos propia, propuesta para el estudio, como en [Bhullar:1992, Mitra:2003, Paterni:2002]. En otras ocasiones se toman los ECG de la base de datos MIT-BIH, como en [Salazar:2006, Zigel:2000]. La elección de distintas bases de datos supone un problema a la hora de comparar la calidad de los distintos métodos propuestos.

2.2. Escaneado y segmentación de imagen

La captación de la imagen del registro suele realizarse con un escáner. No obstante, en el primer trabajo que se conoce sobre este estudio, se utilizó una cámara de televisión de alta definición [Haenel:1982]. La resolución con la que se recoge la imagen varía dependiendo de los trabajos, siendo de 200 ó 300 píxeles por pulgada (ppp), aunque también se utilizan resoluciones de 600 ppp [Paterni:2002] y 1200 ppp [Mitra:2003]. La velocidad de los registros de los ECG es universal, generalmente de 50 mm/seg o 25 mm/seg (en algunos casos de alteraciones del ritmo se puede llegar a tomar a 10 mm/seg) [Lindner:2002]. En cuanto al amplificador del aparato de registro, éste suele encontrarse en la posición en que 10 mm corresponden a 1 mV [Lindner:2002]. Conociendo la velocidad del registro y la posición del mando del amplificador, es directo obtener, según la resolución del escaneado, la relación de píxel/seg en la dimensión horizontal y píxel/mV en la dimensión vertical de la imagen, y así realizar, en última instancia, la conversión de píxeles (imagen) a valores de tiempo y voltaje. De manera genérica, esta relación se obtiene como:

$$[\text{píxel/seg}] \Leftarrow \frac{n \text{ [ppp]}}{25.4 \text{ [mm/p]}} \cdot v_{reg} \text{ [mm/seg]}$$

$$[\text{píxel/mV}] \Leftarrow \frac{n \text{ [ppp]}}{v_{ampl} \text{ [mV/mm]}} \cdot (25.4 \text{ [mm/p]})^{-1}$$

donde n ppp es la resolución del escaneado, v_{reg} mm/seg es la velocidad del papel, v_{ampl} mV/mm es la relación de voltaje por cuadrícula y 25.4 mm/p es la conversión de pulgadas a milímetros.

El formato en el que se almacena la imagen escaneada también varía según el autor, aunque todos coinciden en tomar un formato sin pérdidas. En [Chebil:2008] se analiza el formato de la imagen y la resolución de escaneado más adecuada para procesar la imagen de un ECG. Para ello propone un método para la obtención de la señal eléctrica cardíaca y lo utiliza para comparar la calidad de la señal recuperada variando cada una de estas características.

El ECG estándar consta de doce derivaciones (par de electrodos o combinación de ellos) diferentes, seis derivaciones precordiales y seis derivaciones de miembros, cada una de las cuales capta la actividad eléctrica del corazón en el mismo instante que las demás, pero desde un ángulo distinto [Lindner:2002]. Por esta razón, el ECG estándar tiene doce señales correspondientes a las doce derivaciones. Para recuperar cada una de estas señales con los procedimientos propuestos en la literatura, se necesita que la imagen a analizar tenga una sola señal o, en algunos casos, varias [Badilini:2005]. Para ello se suele segmentar la imagen seleccionando de forma manual la señal (o señales) a analizar [Bhullar:1992, Widman:1989, Salazar:2006], otra alternativa es escanear sólo la parte de la tira de papel con la señal de interés [Mitra:2003]. La selección de más de una señal se suele realizar para obtener una adecuada sincronización entre ellas, aspecto muy importante, por ejemplo, en vectorcardiografía [Morales:2005].

2.3. Preprocesado de imagen

Una vez escaneada y seleccionada la zona de interés, la mayoría de los estudios realizan un preprocesado de la imagen resultante, bien para corregir la orientación del papel, o bien para eliminar la cuadrícula del papel milimetrado (o ambas).

2.3.1. Corrección de la orientación del papel

La primera etapa de la fase de preprocesado de imagen suele ser la corrección de la orientación del papel ya que, en ocasiones, durante el proceso de escaneado, el papel no se coloca en la dirección horizontal. Para una adecuada recuperación de la señal eléctrica es necesario que el eje de tiempo del ECG se encuentre en la dirección horizontal. Este problema no es tratado por muchos autores, [Lawson:1995, Mitra:2003, Chebil:2008]; otros simplemente suponen que la imagen de partida está correctamente orientada [Bhullar:1992].

Entre los autores que proponen un método para corregir de manera automática la orientación de la imagen, encontramos distintos trabajos. En [Wang:1992] los autores proponen un algoritmo de corrección de la orientación de la imagen presuponiendo que hay más de una señal por imagen. Para ello, utilizan una serie de ecuaciones que corrigen las coordenadas XY de los píxeles de cada señal de la imagen tomando como referencias las posiciones del primer píxel de la señal que se está tratando y de la primera señal de la imagen (de la primera derivación). El inconveniente de este método es determinar de forma automática los puntos de inicio de la señal a rotar y de la primera señal de la imagen, ya que en primer lugar habría que eliminar la

cuadrícula.

En [Widman:1989] se corrige la orientación del papel utilizando las marcas para la línea de base o las líneas de cuadrícula (véase Figura 2.1). En este trabajo los autores no se indica el procedimiento utilizado.

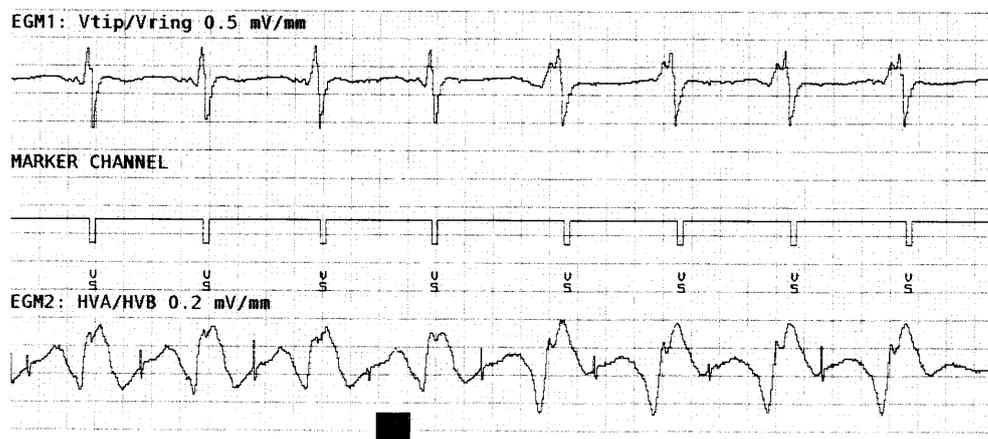


Figura 2.1: EGM donde aparece el canal de marcas y la escala de la cuadrícula del papel para cada señal.

También se utiliza el momento absoluto de primer orden (*First Order Absolute Moment*, FOAM) en [Paterni:2002]. Este operador matemático aumenta el contraste tanto del trazo de la señal como de la cuadrícula del ECG en imágenes en escala de grises. Para corregir la orientación, se selecciona de manera manual una parte de la imagen donde sólo aparezca cuadrícula, y se procesa con un filtro FOAM que aumenta el contraste de cada línea de la cuadrícula. Se toma una columna de la imagen y, para cada punto de esa columna, se determina la ecuación de la recta que, pasando por ese punto, minimiza el nivel de intensidad de todos los píxeles bajo la recta. Se obtiene así una función $R(y_i)$ que representa, para cada fila y_i , el nivel mínimo de intensidad obtenido en el paso anterior junto con el coeficiente angular correspondiente a esa recta (véase la Figura 2.2). Cada pico de la función R está asociado con una de las líneas de la cuadrícula. El ángulo de rotación de la imagen se determina a partir de los picos de la función R y del valor medio de los coeficientes angulares asociados.

En [Salazar:2006], los autores también trabajan con una imagen en escala de grises. El procedimiento es el siguiente: en primer lugar aplican el operador morfológico erosión con un elemento estructurante vertical de longitud cuatro píxeles para reducir el grosor de las líneas de la imagen, eliminar el ruido impulsivo y destacar el trazo de la señal sobre la cuadrícula. A partir de la imagen resultante se obtiene el trazo de la señal barriendo la imagen en la dirección vertical y seleccionando los píxeles con valores de intensidad mínimos. Se crea una imagen que contiene únicamente la señal obtenida, y

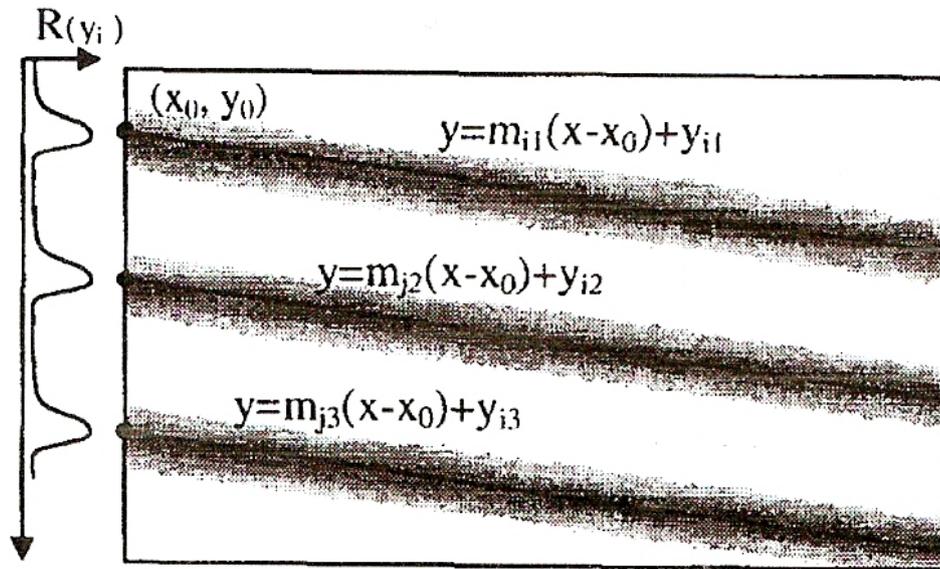


Figura 2.2: Resultado de la aplicación de un filtro FOAM a un fragmento de cuadrícula [Paterni:2002].

ésta se utiliza como máscara para obtener otra imagen que sólo contenga la cuadrícula. Finalmente se aplica la Transformada de Hough [Gonzalez:2002] sobre esta última imagen para determinar el ángulo de inclinación de las líneas de la cuadrícula. La transformada de Hough es una técnica que permite descubrir formas geométricas en una imagen. En este caso se utiliza para detectar segmentos rectos (líneas de cuadrícula). Se basa en transformar puntos de la imagen en un nuevo espacio denominado espacio de Hough, utilizando para ello la siguiente representación de un punto en coordenadas cartesianas (x, y) en coordenadas polares (θ, ρ) :

$$x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta) = \rho$$

Esta transformación representa una alineación de puntos en el dominio polar. Aquellos puntos que pertenezcan a la misma recta coincidirán en las componentes ρ y θ , donde ρ es el módulo de este vector y θ es el ángulo que forma el vector normal a la recta con el eje horizontal y que determina el ángulo de inclinación de las líneas de la cuadrícula. Este ángulo se utiliza para rotar la imagen y corregir así la orientación del papel.

El procedimiento propuesto por los autores sólo es apto para imágenes en escala de grises y de color puesto que supone que las líneas de la imagen pertenecientes a señal son de un nivel de intensidad más próximo al negro.

2.3.2. Eliminación de cuadrícula

Como se indicó en el Capítulo 1, los ECG se imprimen en una tira de papel cuadrículado. Es por ello que para recuperar la señal, la mayoría de los algoritmos necesitan eliminar la cuadrícula para que no haya confusión con la señal que se quiere obtener. Para la eliminación de la cuadrícula existen métodos muy diferentes en función del tipo de cuadrícula.

Los estudios en los que se utilizan ECG cuya cuadrícula es de color y la señal eléctrica tiene tono negro, aplican un filtro de color a la imagen para eliminar la cuadrícula [Widman:1989, Bhullar:1992, Chia:1996, Kao:2001]. La Figura 2.3 (a) muestra las doce derivaciones de un ECG impresas en papel milimetrado en color para un paciente sano; la Figura 2.3 (b) muestra el resultado de aplicar un filtro de color para eliminar la cuadrícula de la Figura 2.3 (a).

En el caso de tratar con imágenes en escala de grises (señal y cuadrícula en escala de grises, fondo blanco), el proceso para separar señal y cuadrícula ya no es inmediato, puesto que sus niveles de intensidad son similares. La Figura 2.4 (a) muestra un ejemplo de una imagen de ECG en escala de grises.

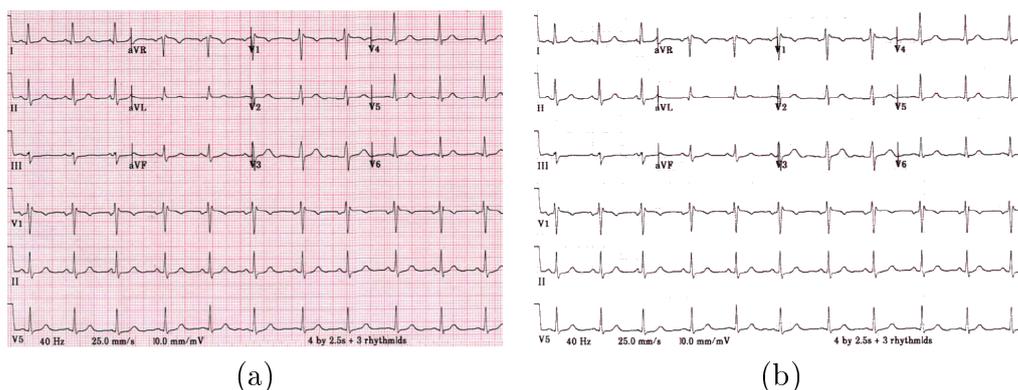


Figura 2.3: Ejemplo de cancelación de la cuadrícula en una imagen en color: (a) ECG en color [Morales:2005], (b) Resultado de aplicar un filtro de color.

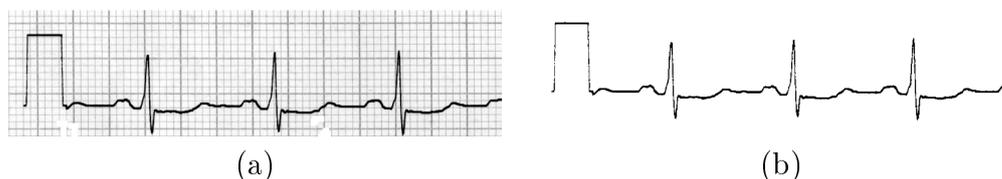


Figura 2.4: Ejemplo de cancelación de la cuadrícula en una imagen en escala de grises: (a) ECG en escala de grises, (b) Resultado de umbralizar (a) [Chebil:2008].

Más complicado es el caso de tratar con imágenes binarias (señal y cuadrícula en tono negro, fondo blanco), ya que el nivel de intensidad es el mismo tanto para la señal como para la cuadrícula. Los resultados de los métodos propuestos para este caso se irán mostrando a lo largo de la memoria.

Cuando se dispone de una imagen en escala de grises, una de las técnicas para eliminar la cuadrícula es la segmentación por umbralización. Este procedimiento, utilizando en [Lawson:1995, Mitra:2003, Chebil:2008], consiste en realizar un histograma de la imagen (véase la Figura 2.5) a partir del cual se determina un umbral que separa dos regiones con distinto nivel medio de intensidad. Como resultado de esta operación, se obtiene una imagen binaria.

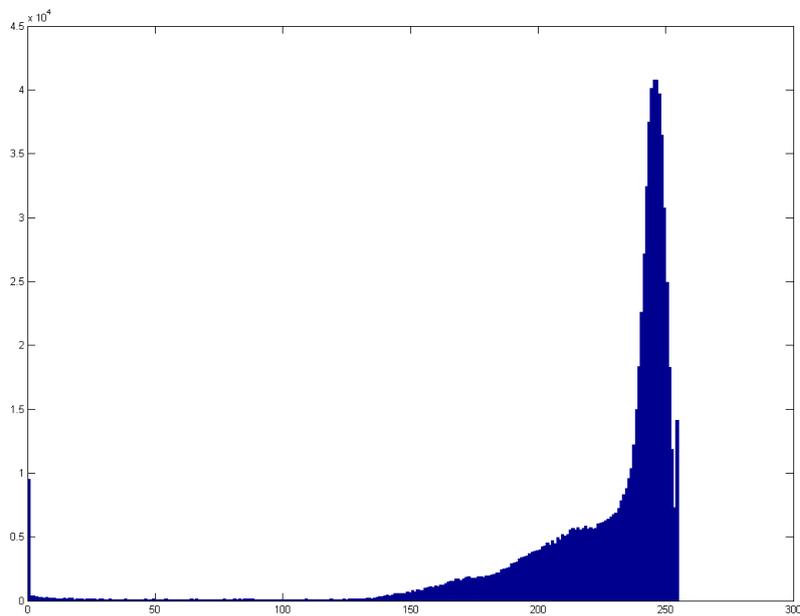


Figura 2.5: Histograma de la Figura 2.4 (a).

La segmentación por umbralización de la señal eléctrica y de la cuadrícula es posible porque los píxeles de la cuadrícula, en general, tienen un nivel de gris más claro que los asociados al trazo de la señal, tal y como se observa en la Figura 2.4 (a). Tras el proceso de umbralización (en este caso se ha tomado un umbral de 100), la cuadrícula se elimina casi en su totalidad, véase la Figura 2.4 (b). En el caso de que los niveles de intensidad de los píxeles de la señal y la cuadrícula no estén suficientemente diferenciados en [Paterni:2002] se propone aplicar el operador FOAM para aumentar el contraste entre señal y cuadrícula, y poder así aplicar una segmentación por umbralización para eliminar la cuadrícula de forma efectiva. A pesar de ello, en ocasiones, no se consigue eliminar completamente la cuadrícula y es necesario realizar un

procesado posterior o implementar un algoritmo robusto para extraer la señal [Lawson:1995].

En [Chebil:2008] se propone la aplicación de un filtro de mediana para eliminar el posible ruido de la imagen umbralizada. Mitra et al. [Mitra:2003] proponen aplicar la técnica *smearing runlength* para eliminar los restos de cuadrícula que hayan quedado tras la umbralización. Esta técnica detecta las líneas horizontales o verticales en imágenes binarias. Para ello, recorre la imagen en la dirección horizontal o vertical, es decir, por filas o columnas y transforma en píxeles de fondo las secuencias de píxeles de primer plano, es decir, píxeles de primer plano consecutivos, cuyo tamaño sea menor a un umbral dado.

Un factor crítico es el umbral a utilizar en la segmentación: la selección inadecuada de este valor puede conducir, bien a perder información de la señal, o bien a tener demasiado ruido en la imagen. Ninguno de estos problemas puede ser solventados con las dos técnicas de post-procesados posteriores a la umbralización propuestas anteriormente. Nótese que la segmentación por umbralización se puede aplicar en imágenes en escala de grises y en color, pero no tiene sentido aplicarla en imágenes binarias, puesto que el nivel de intensidad de la señal es el mismo que el nivel de intensidad de la cuadrícula.

Otras técnicas para eliminar la cuadrícula en imágenes en escala de grises son los algoritmos propuestos en [Salazar:2006] (ya presentado en la Sección 2.3.1) y en [Badilini:2005]. En [Badilini:2005] se proponen tres métodos (*exacto*, *rango* y *manual*) para identificar los píxeles de la cuadrícula en función de la calidad de la imagen de partida:

1. Modo *exacto*: utiliza información de la velocidad del papel (v_{reg}), la resolución del escaneado (n) y el tiempo entre líneas verticales de la cuadrícula (tpc) para obtener analíticamente la distancia que hay, en unidades de píxel, entre dos líneas consecutivas de la cuadrícula. La expresión utilizada es la siguiente:

$$\frac{\text{píxeles}}{\text{cuadrícula}} = \frac{tpc \left[\frac{\text{seg}}{\text{cuadrícula}} \right] \times v_{reg} \left[\frac{\text{mm}}{\text{seg}} \right] \times n \left[\frac{\text{píxeles}}{\text{pulgada}} \right]}{25.4 \left[\frac{\text{mm}}{\text{pulgada}} \right]} \quad (2.1)$$

2. Modo *rango*: utiliza la Ecuación (2.1) pero con un “*nivel de confianza*”, seleccionado por el usuario, que indica con qué exactitud se asume esa fórmula. A partir de este nivel se vuelve a detectar la cuadrícula. Este modo suele utilizarse cuando la imagen de partida no es de buena calidad, por ejemplo cuando se toma una fotocopia de un ECG o el papel está deteriorado.

3. Modo *manual*: el usuario selecciona manualmente un rectángulo en el que se incluyen al menos 4 ó 5 cuadrados de la cuadrícula (sin ruido ni señal).

Una vez determinada la posición de la cuadrícula, ésta se tiene en cuenta para la extracción de la señal eléctrica.

En el caso de que la imagen sea binaria, como se analizará en el siguiente capítulo, la separación entre señal y cuadrícula se hace aún más difícil. Entre las propuestas para eliminar la cuadrícula en imágenes binarias, [Kao:2001] tiene en cuenta la periodicidad de las líneas verticales de la cuadrícula para aplicar la técnica propuesta en [Liang:1994] y determinar la distancia (en número de píxeles) asociada a esta periodicidad. A continuación, la imagen original se desplaza el número de píxeles asociado a un período y se realiza la operación XOR entre la imagen original y la desplazada, eliminando así las zonas comunes en las dos imágenes, que en principio son las zonas correspondientes a las líneas de la cuadrícula. Para obtener una imagen con la forma de onda original y eliminar la superposición con la onda desplazada un período, los autores señalan que el resultado se proyecte sobre la imagen original (pero no indican cómo hacerlo). El ruido asociado a caracteres no deseados y a pequeños grupos de píxeles aislados se elimina mediante un filtrado por número de píxeles. La Figura 2.6 (b) muestra el resultado de aplicar este procedimiento sobre la imagen de la Figura 2.6 (a), donde el grosor del trazo de la forma de onda es superior al del trazo de la cuadrícula, incluso para las variaciones rápidas de la señal. Este último requisito no suele verificarse en los registros reales, en cuyo caso la aplicación de este método eliminaría los fragmentos de onda superpuestos a las líneas de la cuadrícula.

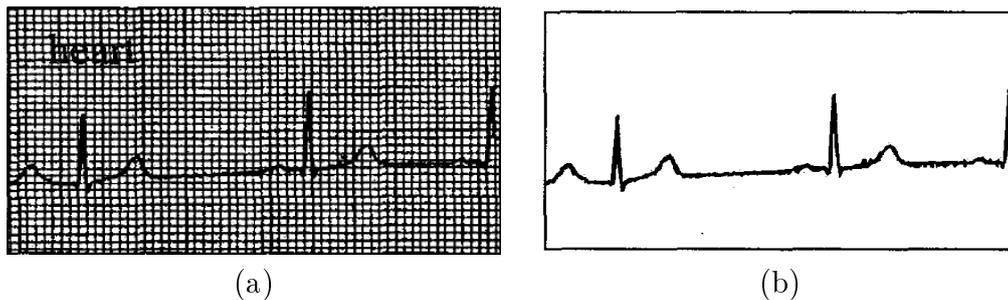


Figura 2.6: (a) Imagen binaria con cuadrícula; (b) Resultado de aplicar el procedimiento de eliminación de la cuadrícula descrito en [Kao:2001].

En [Wang:1996] se aplican herramientas de morfología matemática que utilizan un elemento estructurante lineal horizontal y otro vertical de cuatro píxeles para eliminar en la medida de lo posible la cuadrícula. Para que este procedimiento tenga éxito, es necesario que el grosor del trazo de la señal sea mayor que el de la cuadrícula. La técnica es la siguiente: si el

elemento estructurante cubre sólo píxeles negros, correspondientes a la señal o a la cuadrícula, no se realiza ninguna operación; si el elemento estructurante cubre píxeles negros y blancos, el autor supone que esos píxeles pertenecen a la cuadrícula o son ruido, y todos los píxeles que cubren la máscara pasan a ser píxeles de fondo (blancos). En la Figura 2.7 (b) se muestra el resultado de aplicar esta técnica a la imagen de la Figura 2.7 (a). Como se observa en la Figura 2.7 (b), si las dimensiones de los objetos asociados a la cuadrícula superan el tamaño del elemento estructurante, no se eliminan esos grupos de píxeles. Un elemento crítico a determinar es la longitud del elemento estructurante, que debe ser suficientemente largo para eliminar la cuadrícula y no la señal.

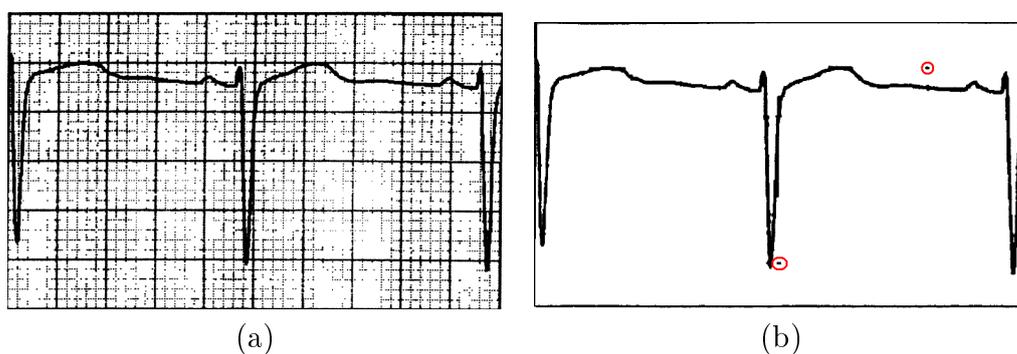


Figura 2.7: Resultado de la eliminación de la cuadrícula mediante el método descrito en [Wang:1996]. Se han marcado en rojo los puntos asociados al ruido.

