

Detección Automática de Fibrilación Auricular Mediante Medidas de Energía Espectral Relativa

M. García Teruel¹, J. Ródenas García¹, R. Alcaraz Martínez¹, J.J. Rieta Ibáñez²

¹ Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica, Automática y Comunicaciones, Universidad de Castilla-La Mancha, Albacete, España, {Manuel.Garcia, Juan.Rodenas, Raul.Alcaraz}@uclm.es

² Biomedical Synergy, Dep. Ingeniería Electrónica, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España, jjrieta@upv.es

Resumen

El presente trabajo desarrolla una metodología para la detección automática de Fibrilación Auricular (FA), que es la arritmia más prevalente y que suele estar infradiagnosticada debido a que muchos pacientes pueden padecerla de forma asintomática o con episodios muy breves. Este trabajo aplica una métrica, basada en el cómputo de la Energía Wavelet Relativa (RWE), a la actividad auricular contenida en el intervalo TQ de cada latido de un electrocardiograma. El algoritmo desarrollado se ha testado mediante señales sintéticas bajo condiciones variables, tales como ritmo cardíaco y su variabilidad, amplitud de la actividad auricular o presencia de ruido y, a continuación, se ha validado también mediante señales reales procedentes de la base de datos MIT-BIH AF. Los resultados obtenidos con señales sintéticas demostraron un comportamiento robusto de RWE (exactitud mayor del 95%) bajo un amplio rango de ritmos cardíacos, amplitud de ondas P y f, así como niveles de ruido. Además, el promediado de 15 intervalos TQ, que introduce un retardo tolerable de 7 latidos en la detección, demostró ser una estrategia muy eficaz para aumentar la robustez frente al ruido. Los resultados con la base de datos MIT-BIH AF reportaron una exactitud de detección superior al 93%, corroborando los obtenidos con señales sintéticas y confirmando la robustez del método para detectar automáticamente episodios de FA incluso de muy corta duración o sin variabilidad del ritmo cardíaco.

1. Introducción

La Fibrilación Auricular (FA) es la arritmia supraventricular más común y supone en la actualidad uno de los mayores retos cardiovasculares en el mundo desarrollado [1]. Se considera que alrededor del 1.5-2% de la población general sufre FA [2]. Aunque no supone una causa de muerte por sí misma, además de reducir la calidad de vida del paciente, la FA ha sido asociada con un importante incremento en el riesgo de mortalidad principalmente debida a causas cardiovasculares [3]. En consecuencia, la FA se ha convertido en las últimas décadas en un importante problema de salud pública, suponiendo además un significativo gasto para cualquier servicio de salud en los países desarrollados [4].

Las típicas ondas P observadas en un electrocardiograma (ECG) normal son reemplazadas en FA por una serie de ondas fibrilatorias (ondas f) de amplitud, duración y morfología variables. La FA suele venir también caracterizada por un rápido e irregular ritmo ventricular [5]. Aunque estas alteraciones electrofisiológicas suelen causar distintos síntomas (fatiga, mareos, palpitaciones...), hasta un 90% de los episodios paroxísticos (FAP) pueden ser asintomáticos [6], lo que retrasa notablemente la diagnosis

y tratamiento tempranos de la FA. Aunque usualmente la FA comienza en forma paroxística, es decir, con episodios que revierten espontáneamente dentro de los siete primeros días desde su inicio [7], un importante número de pacientes progresan desde ella hacia las formas persistente y permanente [8], en las que los episodios se prolongan durante mayor tiempo. Por ello, una detección temprana de la FAP es esencial en la prevención de posteriores complicaciones, lo que no siempre supone una tarea fácil, pues a menudo estos episodios presentan una duración de tan solo unos pocos latidos, lo que dificulta su detección automática a partir del ECG [9].

Durante los últimos años se ha propuesto una amplia variedad de detectores automáticos de FA [9]. La mayoría de ellos, centrados en la detección de un ritmo ventricular irregular. Sin embargo, para conseguir buenos resultados suelen requerir extensas ventanas de datos, lo que involucra importantes retardos y, en consecuencia, errores en la detección de episodios breves de FAP. Además, la presencia de latidos ectópicos puede provocar falsas detecciones. Para atenuar estos problemas, otros trabajos han preferido centrarse en el análisis de la actividad auricular contenida en el intervalo TQ. Este trabajo adopta esta filosofía y presenta un algoritmo para la detección automática de episodios de FAP basado en la descomposición wavelet estacionaria del intervalo TQ de cada latido y el posterior análisis de la energía relativa wavelet (Relative Wavelet Energy, RWE) contenida en cada escala. En primer lugar, se analiza mediante señales sintéticas su robustez ante diferentes condiciones (ritmo cardíaco y su variabilidad, amplitud de las ondas P y f y distintos niveles de ruido) y, a continuación, se valida su actuación mediante una base de datos de ECGs reales con FAP.

