

Estudio de la Variabilidad del Intervalo TQ para la Detección Automática de Episodios Cortos de Fibrilación Auricular

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

¹ Grupo de Investigación en Electrónica, Telecomunicación y Bioingeniería, Dpto. Ingeniería Eléctrica, Electrónica, Automática y Comunicaciones, Universidad de Castilla-La Mancha, Albacete, España, {[Manuel.Garcia](mailto:Manuel.Garcia@uclm.es), [Juan.Rodenas](mailto:Juan.Rodenas@uclm.es), [Raul.Alcaraz](mailto:Raul.Alcaraz@uclm.es)}@uclm.es

² BioMIT.org, Dep. Ingeniería Electrónica, Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, España, jjrieta@upv.es

Resumen

La fibrilación auricular (FA) es la arritmia cardiaca más frecuente en la práctica clínica diaria, y su gestión involucra una importante parte de los recursos económicos de los sistemas nacionales de salud de todo el mundo. A menudo, esta arritmia es asintomática, lo que dificulta su detección temprana, particularmente si se manifiesta con episodios breves. Con el fin de detectar automáticamente la FA, este trabajo cuantifica y combina por primera vez información presente en el electrocardiograma de superficie (ECG) procedente tanto de la variabilidad mostrada por la actividad ventricular, a través de los intervalos RR, como de la auricular, a través de la variable morfología de las ondas fibrilatorias (ondas f) contenidas en los intervalos TQ. La regularidad de cada una de las series temporales así obtenidas es calculada posteriormente mediante el Coeficiente de Entropía Muestral (COSEn). Finalmente, la información obtenida por ambas vías es combinada mediante un análisis discriminante. El algoritmo desarrollado se ha validado mediante señales de la base de datos MIT-BIH AF. Los resultados de clasificación demostraron un muy buen comportamiento del método, a pesar de la corta ventana de datos manejada. Los mejores resultados (97,55% de precisión, 99,02% de sensibilidad y 96,29% de especificidad) se obtuvieron para una longitud de la secuencia de datos L de 15 latidos. No obstante, teniendo en cuenta que el retardo en la transición fue mayor para mayores valores de L, un buen compromiso entre precisión y retardo en la transición puede ser obtenido con L=10 latidos, para el cual la precisión empeoró menos del 1,25%.

1. Introducción

La fibrilación auricular (FA) es el tipo de arritmia más común en la población general, y se ha convertido en un importante desafío cardiovascular en el mundo moderno [1]. Los mecanismos fisiopatológicos que causan y mantienen esta taquiarritmia supraventricular no son completamente conocidos todavía, lo que hace que su diagnóstico y terapia resulten altamente complejos y poco eficientes [2].

Aunque esta arritmia en raras ocasiones resulta mortal por sí misma, se ha asociado con un incremento en el riesgo de mortalidad por causas cardiovasculares [3]. De hecho, se considera que uno de cada cinco ictus ocurren en pacientes con FA [4]. En este sentido, diferentes estudios han resaltado un incremento en el número de hospitalizaciones debido a esta arritmia en los últimos

años [5], involucrando su gestión una parte significativa de los recursos económicos de los sistemas nacionales de salud [5]. Por tanto, la reducción de la prevalencia de la FA se ha convertido en una prioridad [6], jugando su detección temprana un papel clave para evitar su progresión y tratar de reducir su carga [7].

Si bien síntomas tales como fatiga, mareos, dolor de pecho o disnea pueden presentarse en los inicios de esta arritmia [8], algunos autores han resaltado que hasta un 40% de los pacientes de FA son asintomáticos [9]. Una monitorización continuada del electrocardiograma de superficie (ECG) puede suponer, por tanto, una importante herramienta para establecer su diagnóstico [10].