2.4. Obtención de la señal eléctrica

Algunos autores, además de corregir la posible orientación inadecuada de la imagen y eliminar la cuadrícula, aplican otro procedimiento a la imagen antes de obtener la señal eléctrica. Este proceso consiste en suavizar la forma de onda rellenando posibles huecos o eliminando píxeles *ruidosos* resultantes del procesado anterior y como consecuencia del escaneado. Con este objetivo, [Bhullar:1992, Wang:1996] aplican un filtrado espacial heurístico, diseñado para imágenes binarias, que utiliza una máscara de tamaño 5×5 . La Figura 2.8 muestra una imagen con un fragmento de forma de onda que presenta tanto huecos a completar (señalados con círculos) como píxeles *ruidosos* a eliminar (señalados con cuadrados). La Figura 2.9 muestra el resultado de aplicar el filtro heurístico a la Figura 2.8. Como se observa, los píxeles marcados han sido completados o eliminados y la forma de onda se ha suavizado. Este filtro tiene éxito cuando el trazo de la señal está bien definido, como sucede en la Figura 2.8. Sin embargo, ante señales con trazo no uniforme el resultado no es el esperado, tal y como se observa en la Figura 2.10.

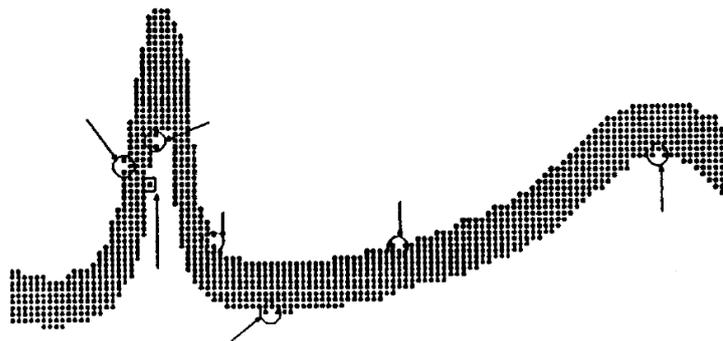


Figura 2.8: Porción de la forma del onda escaneada de un ECG [Wang:1996].

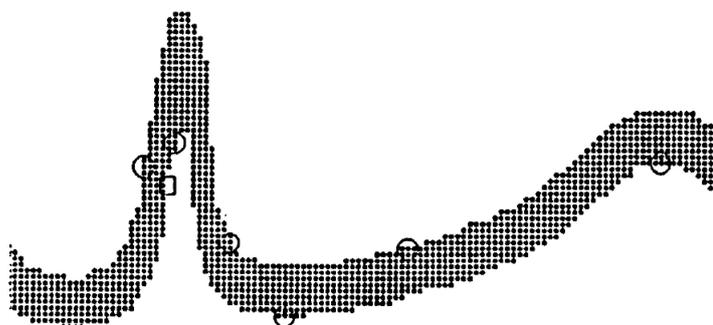


Figura 2.9: Resultado de aplicar del filtrado heurístico de [Wang:1996] a la Figura 2.8.

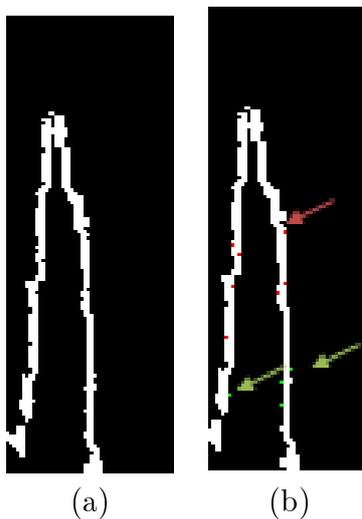


Figura 2.10: (a) Imagen con trazo no uniforme, (b) Resultado de aplicar del filtrado heurístico de [Wang:1996] a la imagen anterior.

Una vez procesada la imagen, existen diferentes técnicas para obtener la señal eléctrica cardíaca. El método más simple, utilizado en [Widman:1989, Widman:1991, Chebil:2008], consiste en procesar cada columna (asociada a un instante de tiempo) de modo independiente y obtener el punto medio de los píxeles del trazo de la señal. La Figura 2.11 muestra en color rojo el resultado de aplicar este procedimiento. Como se observa en la Figura 2.11, se obtiene una estimación suavizada de la señal, perdiéndose información en las variaciones rápidas donde no se obtiene el valor máximo de voltaje asociado a ese instante de tiempo. Ésto supone un problema para un análisis médico posterior, ya que la señal recuperada no reproduce fielmente la señal original.

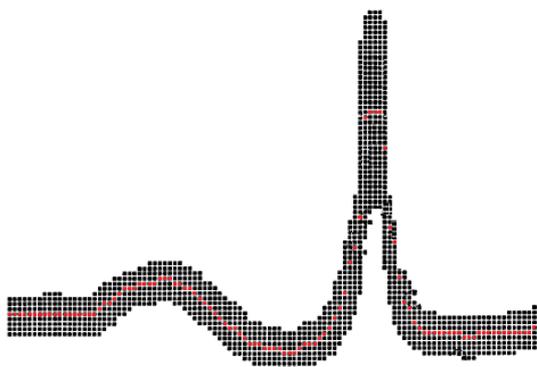


Figura 2.11: Resultado (en rojo) de tomar, para cada columna, el punto medio del trazo de la señal.

Para solventar este inconveniente, en [Widman:1989] se propone una variante de este método, aplicable a imágenes binarias y en escala de grises. El método propuesto analiza cada instante de tiempo, pero tiene en cuenta que la señal puede presentar discontinuidades en el trazo. Así para cada instante de tiempo el algoritmo busca los segmentos, es decir, busca conjuntos de píxeles consecutivos más oscuros (señal o ruido) cuyo tamaño supere un umbral inicialmente estimado en función del grosor del trazo de la señal. El autor asume que los segmentos que no pertenecen al trazo de la señal son de menor longitud que los que sí pertenecen, por lo que siempre selecciona el segmento más largo. En el siguiente instante de tiempo, la búsqueda del segmento de señal comienza a partir del punto medio del segmento seleccionado en el instante anterior, asumiendo que la mayoría de las veces la señal será continua. Si, por el contrario, la señal presenta discontinuidades, el punto de partida de la búsqueda no proporciona ningún segmento y es necesario buscar todos los segmentos para ese instante de tiempo, seleccionando nuevamente el de mayor longitud. Como resultado se obtiene una imagen donde sólo hay un segmento por instante de tiempo. En la siguiente fase del algoritmo, se

almacenan los puntos extremos de cada segmento y se selecciona un punto concreto del mismo para representar a la señal en ese instante de tiempo. Para ello, se calcula la primera derivada de las líneas que conectan los puntos extremos a cada lado del segmento y se establece un umbral. Si la derivada no supera este umbral, se toma como punto representativo del segmento el punto medio. Si el umbral se supera, es porque la señal tiene una variación rápida del nivel de tensión. En este caso, se toma como punto representativo un punto interior al segmento cuya posición está más próxima al extremo superior del segmento si la pendiente es creciente, o al extremo inferior si la pendiente es decreciente.

Otros autores utilizan operadores morfológicos sustractivos para representar la estructura de la forma de onda mediante un grafo y recuperar a partir de él la señal eléctrica. Si la imagen original se puede reconstruir a partir del grafo, éste se denomina esqueleto [Gonzalez:2002]. El esqueleto de una región se puede definir mediante la transformación del eje medio (MAT, *Medial Axis Transformation*) propuesta por [Blum:1967]. Para obtener el eje medio de la forma de onda, [Wang:1996] calcula la mínima distancia de cada píxel de la señal al fondo y obtiene una imagen de distancias como la que se muestra en la Figura 2.12 (b). Así, los píxeles con mayor distancia forman parte del eje medio de la forma de onda, y por tanto del esqueleto. Dicho esqueleto se obtiene tomando, para cada columna, el píxel con mayor distancia asignada, tal y como se ilustra en la Figura 2.12 (c). Obsérvese que la forma de medir las distancias influye en el resultado, y por tanto, el esqueleto depende del tipo de conectividad (4 u 8 vecinos) y de la métrica de distancia (Euclídea, Manhattan).

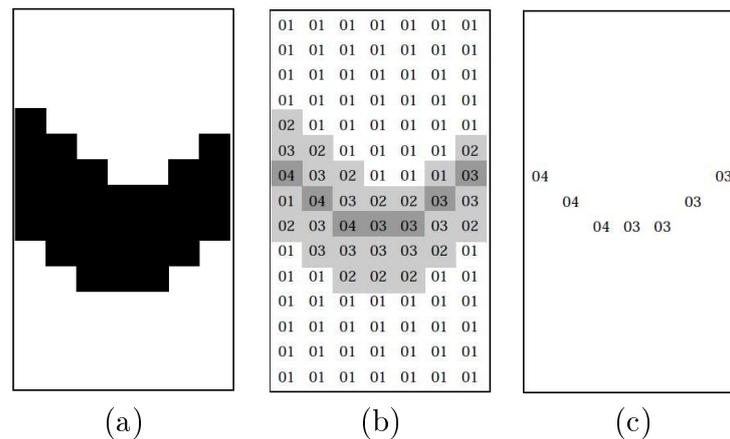


Figura 2.12: Ejemplo del proceso de obtención del esqueleto de la señal con el algoritmo descrito en [Wang:1996].

Otro método para representar un objeto mediante un grafo es utilizar el operador morfológico de *thinning*, que elimina capas de píxeles de forma iterativa. Existe un conjunto de reglas que especifican cómo se han de eliminar esos píxeles, reglas que se aplican iterativamente hasta que no hay más cambios en la imagen. Al aplicar una técnica de *thinning* a la señal de interés, su trazo se reduce a un píxel por columna (por instante de tiempo). De esta forma, la recuperación de la señal es inmediata asignando a cada píxel su valor temporal y de tensión.

Para realizar en *thinning*, [Lawson:1995, Chia:1996, Mitra:2003], los autores utilizan el algoritmo de [Zhang:1984] para imágenes binarias. Este algoritmo se aplica a los *píxeles de contorno* de la región de la que se quiere obtener el grafo, esto es, a cualquier píxel de fondo para el que al menos uno de sus ocho vecinos inmediatos corresponda a señal. Con el fin de preservar la conectividad del grafo resultante, este algoritmo se aplica en dos fases. La Figura 2.13 muestra un ejemplo de la aplicación de este algoritmo de *thinning* al carácter H, donde los píxeles eliminados se representan como un punto. Como se ilustra en la Figura 2.13 (b), en la primera fase se eliminan los píxeles de las fronteras noroeste y sureste; mientras en la segunda fase se eliminan los píxeles de las fronteras nordeste y suroeste, véase la Figura 2.13 (c). La Figura 2.13 (d) muestra el resultado final del algoritmo.

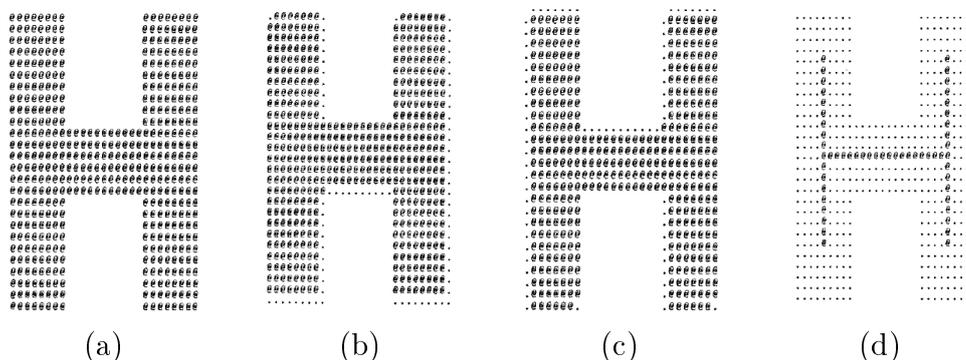
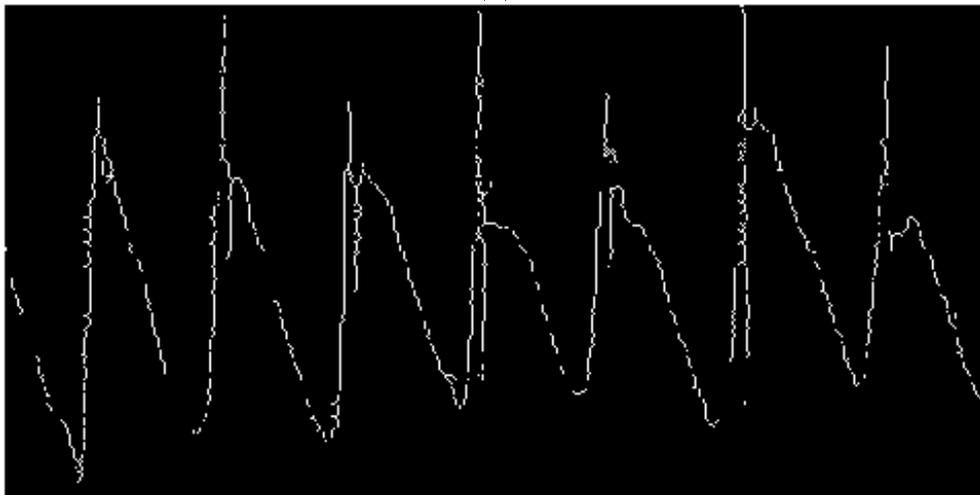


Figura 2.13: Aplicación del algoritmo de *thinning* de [Zhang:1984].

Conviene indicar que las técnicas sustractivas para obtener el grafo de la señal son adecuadas cuando el trazo de la señal es uniforme. De no ser así el grafo final de la señal tendría mucho ruido y la señal eléctrica no se recuperaría correctamente. La Figura 2.14 muestra un ejemplo de la aplicación del algoritmo de [Lam:1992] cuando la señal presenta discontinuidades y su trazo no es uniforme.



(a)



(b)

Figura 2.14: Resultado de aplicar el algoritmo de *thinning* descrito en [Lam:1992].

En los últimos años [Badilini:2005] ha diseñado una herramienta software patentada con el nombre de ECGScan para extraer la señal eléctrica cardíaca aplicando una técnica basada en modelado de contornos activos [Kass:1988] y programación dinámica [Amini:1990] a imágenes en escala de grises. El objetivo que persiguen Badilini et al. es encontrar la imagen que representa la señal eléctrica a obtener como un contorno activo. Para ello se minimiza una función de coste, definida como la suma ponderada de tres funciones:

- Una función de *línea*, utilizada para sujetar el contorno activo a la forma de onda de la imagen.

- Una función de *suavizado*, utilizada para que el contorno activo corresponda a una forma de onda suave.
- Una función de *longitud*, utilizada para que el contorno alcance los puntos más alejados de los máximos y mínimos de la forma de onda.

La Figura 2.15 muestra una imagen en escala de grises y, superpuesta en color azul, el contorno activo obtenido utilizando esta técnica. Como los propios autores indican, en ocasiones es necesario marcar, de forma manual, lo que se denominan *puntos de anclaje*, esto es, puntos de la imagen por los que debe pasar el contorno activo. Estos puntos son necesarios para recuperar del modo más fiel posible el nivel de voltaje asociado a las variaciones rápidas de los niveles de tensión de la señal. La Figura 2.16 (a) muestra en color azul el contorno activo obtenido sin utilizar puntos de anclaje. La Figura 2.16 (b) muestra el resultado si se utiliza el punto de anclaje que se indica con una flecha. Obsérvese que el contorno sólo alcanza el punto más alto señalado con un círculo rojo cuando se fija el punto de paso.

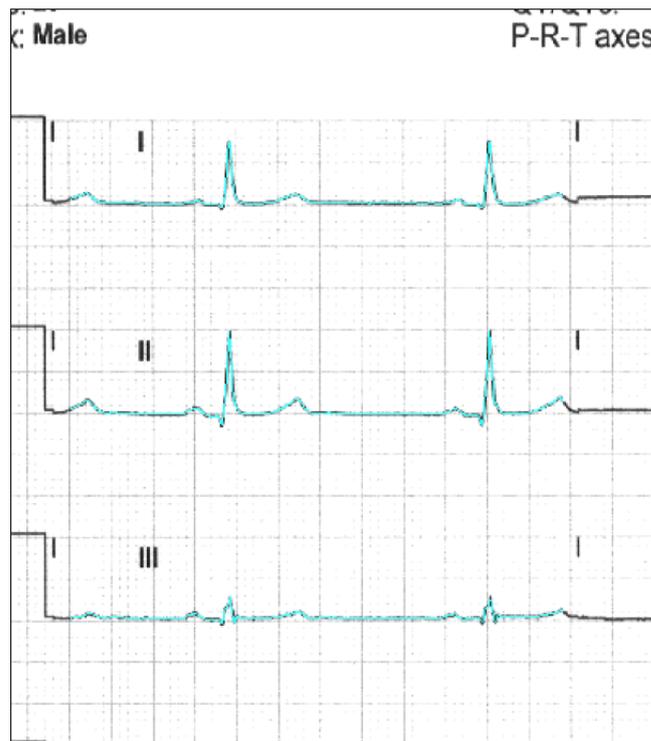


Figura 2.15: Obtención de la señal eléctrica (azul) a partir de la técnica de contornos activos propuesta en [Badilini:2005].

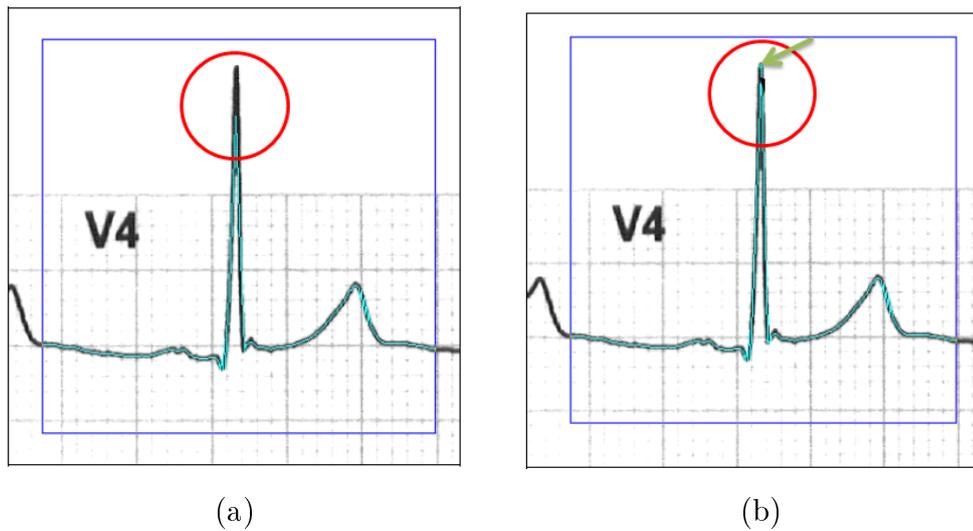


Figura 2.16: Recuperación de la señal eléctrica (azul) según [Badilini:2005]. (a) Sin utilizar puntos de anclaje, (b) Utilizando el puntos de anclaje que se indica con una flecha verde.

Una vez obtenido el trazo de la señal eléctrica, todos los autores coinciden en unir las posibles zonas sin señal utilizando técnicas de interpolación lineal. Tal y como se explicó en la Sección 2.2, a partir de la imagen con la forma de onda de un píxel de grosor se realiza la conversión a unidades de tiempo (mseg) y voltaje (mV).

Capítulo 3

Obtención de la señal eléctrica a partir de EGM impresos

En este capítulo se presenta el procedimiento propuesto en este proyecto para obtener la señal eléctrica cardíaca a partir de los registros de EGM impresos sobre tiras de papel cuadriculado en blanco y negro. En el primer apartado se introduce el problema y se presentan las características de las imágenes con las que se trabaja. En el siguiente apartado se indican los métodos de preprocesado de imagen utilizados para reducir el ruido y facilitar la posterior extracción de la señal eléctrica. A continuación se expone el procedimiento seguido para obtener la señal eléctrica. Por último, se presentan los resultados obtenidos y se evalúa la calidad de la señal eléctrica recuperada en relación con la señal de referencia, utilizando para ello distintas figuras de mérito.

3.1. Introducción

Como se indicó en capítulos anteriores, la recuperación de la señal cardíaca en formato digital a partir de los registros almacenados en papel es necesaria para poder realizar posteriormente diversos análisis mediante técnicas de procesado digital de señal. Estas técnicas abarcan desde los estudios más simples (por ejemplo, el análisis espectral o la parametrización de la forma de onda) hasta los más avanzados (tales como la utilización de técnicas de aprendizaje para la localización automática del origen de la arritmia), permitiendo obtener mejoras en el diagnóstico del paciente.

Todos los EGM con los que se trabaja en este capítulo pertenecen a registros almacenados en DAI. Estos registros se recogieron en el Hospital General Universitario Gregorio Marañón de Madrid y en el Hospital Universitario Vir-

gen de la Arrixaca de Murcia, centros con los que el Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones de la Universidad Rey Juan Carlos mantiene desde hace varios años una estrecha colaboración en la investigación de los mecanismos de formación de las arritmias y el procesado digital de señales cardíacas.

Para que el procedimiento de recuperación de la señal eléctrica no sea aplicable a un único dispositivo, en este proyecto se utilizan dos casas comerciales que fabrican DAI: Medtronic® y Boston Scientific®. En concreto, los programadores utilizados han sido el programador MEDTRONIC CARELINK® [ManualMedtronic] (Modelo 2090) para Medtronic® y el Programador/ Registrador/ Monitor ZOOM® LATITUDE® [ManualBoston] (Modelo 3120) para Boston Scientific®. En la Figura 3.1 se muestran los equipos utilizados.

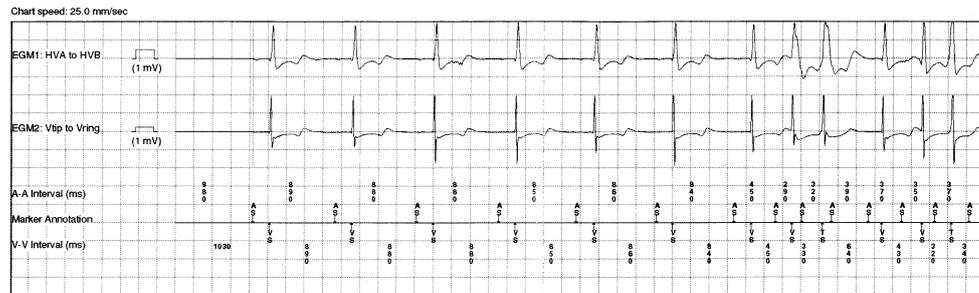


Figura 3.1: Programadores de: (a) Medtronic®; (b) Boston Scientific®.

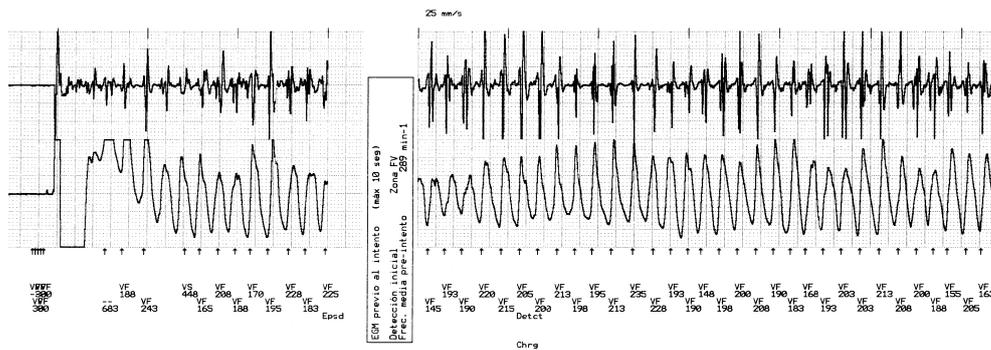
Como se verá en la Sección 3.3, las imágenes resultantes de la impresión de los EGM de cada casa comercial tienen distintas características, que se tendrán en cuenta en el proceso de extracción de la señal cardíaca.

Para obtener las imágenes en formato digital a partir del registro en papel, se ha utilizado el escáner HP SCANJET 7650 [ManualHP] con una resolución de 390 ppp. En todos los registros utilizados, la velocidad del papel ha sido de 25 mm/seg. Así, como cada pulgada son 2.54 cm., obtenemos que la frecuencia de muestreo de la señal en las imágenes es de 396,24 Hz. Esta frecuencia corresponde, aproximadamente, al triple de la frecuencia de muestreo de la señal para los dispositivos de Medtronic® (128 Hz) y al doble de la frecuencia de muestreo de la señal para los dispositivos de Boston Scientific® (200 Hz). De este modo, la resolución utilizada es válida para procesar los registros de las dos casas comerciales, permitiendo obtener suficientes muestras para obtener la señal eléctrica sin aumentar excesivamente la carga computacional del procesado de imagen subsiguiente. Como resultado del escaneado, se obtiene una imagen binaria que se almacena en un formato sin pérdidas (*bmp*). Los parámetros seleccionados para la digitalización de los registros coinciden

con las recomendaciones dadas en [Guideline:2006] para una adecuada conversión, de un formato papel a uno digital, en función de las características del papel. En la Figura 3.2 se muestra un ejemplo de EGM para cada uno de los fabricantes con los que se trabaja.



(a)



(b)

Figura 3.2: Ejemplo de EGM de las dos casas comerciales: (a) Medtronic[®], (b) Boston Scientific[®].

