

Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica

Volumen
Volume 23

Número
Number 1

Marzo
March 2002

Artículo:

Método no invasivo de detección de fibrilación ventricular mediante análisis tiempo-frecuencia

Derechos reservados, Copyright © 2002:
Sociedad Mexicana de Ingeniería Biomédica, AC

**Otras secciones de
este sitio:**

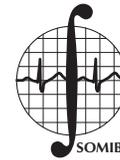
- ☞ Índice de este número
- ☞ Más revistas
- ☞ Búsqueda

***Others sections in
this web site:***

- ☞ *Contents of this number*
- ☞ *More journals*
- ☞ *Search*



Medigraphic.com



Método no invasivo de detección de fibrilación ventricular mediante análisis tiempo-frecuencia

A Rosado*
J Guerrero*
M Bataller*
AJ Serrano*
FJ Chorro*
M Martínez*
E Soria*

* Hospital Clínico Universitario. Avda. Blasco Ibáñez, s/n. Valencia. ESPAÑA.
alfredo.rosado@uv.es
GPDS. Dpto. Ingeniería Electrónica.
Universidad de Valencia.
C/Dr. Moliner, 50. 46100 Burjassot.
Valencia. ESPAÑA

Artículo recibido: 18/enero/2002
Artículo aceptado: 4/marzo/2002

RESUMEN

La muerte súbita cardíaca es una de las principales causas de muerte en Europa y América del Norte, estando presente en un gran número de cardiopatías, especialmente la isquémica y las denominadas miocardiopatías. La fibrilación ventricular (FV) es la causa más frecuente, ya que conduce a la parada cardiorrespiratoria al quedar anulada la capacidad del corazón para actuar mecánicamente. Por tanto, su detección en etapas tempranas es un elemento clave a la hora de disminuir no sólo el riesgo de muerte súbita, sino también evitar de este modo daños irreversibles.

El presente trabajo propone una técnica de detección basada en el dominio tiempo-frecuencia y orientada a la detección en tiempo real de la aparición de fibrilación ventricular, que podría incorporarse a monitores cardíacos y desfibriladores externos de utilización en unidades de cuidados intensivos hospitalarios, centros ambulatorios, lugares públicos, etc., y que proporcione no sólo una ayuda al diagnóstico para el cardiólogo, sino también para personal sanitario no especializado en aquellas circunstancias en que el médico especialista no esté presente.

La adquisición de la señal se realiza mediante métodos no invasivos, empleando una sola derivación cardíaca y con electrodos de superficie. Además, para incrementar la eficiencia del sistema, se propone el empleo de parámetros en el dominio del tiempo que reducen la carga computacional. Los registros utilizados corresponden a captaciones de media hora de duración extraídos de bases de datos estándar. La distribución tiempo-frecuencia empleada ha sido la de Pseudo Wigner-Ville.

Se proponen diferentes algoritmos de detección, seleccionando en primer lugar los parámetros más representativos, y posteriormente aplicándolos a sistemas de detección basados en análisis discriminante, árbol de detección y redes neuronales. Se incide especialmente en la discriminación entre FV y algunos tipos de taquicardia, por producir el error más usual de detección. Los resultados obtenidos ofrecen una especificidad entre el 75% y el 99%, y una sensibilidad entre 83% y 96%.

Palabras clave:

Fibrilación ventricular, Tiempo-frecuencia, Pseudo Wigner-Ville, Detección en tiempo real.

ABSTRACT

Sudden cardiac death is one of the main causes of death in Europe and North America, since it presents itself in numerous cardiopathies,

specially ischemic and the so called miocardiopathies. Ventricular fibrillation (VF) is the most common cause, since it leads to a cardio-respiratory failure as the heart fails to act mechanically. Early detection is key to avoid sudden death or irreversible damage.

The current work proposes a detection technique based on the time-frequency domain and oriented to the real time detection of the onset of ventricular fibrillation. The technique could be incorporated into cardiac monitors and external defibrillators to use in intensive care hospital units, ambulatory centers, public places etc. It provides not only help for the cardiologist to make a diagnosis, but also for non specialized sanitary personnel in circumstances where a specialist is not present.

Signal acquisition is non-invasive using a single cardiac derivation and surface electrodes. In addition, to increase the efficiency of the system, we propose the use of time-domain parameters that reduce the computational load. The registers used correspond to half-hour measurements extracted from standard data bases. The time-frequency distribution used is the Pseudo Wigner-Ville distribution.

We propose different detection algorithms, we first select the most representative parameters and then apply them to detection systems based on discriminant analysis, detection trees and neural networks. We work mainly on discriminating VF and certain taquicardies that produce the most usual detection errors. The results obtained offer a specificity of between 75% and 99% and a sensibility of between 83% and 96%.

Key words:

Ventricular fibrillation, Time-frequency, Pseudo Wigner-Ville, Real time detection.

INTRODUCCIÓN

Las distribuciones tiempo-frecuencia fueron aplicadas inicialmente en la detección por radar y reconocimiento del habla^{20,21}, y actualmente se utilizan en casi todos los campos del tratamiento digital de señales debido a su capacidad para procesar señales no estacionarias, como es el caso de las señales biológicas²². Proporcionan una matriz donde las filas y columnas corresponden al tiempo y la frecuencia, y la magnitud corresponde a la energía de cada par (t,f). De este modo, se puede analizar la evolución de la señal de forma simultánea en el tiempo y la frecuencia.