A causa de la dificultad que supone la detección de episodios de FA desde un ECG por inspección visual, particularmente si estos son breves, una gran variedad de estrategias basadas en el estudio del ECG se han propuesto en la literatura durante los últimos años. La mayoría de estos algoritmos tratan de explotar alguna de las dos características mostradas por el ECG durante esta arritmia. Por un lado, la FA ocurre cuando los impulsos eléctricos proporcionados por el nódulo sinusal son reemplazados por múltiples e irregulares frentes de onda que excitan de manera continuada las aurículas. Como un resultado, la típica onda P típica observada en el ECG relacionada con la despolarización auricular durante el ritmo sinusal (RS) es sustituida por ondas fibrilatorias (ondas f) de baja amplitud y morfología variable [11]. Por otro lado, como consecuencia de la alta actividad auricular, cuyo ritmo puede superar las 500 activaciones/minuto [11], el nodo auriculoventricular solo es capaz de conducir algunas de ellas a los ventrículos. Esto ocasiona un ritmo ventricular rápido e irregular, el cual es fácilmente observable en el ECG, pues contrasta con el patrón completamente regular encontrado en la serie de intervalos RR durante RS.

El objetivo principal de este trabajo es desarrollar un algoritmo que sea capaz de diferenciar automáticamente entre episodios cortos de FA y RS, utilizando para ello una combinación de las dos características citadas anteriormente, esto es, la variabilidad presentada por las ondas f y la variabilidad presentada por los intervalos RR. Concretamente, se utilizará el Coeficiente de Entropía Muestral (COSEn) para calcular la regularidad de las

variaciones morfológicas de los intervalos TQ, así como la de las series temporales de los intervalos RR.

2. Materiales

Para evaluar el algoritmo desarrollado en este trabajo se utilizó la base de datos MIT-BIH AF, disponible libremente en PhysioNet. Esta base de datos se ha empleado ampliamente en la validación de los detectores automáticos de FA propuestos en los últimos años. Ésta contiene 23 registros de ECG completamente anotados de 10 horas de duración (con más de 1 millón de latidos, de los cuales 43% son de FA), muestreados a 250 Hz, con un rango de ± 10 mV y una resolución de 12 bits. Se excluyeron los registros "04936" y "05091", ya que incluyen muchas anotaciones incorrectas [12]. Por otra parte, aunque cada registro de ECG incluye dos derivaciones, y dado que la presencia de ruido es muy común en estos registros ambulatorios de larga duración [13], solo se analizó la que visualmente presentaba menos ruido.

3. Método

La Figura 1 muestra, de una manera gráfica, la metodología seguida en el presente trabajo. Tal y como puede observarse, una vez se preprocesó el ECG, se calculó, en paralelo, la variabilidad de los intervalos RR y TQ. Finalmente, la información obtenida por ambas vías se combinó a través de una etapa de clasificación, mediante un análisis lineal discriminante, para asignar una clase potencial a la señal. Cada uno de estos pasos se detallan a continuación.

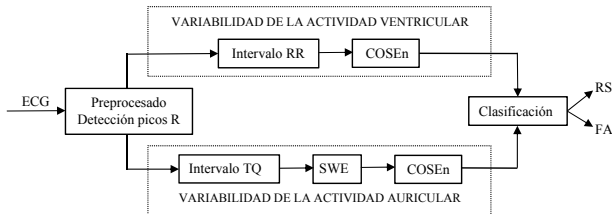


Figura 1. Diagrama de bloques del método propuesto para discernir entre episodios cortos de FA y RS en el ECG.

3.1. Preprocesado del ECG

Cada señal se preprocesó para reducir el ruido y cualquier otra interferencia. La línea base se eliminó haciendo uso de un filtro IIR paso alto con una frecuencia de corte de 0,5 Hz. Además, el ruido de red y el de alta frecuencia se redujeron con un filtro paso bajo IIR con una frecuencia de corte de 50 Hz. Posteriormente, los picos R se detectaron mediante el uso de un algoritmo basado en la transformada fasorial [13]. Este algoritmo ha demostrado una capacidad mayor del 99% para identificar cada pico R sin importar la morfología del latido [13]. Los latidos ectópicos ventriculares también fueron identificados y considerados en el estudio.