Según se presentó en el Capítulo 2, se han desarrollado numerosas técnicas de extracción de la señal cardíaca a partir de ECG, no así de EGM. Los registros de ECG se imprimen en papel cuadrículado tanto en color como en blanco y negro, mientras que los EGM se muestran siempre en papel cuadrículado en blanco y negro. Desde el punto de vista clínico, el análisis de la información de los EGM o del ECG no varía si se imprime en blanco y negro o en color, pero desde el punto de vista técnico el procedimiento para recuperar la señal eléctrica es más complicado en el caso de ECG/EGM en blanco y negro. La impresión de la señal en papel de color facilita su posterior recuperación, puesto que con un filtro de color puede eliminarse fácilmente la cuadrícula, quedando únicamente el trazado de la señal eléctrica en tono negro. Esto no ocurre con las imágenes en blanco y negro, puesto que ya no

se puede discriminar tan fácilmente la señal eléctrica de la cuadrícula. De los procedimientos propuestos en el Capítulo 2, los que tratan los ECG en color y en escala de grises no son aplicables en este proyecto, por ser en blanco y negro las imágenes de EGM de este trabajo. Respecto a los procedimientos para imágenes en blanco y negro, la recuperación de la señal utilizando las técnicas propuestas en el Capítulo 2 no fue satisfactoria porque las señales de nuestro estudio son de peor calidad que las utilizadas en los trabajos del Capítulo 2, tal como se muestra en la Figura 3.3.

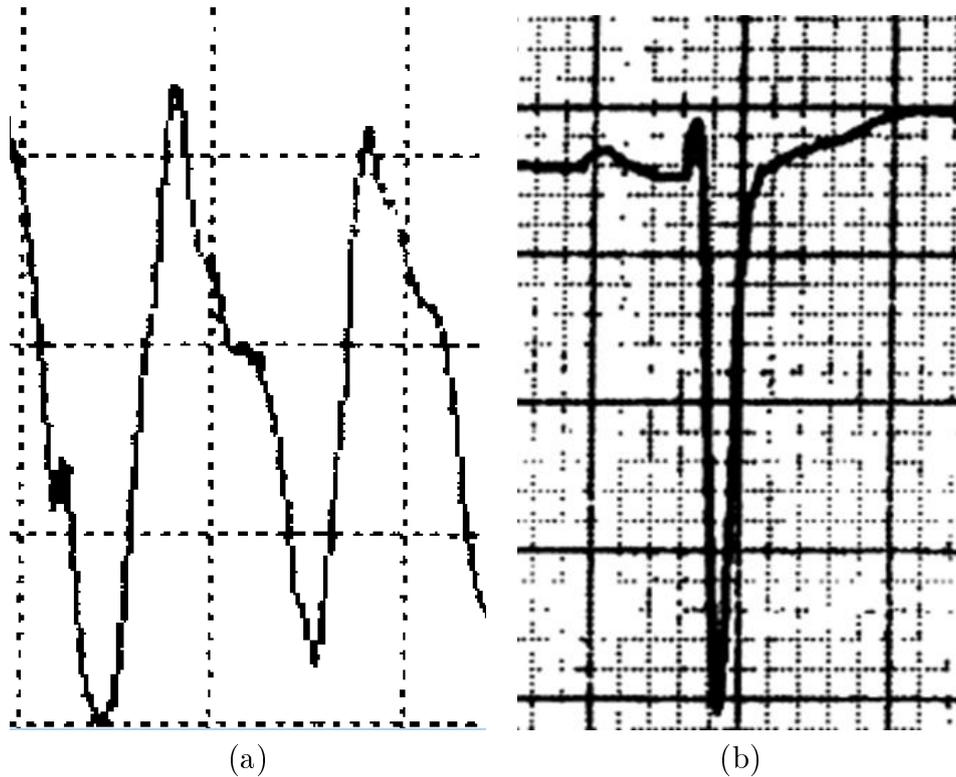


Figura 3.3: Ejemplos de registros de señal eléctrica sobre papel. (a) Fragmento de señal de los EGM utilizados en este proyecto; (b) Fragmento de ECG utilizado en [Wang:1996].

El procedimiento que se propone para la extracción de la señal eléctrica cardíaca a partir de una imagen binaria consta de dos etapas. La primera es una etapa de preprocesado de imagen en la que se elimina la cuadrícula y se segmenta la imagen resultante, separando cada una de las señales eléctricas. En la segunda etapa se aplica un algoritmo para obtener la señal eléctrica cardíaca a partir de la imagen segmentada en la etapa anterior (conversión espacio-temporal). Las siguientes secciones detallan cada una de estas etapas.

3.2. Preprocesado de imagen

En el procesado de imágenes binarias, es común considerar los objetos de interés como primer plano (píxeles blancos) y el resto como fondo (píxeles oscuros). Por ello, para facilitar la interpretación de los resultados, se trabaja con imágenes donde los puntos pertenecientes al trazado de la señal eléctrica sean puntos de primer plano.

El primer paso para obtener la señal eléctrica es eliminar la cuadrícula de la imagen. Para ello, se ha partido de la modificación del software desarrollado en [Calvo:2007] por el mismo grupo de trabajo. A grandes rasgos, se resume a continuación el procedimiento utilizado para la eliminación de la cuadrícula:

1. Corrección de la posible inclinación del EGM. Durante el proceso de escaneado, es posible que la base de tiempos del EGM no esté en la dirección horizontal. Para evitar una deficiente recuperación de la señal por esta causa, la orientación de la imagen se corrige aplicando la Transformada de Hough.
2. Eliminación de ruido en la imagen. En este contexto, entendemos por ruido pequeñas agrupaciones de píxeles de primer plano entre las líneas de cuadrícula, píxeles que no pertenecen ni a la señal ni a la cuadrícula.
3. Creación de una cuadrícula artificial que actúe como máscara y, a partir de la cual, se pueda separar la cuadrícula real del resto de trazado de la señal. De modo resumido, el procedimiento para generar la cuadrícula artificial es el siguiente:
 - Sobre la imagen obtenida en el punto anterior, se aplican operadores morfológicos para obtener únicamente las líneas verticales y horizontales de la imagen.
 - Para determinar, de entre todas las líneas extraídas, cuáles son las que definen la cuadrícula, se realiza la proyección horizontal y vertical de la imagen anterior. Es decir, para la proyección horizontal se obtiene una señal unidimensional con tantos elementos como filas tenga la imagen, y donde cada elemento corresponda al número de píxeles de primer plano contenido en la fila correspondiente.
 - Dos características de las líneas que definen la cuadrícula son su equiespaciado (aproximadamente sesenta píxeles) y su gran longitud. Estas características se tienen en cuenta para identificar las posiciones de las líneas de la cuadrícula como las asociadas a los máximos regionales (equiespaciados) más altos de las proyecciones. Para determinar estas posiciones se realiza una transformación de las proyecciones al dominio frecuencial y se filtra a

la frecuencia correspondiente a sesenta píxeles (con una tolerancia del 10 %). A partir del resultado se crea la cuadrícula artificial.

4. Se obtiene la cuadrícula de la imagen original realizando el producto, punto a punto, entre la imagen original y la de la cuadrícula artificial.

Para conservar los píxeles asociados a la señal eléctrica, y puesto que el trazo de la señal es más grueso que el de la cuadrícula, se proponen los dos métodos que se explican con más detalle a continuación.

Método 1

Aumentar la discontinuidad de la cuadrícula convirtiendo aleatoriamente el 50 % de los píxeles de primer plano de la cuadrícula en píxeles de fondo (píxeles negros). Posteriormente, se realiza una segmentación para eliminar los fragmentos más pequeños, que son los pertenecientes a la cuadrícula.

Método 2

Aplicar una apertura morfológica con un elemento estructurante que preserve el trazo de la señal y elimine la cuadrícula. La forma del elemento estructurante será circular o cuadrada (similares a la forma del trazo de la señal). El tamaño final del elemento estructurante se determina aplicando aperturas sucesivas con tamaños crecientes del elemento estructurante a dos imágenes. Por un lado, a la imagen de la cuadrícula, es decir, a la imagen obtenida del producto (punto a punto) de la imagen de la cuadrícula artificial y la imagen original. Y, por otro lado, a la imagen de la señal obtenida como la XOR (punto a punto) de la imagen de la cuadrícula artificial y la imagen original. Se calcula el porcentaje de píxeles de primer plano eliminados de cada imagen al aplicar la apertura, y se toma como tamaño del elemento estructurante aquél que elimine el mayor porcentaje de píxeles de la cuadrícula manteniendo el mayor porcentaje de píxeles de la señal. Finalmente, se aplica una apertura con el elemento estructurante determinado y se recuperan los píxeles asociados a la señal cardíaca.

Combinación del Método 1 y el Método 2

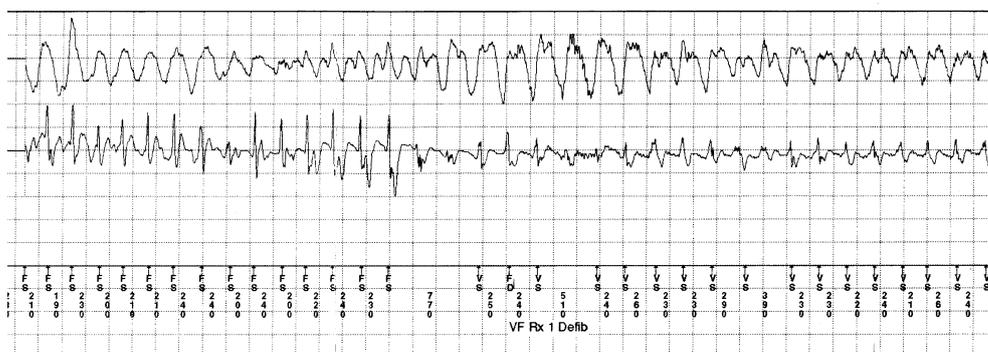
Los dos métodos anteriores presentan una serie de inconvenientes que impiden la adecuada recuperación de la señal:

- El Método 1 puede eliminar píxeles de la señal cardíaca que coincidan con la cuadrícula.

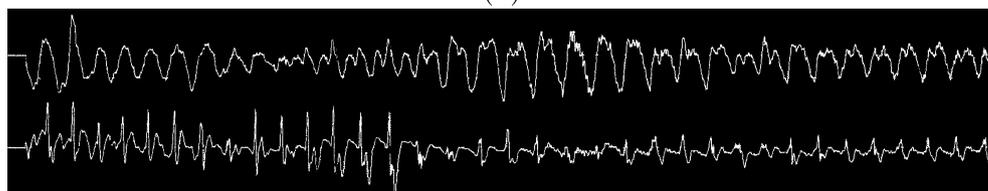
- El Método 2 puede dejar también fragmentos de la cuadrícula.

Para ofrecer una mejor solución, se propone la aplicación de ambos métodos de forma complementaria:

1. Determinar qué grupos conexos de píxeles de primer plano de la imagen resultante del Método 1 no aparecen en el resultado obtenido al aplicar el Método 2.
2. De los grupos anteriores, determinar cuáles unen dos o más segmentos de señal.
3. Incorporar al resultado del Método 2 los grupos de píxeles que verifican la condición anterior.



(a)



(b)

Figura 3.4: (a) EGM original, (b) Resultado de la combinación del Método 1 y el Método 2.

En la Figura 3.4 se muestra el resultado de la eliminación de la cuadrícula con la combinación del Método 1 y del Método 2. Como se observa, es frecuente que en las imágenes de los EGM aparezca más de una señal cardíaca. Puesto que el algoritmo para extraer la forma de onda (Sección 3.3) se aplica sobre una imagen con una única señal, es necesario segmentar la imagen con el fin de procesar por separado cada una de las señales eléctricas. Cada una de estas señales pertenece a los registros intracavitarios del EGM bipolar y monopolar del electrodo ventricular derecho del DAI. Los registros del EGM

bipolar reflejan las señales que conducen a la terapia del DAI, puesto que son éstos los que utiliza el dispositivo para realizar la clasificación del tipo de arritmia. El EGM monopolar, o carcasa a bobina, de desfibrilación aporta datos útiles para determinar el mecanismo causante de la taquicardia, como la anchura o el cambio en la morfología de la taquicardia. En el caso de los EGM de Medtronic[®], la posición de la señal monopolar y bipolar en la imagen es arbitraria y hay que indicarla manualmente. En cambio, en los EGM de Boston Scientific[®], la señal bipolar siempre está ubicada en la parte superior del EGM (y la señal monopolar en la parte inferior), como se muestra en la Figura 3.5. En los EGM de Boston Scientific[®] puede aparecer una tercera señal en la parte superior de la imagen. Esta señal se descarta puesto que no entra dentro del campo de estudio de este proyecto.

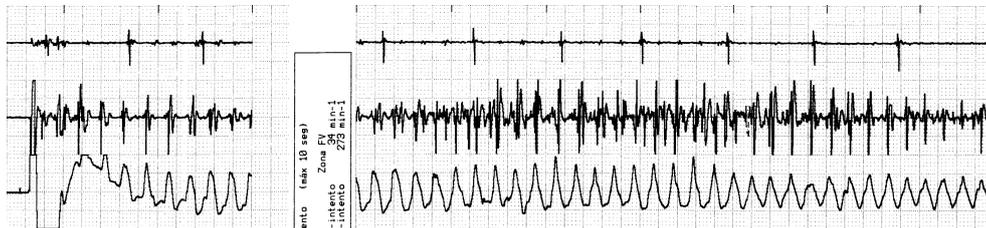


Figura 3.5: EGM original de Boston Scientific[®] con 3 señales: auricular, bipolar ventricular y monopolar ventricular.

Puesto que el eje de tiempo está alineado con la dimensión horizontal, se procede a segmentar la imagen mediante una proyección horizontal, donde los máximos regionales con mayor nivel indican la posición de las señales cardíacas asociadas a las zonas de mayor concentración de píxeles de primer plano (véase la Figura 3.6). Entre estos máximos habrá zonas donde la proyección sea nula debido a la ausencia de señal. Estos cambios de nivel van a permitir separar la imagen de la señal monopolar de la imagen de la señal bipolar

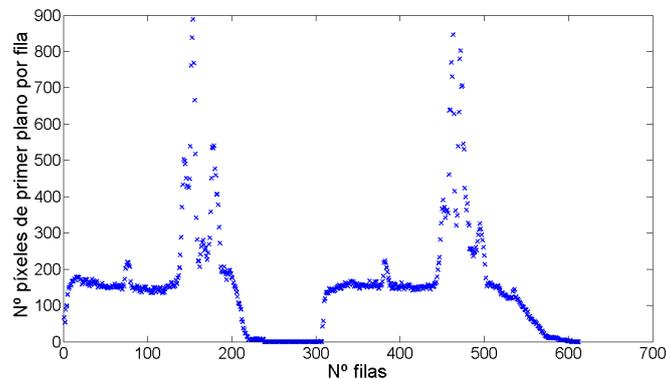


Figura 3.6: Proyección horizontal de la imagen de la Figura 3.4 (b).

Para determinar el número de píxeles que el pulso representa en la dimensión vertical, se toman como referencia las líneas horizontales del pulso y se mide el número de píxeles que las separan. La relación de tensión por píxel se obtiene dividiendo el voltaje asociado a la altura del pulso, que también viene indicado en la imagen, por el número de píxeles. A continuación se describe el proceso de forma detallada:

1. Se selecciona de forma manual el pulso en la imagen (véase Figura 3.8) y se obtiene una subimagen con el pulso de calibración (Figura 3.9(a)).
2. Para obtener el número de píxeles que representa el pulso, primero se extrae la línea horizontal superior del mismo (véase la Figura 3.9 (b)). Para ello, se aplica sobre la imagen del pulso completo una apertura con un elemento estructurante horizontal de longitud cincuenta¹ píxeles. Con este operador morfológico y este elemento estructurante se consigue diferenciar el trazo continuo del pulso de las líneas de la cuadrícula. Mediante una proyección horizontal se determina la fila en la que se encuentra esta línea.
3. Se obtienen las líneas horizontales inferiores del pulso. Para ello, se aplica a la Figura 3.9(a) otra apertura, en este caso con un elemento estructurante horizontal de menor longitud, en concreto diecisiete píxeles². De esta operación se recuperan las líneas superior e inferior del pulso, véase la Figura 3.9 (c). Al haber determinado previamente la posición de la línea superior, sólo queda obtener la fila asociada a los pies del pulso.
4. La diferencia entre las filas que definen la altura del pulso determina el número de píxeles que representa el pulso de calibración.
5. La relación de voltaje para cada píxel se calcula dividiendo la tensión representada por el pulso (en mV) entre la altura (en píxeles) del pulso. Como ejemplo, para el caso de la Figura 3.7 y la señal superior (EGM monopolar) se obtiene un valor de 0,0256 mV/píxel.

¹Se ha comprobado experimentalmente que esta longitud es adecuada para obtener sólo la línea superior del pulso. Esto es porque el pulso de calibración ocupa un cuadrado de la cuadrícula (sesenta píxeles) y la longitud del elemento estructurante debe ser inferior para la adecuada extracción de la línea.

²Valor obtenido de forma experimental, siendo inferior a la mitad del valor considerado para obtener la línea horizontal superior.

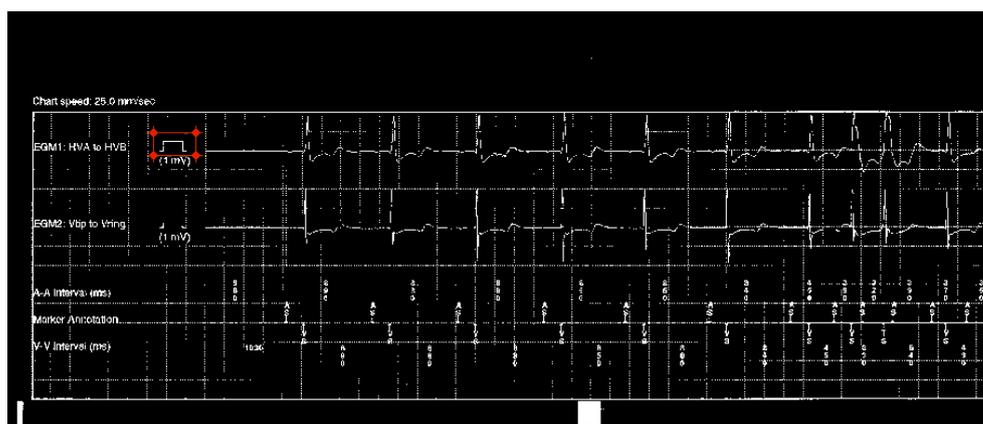


Figura 3.8: Selección de la parte de la imagen donde se ubica el pulso (en rojo).

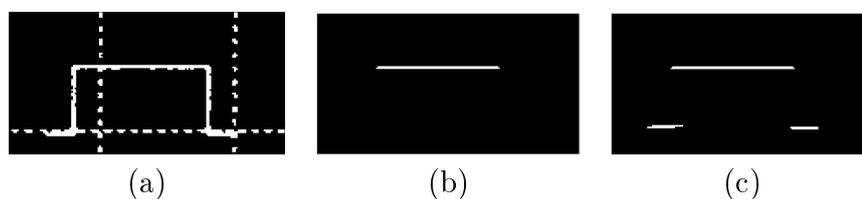


Figura 3.9: (a) Pulso de calibración, (b) línea horizontal superior del pulso, (c) líneas horizontales superior e inferior del pulso.

Los **EGM impresos por Boston Scientific[®]** varían con respecto a los de Medtronic[®]. En este caso no aparece un pulso de calibración delante de cada señal de interés, pero se conoce el voltaje asociado a cada cuadrado de la cuadrícula. Por ello, se utilizan las líneas horizontales principales de la cuadrícula para determinar el voltaje por píxel. El proceso es similar al de Medtronic[®]: se determina el número de píxeles que cada cuadrado representa y se obtiene el voltaje asociado a cada píxel dividiendo el voltaje del cuadrado entre el número de píxeles que lo representan. Este proceso se explica más detalladamente a continuación:

1. Se selecciona manualmente el espacio delimitado por un cuadrado de la cuadrícula, tal y como se indica en la Figura 3.10, y se obtiene una subimagen con el cuadrado correspondiente (Figura 3.11 (a)).
2. Para obtener el número de píxeles que representa la dimensión vertical del cuadrado, se aplica una dilatación con un elemento estructurante horizontal del longitud cinco píxeles. Esta dilatación unirá únicamente los segmentos horizontales asociados a las líneas principales de la cuadrícula. El resultado se muestra en la Figura 3.11 (b). A continuación, para obtener las líneas horizontales superior e inferior del

cuadrado, se aplica una apertura con un elemento estructurante horizontal de longitud quince píxeles (véase Figura 3.11 (c)). El tamaño del elemento estructurante se ha determinado experimentalmente, siendo lo suficientemente grande para obtener las líneas principales de la cuadrícula pero no los segmentos intermedios. La diferencia entre las posiciones de las líneas superior e inferior del cuadrado determina el número de píxeles asociados a su dimensión vertical.

3. La relación de voltaje por píxel se obtiene al dividir el valor de voltaje que cada cuadrado representa en la cuadrícula (1 mV) entre el número de píxeles calculado en el punto anterior. A modo de ejemplo, para el EGM de la Figura 3.10 se obtiene una relación de 0,15 mV/píxel.

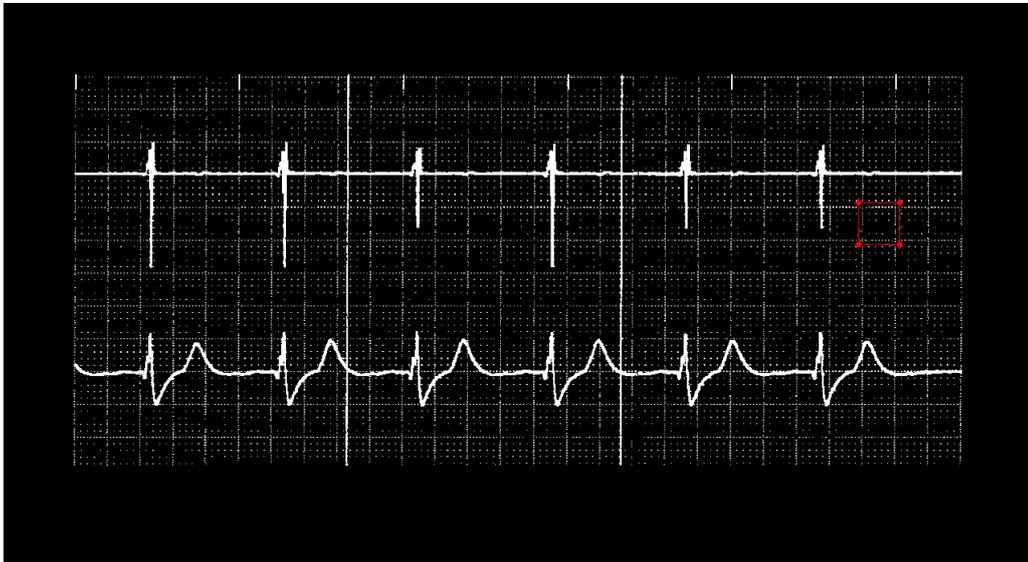


Figura 3.10: Selección de uno de los cuadrados de la cuadrícula (en rojo).

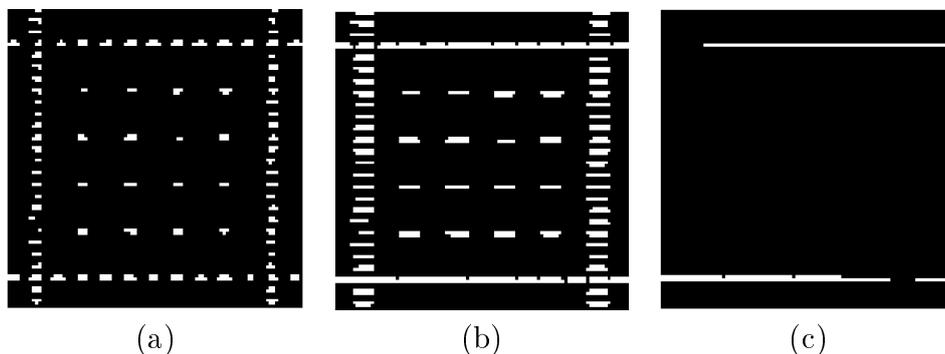


Figura 3.11: (a) Subimagen asociada a un cuadrado, (b) dilatación horizontal de (a), (c) líneas horizontales superior e inferior del cuadrado en (a).

3.3.2. Extracción de la forma de onda del EGM

Para obtener la evolución temporal de la señal eléctrica registrada en el papel, en este proyecto se propone un algoritmo que procesa la imagen que contiene a cada una de las señales y obtiene una señal unidimensional que varía en tensión y tiempo. Los métodos propuestos en la literatura (Capítulo 2) no se pueden aplicar de forma directa a los EGM que se analizan en este proyecto, puesto que trabajan con señales cuyo trazo es uniforme, y la recuperación resulta mucho más sencilla que en nuestro caso. Después de una revisión y prueba de los diferentes métodos para extracción de la señal, se propone el siguiente algoritmo.

Como la evolución temporal de la señal se produce en la dirección horizontal, la imagen se analiza columna a columna (instantes de tiempo consecutivos) de izquierda a derecha.

1. Se busca la columna asociada al instante de inicio de la señal (es posible que la/s primera/s columna/s no tengan píxeles de primer plano).
2. Se guardan las posiciones de las columnas de la imagen que no tengan trazo de la señal, es decir, se buscan los huecos de la señal que posteriormente se tratarán de forma específica.
3. Como el trazo de la señal tiene un grosor superior a un píxel, para cada columna se tomará como píxel representativo de ese instante de tiempo el píxel asociado al centro de la plumilla, es decir, al píxel central entre los de primer plano. De este modo se obtiene una estimación suave (paso bajo) de la señal cardíaca. La Figura 3.12 muestra una imagen con el trazo de la señal eléctrica y, superpuesto a ella en color verde, los píxeles seleccionados como representativos. Obsérvese que esta estimación no sigue correctamente las variaciones rápidas del nivel de tensión.
4. Para hacer un mejor seguimiento de las variaciones rápidas, se obtiene la tendencia que sigue la señal (creciente o decreciente). Para calcular esta tendencia a corto plazo, se utiliza una ventana de cinco instantes de tiempo sobre la señal estimada en la fase anterior y se obtiene, por mínimos cuadrados, la pendiente de la recta que mejor ajusta los cinco puntos considerados. Como resultado se tiene una señal unidimensional que indica la evolución temporal de la pendiente de la recta.