Actualmente existe un amplio número de distribuciones, y a menudo se han desarrollado distribuciones específicas para resolver determinados problemas. Principalmente existen dos tipos de distribuciones, lineales y cuadráticas, aunque las distribuciones cuadráticas son las más empleadas debido a sus mejores resultados. Como desventaja, las distribuciones cuadráticas generan términos cruzados (también llamados térmi-

nos de interferencia)¹ que dificultan la interpretación de la señal. Por este motivo, se han propuesto las llamadas distribuciones de interferencias reducidas, que permiten disminuir la contribución de estos términos. Otro factor importante es la frecuencia de muestreo a emplear, pues ésta debe ser del doble de la frecuencia de Nyquist para evitar la aparición de 'aliasing'². Como alternativa a esta restricción, se debe realizar la transformada de Hilbert sobre la señal analizada.

La distribución más representativa es la llamada 'Wigner-Ville (WV)'³, pues basándose en ésta se han desarrollado el resto de distribuciones cuadráticas, ya que cualquier distribución cuadrática se puede expresar como la combinación de un llamado 'kernel' consistente en un filtro bidimensional para reducir términos cruzados y la representación WV. Su expresión se muestra a continuación:

$$WV(t, \omega) = \frac{1}{2} x(t - \frac{\tau}{2})x^*(t + \frac{\tau}{2})e^{j\omega\tau}$$

OBJETIVOS

El principal objetivo del presente trabajo es el desarrollo y análisis de algoritmos de detección de fibrilación ventricular basándose en la señal ECG de superficie obtenida mediante una única derivación. Los algoritmos deben proporcionar un buen nivel de rechazo de falsos positivos así como una alta sensibilidad y un diagnóstico rápido para permitir una asistencia médica más efectiva. Para ello, se proponen diferentes soluciones que permitan comparar la efectividad de los diferentes métodos.

Las principales características que definen la fibrilación ventricular⁴, son la pérdida de ritmicidad cardiaca, obteniéndose un registro electrocardiográfico de apariencia caótica con oscilaciones de diversa amplitud y sin la presencia de un patrón determinado. Fisiológicamente, la fibrilación ventricular se caracteriza por la aparición de múltiples circuitos de reentrada independientes que impiden la correcta transmisión del impulso de activación sinusal, provocando un colapso de la actividad mecánica del corazón.

La Figura 1 muestra la distribución tiempo-frecuencia de Pseudo Wigner-Ville para un tramo de ECG con ritmo normal y otro con patología FV, pudiendo apreciarse claramente sus diferencias tanto en el ámbito de la frecuencia como del tiempo.

La principal diferencia entre los desfibriladores externos e internos (implantados) es la necesidad de estos últimos de realizar un diagnóstico automático de la aparición de la arritmia para producir la desfibrilación, por lo que se ha desarrollado

una gran cantidad de algoritmos orientados a mejorar la fiabilidad de la detección, minimizando tanto el número de descargas no necesarias como la falta de desfibrilación cuando se requiere⁵. Por el contrario, no existen muchos algoritmos desarrollados para dispositivos externos, fundamentalmente por considerarse que la decisión final de producir la desfibrilación debía recaer en el operario del desfibrilador. Esta situación está cambiando y en los últimos años se ha empezado a incluir sistemas de ayuda al diagnóstico en los dispositivos externos, principalmente como apoyo a su utilización por personal no especialista.

La fibrilación ventricular ha sido objeto de investigación a través de diferentes métodos. Inicialmente, estudios en el dominio del tiempo se basaron en análisis morfológicos⁶, la función de autocorrelación⁷ o en análisis adaptativo⁸. Los resultados obtenidos proporcionaban en general un elevado número de falsos positivos, evidenciando las limitaciones del análisis exclusivamente en el dominio temporal.

La detección de FV en el dominio de la frecuencia comenzó basándose en la observación del ritmo cardiaco, cosa que se practica desde el siglo pasado. En [9], [10] y [11], se analizan diferentes bandas frecuenciales para clasificar los episodios de FV. Una comparativa muy interesante es la realizada en¹² donde se estudian cuatro diferentes métodos de detección de FV tanto en el dominio de la frecuencia como del tiempo, mostrando resultados que oscilan entre el 80% y 90% de sensibilidad y el 40% y 60% de especificidad.

También se han aplicado otros métodos de detección basados en wavelet, caos, redes neuro-

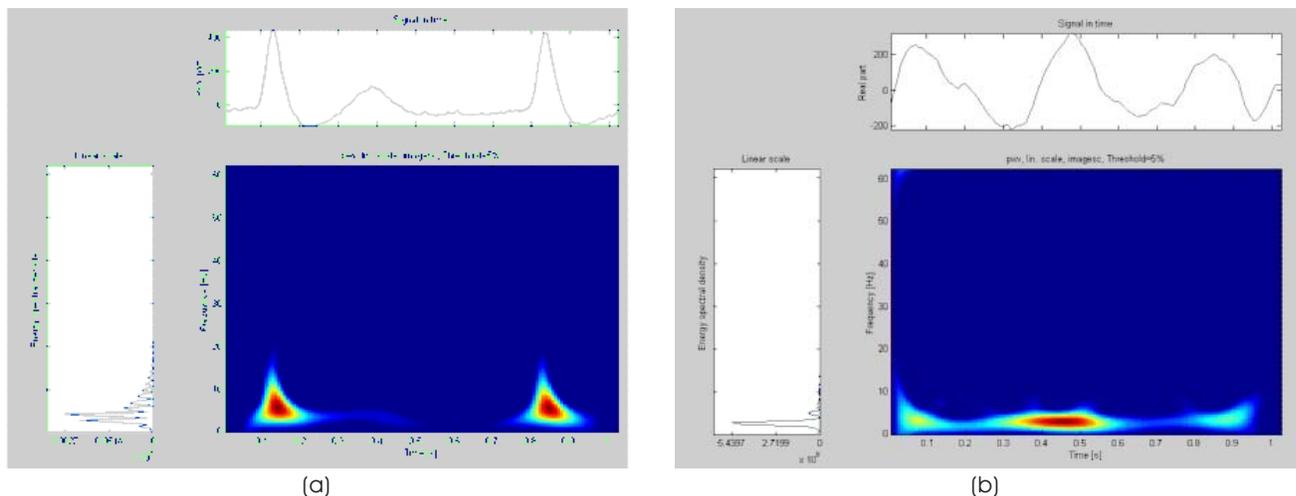


Figura 1. Distribución tiempo-frecuencia, FFT y señal temporal para un ECG con ritmo normal (a) y con patología VF (b).