2. Metodología

2.1. Materiales

Con el objetivo de estudiar la habilidad en la detección de FA y ritmo sinusal (RS) en un amplio conjunto de situaciones, primeramente se han definido diferentes conjuntos de registros sintéticos, obtenidos a partir del modelo de McSharry et al. [10] con una frecuencia de muestreo de 250 Hz. Estos registros han permitido considerar diferentes aspectos que podrían influir en la detección de FA y RS, tales como el ciclo cardíaco y su variabilidad, la amplitud de las ondas P y f, y la presencia de ruido. El mismo modelo ha sido utilizado para generar, anulando previamente las ondas P, la actividad ventricular

en los episodios de FA. Respecto a la actividad auricular, añadida a la ventricular en las señales de FA, ésta fue sintetizada a partir del modelo propuesto por Stridh y Sörnmo [11], obteniendo las ondas f como la suma de M armónicos con un fundamental cuya frecuencia se modificó aleatoriamente con una distribución normal de 6 Hz de valor medio y 1.5 Hz de desviación estándar. Los episodios sintetizados de FA y RS fueron finalmente combinados para generar las señales sintéticas de trabajo, en las que la duración de cada episodio FA y RS se varió aleatoriamente entre 2 y 2000 latidos, y el número de episodios de FA en cada señal se seleccionó de manera aleatoria entre 4 y 50.

Para evaluar el algoritmo desarrollado sobre un contexto real, se utilizó la base de datos MIT-BIH AF, disponible en PhysioNet y ampliamente usada en trabajos previos en la validación de detectores automáticos de FA. Esta contiene 23 registros completamente anotados de 10 horas de duración, muestreados a 250 Hz y con 12 bits de resolución, procedentes principalmente de pacientes con FAP.

2.2. Procedimiento

En primer lugar, ambos tipos de señales, sintéticas y reales, fueron preprocesadas: la línea basal fue eliminada mediante un filtro IIR paso alto con frecuencia de corte de 0.5 Hz y el ruido de alta frecuencia se redujo con un filtro paso bajo IIR con 50 Hz de frecuencia de corte. A continuación, cada pico R fue detectado mediante un algoritmo basado en transformada fasorial [12], lo que permitió identificar cada intervalo TQ como el segmento localizado 50 ms antes de cada pico R. Para conseguir insensibilidad a ectópicos y a errores en la detección de picos R, la duración de este intervalo fue computada como un cuarto de la mediana del intervalo RR para los últimos 10 latidos. La Figura 1 muestra las diferencias observadas en el intervalo TQ promedio en un episodio real de RS y en otro de FA.

Posteriormente, cada intervalo TQ fue analizado usando transformada wavelet estacionaria (Stationary Wavelet Transform, SWT) [13]. Teniendo en cuenta que las señales fueron muestreadas a 250 Hz y que la onda P está caracterizada por bajas frecuencias (inferior a 10-15 Hz) [14], se eligió una descomposición wavelet de cuatro niveles. Para discernir entre episodios FA y RS, se analizó la RWE aportada por cada escala wavelet. Tanto para las señales sintéticas como para las reales, se eligió la función Daubechies de sexto orden, con la que se obtuvieron los mejores resultados. La Figura 2 recoge los valores obtenidos de RWE_1 , RWE_2 , RWE_3 y RWE_4 para actividades típicas en intervalos TQ reales tanto de RS como de FA.