3.2. Variabilidad de la actividad ventricular

Los intervalos RR (RRI) se obtuvieron a partir de la diferencia entre picos R consecutivos y, a continuación, su variabilidad se calculó haciendo uso del COSEn. La entropía muestral es una estimación de entropía utilizada

para cuantificar la regularidad de una secuencia de datos de longitud L . En este caso, se ha empleado para medir la regularidad de la serie temporal RRI. El COSEn fue propuesto hace algunos años por Lake & Moorman para discernir desde el ECG entre intervalos cortos de FA y RS, obteniendo una precisión de alrededor del 90% [14]. Puede definirse a través de la siguiente expresión:

$$\text{COSEn} = -\ln\left(\frac{A}{B}\right) + \ln(2r) - \ln(\mu) \quad (1)$$

donde A y B representan el número total de patrones de intervalos RR de longitud $m+1$ y m , respectivamente, que coinciden dentro de una cierta tolerancia r . El parámetro μ es la longitud media de los RRI analizados, proporcionando así información sobre la frecuencia cardiaca media. Indicar que el COSEn se ha calculado haciendo uso de los parámetros especificados por Lake & Moorman para optimizar su rendimiento [14].

Con el objetivo de evaluar cómo la longitud de la secuencia temporal analizada afecta al retardo de transición y al rendimiento de la clasificación, se analizaron diferentes valores de L (5, 8, 10, 12 y 15). Para cada uno de ellos, se utilizó una validación cruzada estratificada de 10 iteraciones para entrenar y validar el COSEn. Para cada conjunto de aprendizaje, se utilizó una curva ROC para obtener el umbral discriminante óptimo entre FA y RS. La sensibilidad (Se) se consideró como el porcentaje de latidos de FA correctamente clasificados, mientras que la tasa de latidos de RS correctamente identificados se consideró como la especificidad (Sp). El umbral óptimo se seleccionó como aquel que proporciona la mayor precisión (Acc), es decir, el mayor número de latidos totales clasificados correctamente. Finalmente, se obtuvo la precisión para cada conjunto de validación y se promedió para las 10 iteraciones.

3.3. Variabilidad de la actividad auricular

Para caracterizar la morfología de las ondas f , en primer lugar, se detectó cada intervalo TQ utilizando como referencia el siguiente pico R y, a continuación, como en trabajos anteriores [15, 16], se caracterizó dicho intervalo en el dominio wavelet. Para ello, se obtuvo la entropía wavelet estacionaria (SWEn) de cada intervalo TQ mediante la descomposición de la señal en diferentes escalas de tiempo y frecuencia, y calculando la entropía de Shannon sobre sus distribuciones de energía relativa [15]. De esta manera, formas de onda organizadas (como las ondas P) proporcionan valores bajos de SWEn en tanto que morfologías complejas (como las ondas f) valores altos. Indicar que este índice se obtuvo usando 4 niveles de descomposición y una función wavelet Daubechies de sexto orden. Por último, la variabilidad de la serie temporal obtenida mediante la SWEn adquirida en cada intervalo TQ también se obtuvo mediante el COSEn. Tras algunas pruebas experimentales, los parámetros seleccionados en este caso fueron $m = 1$ y $r = 0.14$. Igual que en el estudio de la variabilidad ventricular, se analizaron diferentes valores de la longitud de la secuencia temporal L (5, 8, 10, 12 y 15), y se utilizó una validación cruzada para validar la métrica propuesta.

4. Resultados y Discusión

Los resultados de la clasificación de episodios de FA y RS obtenidos a partir del índice COSEn sobre la serie temporal RRI, en función de la longitud de secuencia de datos L , se resumen en la Tabla 1. Tal como se observa, cuanto mayor fue el valor de L , mayor fue la precisión obtenida. Por ejemplo, mientras la precisión para $L = 15$ latidos resultó del 95,42% (sensibilidad del 97,04% y especificidad del 94,08%), para $L = 5$ latidos fue sólo del 85,36% (sensibilidad del 87,80% y especificidad del 83,36%). Es interesante observar que los valores de especificidad fueron, en todos los casos, inferiores a los valores de sensibilidad. Esto se podría deber a que los latidos ectópicos causan variaciones en la frecuencia cardíaca y, por lo tanto, ocasionan un RRI irregular, que puede resultar en una falsa detección de la FA. En cuanto al retardo medio, los resultados mostraron un retardo de transición creciente en función de L , fijándose éste alrededor de la mitad del valor de L .