nales y tiempo-frecuencia, siendo estos últimos en los que nos centraremos. Diversos estudios en este campo [13, 14, 15] reflejan la necesidad del empleo de distribuciones de interferencias reducidas, llegando a obtener niveles de detección del 83% al 99% en especificidad y del 83% al 96% de sensibilidad. Sin embargo, apenas existen referencias acerca de la discriminación entre determinados tipos de taquicardia ventricular (TV) y FV, debido a la gran similitud que existe en numerosas ocasiones, por lo que en este trabajo se pretende profundizar más en este aspecto.

MÉTODOS

Los registros utilizados han sido extraídos de las bases de datos estándar del MIT y AHA (serie 8200), generándose a partir de ellos tanto el conjunto de entrenamiento como el de prueba. En total, se han empleado 25 registros de monitorización continua, cada uno con una duración media de 30 minutos, de los que aproximadamente 100 minutos corresponden a episodios de FV (incluyendo flutter ventricular). Además de los episodios de FV y ritmo sinusal, también aparecen en los registros diversas patologías entre las que se encuentra la TV, que habitualmente se muestra como una etapa previa a la FV si ésta no es detenida. Algunos tipos de TV presentan morfologías similares a la FV, especialmente en casos de TV polimórfica o 'torsade des points', por lo que resulta importante poder discernir entre ellas ya que la terapia a aplicar es diferente.

Para poder caracterizar la señal de ECG en lo que respecta a ritmos relacionados con FV, se ha extraído un conjunto de 27 parámetros, y los resultados se han agrupado en cuatro clases: 1) Episodios 'FV' (incluyendo flutter ventricular); 2) Episodios 'TV'; 3) Resto de patologías existentes (llamada 'otros'); 4) Episodios con ritmo sinusal normal (clase 'Normal').

El conjunto de entrenamiento lo forman 15 de los 25 registros analizados. La frecuencia de muestreo empleada es de 125Hz y se analizan segmentos de datos de longitud 128, lo que proporciona una ventana de análisis de algo más de un segundo. Para el cálculo de las distribuciones tiempo-frecuencia se emplea una librería desarrollada para Matlab[®]16.

Por lo que respecta al preprocesado llevado a cabo, en primer lugar se obtiene una señal de media nula. Una vez obtenida la distribución tiempo-frecuencia (TFR), todos los valores se con-

vierten a su valor absoluto $TFR(t,f)=abs(TFR(t,f))$ para posteriormente eliminar aquellos elementos menores del 10% del máximo valor existente en la TFR, con esto, se consigue eliminar aquellos componentes menores que no aportan información útil así como el ruido de pequeña amplitud que pueda existir, o algunos términos cruzados que la distribución no ha podido anular. Por otro lado, también se realiza una detección de señal ruidosa mediante la detección de componentes energéticas por encima de los valores habituales que presenta un ECG; en este caso, la detección de FV no se realiza para dicho segmento.

EVALUACIÓN DE PARÁMETROS

De la selección inicial de 27 parámetros extraídos del dominio tiempo-frecuencia, se realizó en [17] un análisis de los parámetros óptimos para detección de FV que permitían extraer diferencias entre ritmos fibrilatorios y no fibrilatorios. Además, tal y como se explica posteriormente, se utilizan dos parámetros en el dominio temporal que permiten optimizar la detección en los algoritmos propuestos. Únicamente son considerados parámetros estadísticamente significativos ($p < 0.01$).

Parámetros en el dominio del tiempo

Los parámetros que se proponen ofrecen un muy buen resultado ante ritmos no fibrilatorios¹⁸, es decir, permiten eliminar todos aquellos segmentos en los que la no existencia de FV es clara, evitando así el cálculo de la distribución tiempo-frecuencia y mejorando la especificidad en la detección de FV.

Se han definido dos parámetros. Como primer parámetro se utiliza la varianza relativa (VR). Dado que en episodios de FV no existen ondas de gran amplitud como ocurre en el caso de los complejos QRS en ritmo normal, si se eleva la señal al cuadrado, $x^2(t)$, y se divide por su media, obtenemos una serie de media unidad sobre la que calculamos su varianza. Este parámetro está directamente relacionado con la presencia de ondas de gran amplitud, por lo que un valor elevado no corresponderá a una señal de FV.

$$VR = \frac{1}{N} \sum_i \frac{x^2(t)_i}{\text{mean}(x^2(t))} - 1 \quad \text{var} \frac{x^2(t)}{\text{mean}(x^2(t))}$$

Cuadro 1. Media y desviación estándar para parámetros en el dominio del tiempo.

	Normal	Otros	TV	FV-Flutter
VR	8.22 ± 6.68	6.04 ± 5.03	1.59 ± 3.42	1.50 ± 1.11
RatioVar	1.62 ± 0.46	1.75 ± 0.48	2.48 ± 0.59	2.74 ± 0.39

El segundo parámetro, que hemos denominado RatioVar, se define como el cociente entre la varianza de la derivada de la señal y la varianza del valor absoluto de la señal. Este parámetro informa sobre las propiedades de simetría entre valores positivos y negativos (recordemos que siempre se manejan señales de media nula). Para ritmo sinusal, esta simetría es menor que para ritmos fibrilatorios, por lo que RatioVar toma valores menores en el primer caso. Los resultados obtenidos se muestran en el Cuadro 1.