A continuación se comprobó el comportamiento del algoritmo bajo diferentes condiciones. Para valorar la implicación del ritmo cardíaco sobre la RWE computada, se sintetizaron 20 señales ECG, con un ritmo regular, para cada uno de los siguientes valores: 60, 80, 120, 140, 160 y 180 latidos por minuto (lpm), manteniendo las amplitudes de las ondas P y f en valores típicos de 200 y 150 μV , respectivamente. Para analizar si la amplitud de la onda P podría tener efectos significativos sobre la habilidad predictiva de RWE, se generaron nuevamente 20 señales sintéticas para cada valor de amplitud de 200, 160, 120, 80, 40 y 20 μV , todos ellos con un ritmo regular de 80 lpm,

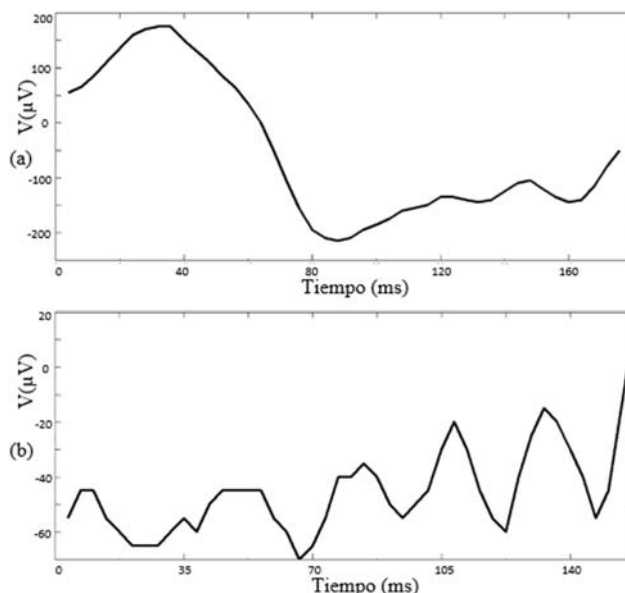


Figura 1. Ejemplo de intervalo TQ (a) para RS, (b) para FA.

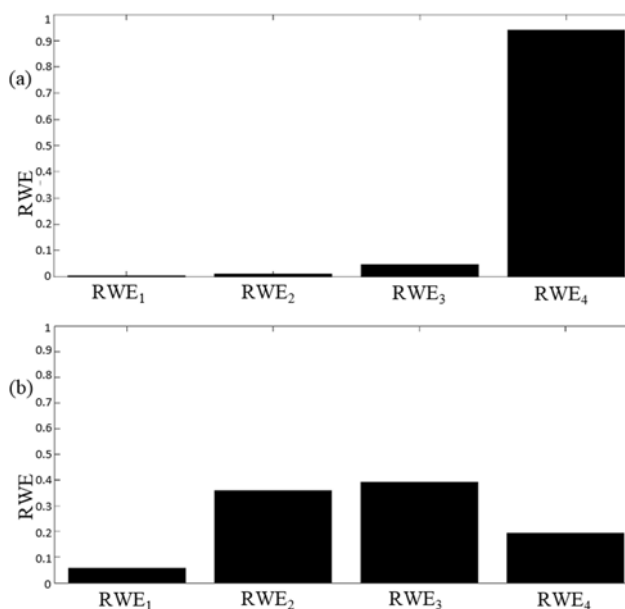


Figura 2. RWE obtenido de TQ para actividades (a) RS y (b) FA.

tanto para RS como para FA. El mismo test se repitió manteniendo la amplitud de la onda P a 200 μV y variando la amplitud de las ondas f . Se analizó también la habilidad de RWE para trabajar con ritmos cardíacos irregulares, para lo cual la variabilidad de dicho ritmo en los segmentos FA fue generada mediante variación aleatoria de series RR consecutivas, acorde a una desviación estándar específica de su valor medio. Nuevamente, se generaron 20 señales para cada valor específico de 0, 5, 10, 15, 20 y 25%. El valor medio del ritmo para los segmentos RS y FA se seleccionó según una distribución normal con media de 80 y 100 lpm y desviación estándar de 7 y 10 lpm, respectivamente. Similarmente, la amplitud de las ondas P y f se obtuvo a partir de una distribución normal con media 100 y 75 μV y desviación estándar de 35 y 20 μV , respectivamente. Para analizar el comportamiento de RWE en un entorno ruidoso se generaron señales con diferente relación señal-ruido (SNR). En este sentido, diferentes niveles de ruido

electromiográfico, extraído de la base de datos MIT-BIH Noise Stress, se añadieron latido a latido a cada señal generada. De nuevo se obtuvieron 20 señales para cada uno de los valores de SNR: 40, 30, 20, 10, 5, 0 y -5 dB.