La elección del tamaño de la ventana se ha realizado experimentalmente, buscando un compromiso entre la capacidad de seguimiento de la tendencia y la detección temprana de las variaciones rápidas del nivel de tensión.

5. Se utiliza la señal obtenida en la fase anterior para determinar qué instantes de tiempo corresponden a las variaciones rápidas del nivel de

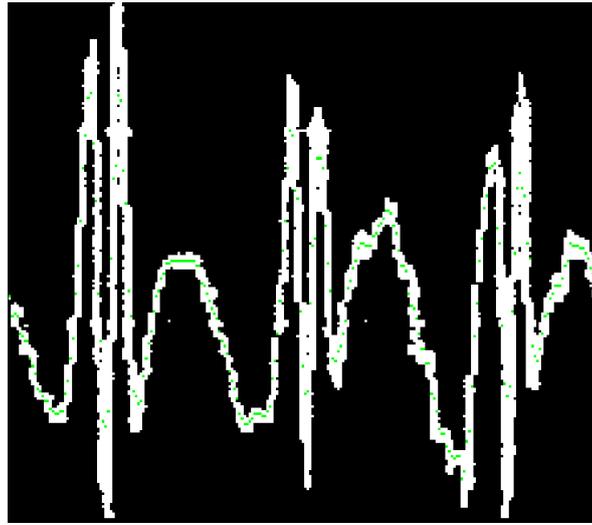


Figura 3.12: En verde aparecen los píxeles que se seleccionan tomando el punto medio en cada columna de la señal.

tensión. El criterio utilizado para detectar estas variaciones rápidas ha sido comparar el grosor del trazo de la señal en cada punto con un umbral de siete píxeles. Este umbral se ha obtenido experimentalmente como el grosor de la plumilla del programador. Para cada instante en el que se detecta una variación rápida del nivel de tensión, se analiza el valor de la pendiente obtenida en la etapa anterior para el mismo instante de tiempo, de modo que:

- Si el valor de la pendiente es positivo, la señal eléctrica sigue una tendencia creciente y el valor estimado previamente (punto verde, véase la Figura 3.12) se reemplaza por otro valor (punto rojo, véase la Figura 3.13). Este valor se obtiene como el valor medio entre el valor máximo y el valor de la señal paso bajo. Es importante señalar que no se toma el punto máximo porque hay que considerar el grosor del trazo de la plumilla.
 - Si el valor de la pendiente es negativo, la señal eléctrica sigue una tendencia decreciente y el procedimiento es análogo al descrito anteriormente, pero considerando el punto mínimo en lugar del máximo.
6. Finalmente, para completar los huecos se utiliza la señal obtenida en la etapa anterior. En concreto, se consideran dos instantes de tiempo, el anterior y el posterior al hueco, y se obtiene la ecuación de la recta que pasa por esos dos puntos para después interpolar el valor de tensión correspondiente al hueco.

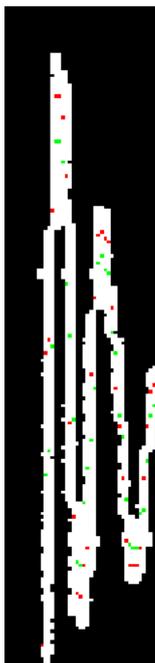


Figura 3.13: En verde, píxeles seleccionados tomando el punto medio en cada columna de la señal. En rojo, píxeles seleccionados teniendo en cuenta las variaciones rápidas del nivel de tensión.

Los programadores de Boston Scientific® utilizan una plumilla con un grosor mayor que los de Medtronic®. Esto supone un inconveniente para extraer en las variaciones rápidas del nivel de tensión de los EGM bipolares de Boston Scientific® y la recuperación de su señal se hace mucho más complicada, como se ilustra en la Figura 3.14. Para superar este inconveniente se ha realizado una ligera modificación del algoritmo propuesto en la fase número 5:

- Si el valor de la pendiente es positivo, el valor de la señal eléctrica se obtiene como la diferencia entre el valor máximo de la señal en ese punto y el grosor de la plumilla (siete píxeles).
- Si el valor de la pendiente es negativo, el valor de la señal eléctrica se obtiene como la suma del valor mínimo de la señal en ese punto y el grosor de la plumilla.



Figura 3.14: Imagen de un latido procedente de un EGM de Boston Scientific®. En verde, píxeles seleccionados tomando el punto medio en cada columna de primer plano. En rojo, píxeles obtenidos considerando las variaciones rápidas del nivel de tensión.

Al finalizar este procedimiento, se dispone de un conjunto de valores que hay que asociar a instantes de tiempo y niveles de voltaje. Para obtener los valores del eje temporal tendremos en cuenta que la frecuencia de muestreo es de 396,24 Hz (Sección 4.1) y, por tanto, habrá una muestra de la señal cada 0,25 mseg. Para obtener la amplitud en tensión tendremos en cuenta la relación de mV/píxel obtenida en la Sección 3.3.1. La Figura 3.15 muestra un ejemplo de la señal obtenida utilizando el algoritmo aquí presentado.

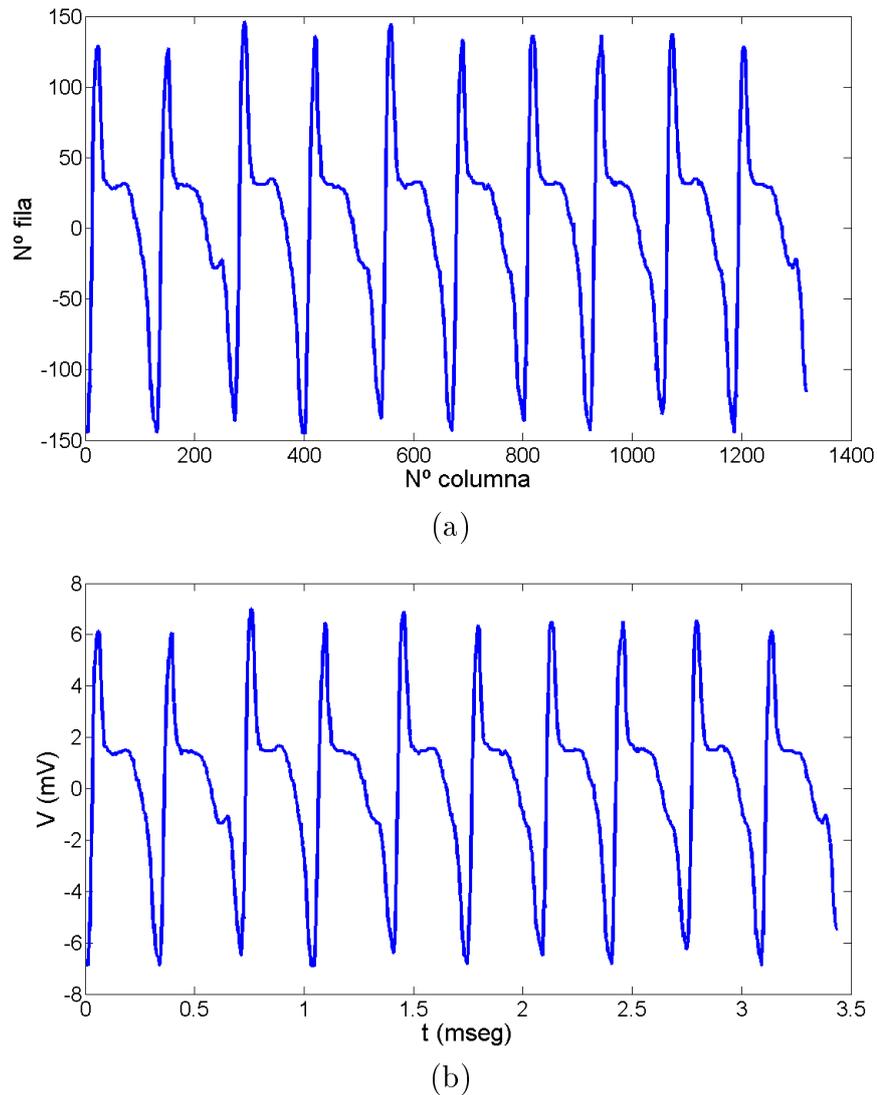


Figura 3.15: (a) Señal recuperada a partir de la imagen y (b) Señal recuperada en valores de tiempo (mseg.) y voltaje (mV).

3.4. Herramientas para evaluar la calidad de la señal recuperada

Una vez determinada la forma de onda, se puede evaluar la calidad de la señal recuperada ya que se dispone de los registros originales almacenados en formato digital, registros que se denominarán *gold-standard* o de referencia. Para la evaluación se realizará una comparación, muestra a muestra, de la forma de onda de la señal recuperada y la correspondiente *gold-standard*. Para una adecuada comparación es necesario, por un lado, que ambas señales

tengan el mismo rango dinámico y, por otro, que estén sincronizadas. Una vez sincronizadas y con igual margen dinámico, se aplican las figuras de mérito de la Sección 3.4.2 para cuantificar la calidad de la señal recuperada.

Es importante tener en cuenta que las señales impresas pueden tener menor margen dinámico que las señales de referencia: la posición del mando del amplificador es tal que no se pueden imprimir todos los niveles de tensión de la señal de referencia sobre la tira de papel, que tiene un tamaño limitado, por lo que la señal impresa aparece recortada. La Figura 3.16 (a) muestra la señal *gold-standard*, y como ésta aparece impresa y recortada en la región central de la imagen de la Figura 3.16 (b). Para evaluar las prestaciones del algoritmo propuesto, es necesario que las señales que se comparan tengan el mismo margen dinámico, puesto que la comparación se realiza muestra a muestra. Por esta razón, como primera fase se ha optado por saturar la señal de referencia al máximo (o mínimo) valor de tensión representado sobre el papel.

3.4.1. Sincronización temporal de señales

Antes de proceder a la sincronización entre la señal recuperada y la del *gold-standard*, se tiene en cuenta que:

1. La duración temporal del registro escaneado es inferior a la del registro almacenado digitalmente en DAI (*gold-standard*).
2. Puede haber una diferencia en el nivel de continua entre ambas señales.
3. Como se indicó en la Sección 4.1, la señal recuperada tiene mayor número de muestras que la del *gold-standard*. En concreto, aproximadamente el doble de muestras en los registros de Boston Scientific® y el triple en los de Medtronic®.

Para subsanar estos inconvenientes se propone realizar las siguientes acciones:

- A.1.** Se selecciona en ambas señales, recuperada y *gold-standard*, el mismo fragmento de la señal a comparar. Nótese que es muy difícil que ambas señales estén sincronizadas, puesto que es improbable tomar el mismo instante de inicio en los dos registros.
- A.2.** Se obtiene el nivel de tensión continua de la señal de referencia y se corrige en la señal recuperada.
- A.3.** Para utilizar los mismos instantes temporales en la comparación de las dos señales, se diezma la señal recuperada (que es la que tiene más muestras) y se estima, mediante interpolación lineal, el valor de tensión correspondiente a cada instante de tiempo de la señal de referencia.

1. Se buscan los máximos y mínimos regionales de ambas señales, recuperada y *gold-standard*.
2. De todos los máximos regionales, se toman aquéllos cuyo voltaje asociado supera el nivel de tensión medio de todos los máximos regionales. Se repite el procedimiento para los mínimos regionales, tomando aquéllos cuyo voltaje asociado sea inferior al valor medio de todos los mínimos regionales.
3. Se seleccionan los máximos y mínimos utilizados para la sincronización del siguiente modo:
 - Se calcula el valor de extinción por contraste [Mora-Jiménez:1998] de los máximos regionales seleccionados en el punto anterior y se obtiene el correspondiente valor medio (m_M) y la desviación típica (s_M). Se seleccionan los máximos cuyo valor de extinción por contraste sea superior a u_M , donde $u_M = m_M + s_M$.
 - Se calcula el valor de extinción por contraste de los mínimos regionales seleccionados en el punto anterior y se obtiene el correspondiente valor medio (m_m) y la desviación típica (s_m). Se seleccionan los mínimos cuyo valor de extinción por contraste sea inferior a u_m , donde $u_m = m_m - s_m$.

Tras determinar los puntos característicos se realiza una inspección visual para comprobar el resultado y corregir los posibles errores (aproximadamente el 10 % de los puntos). A continuación se procede a la aplicación de los métodos de mínimos cuadrados y/o *splines*.

Método de mínimos cuadrados

Para realizar la sincronización temporal de los dos registros se recurre a un gráfico de coordenadas cartesianas. Como se muestra en la Figura 3.17, el eje de abscisas representa los instantes de tiempo asociados a la señal de referencia y el eje de ordenadas los correspondientes a la señal recuperada. Sobre este sistema de coordenadas se representan los puntos característicos seleccionados previamente, y se utiliza el método de mínimos cuadrados para estimar la recta de regresión que pasa por esos puntos. La recta de regresión se utiliza para estimar los nuevos instantes de tiempo asociados a los puntos característicos de la señal recuperada.

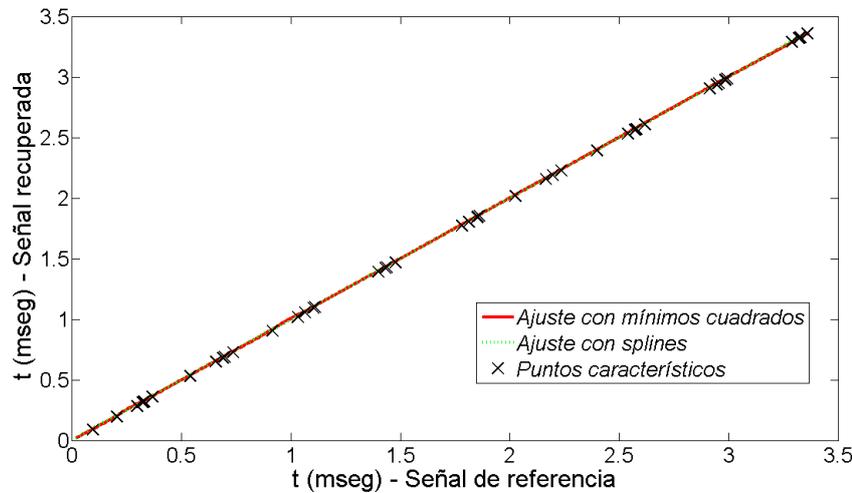


Figura 3.17: Curvas de regresión obtenidas con el método de mínimos cuadrados (rojo) y el método de *splines* (verde).

Método de *splines*

El procedimiento es idéntico al utilizado con el método de mínimos cuadrados, salvo que ahora se estima una curva de regresión de orden tres en lugar de una recta (véase la Figura 3.17).

Merece la pena indicar que la posición temporal de los nuevos puntos característicos en la señal recuperada no tiene por qué estar asociada con un desplazamiento temporal constante de todo el registro de la señal. De hecho, lo habitual es que el desajuste temporal entre los mismos puntos característicos del *gold-standard* y la señal recuperada sea variable a lo largo del registro.

Método del filtro adaptado

Se utiliza el procedimiento descrito en [Jané:1989] para hacer la sincronización de las dos señales:

1. La señal recuperada y la del *gold-standard* se dividen en fragmentos de 40 muestras, aproximadamente el número de muestras correspondiente a un latido, véase la Figura 3.18.
2. Se calcula la señal de correlación cruzada entre los dos fragmentos obtenidos (véase la Figura 3.19).

3. Se obtiene el máximo de la señal de correlación, y con él la diferencia temporal que un fragmento tiene con respecto a otro (7,8 mseg para el ejemplo de la Figura 3.19). La señal recuperada se adelanta o retarda este valor:

- Si la señal se retarda, los últimos instantes se completan con muestras del siguiente fragmento.
- Si la señal se adelanta, los primeros instantes se completan realizando una interpolación lineal por mínimos cuadrados entre el valor final del fragmento anterior y el primer valor del nuevo fragmento.

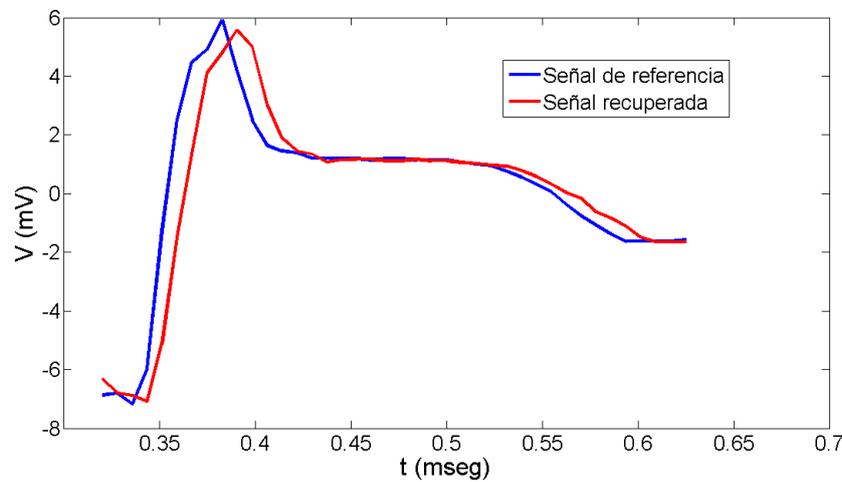


Figura 3.18: Fragmento de la señal recuperada y de la señal de referencia antes de proceder a su sincronización.

En la Figura 3.20 se muestra el resultado de sincronizar las señales de la Figura 3.18 aplicando el método del filtro adaptado.

Obsérvese que la necesidad de fragmentar la señal está motivada porque la diferencia temporal entre ambas señales no suele ser constante a lo largo de todo el registro, y el método del filtro adaptado estima un único valor temporal, el asociado al máximo de la correlación entre señales. El principal inconveniente de esta fragmentación aparece al enlazar distintos fragmentos, en concreto cuando hay que retrasar un fragmento y adelantar el siguiente. En este caso no se dispone de niveles de voltaje durante un determinado intervalo de tiempo y una correcta estimación de los mismos no siempre es posible, sobre todo si corresponden a una variación rápida de la señal.

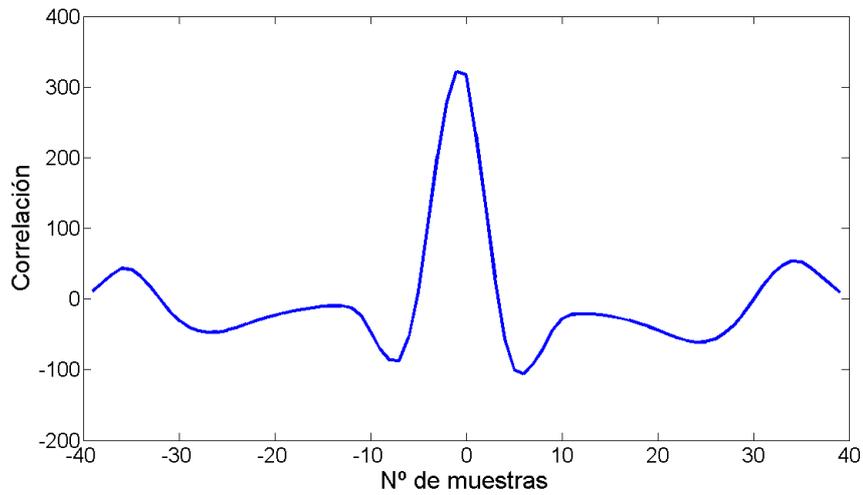


Figura 3.19: Señal de correlación cruzada entre los dos fragmentos de señales de la Figura 3.18.

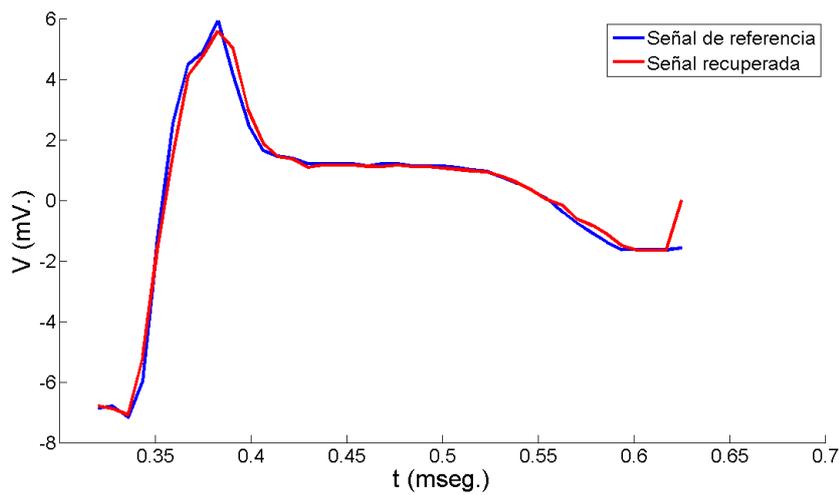


Figura 3.20: Sincronización de los fragmentos de la Figura 3.18 utilizando el método de filtro adaptado.

3.4.2. Figuras de mérito

Para determinar la calidad de la señal recuperada se recurre a una serie de figuras de mérito que cuantifican la diferencia entre la forma de onda de la señal recuperada y la de la señal de referencia [Zigel:2000].

En la literatura, habitualmente se emplea como figura de mérito el *RMS* (*Root Mean Square*), definido como:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x[n] - \hat{x}[n])^2} \quad (3.1)$$

donde N es el número de muestras de cada una de las señales, x es la forma de onda de la señal de referencia y \hat{x} es la forma de onda de la señal recuperada.

En su versión normalizada, también es habitual utilizar el parámetro *NRMS* (*Normalized Root Mean Square*) [Morales:2005]:

$$NRMS(\%) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{(x[n] - \hat{x}[n])^2}{\underbrace{\max(|x|)}_{n=1\dots N}} \times 100} \quad (3.2)$$

donde $\max(|x|)$ corresponde al máximo nivel de tensión de la señal de referencia.

También es utilizado, junto con otras medidas, el coeficiente de correlación lineal ρ [Kao:2001]. Este coeficiente cuantifica la relación entre la señal *gold-standard* y la señal recuperada a partir de la imagen. Su valor varía entre -1 y 1. Para valores próximos o iguales a 1, existe una relación lineal directa entre ambas señales, esto es, cuando una de ellas aumenta la otra también lo hace en idéntica proporción, y se considera que la señal recuperada conserva la estructura de la señal original. No ocurre así para valores próximos a 0 ó -1. En el caso de valores próximos a -1, existe una relación lineal inversa entre ambas señales, esto es, cuando una de ellas aumenta, la otra disminuye en idéntica proporción. Para valores próximos a 0 no existe una relación lineal entre ambas señales. El coeficiente de correlación lineal se define como:

$$\rho = \frac{c_{x,\hat{x}}}{\sqrt{\sigma_x^2 \cdot \sigma_{\hat{x}}^2}} \quad (3.3)$$

donde, $c_{x,\hat{x}}$ es la covarianza entre la señal de referencia y la señal recuperada, σ_x^2 es la varianza de la señal de referencia y $\sigma_{\hat{x}}^2$ es la varianza de la señal recuperada.

Otra de las figuras de mérito más utilizadas es el error cuadrático medio porcentual o *PRD* (*Percentage Root-mean-square Difference*), cuya expresión analítica es la siguiente:

$$PRD(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x[n] - \hat{x}[n])^2}{\sum_{n=1}^N (x[n])^2}} \times 100 \quad (3.4)$$

El parámetro PRD , a pesar de ser ampliamente usado, presenta una serie de inconvenientes [Blanco:2004]:

1. Es un criterio global, ofrece una medida general del parecido de dos señales dejando pasar los efectos locales que habitualmente son muy significativos a la hora de realizar un diagnóstico.
2. Es fuertemente dependiente del nivel de continua porque se normaliza por la potencia de la señal de referencia, que será tanto mayor cuanto mayor sea el nivel de continua.

Para solventar este último inconveniente y eliminar la dependencia con el nivel de continua de la señal (pudiendo así comparar trabajos de distintos grupos), es conveniente usar la siguiente variante, que se denomina PRD' [Blanco:2004]:

$$PRD'(\%) = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x[n] - \hat{x}[n])^2}{\sum_{n=1}^N (x[n] - \bar{x})^2}} \times 100 \quad (3.5)$$

donde \bar{x} es el valor medio de la señal de referencia.

Aunque menos utilizada, otra medida de calidad es la relación señal a ruido o SNR (*Signal Noise Ratio*) [Zigel:2000], definida en unidades logarítmicas como:

$$SNR|_{dB} = 10 \log \left(\frac{\sum_{n=1}^N (x[n] - \bar{x})^2}{\sum_{n=1}^N (x[n] - \hat{x}[n])^2} \right) \quad (3.6)$$

Es directo comprobar que la Ecuación (3.6) está directamente relacionada con el PRD' , de forma que:

$$SNR = -20 \log(0.01 \cdot PRD'(\%)) \quad (3.7)$$

Obsérvese que, tanto el PRD como el PRD' , son medidas globales que, como comentamos, no tienen en cuenta los posibles efectos locales. Para tener en cuenta estos efectos se suele utilizar la máxima diferencia de amplitud, indicada por el parámetro MAX y definida como [Zigel:2000],

$$MAX = \underbrace{\max}_n \{|x[n] - \hat{x}[n]|\} \quad (3.8)$$

3.5. Resultados

Con objeto de estudiar las prestaciones del método propuesto para la extracción de la señal eléctrica cardíaca registrada en DAI, se presentan en esta sección los resultados obtenidos al comparar las dos señales (referencia y recuperada) utilizando las figuras de mérito presentadas en la Sección 3.4.2.

Para el análisis se utilizan 24 EGM de Medtronic[®] (8 fibrilaciones ventriculares (FV), 6 ritmos sinusales (RS), 10 taquicardias (TQ)), pertenecientes a 17 pacientes, y 25 EGM de Boston Scientific[®] (11 FV, 9 RS y 5 TQ), pertenecientes a 15 pacientes.