Parámetros en el dominio tiempo-frecuencia

Una vez obtenida la distribución tiempo-frecuencia, en primer lugar se definen tres bandas frecuenciales sobre las que se basarán gran parte de los parámetros definidos. Para ello, junto con los valores obtenidos se han tenido en cuenta

los valores frecuenciales típicos que aparecen en episodios FV¹⁹. El cuadro 2 muestra los resultados obtenidos (media y desviación estándar) para el mínimo y máximo valor frecuencial (llamados MAXIMFREC y MINIMFREC) donde se observa que existen componentes frecuenciales más altas para el caso de ritmos no fibrilatorios. De este modo, se define una banda de baja frecuencia (BALO) entre 2Hz y 14Hz, otra de alta frecuencia (BAHI) entre 14Hz y 28Hz y una tercera de ruido (BANO) entre 30 y 38Hz que permite la detección de señal ruidosa como anteriormente se expuso.

Aprovechando las posibilidades que nos ofrecen este tipo de distribuciones, se han extraído parámetros tanto en el dominio del tiempo como de la frecuencia. El Cuadro 2 ofrece los resultados obtenidos para todos ellos y que a continuación se describen.

Cuadro 2. Resultados (media y desviación estándar) para los parámetros y clases analizados.

Parámetro	'Normal'	'Otros'	'TV'	'FV-Flutter'
MINIMFREC	0.73 ± 0.49	0.63 ± 0.38	0.64 ± 0.35	0.64 ± 0.34
MAXIMFREC	21.9 ± 7.7	20.1 ± 7.3	15.4 ± 7.8	14.1 ± 5.6
PMXFRQ	5.51 ± 3.16	4.01 ± 2.47	2.80 ± 2.00	2.56 ± 1.24
ÁREA (50%)	133 ± 107	126 ± 96	186 ± 136	173 ± 110
LFREC (50%)	9.47 ± 5.01	7.81 ± 3.68	5.49 ± 3.89	4.66 ± 2.17
LTMP (50%)	13.83 ± 11.65	15.43 ± 12.65	33.81 ± 20.73	34.97 ± 21.80
MINFREC (50%)	3.28 ± 3.35	3.07 ± 3.85	2.44 ± 1.75	2.36 ± 1.55
MAXFREC (50%)	12.76 ± 6.04	10.88 ± 4.65	7.94 ± 4.32	7.03 ± 2.13
NAREAS (50%)	1.46 ± 0.81	1.55 ± 1.59	1.76 ± 0.93	1.64 ± 0.86
DIFFTMP (50%)	5.72 ± 6.04	5.96 ± 6.57	8.80 ± 7.88	9.89 ± 7.93
TMY (50%)	158.6 ± 72.2	158.3 ± 62.6	292 ± 124	251 ± 113
TE	6.51E+08 ± 1.04E+09	1.99E+09 ± 5.14E+10	1.21E+10 ± 2.01E+11	9.95E+08 ± 1.77E+09
TEH	5.87E+07 ± 1.03E+08	3.78E+08 ± 1.71E+10	2.90E+09 ± 7.23E+10	1.97E+07 ± 1.06E+08
TEL	5.05E+08 ± 7.20E+08	1.30E+09 ± 2.92E+10	7.45E+09 ± 1.07E+11	8.72E+08 ± 1.41E+09
QTEL	75.4 ± 10.6	76.7 ± 11.6	84.8 ± 9.5	86.0 ± 10.1
QTEH	12.1 ± 9.9	7.9 ± 7.2	4.0 ± 6.0	2.8 ± 4.4
CT8	3.6 ± 1.6	3.8 ± 1.5	6.3 ± 1.3	6.0 ± 1.3
TSNZ	1048 ± 635	1104 ± 638	1596 ± 477	1496 ± 492
TSNZL	686 ± 338	723 ± 332	1250 ± 345	1197 ± 346
TSNZH	172 ± 232	161 ± 226	125 ± 177	104 ± 182
QTL	68.53 ± 9.70	68.86 ± 10.17	79.25 ± 10.01	81.21 ± 10.66
QTH	15.02 ± 10.04	12.30 ± 8.69	6.43 ± 7.61	5.35 ± 7.02
MDL8	93.4 ± 44.3	86.7 ± 39.5	69.2 ± 36.8	64.0 ± 25.4
VDL8	99.2 ± 43.8	87.9 ± 38.6	50.3 ± 29.9	46.7 ± 21.2
CURVE	0.112 ± 0.123	0.134 ± 0.117	0.038 ± 0.202	-0.008 ± 0.208