En cada una de las pruebas, y para cada valor, se usó una validación cruzada de 10 iteraciones para entrenar y testear las métricas RWE_1 , RWE_2 , RWE_3 y RWE_4 , lo que permitió obtener una generalización del comportamiento del algoritmo. Para cada conjunto de aprendizaje se utilizó una curva ROC (Receiver Operating Characteristic) para obtener el umbral discriminante óptimo entre RS y FA. Se eligió aquel que proporcionó mayor exactitud, es decir, el mayor número de latidos totales correctamente clasificados.

Con el objetivo de incrementar la inmunidad al ruido de la métrica basada en RWE se estudió también cómo intervenía el promediado de diferentes intervalos TQ. Así, para cada latido, fue considerada la mediana del intervalo TQ de sus L latidos precedentes. Se manejaron valores de L de 1, 2, 5, 10, 15 y 20 latidos. Indicar que este promediado provoca un cierto retardo en la detección de FA, de forma que cuanto mayor sea el valor de L mayor será el retardo introducido. Dicho retardo en la transición fue también estudiado para diferentes valores de L .

En relación a las señales reales, y dado que en ellas no es posible controlar el resto de parámetros, únicamente fue estudiado el efecto de identificar episodios FA y RS a partir del intervalo TQ mediano y el retardo en la detección. Al igual que con las señales sintéticas, se analizaron valores de L de 1, 2, 5, 10, 15 y 20 latidos en señales del conjunto MIT-BIH AF. La validación cruzada de 10 iteraciones se usó también aquí para validar la métrica propuesta.

3. Resultados

En relación a los resultados obtenidos sobre señales sintéticas, para todos los experimentos el valor predictivo de RWE_1 fue inferior al resto de escalas, que presentaron un comportamiento muy similar, aunque con ligeras diferencias. RWE_4 proporcionó una exactitud cercana al 100% para ritmos entre 40 y 140 lpm, RWE_2 y RWE_3 , aunque con valores de exactitud superiores al 90%, mostraron un significativo descenso para ritmos iguales o superiores a 140 lpm. RWE_2 y RWE_3 mostraron una menor habilidad que RWE_4 en la discriminación para amplitudes de las ondas P y f inferiores a 80 y 60 μV , respectivamente. No se observaron diferencias relevantes entre estas tres escalas para los valores analizados de variabilidad del ritmo cardíaco; de hecho, las tres métricas presentaron una exactitud próxima al 100%, con independencia de la ausencia o presencia de variabilidad en el ritmo ventricular.

En relación al comportamiento frente al ruido, la exactitud de RWE_2 , RWE_3 y RWE_4 se incrementó para valores desde -5 a 20 dB, permaneciendo en un valor estable a partir de este último valor. Así, aunque RWE_4 proporcionó una exactitud cercana al 95% para valores de SNR superiores a 20 dB, su comportamiento fue notablemente inferior bajo presencia de ruido de mayor nivel. Sin embargo, este comportamiento mejoró sustancialmente cuando se computó RWE_4 a partir del intervalo TQ mediano, tal y como se muestra en la Figura 3. Concretamente, para un

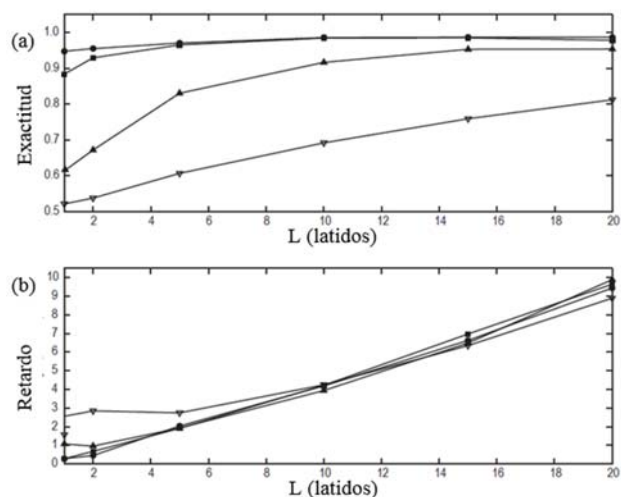


Figura 3. Resultados obtenidos, en función de L , de (a) exactitud y (b) retardo en latidos en la detección de RS y FA proporcionados por RWE_4 a partir de señales sintéticas con valores de SNR de -5 (∇), 0 (\blacktriangle), 10 (\blacksquare) y 20 (\bullet) dB.