Se comienza presentando los resultados obtenidos para los EGM de Medtronic[®], y a continuación para los de Boston Scientific[®]. Para cada uno de los fabricantes se muestra, de manera independiente, los resultados obtenidos para los EGM monopolares y bipolares. También se comparan los distintos métodos de sincronización, tanto por episodios como en su conjunto. En el caso de trabajar por episodios, se considera de modo independiente los casos de TQ, FV y RS.

Además, se realiza un estudio con las figuras de mérito obtenidas al comparar, por un lado, los tres métodos de sincronización y, por otro lado, los tres tipos de episodios. Para determinar qué figuras de mérito son estadísticamente significativas se aplica un método paramétrico, el Test *t*-Student y se toma como valor de significación $\alpha = 0,05$. En las tablas de resultados donde únicamente se comparan los métodos, se utilizan los siguientes símbolos para indicar que el resultado del test muestra diferencias significativas ($t < \alpha$) entre las dos poblaciones que se comparan:

- ⁺, para indicar diferencias significativas entre el método de mínimos cuadrados y el método del filtro adaptado.
- ^{*}, para indicar diferencias significativas entre el método de mínimos cuadrados y el método de *splines*.
- [#], para indicar diferencias significativas entre el método del filtro adaptado y el método de *splines*.

Por claridad en las tablas de resultados donde se comparan los métodos y los episodios, no se utilizan símbolos para indicar el resultado del test. En este caso las diferencias se comentarán en el texto.

Resultados para dispositivos Medtronic[®]

En la Tabla 3.1 se comparan los estadísticos (media y desviación típica) obtenidos para cada una de las figuras de mérito al considerar los EGM monopolares de Medtronic[®] y los tres métodos de sincronización. Como se puede observar, los resultados son similares para los métodos de mínimos cuadrados y *splines* ya que ambos métodos utilizan los mismos puntos característicos en la sincronización. Los peores resultados se obtienen al utilizar el método del filtro adaptado. Esto es debido a que los métodos de mínimos cuadrados y *splines* realizan la sincronización con la señal completa, mientras que el método del filtro adaptado sincroniza la señal fragmento a fragmento, uniéndolos todos al acabar de procesar todos los fragmentos, con la potencial pérdida de información que ello supone (página 48).

Para todas las figuras de mérito existen diferencias estadísticamente significativas entre el método del filtro adaptado y los métodos de mínimos cuadrados y *splines*. No ocurre lo mismo al comparar el método de mínimos cuadrados con el método de *splines*, siendo en este caso estadísticamente significativas las diferencias en términos de RMS y de NRMS.

Método	RMS	NRMS	PRD	PRD'	MAX	ρ
Mínimos cuadrados	0.10 (0.05) ⁺	5.16 (1.60) ⁺	9.20 (2.82) ⁺	9.89 (3.09) ⁺	0.36 (0.19) ⁺	1.00 (0.00) ⁺
<i>Splines</i>	0.11 (0.06) [*]	5.57 (1.89) [*]	9.77 (2.77)	10.46 (3.17)	0.39 (0.20)	0.99 (0.00)
Filtro adaptado	0.17 (0.11) [#]	8.29 (4.41) [#]	14.91 (7.42) [#]	16.02 (8.09) [#]	0.63 (0.42) [#]	0.98 (0.02) [#]

Tabla 3.1: Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito al aplicar los tres métodos de sincronización en los EGM monopolares de Medtronic[®].

Los resultados para el caso de EGM bipolares se muestran en la Tabla 3.2. Al igual que ocurría con los EGM monopolares, los mejores resultados se obtienen con los métodos de mínimos cuadrados y *splines*, por las mismas razones ya explicadas. Estadísticamente, también siguen siendo significativas las diferencias entre las figuras de mérito obtenidas con el método de filtro adaptado y los métodos de mínimos cuadrados y *splines*. De la comparación entre estos dos últimos métodos sólo resulta estadísticamente significativa la figura de mérito asociada a la máxima diferencia de amplitud (MAX), de menor valor para el método de *splines*.

De la comparación de los resultados de la Tabla 3.1 con los de la Tabla 3.2, se observa que, para los tres métodos de sincronización, las prestaciones obtenidas con los EGM bipolares son peores que con EGM monopolares.

Método	RMS	NRMS	PRD	PRD'	MAX	ρ
Mínimos cuadrados	0.21 (0.11) ⁺	8.69 (3.31) ⁺	15.71 (8.95) ⁺	18.50 (10.43) ⁺	1.01 (0.49) ⁺	0.98 (0.03) ⁺
<i>Splines</i>	0.20 (0.10)	8.46 (3.06)	15.33 (8.53)	17.97 (9.62)	0.91 (0.45) [*]	0.98 (0.03)
Filtro adaptado	0.27 (0.18) [#]	10.81 (5.91) [#]	19.21 (11.80) [#]	21.91 (11.91) [#]	1.29 (1.01) [#]	0.97 (0.03)

Tabla 3.2: Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito al aplicar los tres métodos de sincronización en los EGM bipolares de Medtronic[®].

Este empeoramiento es debido a que los EGM bipolares se caracterizan por tener variaciones más rápidas del nivel de tensión que los EGM monopolares. Estas variaciones rápidas suponen un problema en la recuperación de la señal puesto que, debido al grosor de la plumilla de los programadores se produce la unión del trazo de la señal y ello dificulta la obtención del mismo. Se muestra un ejemplo de ello en la Figura 3.21.

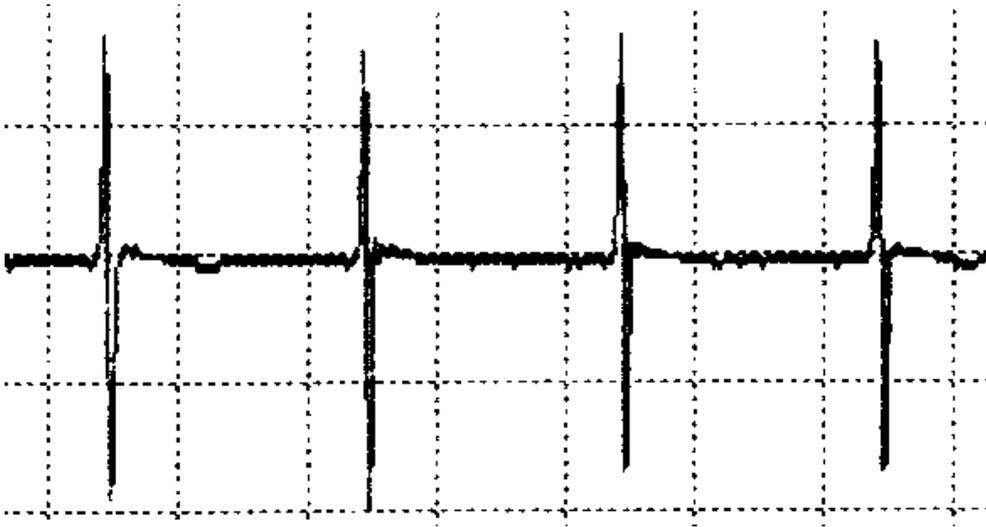


Figura 3.21: Fragmento de un EGM bipolar de Medtronic[®].

También hay que hacer notar que este empeoramiento de prestaciones es más acusado para los métodos de mínimos cuadrados y *splines*, puesto que su procedimiento de sincronización se basa en la estimación de una curva de regresión que es muy sensible al establecimiento de los puntos característicos (máximos y mínimos), especialmente para el método de *splines*.

La dificultad en la recuperación de las variaciones rápidas del nivel de tensión queda patente en la Tabla 3.3 y en la Tabla 3.4, donde se desglosan los resultados por episodios. De los resultados de la Tabla 3.3 se concluye que

en general la recuperación de la señal es de mayor calidad para los episodios de RS, seguido por los de FV y, por último, de las TQ. La razón, que ya ha sido comentada, es que la TQ es una señal con más variaciones rápidas del nivel de tensión que el RS y la FV, por lo que su recuperación es más complicada, véase Figura 3.22. Hay una excepción a esta conclusión: el PRD y el PRD' ofrecen mejores resultados en FV que en RS. Esto ocurre debido a la forma de onda y, por tanto, a los valores de tensión de las señales de un RS y una FV. En un EGM monopolar el RS corresponde a una señal suave cuyos valores de tensión se encuentran, la mayor parte del tiempo, en cero o próximos a cero; por el contrario, en una FV, los niveles de tensión varían muy rápidamente. El PRD y el PRD' comparan la diferencia entre la señal recuperada y la de referencia con la suma de los valores de tensión de la señal de referencia (véase la Ecuación (3.4) y la Ecuación (3.5)), de ahí que con RS se obtengan peores prestaciones, ya que su nivel de tensión total es menor que con FV. Hay que hacer notar que se mantienen los mejores resultados para los métodos de mínimos cuadrados y *splines* separando por episodios, con respecto a promediar con todos los episodios (Tabla 3.1 y Tabla 3.2). Respecto a los EGM bipolares se pueden extraer conclusiones similares a partir de los resultados de la Tabla 3.4.

Episodio	Método	RMS	NRMS	PRD	PRD'	MAX	ρ
TQ	Mínimos cuadrados	0.11 (0.06)	5.58 (1.64)	10.09 (3.54)	10.76 (3.94)	0.43 (0.25)	0.99 (0.01)
TQ	<i>Splines</i>	0.12 (0.06)	5.60 (1.42)	10.37 (3.60)	11.01 (4.16)	0.44 (0.22)	0.99 (0.01)
TQ	Filtro adaptado	0.16 (0.12)	7.41 (3.87)	13.63 (7.22)	14.50 (7.90)	0.64 (0.55)	0.99 (0.01)
FV	Mínimos cuadrados	0.11 (0.04)	5.67 (1.38)	7.70 (1.23)	8.07 (1.34)	0.32 (0.16)	1.00 (0.00)
FV	<i>Splines</i>	0.13 (0.07)	6.73 (2.06)	8.94 (1.32)	9.33 (1.30)	0.38 (0.21)	1.00 (0.00)
FV	Filtro adaptado	0.19 (0.11)	9.87 (5.56)	13.28 (7.42)	13.83 (7.46)	0.54 (0.31)	0.99 (0.02)
RS	Mínimos cuadrados	0.08 (0.03)	3.79 (1.11)	9.73 (2.53)	10.85 (2.37)	0.32 (0.09)	0.99 (0.00)
RS	<i>Splines</i>	0.08 (0.03)	3.98 (1.30)	9.87 (2.75)	11.06 (3.09)	0.30 (0.11)	0.99 (0.00)
RS	Filtro adaptado	0.15 (0.08)	7.63 (3.62)	19.21 (7.24)	21.48 (7.93)	0.72 (0.31)	0.98 (0.02)

Tabla 3.3: Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito en función del tipo de episodio y el método de sincronización para los EGM monopolares de Medtronic®.

Episodio	Método	RMS	NRMS	PRD	PRD'	MAX	ρ
TQ	Mínimos cuadrados	0.21 (0.10)	8.53 (2.67)	20.32 (11.07)	21.59 (12.37)	1.14 (0.53)	0.97 (0.04)
TQ	<i>Splines</i>	0.20 (0.09)	8.31 (2.84)	19.64 (10.92)	21.04 (12.30)	1.00 (0.46)	0.97 (0.04)
TQ	Filtro adaptado	0.32 (0.24)	12.36 (7.85)	25.69 (11.97)	27.01 (12.65)	1.73 (1.41)	0.96 (0.04)
FV	Mínimos cuadrados	0.26 (0.15)	11.30 (3.09)	13.14 (3.76)	15.02 (4.18)	0.92 (0.56)	0.99 (0.01)
FV	<i>Splines</i>	0.25 (0.13)	10.46 (3.18)	12.21 (3.55)	13.99 (4.15)	0.86 (0.51)	0.99 (0.01)
FV	Filtro adaptado	0.28 (0.13)	12.43 (3.04)	16.39 (11.73)	18.44 (11.50)	1.00 (0.48)	0.98 (0.03)
RS	Mínimos cuadrados	0.14 (0.04)	5.47 (0.94)	11.47 (7.34)	18.01 (12.72)	0.91 (0.36)	0.98 (0.02)
RS	<i>Splines</i>	0.15 (0.07)	6.05 (0.98)	12.32 (6.24)	18.16 (9.24)	0.81 (0.39)	0.98 (0.02)
RS	Filtro adaptado	0.16 (0.06)	6.07 (0.85)	12.18 (5.75)	18.02 (9.47)	0.95 (0.33)	0.98 (0.02)

Tabla 3.4: Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito en función del tipo de episodio y el método de sincronización para los EGM bipolares de Medtronic®.

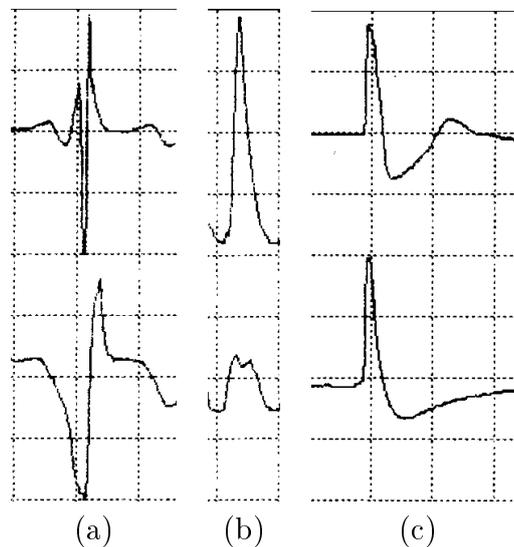


Figura 3.22: Fragmentos de EGM de Medtronic® ejemplificando, (a) TQ, (b) FV, (c) RS. En la parte superior, EGM bipolar; en la inferior, EGM monopolar.

Tanto en el caso monopolar (Tabla 3.3) como en el bipolar (Tabla 3.4) son estadísticamente significativas las diferencias en el NRMS para TQ y RS, así como para FV y RS. Además, en el caso monopolar también lo es el PRD' para FV y RS.

Resultados para dispositivos Boston Scientific®

En la Tabla 3.5 se comparan los estadísticos (media y desviación típica) obtenidos para cada una de las figuras de mérito al considerar los EGM monopolares de Boston Scientific®. Las prestaciones de todas las figuras de mérito se degradan respecto a las obtenidas con los dispositivos de Medtronic® cuando se aplican los métodos de mínimos cuadrados y *splines*. La justificación se encuentra en el mayor grosor del trazo de la plumilla de los programadores de Boston Scientific®, tal y como se ilustra en la Figura 3.23. Este aumento del grosor de la plumilla dificulta la recuperación de la señal, sobre todo en las zonas asociadas a las variaciones rápidas.

Método	RMS	NRMS	PRD	PRD'	MAX	ρ
Mínimos cuadrados	2.14 (1.26) ⁺	25.95 (10.01) ⁺	11.04 (4.25) ⁺	11.23 (4.46) ⁺	7.23 (4.45) ⁺	0.99 (0.01) ⁺
<i>Splines</i>	2.35 (1.47) [*]	28.55 (12.35) [*]	12.01 (5.17) [*]	12.23 (5.41) [*]	7.63 (5.10)	0.99 (0.01) [*]
Filtro adaptado	2.60 (1.45)	31.85 (12.75) [#]	13.41 (5.00) [#]	13.61 (5.17) [#]	8.44 (5.04) [#]	0.99 (0.01)

Tabla 3.5: Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito al aplicar los tres métodos de sincronización en los EGM monopolares de Boston Scientific®.

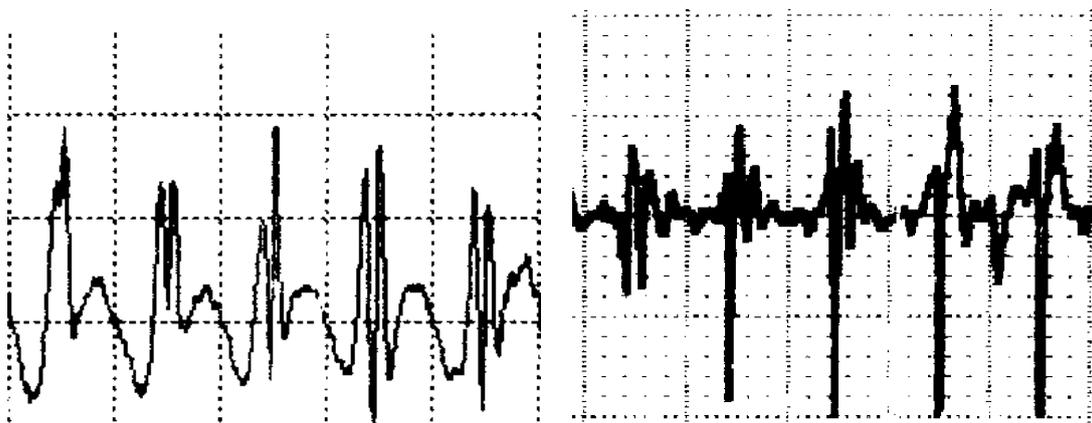


Figura 3.23: Fragmento de un EGM de, (a) Medtronic®, (b) Boston Scientific®.

Como se deduce de la Tabla 3.5, y al igual que se sucede con los registros de Medtronic[®], el método del filtro adaptado es el que peores resultados ofrece. Para todas las figuras de mérito (salvo para MAX) existen diferencias estadísticamente significativas entre el método de mínimos cuadrados y el método de *splines*, proporcionando el primero las mejores prestaciones. De la comparación entre el método de *splines* y el filtro adaptado también se obtienen diferencias estadísticamente significativas para todas las figuras de mérito salvo para RMS y ρ .

Los resultados para el caso bipolar se muestran en la Tabla 3.6. Al igual que ocurre con los EGM bipolares de Medtronic[®], las mejores prestaciones se obtienen con el método de *splines*. De hecho, las diferencias entre el método de mínimos cuadrados y *splines* son estadísticamente significativas para todas las figuras de mérito. Las diferencias entre el método de *splines* y el filtro adaptado son estadísticamente significativas para todas las figuras de mérito, excepto RMS y ρ .

Método	RMS	NRMS	PRD	PRD'	MAX	ρ
Mínimos cuadrados	3.92 (3.18)	51.59 (34.95)	30.87 (9.37)	31.63 (9.35)	18.27 (9.48)	0.95 (0.03)
<i>Splines</i>	3.49 (2.81)*	45.90 (31.09)*	26.87 (9.62)*	27.51 (9.47)*	15.02 (9.06)*	0.96 (0.03)*
Filtro adaptado	3.99 (3.37)	52.39 (36.55)#	30.09 (9.93)#	30.79 (9.88)#	17.86 (10.32)#	0.95 (0.03)

Tabla 3.6: Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito al aplicar los tres métodos de sincronización en los EGM bipolares de Boston Scientific[®].

De la comparación de la Tabla 3.5 y la Tabla 3.6 se concluye que, al igual que ocurre con los EGM de Medtronic[®], las mejores prestaciones se obtienen con los registros monopolares, por la mayor aparición de variaciones rápidas del nivel de tensión en los registros bipolares.

Por último, en la Tabla 3.7 se presentan, desglosados por episodios, los resultados para el caso monopolar; los resultados correspondientes al caso bipolar se muestran en la Tabla 3.8. Como se puede comprobar, tanto para el EGM monopolar como para el bipolar los mejores resultados se obtienen para el RS, debido a la mayor suavidad de las señales de este tipo de episodios. En el caso monopolar (Tabla 3.7), únicamente son estadísticamente significativas las diferencias para el NRMS entre FV y RS. En cambio, en el caso bipolar (Tabla 3.8) son estadísticamente significativas las diferencias en RMS, NRMS y MAX para todos los episodios, y únicamente las diferencias en PRD para FV y RS.

Episodio	Método	RMS	NRMS	PRD	PRD'	MAX	ρ
TQ	Mínimos cuadrados	2.48 (2.07)	28.91 (16.26)	14.53 (8.51)	15.03 (8.95)	9.91 (8.69)	0.99 (0.02)
TQ	<i>Splines</i>	2.77 (2.23)	32.83 (16.79)	16.69 (9.93)	17.25 (10.36)	10.55 (9.39)	0.98 (0.02)
TQ	Filtro adaptado	2.68 (2.01)	31.31 (15.11)	16.08 (9.08)	16.57 (9.47)	10.65 (9.57)	0.98 (0.02)
FV	Mínimos cuadrados	2.42 (1.11)	29.26 (7.88)	10.32 (2.31)	10.44 (2.31)	6.60 (2.97)	1.00 (0.00)
FV	<i>Splines</i>	2.80 (1.34)	33.77 (10.56)	11.63 (2.53)	11.75 (2.57)	7.53 (3.43)	0.99 (0.00)
FV	Filtro adaptado	3.06 (1.47)	37.43 (11.96)	12.98 (3.44)	13.12 (3.48)	8.18 (3.55)	0.99 (0.00)
RS	Mínimos cuadrados	1.62 (0.79)	20.25 (5.80)	9.97 (1.24)	10.09 (1.30)	6.51 (2.22)	1.00 (0.00)
RS	<i>Splines</i>	1.57 (0.82)	19.79 (6.49)	9.88 (1.96)	10.03 (2.09)	6.14 (3.36)	1.00 (0.00)
RS	Filtro adaptado	2.00 (0.93)	25.33 (10.20)	12.46 (3.62)	12.57 (3.61)	7.53 (3.27)	0.99 (0.01)

Tabla 3.7: Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito en función del tipo de episodio y el método de sincronización para los EGM monopolares de Boston Scientific®.



Figura 3.24: Fragmentos de EGM de Boston Scientific® ejemplificando: (a) TQ, (b) FV y (c) RS. En la parte superior aparece el EGM bipolar, y en la inferior el monopolar.

Episodio	Método	RMS	NRMS	PRD	PRD'	MAX	ρ
TQ	Mínimos cuadrados	3.00 (0.56)	41.74 (9.51)	28.13 (5.89)	28.54 (6.14)	18.00 (0.76)	0.96 (0.01)
TQ	<i>Splines</i>	2.98 (1.27)	42.12 (18.00)	25.77 (7.67)	26.07 (7.60)	16.12 (6.42)	0.96 (0.02)
TQ	Filtro adaptado	3.36 (0.67)	46.65 (10.98)	29.63 (7.15)	30.14 (7.72)	18.90 (1.73)	0.96 (0.02)
FV	Mínimos cuadrados	6.42 (3.29)	81.24 (31.65)	35.76 (10.03)	36.00 (10.05)	25.03 (9.76)	0.93 (0.03)
FV	<i>Splines</i>	5.66 (2.80)	71.22 (26.82)	31.88 (11.59)	32.13 (11.70)	21.23 (8.42)	0.95 (0.04)
FV	Filtro adaptado	6.40 (3.77)	80.70 (36.83)	34.59 (12.01)	34.81 (12.06)	24.13 (11.85)	0.94 (0.04)
RS	Mínimos cuadrados	1.38 (0.46)	20.82 (5.61)	26.43 (7.80)	28.02 (8.40)	10.15 (3.59)	0.96 (0.03)
RS	<i>Splines</i>	1.11 (0.25)	17.04 (3.20)	21.36 (3.27)	22.65 (3.42)	6.82 (2.69)	0.98 (0.01)
RS	Filtro adaptado	1.38 (0.36)	20.98 (4.26)	24.84 (5.58)	26.24 (5.93)	9.60 (3.33)	0.97 (0.01)

Tabla 3.8: Valor medio y desviación típica (entre paréntesis) de las distintas figuras de mérito en función del tipo de episodio y el método de sincronización para los EGM bipolares de Boston Scientific®.

Capítulo 4

Localización del foco de la arritmia

En este capítulo se emplean técnicas de aprendizaje máquina para determinar la localización del origen una arritmia producida en el VI del corazón. Para ello, se utilizan los EGM generados tras la estimulación artificial del VI y recuperados a través del DAI. En la Sección 4.1 se hace una introducción al problema y en las siguientes secciones se aborda su resolución utilizando herramientas de aprendizaje máquina. En concreto, la Sección 4.2 utiliza el clasificador de los k vecinos más próximos, un método de aprendizaje basado en instancias. En la Sección 4.3 se consideran distintos tipos de clasificadores neuronales, tanto locales como globales.

4.1. Introducción

En muchas ocasiones, la única información disponible sobre las arritmias de los pacientes son los registros de los EGM proporcionados por los DAI. En este capítulo se va a utilizar esta información, generándola de forma artificial mediante la estimulación de distintas zonas del VI, para localizar el foco de estimulación, que es el origen de una arritmia cardíaca y poder aplicar por tanto una terapia conveniente, como por ejemplo la ablación.

Todos los EGM con los que se trabaja pertenecen a estudios electrofisiológicos realizados en el Hospital General Universitario Gregorio Marañón en Madrid. Pertenecen a muestras de la actividad eléctrica del corazón, registrada a través del DAI después de la estimulación cardíaca en distintos puntos del VI. Durante estos estudios, los EGM se recuperan directamente del DAI mediante telemetría y se imprimen en papel, por lo que no se dispone del registro en formato digital. Los datos se recogieron entre diciembre de 2003 y noviembre de 2008, y pertenecen a 25 pacientes (2 mujeres y 23 hombres) que cumplen los siguientes criterios:

- Tienen implantado un DAI.
- La marca del fabricante del DAI es Medtronic®.
- Se les ha realizado un mapeo del VI por razones clínicas, a partir del cual se han obtenido los EGM.
- Se ha utilizado un sistema de mapeo no fluoroscópico en 3 dimensiones como ayuda en el mapeo del VI, concretamente el sistema CARTO™XP, un sistema de navegación cardíaca secuencial que toma muestras de la actividad cardíaca en distintos puntos para realizar un mapa de la cavidad cardíaca. Con este sistema se obtiene una imagen o mapa endocárdico del VI creado durante el RS o mediante la estimulación del ventrículo derecho (VD).