- TE, TEH, TEL: Energía total en la distribución, en la banda BAH1 y en la banda BALO, respectivamente.
 - TSNZ, TSNZH, TSNZL: Número de términos no nulos en toda la distribución, en BAH1 y en BALO, respectivamente. La figura 2 muestra los diagramas de caja para TE y TSNZL, se puede apreciar que las diferentes clases se pueden diferenciar entre ellas.
 - QTEL, QTEH: Porcentaje con respecto a la energía total de la distribución existente en las bandas BALO y BAH1, respectivamente.
 - QTL, QTH: Porcentaje con respecto al número total de términos no nulos existente en las bandas BALO y BAH1, respectivamente.
 - CT8: Número de segmentos temporales extraídos de 8 posibles en la TFR donde la energía es mayor que la media de energía de los 8 segmentos.
 - MDL8: Se toma el número de términos no nulos existentes en cada uno de los 8 segmentos temporales para la banda BALO (para CT8 se tomaba la energía), de este modo, se calcula la primera derivada del vector obtenido y se obtiene su media. Los valores para ritmo sinusal normal son mayores que para FV.
 - VDL8: Se calcula la desviación estándar del vector derivado obtenido anteriormente, que también toma valores mayores para ritmo sinusal debido a mayores cambios en la señal introducidos por la existencia de QRS principalmente.
 - CURVE: Se calcula el número de términos no nulos en cada componente frecuencial de la banda BALO y se realiza una aproximación parabólica del vector obtenido, obteniendo posteriormente la curvatura de dicha parábola.
 - PMXFRQ: La posición frecuencial del máximo valor energético existente en la TFR.
 - MAXIMFREC, MINIMFREC: La posición frecuencial máxima y mínima donde existe energía en la TFR.
 - LFREC, MAXFREC, MINFREC, LTMP: Basados en una extracción de áreas al nivel del 50% del máximo valor energético, LFREC indica la longitud en frecuencia del área, MAXFREC y MINFREC el máximo y mínimo valor frecuencial del área, y LTMP la longitud temporal del área.
 - AREA, NAREAS: AREA muestra el número total de elementos contenidos dentro del área extraída. NAREAS indica el número de áreas extraídas en una misma TFR.
 - TMY: Número de elementos de la distribución por encima del 50% del máximo valor energético de la distribución.
 - DIFFTMP: En caso de existir más de un área extraída de la misma distribución, DIFFTMP muestra la máxima dispersión de valores entre las áreas existentes y el área media de todas ellas. Esto permite tener idea acerca de la homogeneidad de la señal a lo largo del tiempo.
- El Cuadro 2 muestra los resultados obtenidos (media y desviación estándar) para todos los parámetros.

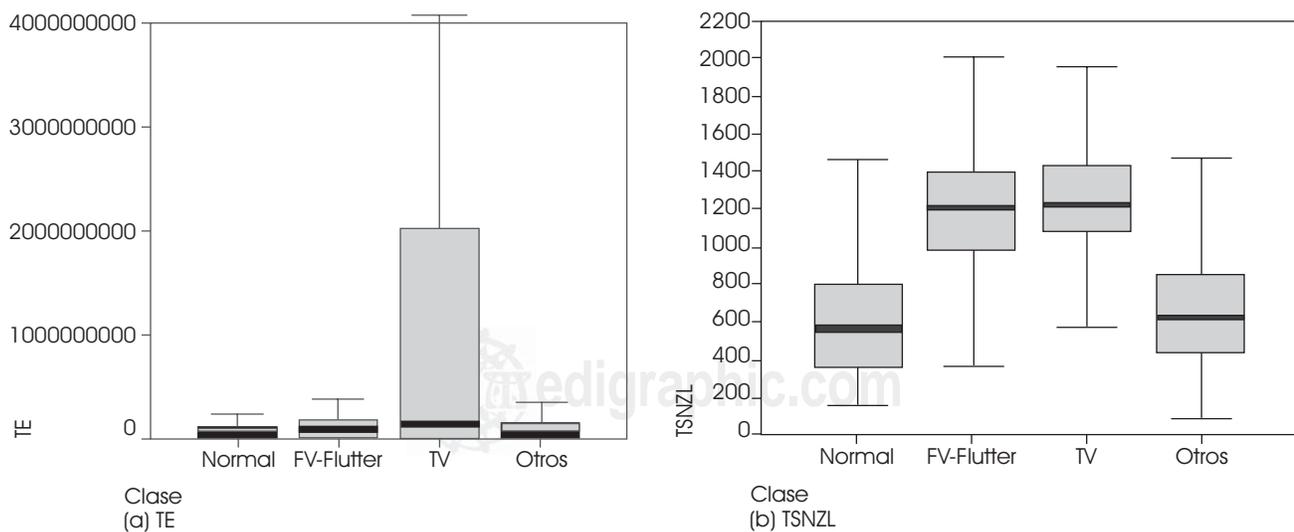


Figura 2. Diagramas de caja para TE y TSNZL con respecto a las clases definidas.

Reducción de parámetros.

A partir del conjunto inicial de parámetros, se aplicaron varias técnicas para obtener un conjunto reducido sin afectar la capacidad de detección de FV. En primer lugar, el Cuadro 2 muestra que tanto MINIMFREC como MINFREC producen el mismo valor independientemente de la clase de la que se trate, siendo eliminados ya que no aportan información discriminatoria entre clases.

En segundo lugar, se sometió el resto de parámetros a un análisis de correlación por pares para conocer la interrelación que pueda existir, el Cuadro 3 muestra todos aquellos pares que han obtenido un valor de correlación mayor de 0.8, lo que implica que ambos parámetros proporcionan la misma información y por tanto, uno de ellos puede ser suprimido. En este caso, se han conservado TSNZL, QTH y TE.

Como tercer paso, se analizó la capacidad de los parámetros para diferenciar entre las clases definidas mediante la Lambda de Wilks, que compara la suma de los valores al cuadrado para cada clase con respecto a la suma de los valores al cuadrado total. Si el valor es cercano a la unidad implica que el parámetro no puede realizar una distinción entre clases. Todos los parámetros con un valor mayor de 0.85 son eliminados. El Cuadro 4 muestra los resultados obtenidos para todos los parámetros no descartados.

Como excepción, se conservaron los parámetros TE y DIFFTMP a pesar de que el análisis indica lo contrario, debido a su importancia para la dis-

crimination entre FV y TV, como se mostrará posteriormente.

ALGORITMOS DE DETECCIÓN DE FV

Se han desarrollado tres algoritmos basados en los parámetros descritos, y que cumplen con el requisito de ejecución en tiempo real, basadas en análisis discriminante, árbol de decisión y redes neuronales.

Tras la reducción de parámetros llevada a cabo en el apartado anterior, los parámetros empleados finalmente han sido: VR, RatioVar, QTH, MAXFREC, LFREC, LTMP, VDL8, CURVE, TMY, QTL, TSNZL, CT8, TE y DIFFTMP. A continuación se muestra una comparativa entre los diversos métodos implementados.