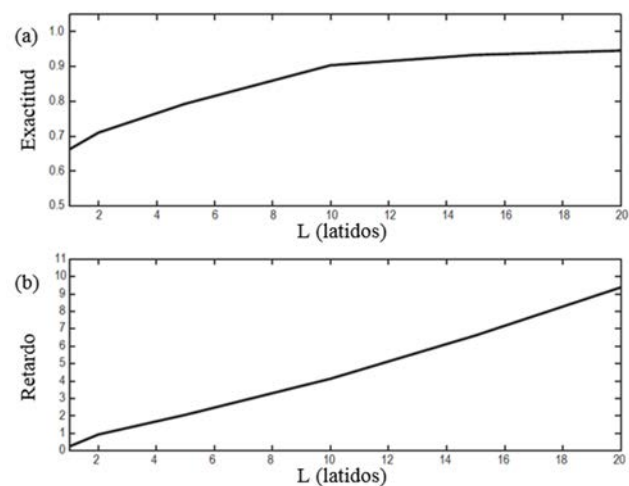


Figura 4. Resultados obtenidos de (a) exactitud y (b) retardo en latidos en la detección de RS y FA proporcionados por RWE_4 a partir de señales reales, como función de L .

SNR a de 0 dB, RWE_4 proporcionó precisiones superiores al 90% y 95% para $L=10$ y 15 latidos, respectivamente, pero la mejoría fue limitada para valores mayores de SNR. En cualquier caso, el uso de $L=5$ latidos incrementó la exactitud alrededor de un 6% y 3% comparado con $L=1$ latido para valores de SNR de 10 y 20 dB, respectivamente.

Esta mejora en la exactitud fue asociada con un retardo en la transición. De esta manera, mientras se alcanzó una identificación instantánea de FA o RS para $L=1$ latido, se obtuvo un retardo cercano a la mitad de L cuando se utilizó el intervalo mediano de TQ.

En relación a las señales reales, RWE_4 proporcionó también la mayor habilidad para diferenciar entre FA y RS para registros de la base de datos MIT-BIH AF. Al igual que para las señales sintéticas, cuanto mayor fue el valor de L mayor fue la exactitud obtenida, tal y como se muestra en la Figura 4. Así, el comportamiento de RWE_4 resultó muy similar, aunque con ligeramente menores valores de exactitud, a los obtenidos para las señales sintéticas para SNR de 0 dB. Así,

mientras la exactitud obtenida con señales sintéticas fue del 95.62% (sensibilidad del 94.53% y especificidad del 96.89%) para $L=15$ latidos, la correspondiente en señales reales fue del 93.32% (sensibilidad del 91.21% y especificidad del 94.53%). Por otra parte, RWE_4 también mostró un retardo en la transición muy similar al obtenido con las señales sintéticas, resultando, por ejemplo, un retardo medio de 7 latidos para un valor de $L=15$ latidos.

4. Discusión

En todas las pruebas realizadas, RWE_1 proporcionó un comportamiento notablemente inferior al resto de métricas, aportando el menor valor de exactitud. Por el contrario, RWE_4 demostró ser un magnífico detector de FA para valores normales del ritmo cardíaco, entre 40 y 140 lpm, perdiendo habilidad en la detección para valores superiores. No obstante, destacar que ritmos cardíacos tan elevados son pocos usuales durante FA, de hecho solo 8 de los 291 episodios de FA en la base de datos MIT-BIH AF presentan un ritmo cardíaco superior a 140 lpm. Es interesante destacar que esta metodología basada en RWE proporcionó un comportamiento similar en presencia o no de un ritmo ventricular irregular. Por otra parte, los resultados obtenidos a partir de señales sintéticas, demostraron un buen comportamiento de RWE_4 para muy bajos valores de amplitud tanto de la onda P como de la onda f. Sin embargo, como era de esperar, todas las métricas resultaron muy sensibles a la presencia de ruido, por otra parte, muy común en ECG ambulatorio. Por este motivo, la estrategia de utilizar un TQ mediano resultó esencial para diferenciar entre RS y FA de una manera robusta. Así, en presencia de una SNR de 0 dB, RWE_4 fue capaz de proporcionar una exactitud superior al 95% para una intervalo TQ mediano de $L=15$ latidos. Como contrapartida, el uso de este intervalo TQ mediano aumentó el retardo de identificación de FA aproximadamente en $L/2$ latidos.