Para determinar la localización física del punto de estimulación, se utiliza el mapa del VI creado por el sistema CARTO™XP y se hace uso de su herramienta de software *design a line*. Con esta herramienta se dibujan varias líneas que dividen el VI en dos partes, denominadas biantes: la primera línea divide el VI en septal/lateral (biente 1), la segunda línea en inferior/superior (biente 2) y la última en apical/basal (biente 3), como muestra la Figura 4.1. De la intersección de estas tres líneas se genera una división del VI en ocho regiones. A cada una de estas regiones se le denomina octante y se definen como: septal-superior-apical (SSA), septal-superior-basal (SSB), septal-inferior-apical (SIA), septal-inferior-basal (SIB), lateral-superior-apical (LSA), lateral-superior-basal (LSB), lateral-inferior-apical (LIA) y lateral-inferior-basal (LIB). De esta forma, cada punto de estimulación queda ubicado en un biente y en un octante del VI.

La división en regiones permite abordar el problema de localización como un problema de clasificación que puede ser binaria o multiclase. En el primer caso (clasificación binaria) se considera cada biente de modo independiente; en el enfoque multiclase se consideran simultáneamente los tres biantes. Para el análisis que se va a realizar en este proyecto se dispone de una media de 18.4 ± 10.1 ($M \pm STD$) registros de EGM por paciente, donde cada registro está asociado con una localización distinta del VI estimulada de forma artificial. Para cada registro se dispone de la localización en biantes y octantes del correspondiente foco de estimulación, determinado a través del sistema CARTO™XP, como ya se ha comentado. Esta información de localización permite diseñar el clasificador haciendo uso de una estrategia de aprendizaje supervisado, indicando la localización del foco de estimulación mediante una variable t que en adelante se denominará etiqueta, y que toma valores en un conjunto de etiquetas τ . Cada clase (asociada a una región) aparece representada con una etiqueta diferente. En el clasificador binario $\tau = \{-1, 1\}$, mientras que en el clasificador multiclase $\tau = \{1, 2, 3, \dots, 8\}$.

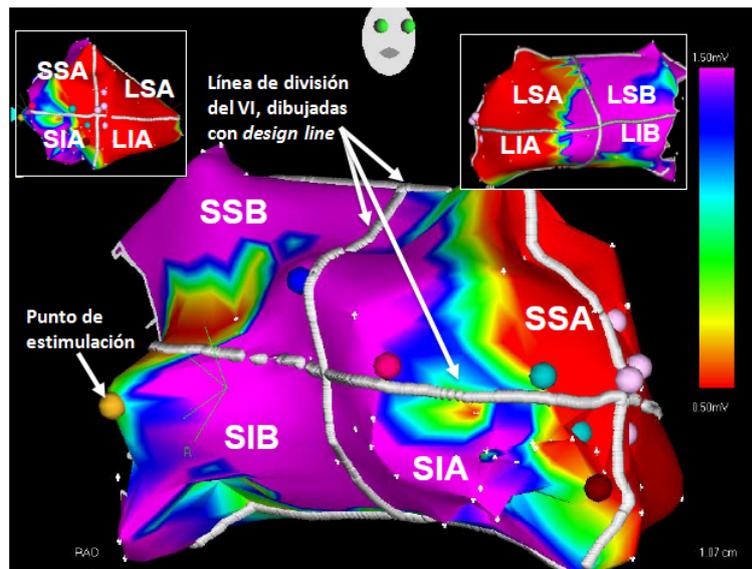


Figura 4.1: Ejemplo de imagen del VI proporcionada por el sistema CARTO™XP.

Para el estudio se han escaneado y digitalizado los EGM disponibles, creando dos conjunto de datos (C1 y C2) a partir de los registros de EGM:

C1 Conjunto de datos formado por tantos atributos como muestras tiene un latido, en concreto 201 muestras por forma de onda, una por cada instante de tiempo (véase la Figura 4.2). Cada uno de estos atributos corresponde al nivel de tensión registrado en el EGM en distintos instantes de tiempo. Cada latido queda determinado a partir de los 100 msec anteriores y posteriores al instante de tiempo asociado al máximo de la onda R.

Desde el punto de vista del aprendizaje máquina, utilizar este conjunto de datos, asociado a un espacio de alta dimensionalidad, puede dar problemas debido al reducido número de ejemplos disponibles. Es por ello que se opta por reducir la dimensionalidad de los ejemplos, extrayendo de cada uno de los registros, unos parámetros con significado clínico y obteniendo el segundo conjunto de datos [C2].

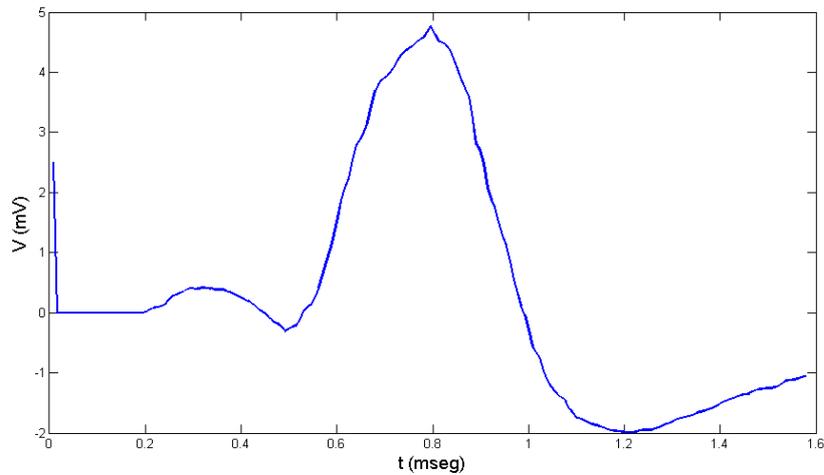


Figura 4.2: Forma de onda de un latido.

C2 Conjunto de datos formado por cinco parámetros, extraídos de cada uno de los registros como se muestra en la Figura 4.3:

- t_{em} : tiempo entre la espícula (instante de tiempo en el que se aplica la estimulación) y el inicio del EGM monopolar.
- t_{ed} : tiempo entre la espícula y la deflexión intrínseca (punto de mayor pendiente del EGM bipolar).
- t_{md} : tiempo entre el inicio del EGM monopolar y la deflexión intrínseca.
- v_{QS} : relación de tensión entre la onda Q y la onda R. La onda Q corresponde al menor valor de la onda registrado entre la espícula y el inicio del EGM monopolar. La onda R corresponde al mayor valor de la onda obtenido a partir del inicio del monopolar.
- v_{SR} : relación de tensión entre la onda S y la onda R. La onda S corresponde al menor valor de la onda registrado entre la onda R y los siguientes 50 mseg.

El problema de localización por octantes utilizando estos parámetros ya está siendo objeto de estudio clínico por el Dr. Jesús Almendral, del Hospital Universitario Madrid Montepíncipe.

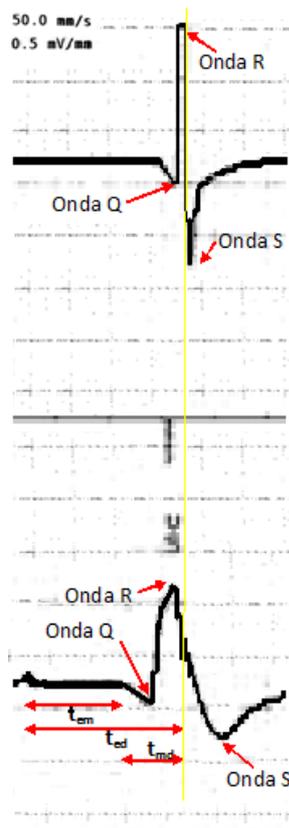


Figura 4.3: Parámetros de interés clínico extraídos de la forma de onda de un latido. En la parte superior aparece el EGM bipolar, y en la parte inferior el monopolar.

En este proyecto, el problema de localización se aborda considerando de modo independiente los dos conjuntos de datos (C1 y C2). Concretamente, con el conjunto C2 se realizan distintos estudios, utilizando una selección de los cinco parámetros anteriores. Así, se tendrá distinta dimensionalidad D del espacio de representación:

1. Todos los atributos disponibles ($D=5$). En concreto: t_{em} , t_{ed} , t_{md} , v_{QR} y v_{SR} .
2. El atributo temporal disponible en cualquier EGM (los atributos t_{em} , t_{ed} sólo están disponibles en los EGM con estimulación inducida) y atributos de relaciones de tensión ($D=3$). En concreto: t_{md} , v_{QR} y v_{SR} .
3. Los atributos temporales ($D=3-t$). En concreto: t_{em} , t_{ed} y t_{md} .
4. Los atributos de relaciones de tensión ($D=2$). En concreto: v_{QR} y v_{SR} .

Como se ha indicado, en este proyecto la localización de las regiones de estimulación se va a realizar utilizando herramientas de aprendizaje máquina. Para obtener los parámetros de la máquina evitando su sobreaprendizaje (la máquina memoriza los patrones del conjunto de entrenamiento) y que la máquina no sea capaz de generalizar (proporcionar una respuesta correcta ante patrones no utilizados durante el aprendizaje), se va a utilizar la técnica de validación cruzada denominada *5-fold cross validation* [Duda:2001]. Esta técnica divide aleatoriamente el conjunto de entrenamiento (registros de los pacientes) en 5 subconjuntos disjuntos del mismo tamaño; el aprendizaje de la máquina se realiza con 4 de los subconjuntos, utilizando el subconjunto restante como conjunto de validación para estimar el error de generalización. Este procedimiento se repite 5 veces, utilizando cada vez un subconjunto diferente como conjunto de validación. Como se indicará en las siguientes secciones, la técnica de validación cruzada se utiliza tanto para determinar los parámetros del clasificador como para estimar sus prestaciones medidas (sobre los 5 subconjuntos de validación). Puesto que el objetivo es conseguir un bajo error de generalización, el clasificador seleccionado es aquél que mejores prestaciones proporciona (en valor medio). Para obtener una estima insesgada de la verdadera capacidad de generalización del clasificador, se utiliza otro conjunto de registros (denominado conjunto de test) que no haya sido utilizado anteriormente. Como el número de pacientes disponible es reducido, en este proyecto se evalúa la capacidad de generalización utilizando la técnica de *Leave One Out* (LOO) [Duda:2001], diseñando el clasificador con los registros de 24 pacientes y evaluando sus prestaciones con los del paciente restante (paciente de test). El proceso se repite considerando como paciente de test a cada uno de los 25 pacientes disponibles, obteniendo así una medida de la capacidad de generalización promedio (tasa de acierto) que será la que se muestre en las tablas de resultados.

Cuando se trabaja con herramientas de aprendizaje máquina, es conveniente preprocesar los datos para que todos los atributos tengan un rango de valores similar y evitar así que el atributo con mayor rango dinámico sea el atributo dominante. A este proceso se le denomina *normalización* [Haykin:2009]. Existen varios tipos de normalización, siendo los más utilizados, y por tanto los empleados en este trabajo, la normalización a media cero y desviación típica unidad ($m = 0$, $std = 1$), y la normalización en un intervalo acotado, por ejemplo el intervalo $[-1,1]$.

4.2. Localización con k vecinos más próximos

Las reglas de clasificación del vecino más próximo se fundamentan en la plausibilidad de que muestras próximas en el espacio de representación tengan una probabilidad *a posteriori* similar [Duda:2001]. La más sencilla de estas reglas es la regla del vecino más próximo o regla 1-NN (*1 Nearest Neighbor*), que clasifica una muestra como perteneciente a la misma clase que la muestra más próxima. Como medida de proximidad, se suele utilizar la distancia Euclídea. Más general que la regla 1-NN es la regla k -NN (*k-Nearest Neighbors*) o clasificador k -NN por votación, que asigna una muestra a la clase más representada entre las k muestras más próximas. Este clasificador es un clasificador local conceptualmente muy sencillo y que puede ofrecer buenos resultados en problemas donde la función a representar (desconocida), aún siendo muy compleja, se puede describir mediante un conjunto de aproximaciones locales más sencillas. Adicionalmente, se demuestra que, bajo determinadas condiciones, el clasificador k -NN por votación se deriva del clasificador bayesiano (clasificador óptimo), que clasifica una muestra en la clase para la que se obtiene mayor probabilidad a posteriori [Duda:2001].

Para aplicar el clasificador k -NN, el único parámetro a determinar es el número k de muestras a considerar. La elección de un valor adecuado para este parámetro depende del número de muestras disponibles (N) y de su dimensión (D). En el proyecto se han explorado distintos valores de k , comprendidos entre $k=1$ (regla 1-NN) y $k=50$, y se ha elegido aquél que mejores prestaciones ofrece en validación. De lo anteriormente presentado, se deduce que la fase de aprendizaje de este clasificador es muy rápida (simplemente almacena los ejemplos de entrenamiento), derivando a la fase de clasificación la mayor carga computacional, ya que es necesario calcular la distancia entre la muestra a clasificar y todas las muestras de entrenamiento.

El aprendizaje basado en instancias se ve afectado por la denominada maldición de la dimensionalidad (*curse of dimensionality*) [Bishop:1995]: en general, el número de patrones necesarios para especificar una función (en nuestro caso, la función que define la frontera de clasificación) crece exponencialmente con la dimensión D del espacio de representación. Para evitar en la medida de lo posible este problema con el conjunto C1, para el que $D=201$, se realiza un diezmado del número de muestras que representan la forma de onda, reduciendo así la dimensión del espacio de representación. El factor de diezmado (f) se define como:

$$f = \frac{\text{n}^\circ \text{ de muestras de la onda original}}{\text{n}^\circ \text{ de muestras de la onda diezmada}}$$

A continuación, se presentan tablas con los resultados obtenidos aplicando el clasificador k -NN, tanto al conjunto de datos C1 como al C2. Estos resultados representan la tasa media de acierto y la desviación típica

(entre paréntesis) que mide la capacidad de generalización del clasificador. Se consideran dos tipos de clasificadores: multiclase y binario. Los resultados asociados al clasificador multiclase se muestran en la columna “Octante (multiclase)”. Bajo la columna “Octante (binario)” se indican los resultados obtenidos con el enfoque binario, esto es, entrenando tres clasificadores binarios, uno por biante, y obteniendo el octante a partir del resultado de los tres biantes. Además, para cada clasificador y debajo de la tasa de acierto correspondiente, se muestra entre llaves el valor del parámetro k (media y desviación típica) obtenido mediante la técnica de *5-fold cross validation*.

En primer lugar, en la Tabla 4.1 se presentan los resultados por biantes y octantes utilizando el conjunto de datos C1. El aprendizaje de este clasificador se realiza teniendo en cuenta la normalización de los datos y el diezmado de la señal. Se realizan experimentos con dos tipos de normalización ($m = 0$, $std = 1$, y $[-1,1]$), sin normalización, y con diezmado ($f = \{1, 3, 6, 10, 20\} : 1$).

De los resultados de la Tabla 4.1 se observa que las mejores prestaciones de localización por octantes se obtienen abordando el problema con tres clasificadores binarios. Es decir, la localización del octante en el que nació la arritmia se determina con mayor precisión si se resuelve cada biante por separado y luego se determina el octante asociado (columna “Octante (binario)”) que si se utiliza simultáneamente información de los tres biantes (columna “Octante (multiclase)”). Con el enfoque binario, el mejor resultado se obtiene cuando los datos están normalizados a $m = 0$, $std = 1$ y se utiliza un factor de diezmado $f=3:1$, alcanzando una tasa media de acierto, de aproximadamente, el 34 %. Para evaluar la calidad del resultado y puesto que no existen trabajos previos con los que comparar, se considera un clasificador multiclase aleatorio. Teniendo en cuenta que hay ocho posibles regiones, la tasa de acierto para el clasificador multiclase aleatorio es del 12,5 % ($100/8$). Si se compara este valor con el mejor resultado obtenido con el clasificador k -NN, se comprueba que este último mejora las prestaciones del clasificador aleatorio en un 172 %.

En cuanto a la clasificación binaria (por biantes), el mejor resultado, para el biante 1 (aproximadamente 72 % de tasa media de acierto) se obtiene con $f=20:1$; y para el biante 2 se obtiene un 58 % con $f=3:1$. Para el biante 3, prácticamente se alcanza la misma tasa de acierto (alrededor del 55 %) con independencia de la normalización y del factor de diezmado.

Normalización	f	Octante (multiclase)	Biante 1	Biante 2	Biante 3	Octante (binario)
$m = 0, std = 1$	1:1	17,7(7,8) {1,0(0,4)}	70,5(0,1) {11,9(0,1)}	58,4(0,1) {2,3(0,0)}	55,0(0,1) {3,3(0,1)}	33,7(0,2)
	3:1	18,0(7,9) {0,9(0,4)}	70,5(0,1) {11,7(0,2)}	58,5(0,1) {2,3(0,0)}	55,7(0,1) {3,0(0,0)}	34,0(0,1)
	6:1	17,9(7,9) {1,2(0,5)}	70,6(0,2) {11,5(0,1)}	58,1(0,2) {2,2(0,0)}	54,7(0,1) {3,0(0,1)}	33,3(0,1)
	10:1	17,4(7,7) {1,2(0,5)}	70,4(0,1) {12,1(0,1)}	57,5(0,2) {2,3(0,0)}	54,5(0,1) {2,8(0,1)}	32,2(0,1)
	20:1	16,8(7,4) {2,8(1,3)}	71,6(0,1) {12,3(0,1)}	56,3(0,2) {2,3(0,0)}	55,0(0,4) {4,5(0,2)}	32,9(0,3)
[-1,1]	1:1	12,9(0,1) {1,1(0,0)}	65,3(2,1) {12,0(0,1)}	46,3(4,9) {1,8(0,2)}	56,2(0,3) {3,5(0,2)}	33,1(0,4)
	3:1	12,6(0,0) {1,1(0,0)}	65,5(2,0) {12,0(0,2)}	46,6(4,8) {1,7(0,2)}	56,7(0,5) {3,6(0,3)}	33,4(0,2)
	6:1	12,8(0,1) {1,0(0,0)}	66,0(1,8) {12,0(0,2)}	48,4(3,9) {1,7(0,2)}	55,3(0,3) {3,1(0,1)}	31,4(0,8)
	10:1	13,1(0,1) {1,1(0,0)}	65,6(1,9) {12,0(0,1)}	48,3(3,7) {1,7(0,3)}	56,2(0,7) {3,4(0,2)}	32,2(1,1)
	20:1	12,5(0,4) {2,0(0,4)}	66,1(2,3) {13,0(0,4)}	46,4(4,0) {2,1(0,2)}	55,4(0,3) {5,1(0,3)}	33,3(0,3)
No	1:1	19,4(0,1) {1,3(0,1)}	70,5(0,1) {13,2(0,1)}	58,4(0,1) {1,4(0,0)}	55,0(0,1) {3,4(0,0)}	33,7(0,2)
	3:1	19,5(0,2) {1,2(0,0)}	70,6(0,1) {13,1(0,1)}	58,5(0,2) {1,4(0,0)}	55,6(0,1) {3,6(0,0)}	33,7(0,2)
	6:1	19,1(0,2) {1,1(0,0)}	70,6(0,2) {13,2(0,1)}	58,1(0,2) {1,2(0,0)}	54,7(0,1) {3,6(0,0)}	33,3(0,1)
	10:1	19,2(0,2) {1,2(0,0)}	70,4(0,1) {13,0(0,1)}	57,5(0,2) {1,3(0,0)}	54,5(0,1) {3,3(0,0)}	32,2(0,1)
	20:1	19,7(0,8) {1,8(0,1)}	71,6(0,1) {13,2(0,1)}	56,4(0,2) {1,3(0,0)}	55,0(0,3) {4,1(0,0)}	32,9(0,3)

Tabla 4.1: Porcentaje medio de acierto y desviación típica (entre paréntesis) utilizando el clasificador k -NN con el conjunto C1.

Debido al problema de la maldición de la dimensionalidad, también se realiza el aprendizaje del clasificador con el conjunto de parámetros definido en C2 y considerando diferentes dimensiones del espacio de representación (página 65). Los resultados se muestran en la Tabla 4.2, donde aparece la tasa media de acierto por biantes y octantes (multiclase y binario).

Normalización	D	Octante (multiclase)	Biante 1	Biante 2	Biante 3	Octante (binario)
$m = 0, std = 1$	5	21,6(0,7) {13,4(0,5)}	68,1(0,2) {18,0(0,2)}	56,1(0,2) {18,3(0,3)}	64,1(0,1) {24,9(0,3)}	16,9(0,3)
	3	23,6(0,2) {18,3(0,6)}	69,8(0,1) {13,4(0,2)}	59,1(0,2) {21,4(0,3)}	62,4(0,2) {28,5(0,5)}	19,6(0,2)
	3-t	25,4(0,2) {42,5(0,4)}	65,2(0,1) {35,1(0,1)}	49,6(0,2) {36,0(0,3)}	70,1(0,1) {39,6(0,3)}	18,1(0,2)
	2	22,7(0,2) {33,6(0,4)}	72,0(0,1) {23,0(0,1)}	57,8(0,1) {11,0(0,1)}	56,3(0,1) {36,1(0,3)}	24,7(0,1)
[-1,1]	5	21,6(0,4) {14,5(0,6)}	62,0(3,0) {22,4(2,8)}	53,0(1,8) {14,9(2,1)}	57,5(3,8) {35,6(5,8)}	5,6(5,3)
	3	14,1(0,5) {25,4(0,8)}	62,3(4,2) {23,3(5,5)}	47,6(6,5) {20,9(0,5)}	57,1(3,0) {28,8(0,4)}	12,2(1,3)
	3-t	24,1(0,2) {41,9(0,3)}	63,8(0,7) {36,0(0,4)}	51,8(1,1) {35,4(0,6)}	66,5(2,0) {39,7(0,3)}	10,5(1,3)
	2	18,2(0,3) {33,0(0,5)}	67,6(2,5) {22,6(0,2)}	55,1(1,6) {11,0(0,3)}	57,3(0,5) {37,3(0,8)}	14,1(1,4)
No	5	22,9(0,2) {29,3(0,3)}	72,2(0,0) {33,1(0,3)}	58,5(0,1) {26,5(0,4)}	57,7(0,3) {14,1(0,5)}	20,4(0,3)
	3	23,2(0,2) {32,3(0,4)}	72,7(0,0) {38,0(0,4)}	58,7(0,1) {31,0(0,2)}	57,5(0,1) {27,3(0,1)}	23,9(0,1)
	3-t	24,6(0,4) {36,5(0,5)}	64,7(0,1) {38,5(0,1)}	50,2(0,1) {33,6(0,1)}	70,8(0,1) {38,3(0,2)}	17,5(0,2)
	2	22,6(0,3) {31,6(1,0)}	72,8(0,0) {23,5(0,1)}	58,5(0,0) {10,7(0,3)}	57,1(0,2) {37,1(0,3)}	24,7(0,2)

Tabla 4.2: Porcentaje medio de acierto y desviación típica (entre paréntesis) utilizando el clasificador k -NN con los parámetros del EGM (C2).

En la Tabla 4.2 se observa que las mejores prestaciones de localización por octantes se obtienen abordando el problema con un clasificador multiclase. Con el enfoque multiclase, el mejor resultado se obtiene cuando los datos están normalizados a $m = 0, std = 1$ y se utiliza $D=3-t$, es decir, los parámetros temporales (t_{em} , t_{ed} y t_{md}), alcanzando una tasa media de acierto del 25,4 %. Si se compara este valor con el obtenido con el clasificador multiclase aleatorio, las prestaciones mejoran en un 100 %.

Para la clasificación binaria se concluye que, en general, se obtiene la mayor tasa de acierto cuando los datos están sin normalizar. Así, para el biante 1 obtiene aproximadamente un 73 % de tasa media de acierto con $D=2$, es decir, utilizando las relaciones de voltaje (v_{QR} y v_{SR}); y para el biante 2, aproximadamente un 59 %, para todas las dimensiones salvo para $D=3-t$. Para el biante 3, al igual que para los dos biantes anteriores, se alcan-

za la mayor tasa de acierto con los datos sin normalizar (aproximadamente 71 %) aunque en este caso con $D=3-t$. Obsérvese que, para todos los casos y al igual que sucede con el clasificador k -NN multiclase, el clasificador k -NN binario (bianes) mejora las prestaciones del clasificador binario aleatorio (50 %). Estos resultados justifican la utilización de herramientas de aprendizaje máquina, tanto para la localización por octantes como por bianes.

Si se compara la Tabla 4.1 y la Tabla 4.2 para la localización por octantes, se comprueba que se obtienen los mejores resultados con la parametrización de la onda (conjunto C1), que con los parámetros extraídos de los EGM (conjunto C2). Por bianes, se obtiene resultados similares para los bianes 1 y 2 con ambos conjuntos de datos; en cambio, para el biente 3 se obtienen mejores prestaciones si se utilizan los parámetros del EGM, es decir, el conjunto C2. En cuanto al valor del parámetro k , éste es menor para el conjunto C1 que para el conjunto C2. La justificación se encuentra en que para el conjunto C1, los datos están más dispersos en el espacio de representación, esto es, la dimensión de los datos es más alta en C1 que en C2, y para que el clasificador mantenga las propiedades locales, el valor de k debe ser más pequeño.

4.3. Localización con clasificadores neuronales

Existen diversas definiciones de las redes neuronales artificiales (RNA). Desde el punto de vista de la ingeniería, las RNA se describen como modelos matemáticos multiparamétricos no lineales, capaces de inducir una correspondencia entre conjuntos de patrones de información. Su aplicación resulta interesante porque son capaces de aprender a partir de ejemplos, permitiendo descubrir relaciones que pueden permanecer ocultas cuando se dispone de un gran volumen de datos [Martin:1997].