Análisis discriminante

Mediante este método se obtiene una función lineal de discriminación entre patologías, que permite asignar cada caso a la clase con mayor probabilidad de pertenencia. Este análisis se ha realizado empleando el software estadístico SPSS®. Los resultados obtenidos para el conjunto de test se muestran en el Cuadro 5. Obsérvese que las clases 'Normal' y 'Otros' se han agrupado en una sola para poder facilitar la obtención de una función lineal que discrimine mejor FV sin necesidad de establecer diferenciación entre señal 'Normal' u 'Otros'.

Como se aprecia en el Cuadro 5, se obtiene un buen resultado en la discriminación ante ritmos claramente no-fibrilatorios, aunque la especificidad ante 'TV' y la sensibilidad obtenida no son muy elevadas.

Detección de FV mediante árbol de decisión

En este caso, se fijaron unos umbrales para los parámetros seleccionados basados en los resultados del Cuadro 2 y en los diagramas de caja obtenidos, para posteriormente establecer una es-

Cuadro 3. Parámetros con coeficiente de correlación mayor que 0.8.

Parámetros	Coeficiente de correlación	Parámetros	Coeficiente de correlación
TSNZL-TSNZ	0.867	TE-TEL	0.967
QTL-QTEL	0.926	TE-TEH	0.983
QTH-QTEH	0.934	TEL-TEH	0.907

Cuadro 4. Lambda de Wilks para los parámetros analizados.

TE	TSNZH	AREA	NAREAS	MDL8	DIFFTMP	MAXIMFREC	QTL	PMXFRQ
0.996	0.986	0.966	0.947	0.936	0.924	0.875	0.871	0.863
Curve	QTH	MAXFREC	LFREC	LTMP	VDL8	TMY	CT8	TSNZL
0.847	0.843	0.834	0.818	0.807	0.805	0.724	0.710	0.671

Cuadro 5. Resultados de clasificación de FV mediante análisis discriminante.

Sensibilidad 'FV-Flutter'	Especificidad 'Normal'-'Otros'	Especificidad 'TV'	Especificidad Global
64.6%	91.7%	62.8%	86.5%

estructura de aceptación/rechazo de la señal analizada. La Figura 3 muestra el árbol seguido. Con esta estructura, existen tres caminos posibles por los que se puede llegar a la decisión de detectar FV. En primer lugar, después de superar las restricciones impuestas por los parámetros temporales, se analiza el valor de TE, que resulta importante a la hora de descartar un gran número de tramos de TV. Posteriormente, se analiza el número de áreas, pues dependiendo de si se trata de una o varias, el análisis es diferente, utilizando en este caso el parámetro DIFFTMP, que permite discriminar en casos con más de un área en la misma

TFR. Los resultados obtenidos se muestran en el Cuadro 6, donde también se incluyen los resultados para el mismo árbol de decisión, pero sin tener en cuenta los parámetros en el dominio del tiempo (Cuadro 6-2).

En estos casos, se mejoran todos los resultados comparados con el análisis discriminante, especialmente si se incluyen los parámetros temporales, que ayudan notablemente a la clasificación de las señales. Por lo que respecta a la discriminación de TV, los resultados son mejores, aunque no resultan tan elevados como el resto.

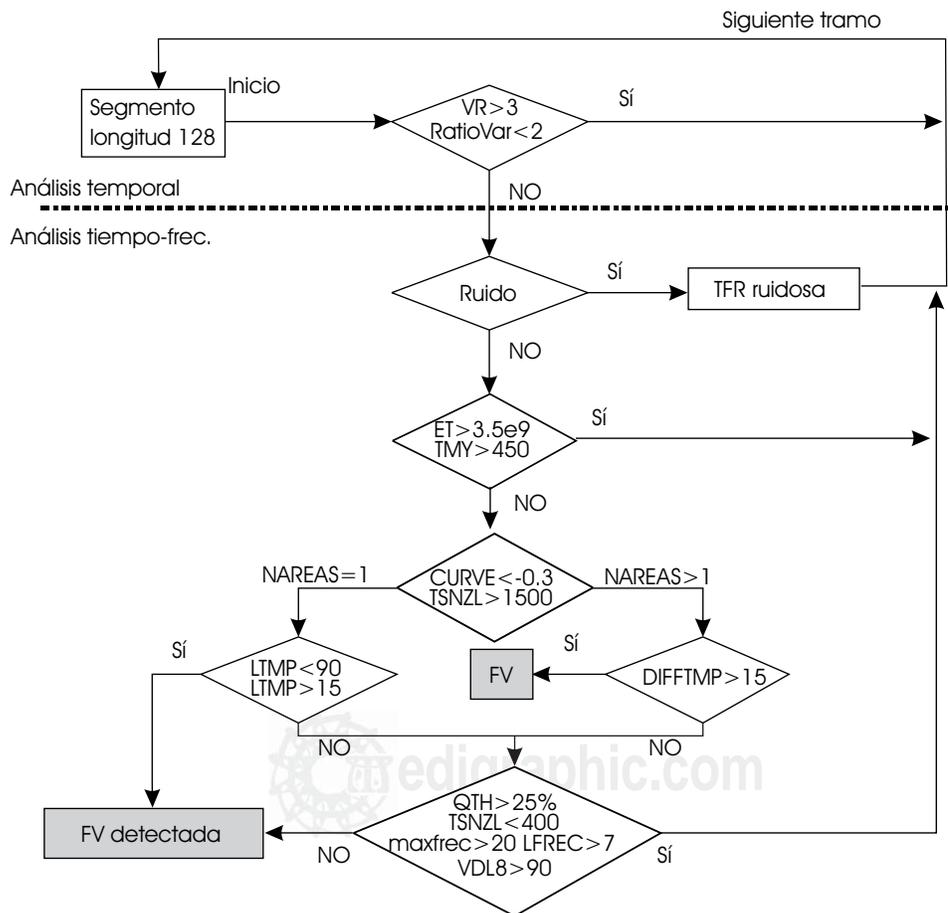


Figura 3. Árbol de decisión para detección de FV con discriminación de TV.