Teniendo presente otros trabajos previos que se han centrado en los registros de la base de datos MIT-BIH AF para el estudio de la detección de FA [9], el método aquí expuesto proporcionó similares resultados en sensibilidad, especificidad y exactitud. Sin embargo, la metodología desarrollada en este trabajo requiere de una métrica simple computada únicamente a partir de los últimos 15 latidos, lo que hace más sencilla la interpretación clínica y la implementación en tiempo real que en otros algoritmos previos, que suelen requerir varios índices combinados bajo complejos clasificadores.

5. Conclusiones

Este trabajo ha permitido comprobar que la RWE computada a cada intervalo TQ es capaz de proporcionar un robusto detector de FA bajo condiciones de un amplio rango de ritmos cardíacos y pequeños valores de amplitud de las ondas P y f. Así mismo, esta métrica ha permitido mejorar los resultados obtenidos en presencia de ruido mediante la computación de un intervalo mediano que, aunque introdujo un cierto retardo en la detección, resultó ser inferior al obtenido en la mayoría de trabajos previos.

Agradecimientos

Esta investigación ha sido financiada por los proyectos TEC2014-52250-R del Ministerio de Economía y Competitividad y PPII-2014-026-P de la Junta de Comunidades de Castilla-La Mancha.

Referencias

- [1] Potter BJ, Le Lorier, J. Taking the pulse of atrial fibrillation. *Lancet*, vol 386, 2015, pp 113-5.
- [2] Zoni-Berisso M, Lercari F, Carazza T, Domenicucci S. Epidemiology of atrial fibrillation: European perspective. *Clin Epidemiol*, vol 6, 2014, pp 213-20.
- [3] Menke J, Lüthje L, Kastrup A, Larsen J. Thromboembolism in atrial fibrillation. *Am J Cardiol*, vol 105(4), 2010, pp 502-10.
- [4] Chugh SS, Havmoeller R, Narayanan K, Singh D, Rienstra M, Benjamin J et al. Worldwide epidemiology of atrial fibrillation: a Global Burden of Disease 2010 Study. *Circulation*, vol 129(8), 2014, pp 837-47.
- [5] Zhang Y, Mazgalev TN. Ventricular rate control during atrial fibrillation and AV node modifications: past, present, and future. *Pacing Clin. Electrophysiol*, vol 27(3), 2004, pp 382-93.
- [6] Ahmad N, Kamal A. Asymptomatic atrial fibrillation and stroke risk. *J Pak Med Assoc.*, vol 64(3), 2014, p 362.
- [7] January CT, Wann LS, Alpert JS, Calkins H, Cigarroa JE, Cleveland JC Jr et al. 2014 AHA/ACC/HRS guideline for the management of patients with atrial fibrillation: a report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on practice guidelines and the Heart Rhythm Society. *Circulation*, vol 130(23), 2014, pp e199-e267.
- [8] De Sisti A, Leclercq JF, Halimi F, Fiorello P, Bertrand C, Attuel P. Evaluation of time course and predicting factors of progression of paroxysmal or persistent atrial fibrillation to permanent atrial fibrillation. *Pacing Clin Electrophysiol*, vol 37(3), 2014, pp 345-55.
- [9] S. Dash, Chon KH, Lu S, Raeder EA. Automatic real time detection of atrial fibrillation. *Ann Biomed Eng*, vol 37(9), 2009, pp 1701-9.
- [10] McSharry PE, Clifford GD, Tarassenko L, Smith L.A. A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals. *IEEE Trans Biomed Eng*, vol 50(3), 2003, pp 289-94.
- [11] Stridh M, Sörnmo L. Spatiotemporal QRST cancellation techniques for analysis of atrial fibrillation. *IEEE Trans Biomed Eng*, vol 48(1), 2001, pp 19-27.
- [12] Martínez A, Alcaraz R, Rieta JJ. Application of the phasor transform for automatic delineation of single-lead ECG fiducial points. *Physiol Meas*, vol 31(11), 2010, pp 1467-85.
- [13] Mallat S, A Wavelet Tour of Signal Processing. Academic Press, 1999 (ISBN: 012466606X).
- [14] Sörnmo L, Laguna P. Biomedical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications. Elsevier Academic Press, 2005 (ISBN 0124375529).