Entre las diferentes RNA existentes, este proyecto se centra en aquéllas que son aproximadores universales, esto es, que son capaces de aproximar cualquier función al grado de precisión deseado. La utilización de estos aproximadores es recomendable en escenarios como el que nos ocupa, donde no se tiene información a priori de la estructura de los datos. En concreto, en el proyecto se consideran tres modelos de RNA: una Red de Funciones de Base Radial o RBFN (*Radial Basis Function Network*), que es un aproximador universal con propiedades locales; una Red Neuronal Probabilística o PNN (*Probabilistic Neural Network*), variante de la RBFN; y un Perceptrón Multicapa o MLP (*Multi-Layer Perceptron*), que es un aproximador universal con propiedades globales. La denominación de “local” responde a que la clasificación de una muestra se realiza considerando, única o principalmente, las muestras próximas a las que se desea clasificar.

Las RNA están formadas por sencillas unidades de procesamiento llamadas neuronas, donde cada neurona implementa una determinada función matemática. El potencial de las RNA proviene de la alta conectividad entre neuronas, siendo habitual que éstas se organicen en capas: una capa de entrada, una o varias capas ocultas, y una capa de salida. La conexión entre cada par de neuronas tiene asociado un peso (un valor numérico por determinar), donde se encuentra el conocimiento que la RNA tiene sobre un determinado problema. Para determinar los valores de los pesos se realiza una fase de aprendizaje a partir de ejemplos.

Para evaluar las prestaciones que tienen las RNA en la identificación del octante, éstos se codificaron de modo binario con tres bits (suficientes para identificar ocho regiones), haciendo referencia cada bit a un biante diferente. Se estudian dos estrategias:

- En la primera estrategia se utiliza una única RNA con D neuronas en la capa de entrada (mismo número de neuronas que dimensionalidad de los patrones) y tres neuronas en la capa de salida. Cada neurona de la capa de salida indica la clasificación en un determinado biante.
- En la segunda estrategia se utilizan tres RNA independientes, una para identificar cada uno de los biantes utilizados en la codificación del octante. Así, cada RNA tiene D neuronas en la capa de entrada y una neurona en la capa de salida.

La identificación del octante se realiza teniendo en cuenta simultáneamente las tres salidas binarias de la RNA para la primera estrategia, y las salidas de las tres RNA para la segunda estrategia.

Al igual que con el clasificador k -NN, se realizaron experimentos con los patrones asociados a los conjuntos $C1$ y $C2$. No obstante, y debido a la ya mencionada maldición de la dimensionalidad, las prestaciones de las RNA utilizando el conjunto $C1$ fueron significativamente inferiores a las proporcionadas por el clasificador k -NN presentado en la sección anterior. Por brevedad en la memoria, en esta sección sólo se presentarán los resultados obtenidos con el conjunto $C2$.

4.3.1. Red de funciones de base radial

Fundamentos teóricos

Las redes de tipo RBFN se caracterizan por tener tres capas de neuronas: de entrada, oculta y de salida, tal como se ilustra en la Figura 4.4. Las neuronas de la capa de entrada simplemente envían la información del exterior (espacio de entrada) hacia las neuronas de la capa oculta. Las neuronas de la

capa oculta transforman las entradas utilizando funciones de base radial, cuya respuesta decrece monótonamente con la distancia a un vector almacenado en cada neurona oculta y que se denomina centroide. Las RBFN utilizadas en el proyecto son funciones gaussianas con simetría esférica, caracterizadas por un centroide y un factor de dispersión que determina el radio de influencia de cada neurona oculta en el espacio de entrada; de este modo, las neuronas de la capa oculta se activan en una región diferente del espacio de entrada, de ahí su carácter local. Las neuronas de la capa de salida implementan una función lineal, es decir, su salida es la suma ponderada de la respuesta de las neuronas de la capa oculta.

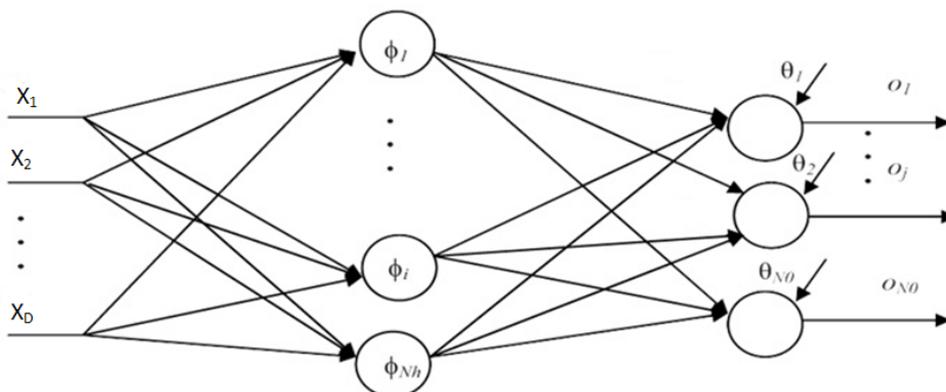


Figura 4.4: Esquema típico de una RBFN con D atributos de entrada, N_h neuronas ocultas y N_0 salidas.

El algoritmo de aprendizaje más rápido, y por tanto el más utilizado para determinar los parámetros de la RBFN, es un algoritmo de dos fases que separa el cálculo de los parámetros en cada capa:

1. En la primera fase se realiza un aprendizaje no supervisado para determinar los parámetros de las neuronas ocultas: centroides y factores de dispersión. El objetivo es posicionar las funciones base para estimar la función densidad de probabilidad (fdp) de los ejemplos en el espacio de entrada. Para ello, el método utilizado en este proyecto ha sido el algoritmo EM (*Expectation Maximization*) [Michell:1997], un algoritmo iterativo que permite estimar la fdp de los datos a partir de un modelo de mezcla de gaussianas.
2. En la segunda fase se realiza un aprendizaje supervisado para determinar los parámetros de conexión entre las neuronas ocultas y las de salida. Para determinar estos parámetros, en el proyecto se ha utilizado la pseudoinversa de Moore-Penrose [Moore:1920].

Resultados

Una vez presentada la estructura y el algoritmo de entrenamiento de la RBFN, al igual que se mostró en la Sección 4.2, la Tabla 4.3 presenta la tasa de acierto (y entre paréntesis la desviación típica) sobre el conjunto de test (LOO), tanto para la localización por biantes como por octantes. Como medida de la complejidad del clasificador resultante, entre llaves se indica el número medio de neuronas ocultas (entre paréntesis, su desviación típica).

El entrenamiento de esta red se realiza con una única máquina con tres salidas, cada una de las cuales está asociada a un biante diferente. Se explora distinto número de neuronas ocultas, de 1 a 11, eligiendo la máquina que mejores prestaciones ofrece sobre el conjunto de validación (*5-fold cross-validation*). Todas las tablas presentan la tasa de acierto (y entre paréntesis la desviación típica) sobre el conjunto de test (LOO), tanto para la localización por biantes como por octantes. Como medida de la complejidad del clasificador resultante, entre llaves se indica el número medio de neuronas ocultas (entre paréntesis, su desviación típica).

Se observa que las mejores tasas de acierto por octantes se obtienen con la normalización $m = 0$, $std = 1$ (salvo para $D=2$). El mejor resultado, aproximadamente 43 % de acierto, se obtiene utilizando $D=5$, es decir, con todos los parámetros disponibles para este estudio. Si se compara es resultado con el del clasificador aleatorio, se obtiene una mejora del 244 %, mucho mayor que con el clasificador k -NN.

El análisis de los resultados por biantes es diferente. En general, tanto para el biante 1 como para el biante 2 se obtienen mejores resultados con los datos sin normalizar. Además, la tasa máxima, aproximadamente 74 % para el biante 1 y 59 % para el biante 2, se alcanza con $D=3$, es decir, utilizando un único parámetro temporal y las relaciones de voltaje. Las conclusiones de la localización del biante 3 difieren de las anteriores: el mejor resultado (aproximadamente 71 %) se obtiene con independencia de la normalización y utilizando $D=3-t$, es decir, con todos los parámetros temporales. Si, al igual que con los octantes, se comparan estos resultados con los obtenidos con un clasificador binario aleatorio (tasa de acierto del 50 %), la utilización de la RBFN mejora la clasificación aleatoria por lo que tanto en la clasificación por biantes como por octantes, queda justificado el uso de herramientas de aprendizaje máquina.

Respecto al tamaño de las máquinas, en general, es pequeño ya que ninguna supera las 10 neuronas en su capa oculta. Obsérvese que la máquina de mayor tamaño está asociada al mejor clasificador por octantes.

En la Tabla 4.4 se muestra la tasa media de acierto (y desviación típica) obtenida al resolver el problema considerando de modo independiente la localización en cada biante, esto es, utilizando tres clasificadores binarios

Normalización	D	Biante 1	Biante 2	Biante 3	Octante (multiclase)
$m = 0, std = 1$	5	70,9(0)	58,5(0)	68,7(0)	43,1(0,4) {7,6(2,3)}
	3	71,7(0)	55,2(0)	66,1(0)	38,7(0,0) {5,4(2,1)}
	3-t	61,3(0)	53,5(0)	71,1(0)	33,4(0,5) {4,4(1,6)}
	2	63,7(0)	52,4(0)	55,0(0)	25,0(0,5) {2,0(0,2)}
[-1,1]	5	60,4(0)	49,1(0)	55,2(0)	29,4(0,1) {6,6(1,8)}
	3	63,3(0)	43,5(0)	54,8(0)	28,8(1,2) {5,3(2,0)}
	3-t	63,9(0)	53,0(0)	68,7(0)	31,8(0,3) {4,2(1,3)}
	2	61,1(0)	47,6(0)	56,1(0)	22,0(0,0) {2,0(0,2)}
No	5	71,1(0)	57,6(0)	61,7(0)	37,3(0,3) {5,3(1,7)}
	3	73,7(0)	59,3(0)	61,7(0)	37,8(0,8) {5,0(1,9)}
	3-t	63,0(0)	49,8(0)	70,4(0)	29,7(0,5) {4,5(1,6)}
	2	67,6(0)	54,3(0)	52,4(0)	30,9(0,0) {1,9(1,6)}

Tabla 4.3: Porcentaje de acierto (%) por biantes y por octantes utilizando un clasificador RBFN. Entre llaves se indica el número medio de neuronas ocultas para el clasificador.

de tipo RBFN, uno para cada biante. Debajo de la tasa de acierto de cada biante aparece, entre llaves, el número medio de neuronas (y la desviación típica) de la capa oculta de la máquina correspondiente al biante. Se ha explorado el mismo rango de neuronas en la capa oculta (entre 1 y 11) durante el entrenamiento.

Las mayores tasas de acierto por octante se obtienen, en general, para la normalización $m = 0, std = 1$. Al igual que en el clasificador multiclase, el mejor resultado, aproximadamente 40 % de acierto, corresponde al caso $D=5$, con una mejora del 220 % sobre el clasificador aleatorio.

Para la localización de los biantes 1 y 2, las mejores prestaciones (aproximadamente 73 % para el biante 1 y 59 % para el biante 2), se obtienen con los

Normalización	D	Biante 1	Biante 2	Biante 3	Octante (binario)
$m = 0, std = 1$	5	69,3(0,0) {7,6(2,8)}	56,5(0,0) {7,2(3,2)}	68,7(0,0) {6,4(1,4)}	40,5(0,1)
	3	72,1(0,0) {5,1(2,1)}	52,8(0,0) {5,0(3)}	66,3(0,0) {4,4(1,3)}	37,6(0,1)
	3-t	63,0(0,0) {4,5(1,5)}	53,5(0,0) {2,3(1,9)}	71,5(0,0) {4,3(1,5)}	32,2(0,0)
	2	61,3(0,0) {1,96(0,2)}	52,4(0,0) {1,6(0,5)}	55,2(0,0) {1,7(0,5)}	23,3(0,0)
[-1,1]	5	63,3(0,0) {6,2(1,7)}	49,6(0,0) {5,6(3,0)}	53,0(0,0) {6,0(2,0)}	29,1(0,0)
	3	60,4(0,0) {2,3(1,2)}	52,4(0,0) {1,6(15,)}	55,0(0,0) {2,1(0,7)}	24,8(1,4)
	3-t	63,7(0,0) {4,5(1,6)}	53,3(0,0) {2,3(1,9)}	67,8(0,0) {4,8(1,8)}	29,8(0,0)
	2	61,1(0,0) {1,96(0,2)}	48,0(0,0) {1,4(0,5)}	56,1(0,0) {1,6(0,5)}	21,9(0,0)
No	5	71,9(0,0) {5,0(1,9)}	57,8(0,0) {4,2(2,1)}	62,8(0,0) {5,6(1,9)}	38,5(0,0)
	3	73,3(0,0) {4,6(2,0)}	58,7(0,0) {4,2(2,1)}	62,6(0,0) {4,7(2,1)}	37,1(1,4)
	3-t	63,7(0,0) {4,3(1,4)}	52,4(0,0) {2,6(2,8)}	70,4(0,0) {4,6(1,8)}	30,0(0,0)
	2	67,4(0,0) {1,9(1,4)}	55,0(0,0) {1,9(1,4)}	51,9(0,0) {1,9(1,4)}	30,8(0,1)

Tabla 4.4: Tasa de acierto (%) por biantes y por octantes utilizando tres clasificadores binarios RBFN, uno para cada biante. Entre llaves se indica el número medio de neuronas ocultas para cada clasificador.

datos sin normalizar y $D=3$. Por el contrario, para el biante 3, la mayor tasa de acierto (aproximadamente 72%) corresponde a la normalización $m = 0, std = 1$ y $D=3-t$. Si se comparan estos resultados con los del clasificador aleatorio (50%), también queda justificado la utilización de herramientas de aprendizaje máquina. Respecto al tamaño de los clasificadores, obsérvese que la máquina más pequeña (1 única neurona oculta) es la que ofrece los peores resultados, de hecho peores que los del clasificador aleatorio. Al igual que en la RBFN multiclase el clasificador de mayor tamaño también está asociado a la normalización $m = 0, std = 1$ y $D=5$.

De la comparación de la Tabla 4.3 y la Tabla 4.4 se puede concluir que, tanto utilizando una máquina como tres máquinas, las mayores tasas de acierto por octantes se obtienen con normalización $m = 0, std = 1$ y con

$D=5$. Al igual que sucede con el clasificador k -NN, el mejor resultado para la clasificación por octantes con RBFN se obtiene abordando el problema con un clasificador multiclase, ya que al entrenar una sólo máquina con la información de los tres biantes, ésta puede capturar las relaciones entre ellos. Respecto a la clasificación por biantes, los mejores resultados, para los biantes 1 y 2 se obtienen cuando no se aplica normalización y se utiliza $D=3$; para el biante 3 el mejor resultado corresponde a $D=3-t$ y normalización $m = 0$, $std = 1$.

4.3.2. Red Neuronal Probabilística

Para intentar mejorar las prestaciones obtenidas con el clasificador anterior, se optó por utilizar otro tipo de red con funciones de base radial, la Red Neuronal Probabilística o PNN, por ser de rápido entrenamiento y adecuada para resolver problemas de clasificación [Duda:2001].

Fundamentos teóricos

Al igual que la RBFN, la PNN también tiene tres capas: de entrada, oculta y de salida (véase la Figura 4.5); la diferencia con la RBFN radica en la capa oculta y en la de salida:

- En la PNN, la capa oculta está formada por tantas neuronas (en nuestro caso, funciones base gaussianas esféricas) como muestras (N) se utilicen en el entrenamiento. De este modo, el centroide de cada neurona se corresponde con una de las muestras del conjunto de entrenamiento. El factor de dispersión es común a todas las neuronas.
- En la PNN, la capa de salida está formada por tantas unidades como categorías a discriminar (C_p en la Figura 4.5). Al contrario que en la RBFN, no todas las neuronas ocultas están conectadas con todas las neuronas de salida; en la PNN cada neurona oculta tiene una única conexión, con la neurona de la capa de salida correspondiente a la clase a la que la pertenece el centroide (muestra de entrenamiento). Cada neurona de salida realiza la suma de las salidas proporcionadas por las neuronas ocultas a las que está conectada. De este modo, la salida de cada neurona proporciona una función discriminante que se interpreta como una estimación de la fdp (obtenida mediante ventanas de Parzen) de la categoría correspondiente.

Obsérvese que la fase de entrenamiento de esta red es mucho más rápida que la de la RBFN, ya que no requiere de ningún algoritmo iterativo; por el contrario, los requisitos de memoria son mucho mayores. En cuanto a la fase

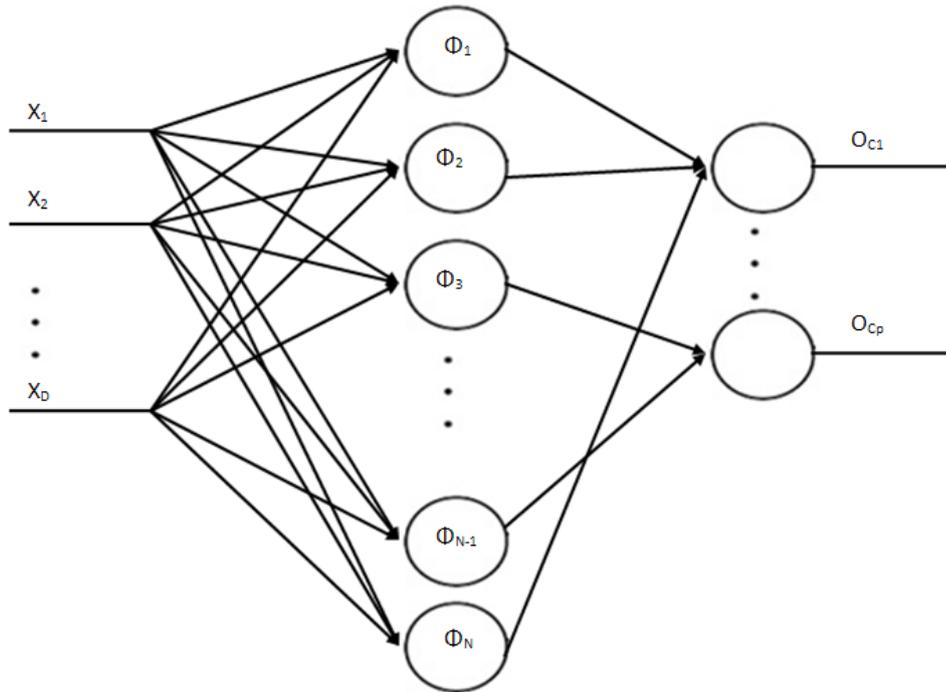


Figura 4.5: Esquema típico de una PNN con D atributos de entrada, N neuronas ocultas y C_p salidas.

de clasificación, la PNN asigna una muestra a la clase asociada al máximo valor de la salida.

Resultados

De la misma forma que con la RBFN, a continuación se muestran los resultados obtenidos tras el entrenamiento de la PNN explorando distintos valores del factor de dispersión (entre 0,01 y 100) y eligiendo aquél que mejores prestaciones ofrece sobre el conjunto de validación. En la Tabla 4.5 se presenta el porcentaje medio de acierto en test (y su desviación típica) utilizando una PNN multiclase ($C_p = 8$). Debajo de la tasa de acierto por octantes aparece, entre llaves, el factor medio de dispersión y su desviación típica correspondiente, obtenidas mediante validación cruzada.

Las tasas medias de acierto para los octantes son superiores con normalización $m = 0$, $std = 1$, obteniéndose como mejor resultado una tasa media del aproximadamente 26 % para $D=3$. Si se compara este resultado con el del clasificador multiclase aleatorio (12,5 %), el clasificador PNN multiclase mejora las prestaciones en un 108 %.

Normalización	D	Biante 1	Biante 2	Biante 3	Octante (multiclase)
$m = 0, std = 1$	5	67,8(0,0)	55,9(0,0)	60,2(0,0)	24,1(0,0) {0,37(0,13)}
	3	66,3(0,0)	59,8(0,0)	63,5(0,0)	26,1(0,0) {0,30(0,03)}
	3-t	62,8(0,0)	51,9(0,0)	68,0(0,0)	24,8(0,0) {0,42(0,14)}
	2	72,2(0,0)	55,4(0,0)	57,6(0,0)	25,0(0,0) {0,61(0,21)}
[-1,1]	5	60,4(0,0)	53,9(0,0)	55,0(0,0)	22,2(0,0) {0,11(0,06)}
	3	45,0(0,0)	47,6(0,0)	55,4(0,0)	14,3(0,0) {0,08(0,02)}
	3-t	61,7(0,0)	57,4(0,0)	65,0(0,0)	25,6(0,0) {0,10(0,03)}
	2	65,4(0,0)	52,6(0,0)	55,2(0,0)	21,3(0,0) {0,23(0,08)}
No	5	67,0(0,0)	57,2(0,0)	56,3(0,0)	22,6(0,0) {0,09(0,06)}
	3	71,1(0,0)	52,2(0,0)	57,8(0,0)	21,7(0,0) {0,27(0,14)}
	3-t	63,0(0,0)	51,1(0,0)	67,8(0,0)	24,3(0,0) {0,31(0,09)}
	2	72,8(0,0)	57,8(0,0)	58,5(0,0)	23,5(0,0) {0,02(0,01)}

Tabla 4.5: Porcentaje de acierto por biantes y por octantes utilizando un clasificador PNN con $C_p = 8$. Entre llaves se indica el valor medio del parámetro factor de dispersión (y su desviación típica).

Si se analizan los resultados por biantes, se puede ver que el biante 1 obtiene la mayor tasa media de acierto sin normalizar los datos y con $D=2$, alcanzando aproximadamente un 73 % de acierto; por el contrario, para el biante 2 y el biante 3 se obtienen las mejores prestaciones (aproximadamente 60 % y 68 % respectivamente) con normalización $m = 0, std = 1$ y $D=3-t$.

Hay que hacer notar que el factor medio de dispersión no supera en ningún caso la unidad, ni siquiera cuando los datos están sin normalizar.

En la Tabla 4.6 se presenta, de igual forma que en la Tabla 4.5, la tasa media de acierto (y desviación típica) para el conjunto de test utilizando tres clasificadores binarios de tipo PNN (cada uno con $C_p = 2$) para localizar el biante de origen de la arritmia. Las mejores prestaciones por octantes se

obtienen con la normalización $m = 0$, $std = 1$ y $D=3$, mejorando en un 124 % las prestaciones del clasificador aleatorio multiclase y también mejorando ligeramente las del clasificador PNN multiclase. Respecto a la localización por biantes, en todos los casos se mejoran los resultados del clasificador binario aleatorio, con resultados similares a los obtenidos con el clasificador PNN multiclase.

Normalización	D	Biante 1	Biante 2	Biante 3	Octante (binario)
$m = 0, std = 1$	5	69,3(0,0) {0,68(0,2)}	59,3(0,0) {0,67(0,25)}	65,2(0,0) {0,46(0,17)}	27,4(0,0)
	3	71,5(0,0) {0,45(0,19)}	62,4(0,0) {0,29(0,08)}	64,1(0,0) {0,85(0,60)}	28,5(0,0)
	3-t	60,9(0,0) {0,57(0,18)}	46,5(0,0) {0,52(0,52)}	70,2(0,0) {0,57(0,24)}	22,6(0,0)
	2	71,3(0,0) {0,39(0,26)}	61,1(0,0) {0,23(0,06)}	57,8(0,0) {0,40(0,13)}	23,9(0,0)
[-1,1]	5	60,6(0,0) {0,20(0,06)}	54,1(0,0) {0,11(0,06)}	55,6(0,0) {0,23(0,08)}	22,8(0,0)
	3	55,4(0,0) {0,13(0,06)}	44,1(0,0) {0,12(0,05)}	55,6(0,0) {0,23(0,18)}	16,5(1)
	3-t	61,3(0,0) {0,21(0,06)}	53,0(0,0) {0,29(0,26)}	65,2(0,0) {0,21(0,11)}	22,6(0,0)
	2	68,9(0,0) {0,07(0,03)}	55,4(0,0) {0,05(0,02)}	57,8(0,0) {0,08(0,02)}	20,4(0,0)
No	5	72,8(0,0) {0,19(0,05)}	60,0(0,0) {0,11(0,05)}	58,7(0,0) {0,05(0,11)}	25,4(0,0)
	3	72,8(0,0) {0,20(0,04)}	60,4(0,0) {0,13(0,06)}	57,6(0,0) {0,15(0,09)}	25,0(1)
	3-t	60,6(0,0) {0,03(0,01)}	47,6(0,0) {0,04(0,03)}	70,4(0,0) {0,03(0,01)}	23,5(0,0)
	2	72,8(0,0) {0,19(0,04)}	60,6(0,0) {0,17(0,12)}	56,7(0,0) {0,26(0,17)}	23,5(0,0)

Tabla 4.6: Tasa de acierto (%) por biantes y por octantes utilizando tres clasificadores binarios PNN, uno por cada biante (con $C_p = 2$). Entre llaves se indica el valor medio del parámetro factor de dispersión (y su desviación típica).

Si se comparan los resultados por octantes de la Tabla 4.5 y la Tabla 4.6, se observa que las mejores prestaciones se consiguen con tres clasificadores binarios para la normalización $m = 0$, $std = 1$ y $D=3$.

De las comparación de los resultados de los clasificadores PNN (Tabla 4.5 y Tabla 4.6) con los obtenidos con los clasificadores RBFN (Tabla 4.3 y

Tabla 4.4), se puede concluir que, en general, se obtienen mejores prestaciones con los clasificadores RBFN. La única excepción se encuentra en la localización del biante 2, donde se obtiene un 5 % de mejora del PNN. Para la selección del octante, ambos clasificadores ofrecen los mejores resultados para la normalización $m = 0$, $std = 1$: la RBFN alcanza una tasa de acierto de aproximadamente el 43 % utilizando $D=5$, mientras que la PNN utiliza $D=3$, alcanzando una tasa de acierto de aproximadamente el 28 %. Ambos clasificadores también coinciden en que, para el biante 3, la mejor localización se consigue utilizando únicamente los parámetros temporales ($D=3-t$).