Cuadro 6. Resultados de la detección de FV mediante árbol de decisión.

	Sensibilidad 'FV-Flutter'	Especificidad 'Normal'	Especificidad 'Otros'	Especificidad 'TV'	Especificidad Global
1. Temp	85.3%	98.3%	93.8%	73.9%	94.3%
2. No temp	75.3%	92.4%	83.5%	74.5%	86.6%

Detección de FV mediante redes neuronales

Para intentar incrementar la eficacia de la detección, se propone emplear una red neuronal utilizando los parámetros tiempo-frecuencia como entradas. En este caso, se han utilizado los parámetros que muestran mejores propiedades de clasificación: VR, RatioVar, TE, TMY, CURVE, TSNZL, LTMP, QTH, VDL8, MAXFREC, CT8.

La red empleada es un perceptrón multicapa con algoritmo de entrenamiento 'backpropagation', utilizando un 66% de los datos para entrenamiento y el resto para prueba.

Se han empleado dos estructuras para la red neuronal, una de ellas realiza la clasificación de forma genérica, es decir, todos los casos se dejan a la red neuronal para que los resuelva. En una segunda aproximación, se incorpora una etapa previa de eliminación de casos mediante un árbol de decisión encargado de eliminar aquellos ritmos no fibrilatorios, dejando para la red la tarea más especializada de discriminar los casos de ritmos presumiblemente relacionados con fibrilación ('TV' y 'FV' principalmente).

El Cuadro 7 muestra los resultados obtenidos en ambos casos, pudiendo apreciar valores por encima del 95% excepto para la especificidad ante TV para la red genérica. En cambio, para la red especializada se observa que mejora el nivel de especificidad ante TV (75.5%), pero la sensibilidad ante FV disminuye ligeramente (87.3%).

La Figura 4 muestra un ejemplo de los resultados obtenidos para dos registros completos. En el eje X está representado el tiempo, en el eje Y la señal VR, las marcas inferiores indican la detección de FV realizada por el algoritmo, y las marcas superiores muestran la FV marcada por las anotaciones de la base de datos, pudiendo observarse cómo la detección se ajusta en gran medida a las anotaciones aportadas.

ciones de la base de datos, pudiendo observarse cómo la detección se ajusta en gran medida a las anotaciones aportadas.

CONCLUSIÓN

Este trabajo propone el análisis de la señal ECG de superficie para la detección en tiempo real de la aparición de fibrilación ventricular mediante métodos tiempo-frecuencia. La adquisición de la señal se realiza mediante métodos no invasivos, empleando una sola derivación cardíaca, y el sistema podría incorporarse a monitores cardíacos y desfibriladores externos para proporcionar ayuda al diagnóstico para personal sanitario no especializado en aquellas circunstancias en que el médico especialista no esté presente.

Como resultados principales, se ha propuesto un conjunto extendido de parámetros de utilidad para la detección de FV, obteniendo posteriormente un conjunto óptimo simplificado, en el que además de los parámetros tiempo-frecuencia se ha utilizado dos parámetros temporales que permiten reducir el coste computacional en la fase de preclasificación de ritmos patológicos. Dada su menor carga computacional y buen comportamiento ante la eliminación de términos cruzados, se ha empleado la representación Pseudo Wigner-Ville. Se ha realizado también un estudio comparativo de los resultados de detección de FV con tres nuevos algoritmos propuestos, basados en funciones discriminantes lineales, árboles de decisión y redes neuronales. Los resultados obtenidos respecto a sensibilidad y especificidad superan en 90% para el clasificador basado en red neuronal, produciéndose un retardo máximo en la detección de 2 segundos a pesar de que

Cuadro 7. Resultados de detección de FV con redes neuronales.

	Sensibilidad 'FV-Flutter'	Especificidad 'Normal'	Especificidad 'Otros'	Especificidad 'TV'	Especificidad Global
Red neur genérica	96.7%	99.1%	96.7%	63.9%	95.6%
Red neur específica	87.3%	99.2%	94.5%	75.5%	95.1%

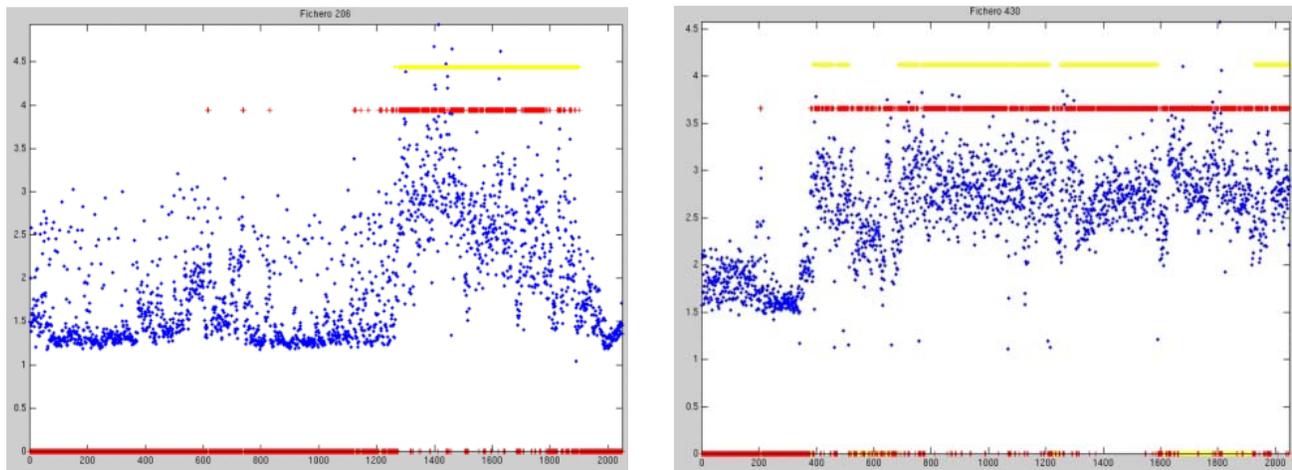


Figura 4. Resultados de detección de FV con árbol de decisión para registros completos de pacientes con FV.

se trabaja con monitorización continua, donde la señal suele presentar transiciones progresivas de una patología a otra, y no siempre resulta claro incluso para el especialista fijar el instante exacto de comienzo de la patología.

Dado que el algoritmo pretende ser empleado en tiempo real y aplicado a unidades de monitorización, además de los registros de base de datos, se han analizado registros que simulan esta situación de monitorización continuada. Se ha realizado una estimación del tiempo necesario para el cálculo del algoritmo, siendo posible su implementación bajo hardware de bajo coste como las plataformas PC, por lo que no resultaría necesario el desarrollo de hardware específico. Actualmente, en colaboración con el Hospital Clínico Universitario de Valencia, se está desarrollando un prototipo para ser probado en unidades de monitorización.

BIBLIOGRAFÍA

- Loughlin PJ, Pitton JW, Atlas LE. Bilinear Time-frequency representations: new insights and properties. *IEEE Transactions on signal processing*. 1993; 41(2):
- Qian S, Chen D. *Joint Time-frequency analysis: methods and applications*. Prentice Hall PTR. USA. 1996.
- Cohen L. *Time frequency analysis*. Prentice hall signal processing series. USA. 1995.
- McFarlane PW, Veitch TD. *Comprehensive electrocardiology. Theory and practice in health and disease*. Pergamon Press. 1989.
- Warren JA, Dreher RD, Jaworski RV, Putzke JJ, Russie RJ. Implantable cardioverter defibrillators. *Proceedings of the IEEE* 1996; 84(3):
- Jack CM, Hunter EK, Pringle TH, Wilson JT, Anderson J, Adgey AAJ. An external automatic device to detect ventricular fibrillation. *European Heart Journal* 1986; n. 7: 404-411.
- Aubert AE, Denys BG, Ector H, de Geest H. Fibrillation recognition using autocorrelation analysis. *Computers in Cardiology* 1982: 477-480.
- Finelli CJ, Jenkins JM, DiCarlo LA. Detection and identification of cardiac arrhythmias using an adaptive, linear-predictive filter. *Proceedings. Computers in Cardiology* 1993 : 177-180.
- McWilliam JA. Fibrillar contractions of the heart. *J Physiol* 1887; vol. VIII: 296-310.
- Clayton RH, Murray A, Campbell RWF. Changes in the surface ECG frequency spectrum during the onset of ventricular fibrillation. *Computers in Cardiology*. Chicago (USA) 1990: 515-518.
- Nolle FM, Bowser RW, Badura FK, Catlett JM, Gudapati RR, Hee TT, Mooss AN, Sketch Sr. MH. Evaluation of a frequency-domain algorithm to detect ventricular fibrillation in the surface electrocardiogram. *Computers in Cardiology* 1988, 1989: 337-340.
- Clayton RH, Murray A, Campbell RWF. Comparison of four techniques for recognition of ventricular fibrillation from the surface ECG. *Medical and Biological Engineering and Computing* 1993; 31(2): 111-117.
- Afonso VX, Tompkins WJ. Detecting Ventricular Fibrillation. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* 1995; 14(2): 152-159.
- Clayton RH, Campbell RWF, Murray A. Time-frequency analysis of ventricular arrhythmias. *IEE Colloquium on Time-Frequency Analysis of Biomedical Signals*, pp. 6/1-6/4, session 6, IEE, London, 1997.
- Rosado A, Guerrero J, Serrano A, Soria E, Martínez M, Camps G. Ventricular fibrillation detection method using Pseudo Wigner-Ville time-frequency representation. *Fifth Conference of the European Society for Engineering and Medicine. ESEM '99, Barcelona, 1999*: 379-380.
- Auger F, Flandrin P, Gonçalves P, Lemoine O. *Time-frequency toolbox. Tutorial and reference guide*. CNRS (Centre National de la Recherche Scientifique). France. Rice University (USA). 1996.
- Rosado A, Serrano A, Martínez, M, Soria E, Calpe J, Bataller M. Detailed study of time-frequency parameters for Ven-

- cular Fibrillation detection. Fifth Conference of the European Society for Engineering and Medicine. ESEM '99, Barcelona, 1999: 379-380.
18. Rosado A, Bataller M, Vicente JM, Guerrero J, Chorro J, Francés JV. VF detection method based on a fast real-time algorithm. Chicago. July 2000.
 19. McFarlane PW, Veitch TD. Comprehensive Electrocardiology. Theory and practice in Health and Disease. Pergamon Press. 1989.
 20. Lieb EH. "Integral bounds for radar ambiguity functions and Wigner distributions". J Math Phys 1990; 31(3): 594-599.
 21. Stein S. "Algorithms for ambiguity function processing". IEEE Trans. Acoust. Speech Sig Proc, 1981; vol. ASSP-29: 588-599.
 22. Akay M. "Time-frequency and Wavelets in Biomedical Signal Processing". IEEE Press. USA. 1998; ISBN: 0-7803-1147-7.