4.3.3. Perceptrón multicapa

Fundamentos teóricos

Como se indicó al inicio de esta sección, el MLP es un aproximador universal con características globales. La arquitectura de esta red deriva de la interconexión en capas de sencillas neuronas, llamadas perceptrones, donde cada interconexión está ponderada por un parámetro (a determinar en la fase de aprendizaje). La Figura 4.6 muestra la arquitectura del MLP utilizado en este proyecto, formado por una única capa oculta. Cada neurona de la capa oculta calcula la suma ponderada de sus entradas y, al resultado, le aplica una función sigmoïdal, caracterizada por ser no lineal y derivable. En cuanto a la capa de salida, sus neuronas combinan linealmente el valor proporcionado por las neuronas ocultas, ponderándolos por los parámetros que conectan ambas capas (oculta y de salida).

Para entrenar el MLP se ha utilizado la regla de aprendizaje por retropropagación de errores o BP (*Back-Propagation*) [Rumelhart:1986], uno de los métodos de aprendizaje más generales utilizados en el entrenamiento de redes neuronales multicapa, siendo la extensión natural de la regla LMS (*Least Mean Squared*) para sistemas lineales [Widrow:1960]. Ambas reglas minimizan el error cuadrático medio entre la salida deseada y la salida proporcionada por la red, utilizando para ello un método de descenso por gradiente. Así, en el MLP los parámetros son inicializados aleatoriamente y, durante la fase de aprendizaje, el error se propaga de las neuronas de salida hacia las de entrada (de ahí el nombre del algoritmo) y los parámetros de la red, que modulan la interconexión entre neuronas, se modifican iterativamente para reducir la función de error que se optimiza.

Para acelerar el descenso por la superficie de error (y por tanto también el proceso de aprendizaje) se puede utilizar la información proporcionada por la derivada de segundo orden. Los algoritmos de aprendizaje que no sólo utilizan la información del gradiente, sino también de la curvatura de la superficie, se denominan genéricamente métodos de segundo orden. Dentro de este grupo

de algoritmos, uno de los más conocidos es el algoritmo de descenso por gradiente conjugado, que realiza estimaciones de la matriz hessiana (matriz de derivadas segundas) para determinar la dirección de descenso, denominada dirección conjugada, como la dirección en la que el gradiente no cambia su dirección (sólo su magnitud) durante el siguiente descenso. Obsérvese que el descenso a lo largo de esta dirección “no echa a perder” lo progresado en descensos anteriores, lo que permite acelerar la convergencia del algoritmo. Para estimar la dirección del gradiente conjugado, en este proyecto se ha utilizado el algoritmo de Hestenes-Stiefel [Hestenes:1952].

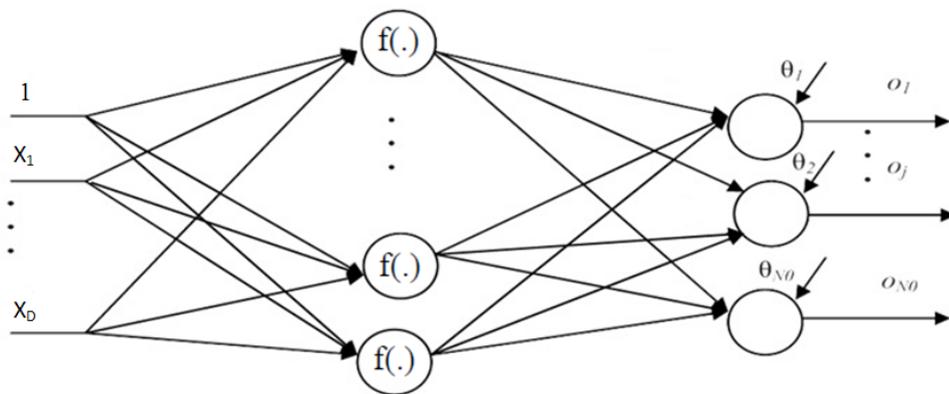


Figura 4.6: Esquema típico de una red MLP con una capa oculta y D atributos de entrada, N_h neuronas ocultas y N_0 salidas.

Resultados

Tras presentar la arquitectura de la red y el algoritmo de aprendizaje utilizado, la Tabla 4.7 y la Tabla 4.8 muestran las tasas medias de acierto del conjunto de test utilizando un clasificador MLP multiclase (Tabla 4.7) y tres clasificadores MLP binarios (Tabla 4.8). Como indicador del tamaño de la máquina, entre llaves, se muestra el número de neuronas ocultas (media y desviación típica) obtenido mediante la técnica de *5-fold cross validation*. Puesto que las RNA anteriores ofrecen las mejores prestaciones por octantes con la normalización $m = 0$, $std = 1$, en lo que sigue sólo se presentan los resultados asociados a esta normalización. Para diseñar el clasificador se han realizado experimentos variando el número de neuronas ocultas entre 1 y 8, seleccionando la máquina que mejores prestaciones ofrece sobre el conjunto de validación.

De los resultados de las dos tablas se observa que la mejor tasa de acierto por octantes se obtiene para $D=3$, superando las prestaciones de los clasi-

cadres aleatorios en más del 200 %. En cuanto a la clasificación por biantes, los mejores resultados para el biante 1 se obtienen con $D=3$, para el biante 2 con $D=2$ (MLP multiclase) y $D=5$ (MLP binario), y para el biante 3 con $D=3-t$.

Las mejores prestaciones para la clasificación por octantes se obtiene para $D=3$, con aproximadamente un 38 % de acierto y utilizando un clasificador multiclase y un 40 % con tres clasificadores binarios. Como se observa, en todos los casos el tamaño del clasificador es muy pequeño, con una media de 3 neuronas para el clasificador multiclase y de 2 neuronas para el clasificador binario.

D	Biante 1	Biante 2	Biante 3	Octante (multiclase)
5	73,9(0,0)	57,2(0,0)	67,4(0,0)	36,9(1,2) {3,2(1,0)}
3	73,9(0,0)	55,9(0,0)	63,7(0,0)	37,9(0,8) {3,3(1,1)}
3-t	61,7(0,0)	51,5(0,0)	71,3(0,0)	33,2(1,0) {2,6(1,3)}
2	73,3(0,0)	60,6(0,0)	56,3(0,0)	35,8(1,0) {3,1(1,1)}

Tabla 4.7: Porcentaje de acierto por biantes y por octantes utilizando un clasificador MLP con tres salidas, y normalización $m = 0$, $std = 1$.

D	Biante 1	Biante 2	Biante 3	Octante (binario)
5	73,3(0,0) {1,1(0,4)}	60,0(0,0) {2,7(1,6)}	66,5(0,0) {1,8(1,3)}	36,8(2,7)
3	73,7(0,0) {1,2(0,7)}	58,0(0,0) {3,0(1,9)}	63,0(0,0) {1,8(1,3)}	39,2(1,2)
3-t	63,9(0,0) {1,8(1,0)}	51,9(0,0) {2,4(1,3)}	70,0(0,0) {1,4(0,9)}	35,2(2,4)
2	71,7(0,0) {1,3(0,6)}	56,1(0,0) {2,1(1,4)}	60,0(0,0) {1,6(1,0)}	35,3(1,0)

Tabla 4.8: Porcentaje de acierto por biantes y por octantes utilizando tres clasificadores MLP, uno por biante, y normalización $m = 0$, $std = 1$.

De la comparación del clasificador MLP (Tabla 4.7 y Tabla 4.8) con el clasificador RBFN (Tabla 4.3 y la Tabla 4.4) se puede comprobar que los resultados son inferiores para el MLP. En concreto, para la localización por octantes se obtiene, en el mejor de los casos, una mejora del 11 % al utilizar el

clasificador RBFN. Respecto a la localización por los biantes, para el biante 1 y el biante 3, el clasificador RBFN sigue siendo superior al MLP, mientras que para el biante 2 el MLP ofrece mejores prestaciones. En general, el tamaño de la máquina es inferior, para el clasificador MLP que para el clasificador RBFN.

Capítulo 5

Conclusiones y líneas futuras de investigación

5.1. Conclusiones

En este proyecto se han conseguido los dos objetivos inicialmente presentados. Por un lado, se ha propuesto y evaluado un procedimiento para obtener la señal eléctrica cardíaca en formato digital a partir de los registros de EGM impresos en blanco y negro. Por otro lado, se han utilizado herramientas de aprendizaje máquina para localizar el foco de una arritmia en el VI. De ambos trabajos se pueden obtener las siguientes conclusiones:

Obtención de la señal eléctrica a partir de EGM impresos

Para la consecución del objetivo principal de este proyecto, localizar la región de origen de una arritmia, se utilizan los EGM registrados en DAI. Estos EGM se encuentran impresos en papel, y para poder procesarlos mediante técnicas de procesamiento de señal es necesario tenerlos en formato digital. Es por ello que se ha presentado y evaluado un procedimiento para la obtención de la señal en formato digital a partir de los EGM impresos.

En primer lugar, este procedimiento ha mostrado ser un método válido que elimina la cuadrícula en EGM impresos en blanco y negro [Calvo:2007].

A continuación, teniendo en cuenta las características de los EGM de las dos casas comerciales con las que se trabaja, Medtronic® y Boston Scientific®, se ha presentado un procedimiento que recupera, de manera automática, el trazo de la señal. Este procedimiento tiene en cuenta las variaciones rápidas del nivel de tensión, puesto que son las zonas de más difícil recuperación. En el Capítulo 2, en el que se hace una revisión de las técnicas utilizadas

para la obtención de la señal, se ha mostrado que no todos los autores tienen en cuenta esta característica de la señal eléctrica, o teniéndola en cuenta, necesitan de un operador que la trate de forma manual.

Para la evaluación de la señal recuperada, se han propuesto tres métodos de sincronización entre la señal recuperada y la señal de referencia: el método de mínimos cuadrados, el método de *splines* y el método de filtro adaptado. En general, en la literatura, este problema no se tiene en cuenta a la hora de comparar las dos señales, excepto en [Jané:1989] donde se propone el método de filtro adaptado. Como conclusión, se obtiene que tanto el método de mínimos cuadrados como el método de *splines* realizan una sincronización más precisa que el método de filtro adaptado.

Finalmente, se han presentado los resultados de la comparación de la señal recuperada y de referencia mediante distintas figuras de mérito. De estos resultados se puede concluir que, la mejor recuperación se obtiene con los dispositivos Medtronic[®], puesto que el grosor del trazo de la plumilla de sus programadores es más fino. Además, la recuperación resulta más sencilla en los EGM monopolares que en los bipolares, puesto que estos últimos poseen mayor número de variaciones rápidas del trazo de la señal. De la misma forma, el episodio que se recupera más fielmente es, en general, el RS puesto que en los EGM se representa como una señal con un trazo suave.

Localización del foco de la arritmia

El objetivo principal del proyecto ha sido determinar el octante del VI en el que se originó la arritmia, y para ello se han utilizado herramientas de aprendizaje máquina. En primer lugar se han estudiado esquemas locales, como el clasificador k -NN y redes de base radial, como el clasificador RBFN, y una variante de esta última, el clasificador PNN. A continuación, se emplean clasificadores globales, en concreto el MLP.

Para realizar el entrenamiento de estos clasificadores, se han utilizado dos parametrizaciones de los datos, una que representa la forma de onda de un latido, y otra que utiliza parámetros característicos de los EGM (tiempos y amplitudes). De ambas parametrizaciones, la que mejores prestaciones ha ofrecido es la que utiliza los parámetros característicos de los EGM, por la menor dimensionalidad de los datos respecto a la parametrización directa de la forma de onda, aliviando así el problema de la maldición de la dimensionalidad.

También se ha tenido en cuenta en preprocesado de los datos, que ha consistido en dos tipos de normalizaciones: la normalización de media 0 y desviación típica 1, y la normalización en el intervalo acotado $[-1,1]$. Para obtener el octante de origen de la arritmia, las mejores prestaciones se han obtenido aplicando la normalización de media 0 y desviación típica 1.

Para la obtención del octante se han propuesto dos estrategias: clasificación multiclase y clasificación binaria. La primera obtiene el octante a partir de un único clasificador, mientras que la segunda lo obtiene como combinación de tres clasificadores binarios, uno por biente. De estas estrategias, se puede concluir que ambas ofrecen los mejores resultados utilizando la misma normalización y dimensionalidad.

Teniendo en cuenta las tres conclusiones anteriores, de los clasificadores propuestos, el que mejores prestaciones ofrece para localizar el octante en el que se originó la arritmia es el clasificador RBFN, mejorando la tasa de acierto en un 244 %, con respecto a un clasificador multiclase aleatorio.

5.2. Líneas futuras de investigación

A continuación se enumeran diferentes líneas futuras de investigación, a partir de los resultados que se han obtenido en este proyecto:

- Inclusión de nuevas características de las señales eléctricas:
 - Aplicando diferentes procesados de la señal, como análisis espectral, entropía muestral o transformada Wavelet.
 - Utilizando de técnicas de selección de características.
- Utilización de otras técnicas de aprendizaje que sean más robustas a la maldición de la dimensionalidad, como las Máquinas de Vectores Soporte o SVM (*Support Vector Machine*) [Vapnik:1995].
- Valoración en ensayos clínicos prospectivos de mayor alcance para comprobar la viabilidad de utilizar técnicas de localización de arritmias en los equipos de monitorización de la actividad eléctrica, equipos utilizados habitualmente en los laboratorios de electrofisiología cardíaca.

Presupuesto del proyecto

En este apéndice se presenta el presupuesto asociado a la realización del presente proyecto. Para hacer la estimación de este importe económico se tiene en cuenta tanto el coste de los medios materiales como el coste de los recursos humanos empleados para su realización.

A.1. Coste de los medios materiales

En la Tabla A.1 se hace un desglose del coste unitario del material utilizado para realizar el proyecto.

Concepto	Coste unitario
Ordenador personal	1.200 euros
Impresora + Tóner + Papel	150 euros
Escáner HP Scanjet 7650	594 euros
Programador de Medtronic [®]	995 euros
Programador de Boston Scientific [®]	995 euros
Licencia de sistema operativo Windows XP Professional	180 euros
Licencia MATLAB	2.400 euros
Paquete ofimático Microsoft Office 2003 Professional	180 euros
L ^A T _E X 2 _ε	0 euros
Gastos de oficina	120 euros
Papel térmico Medtronic [®]	15 euros
Papel térmico Boston Scientific [®]	15 euros
Total material	6.844 euros

Tabla A.1: Coste unitario del material utilizado en la realización del proyecto.

Al total del coste de material utilizado hay que añadir el coste del em-

plazamiento de trabajo donde se han llevado a cabo la realización del proyecto. El lugar de trabajo está debidamente acondicionado mediante alumbrado, calefacción, aire acondicionado, servicio de limpieza, mesas, sillas, tomas de corriente, y red de datos de banda ancha. Su coste en alquiler se estima en unos 700 euros por mes. Se ha estimado una duración de trabajo del proyecto en 12 meses, por lo que **el coste en concepto de alquiler de emplazamiento puede estimarse en 8.400 euros.**

Sumando el coste total del material más el alquiler del lugar de trabajo, se obtiene que: **el coste total de medios materiales es 15.244 euros.**

A.2. Coste del personal

Según el Colegio Oficial de Ingenieros de Telecomunicación (COIT), el sueldo medio de un Ingeniero de Telecomunicación es de 30.000 euros brutos anuales. Como referencia, podemos escoger un sueldo inicial para un trabajador en fase de realización del proyecto de fin de carrera o recién titulado, de 15.000 euros brutos anuales (incluido beneficios sociales). En dichas condiciones, el salario ronda los 1.000 euros brutos al mes, distribuidos en 12 pagas, valor que se tomará como referencia. Por lo tanto, **el coste del proyecto por coste de personal asciende a un total de 15.000 euros.**

A.3. Coste de la dirección

Para la realización este proyecto de ingeniería, estimamos el salario del director del proyecto, de forma general, como un 7% de la suma del coste de material más el coste de la mano de obra hasta un límite de 30.000 euros anuales. Por tanto, **el coste de la dirección del proyecto a lo largo de la elaboración de este estudio es de 2.117 euros.**

A.4. Coste total del proyecto

El importe económico final del proyecto se calcula como la suma del coste de los medios materiales más el coste del personal y dirección del proyecto. Realizando este cálculo se obtiene que **el coste total del proyecto asciende a 32.361 euros.**

Bibliografía

- [Amini:1990] A. Amini, T. Weymouth, y R. Jain, “Using dynamic programming for solving variational problems in vision.” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 9, 855–867, September 1990.
- [Badilini:2005] F. Badilini, T. Erdem, W. Zareba, y A. Moss, “ECGScan: a method for conversion of paper electrocardiographic printouts to digital electrocardiographic files.” *Journal of Electrocardiology*, 38, 310–318, 2005.
- [Bishop:1995] C. Bishop, *Neural networks for pattern recognition*, Oxford University Press, 1995.
- [Blanco:2004] M. Blanco, *Compresión de electrocardiogramas mediante bancos de filtros coseno modulado y análisis multirresolución*, Tesis Doctoral, Universidad de Alcalá Spain, 2004.
- [Blum:1967] H. Blum, *A transformation for extracting new descriptors of shape*, Models for the Perception of Speech and Visual Form, Wathen-Dunn, W. ed., MIT Press, 1967.
- [Calvo:2007] M. Calvo, “Preprocesado de imagen en registros continuos de señales cardíacas para su digitalización.”, en *Proyecto Fin de Carrera, Universidad de Carlos III de Madrid, Spain*, 2007.
- [Jané:1989] R. J. Campos, *Noves tècniques en l’anàlisi del senyal electrocardiogràfic: aplicació a l’ECG d’alta resolució*, Tesis Doctoral, Universidad Politècnica de Catalunya, 1989.

- [Chebil:2008] J. Chebil, J. Al-Nabulsi, y M. Al-Maitah, “A novel method for digitizing standards ECG papers.”, en *Proceedings of the International Conference on Computer and Communication Engineering*, Kuala Lumpur, Malaysia, May 13-15, 2008.
- [Chia:1996] P. Chia, K. Ong, y H. K. Bhullar, “An accurate and automatic system for extracting features from ECG paper recordings: Its use in clinical studies and telemedicine.”, en *Computers in Cardiology*, 1996.
- [Martin:1997] B. M. del Brío y A. S. Molina, *Redes neuronales y sistemas borrosos*, Ra-Ma, 1997.
- [Duda:2001] R. Duda, P. Hart, y D. Stork, *Pattern Classification*, Wiley-Interscience, John Wiley and Sons, Inc., 2001.
- [FDA-CDER:2002] FDA-CDER, “The clinical evaluation of QT/QTc interval prolongation and proarrhythmic potential for non-antiarrhythmic drugs.” *Preliminary concept paper*, November 2002.
- [Font:1999] E. Font y X. Prat, “Muerte súbita (III) Causas de muerte súbita. Problemas a la hora de establecer y clasificar los tipos de muerte.” *Revista Española de Cardiología.*, 52 (11), 1004–1014, 1999.
- [Gonzalez:2002] R. Gonzalez y R. Woods, *Digital image processing*, Addison Wesley/Longman, New York, 2002.
- [Guideline:2006] Guideline, “Guideline for the digitisation of paper records.”, April 2006, <http://www.archives.qld.gov.au/publications/digitisation.asp>. Última fecha de consulta: Agosto 2009.
- [Haykin:2009] S. Haykin, *Neural networks and learning machines*, Pearson International Edition, 2009.
- [Hestenes:1952] M. Hestenes y E. Stiefel, “Methods of conjugate gradients for solving linear systems.” *Journal of Research of National Bureau of Standards*, 49, 409–436, 1952.
- [Bhullar:1992] H.K.Bhullar, J. Fothergill, y D. D. Bono, “Computer-based techniques for the optimal extraction of medical data from graphical records.”, en *Medical Imaging: Image Processing and Analysis, IEE Colloquium on*, 1992.

- [ManualHP] HP, "Manual del escáner HP SCANJET 7650.", <http://h10010.www1.hp.com/wwpc/es/es/sm/WF05a/15179-15179-64195-3445111-3445111-434502.html>. Última fecha de consulta: Agosto 2009.
- [Kao:2001] T. Kao, L. Hwang, Y. Lin, y C. Hsiao, "Computer analysis of the electrocardiograms from ECG paper recordings.", en *Proceeding of the 23rd Annual EMBS International Conference*, Istanbul, Turkey, October 25-28, 2001.
- [Kass:1988] M. Kass, A. Witkin, y D. Terzopoulos, "Snakes: active contours models." *International Journal of Computer Vision*, 1 (4), 321-331, 1998.
- [König:2005] H. König, "Access to persistent health information objects: Exchange of image and document data by the use of DICOM and HL7 standards." *International Congress Series*, 1281, 932-937, 2005.
- [Lam:1992] L. Lam, S. Lee, y C. Suen, "Thinning Methodologies-A Comprehensive Survey." *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 14 (9), 869-8859, September 1992.
- [Lawson:1995] W. Lawson, G. Wagner, R. Startt-Selvester, y G. Ybarra, "New method for digitization and computerized analysis of paper recordings of standard 12-lead electrocardiograms.", en *Computers in Cardiology*, 41, Los Angeles, 1995.
- [Liang:1994] S. Liang y M. Ahmadi, "A morphological approach to text string extraction from regular periodic overlapping text/background image." *Graph. Model Im. Proceeding*, 56, 402-413, 1994.
- [Lindner:2002] U. Lindner y D. Dubin, *Introducción a la electrocardiografía*, Masson, 2002.
- [ManualMedtronic] Medtronic®, "Manual del programador de MEDTRONIC CARELINK® (Modelo 2090).", http://manuals.medtronic.com/wcm/groups/mdtcom_sg/@emanuals/@era/@crdm/documents/documents/m931557a004_cont_20081118.pdf. Última fecha de consulta: Agosto 2009.

- [Millet-Roig:1998] J. Millet-Roig, A. Mocholi-Salcedo, J. López-Soriano, R. García-Civera, y R. Ruiz-Granell, “A method capable of digitising every type of biosignals paper recordings as a tool for database improving.”, en *Proceedings of the 20th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 1998.
- [Michell:1997] T. M. Mitchell, *Machine learning*, McGraw-Hill, 1997.
- [Mitra:2003] S. Mitra y M. Mitra, “An automated data extraction system from 12 lead ECG.” *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 71, 33–38, 2003.
- [Moore:1920] E. Moore, “On the reciprocal of the general algebraic matrix.” *Bulletin of the American Mathematical Society*, 26, 394–395, 1920.
- [Mora-Jiménez:1998] I. Mora-Jiménez, “Algoritmos avanzados de procesamiento y segmentación de imagen.”, en *Proyecto Fin de Carrera, Universidad Politécnica de Valencia, Spain*, 2007.
- [Morales:2005] E. Morales, D. Sevilla, J. Pierluissi, y H. Nazeran, “Digitization and synchronization method for electrocardiogram printouts.”, en *Proceeding of the 2005 IEEE Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference*, Shanghai, China, September 1-4, 2005.
- [Paterni:2002] M. Paterni, A. Belardinelli, A. Benassi, C. Carpeggiani, y M. Demi, “An automated procedure to convert ECGs from graph paper to digital signals.”, en *Computers in Cardiology*, 29:263-266, 2002.
- [Physionet:1980] Physionet, “PhysioBank physiologic signal archives for biomedical research.”, 1980, <http://www.physionet.org/physiobank/database/mitdb/>. Última fecha de consulta: Agosto 2009.
- [Rumelhart:1986] D. Rumelhart, “Learning representations by backpropagating errors.” *Nature*, 323 (6), 533, 1986.
- [Salazar:2006] A. Salazar, A. Serrano, y J. Gosálbez, “Técnicas de procesamiento de señal para la digitalización de electrocardiogramas impresos.”, en *Libro de actas - URSI2006*, 1409–1413, Oviedo, 12-15 Septiembre 2006.
- [ManualBoston] B. Scientific®, “Manual del Programador/Registrador/Monitor ZOOM® LATITUDE®

- de Boston Scientific® (Modelo 3120).”, http://www.bostonscientific.com/templatedata/imports/HTML/CRM/pprc_intl/acl/sp/pdfs/Howto/ES_ACL_3120_ZOOM_Latitude_Maintenance.pdf.
Última fecha de consulta: Agosto 2009.
- [Haenel:1982] S. Haenel, “Automated computer input of paperwritten ECG records by image analysis.”, en *First IEEE Computer Society International Symposium on Medical Imaging and Image Inteqretation.*, October 26-28, 1982.
- [Stockbridge:2005] N. Stockbridge, “Points to consider in electrocardiogram waveform extraction.” *Journal of Electrocardiology*, 38, 319–320, 2005.
- [Vapnik:1995] V. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning*, Springer-Verlag, New York, 1995.
- [Wang:1992] G. Wang y M. Takigawa, “Development of data reconstruction system of paper-recorded EEG: method and its evaluation.” *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 83, 398–401, 1992.
- [Wang:1996] J. Wang y D. Mital, “A microcomputer-based prototype for ECG paper record conversion.” *Journal of Network and Computer Applications*, 19, 295–307, 1996.
- [Widman:1989] L. Widman y G. Freeman, “A-to-D conversion from paper records with a desktop scanner and microcomputer.” *Computers and biomedical research*, 22, 393–404, 1989.
- [Widman:1991] L. Widman y L. Hines, “Digitization of electrocardiograms by desktop optical scanner.” *Journal of Electrocardiology*, 24 (4), 325–338, 4 October 1991.
- [Widrow:1960] B. Widrow y M. Hoff, “Adaptive switching circuits.” *1960 IRE WESCON Convention Record*, 4, 96–104, 1960.
- [Zhang:1984] T. Zhang y C. Suen, “A fast parallel algorithm for thinning digital patterns.” *Communications of ACM*, 27, 236–239, 1984.
- [Zigel:2000] Y. Zigel, A. Cohen, y A. Katz, “The Weighted Diagnostic Distortion (WDD) Measure for ECG Signal Compression.” *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 47 (11), 2000.