En consonancia con los resultados de clasificación obtenidos por el índice COSEn sobre la serie RRI, los obtenidos por el COSEn sobre la serie SWEn también mostraron una precisión creciente en función de L , tal y como se observa en la Tabla 2. Así, mientras que la precisión para $L = 15$ latidos resultó del 94,83% (sensibilidad del 95,64% y especificidad del 94,17%), ese valor fue del 87,17% (sensibilidad del 90,62% y especificidad del 84,32%) para $L = 5$ latidos. Con independencia de la presencia de latidos ectópicos o ritmos ventriculares irregulares durante RS, en este caso el índice COSEn sobre la serie SWEn fue capaz de identificar correctamente el ritmo del paciente. En este sentido, la estrategia de obtención del TQ [16] proporcionó una identificación robusta en estos casos. No obstante, debe indicarse que este índice no será capaz de discernir entre SR y FA cuando la presencia de ruido enmascare completamente el intervalo TQ. Con respecto al retardo medio, como se puede ver en la Tabla 2, los valores obtenidos aumentaron con el valor de L .

Por último, la Tabla 3 presenta los resultados de clasificación obtenidos por el análisis lineal discriminante utilizando como parámetros los índices COSEn obtenidos sobre ambas series temporales, RRI y SWEn. Debe observarse que, independientemente de la longitud de la secuencia de datos L , se obtuvo mayor precisión que utilizando los índices individualmente. Como en los casos anteriores, la mejor precisión se obtuvo para $L = 15$, 97,55% (sensibilidad del 99,02% y especificidad del 96,29%). Esta tabla recoge también el retardo medio, en función de L , en la detección de FA y RS para todas las transiciones de un tipo de episodio a otro, revelando que cuando L aumenta, se requiere un mayor número de latidos para identificar el inicio de un episodio diferente. A este respecto, la Figura 2 muestra un ejemplo de un episodio breve de FA, donde las transiciones de RS a FA se detectaron con un retardo de 4, 5, 6, 7 y 9 latidos, cuando las métricas se calcularon con $L = 5, 8, 10, 12$ y 15, respectivamente. Considerando el aumento del retardo de transición con L y que la precisión para valores L

superiores a 10 mejoró menos del 1,25%, podría seleccionarse un valor de $L = 10$ como un compromiso óptimo entre ambos aspectos. Para este valor de L el retardo promedio fue de 6 latidos.

L	Se (%)	Sp (%)	Acc (%)	Retardo
15	97.04	94.08	95.42	8
12	96.28	93.07	94.52	7.25
10	95.51	91.81	93.48	6
8	94.88	89.94	92.17	5
5	87.80	83.36	85.36	2.75

Tabla 1. Resultados de clasificación del índice COSEn sobre la serie RRI para diferentes valores de L .

L	Se (%)	Sp (%)	Acc (%)	Retardo
15	95.64	94.17	94.83	10
12	95.42	92.77	93.97	9
10	94.57	91.84	93.07	7.25
8	93.22	90.52	91.74	6.5
5	90.62	84.32	87.17	4

Tabla 2. Resultados de clasificación del índice COSEn sobre la serie SWEn para diferentes valores de L .

L	Se (%)	Sp (%)	Acc (%)	Retardo
15	99.02	96.29	97.55	8.25
12	98.51	95.68	96.98	7
10	97.83	94.87	96.23	6
8	96.70	93.75	95.11	4.875
5	90.07	90.41	90.25	3.25

Tabla 3. Resultados de clasificación obtenidos por el análisis discriminante para diferentes valores de L .

5. Conclusiones

El presente trabajo ha demostrado que el análisis conjunto de la variabilidad del intervalo TQ y del intervalo RR es capaz de proporcionar una robusta detección automática de episodios de FA, mejorando la que se obtendría al analizar dicha variabilidad por separado. La metodología desarrollada consiste en una sola métrica, propiciando que su interpretación clínica sea más fácil que en otros métodos publicados anteriormente, que suelen requerir muchas variables las cuales se combinan bajo clasificadores complejos. El algoritmo introduce un retardo de tan solo unos pocos latidos dentro del proceso de detección, resultando menor que el obtenido en trabajos previos.

Agradecimientos

Trabajo financiado por los proyectos TEC2014-52250-R y DPI2017-83952-C3 MINECO/AEI/FEDER, UE.

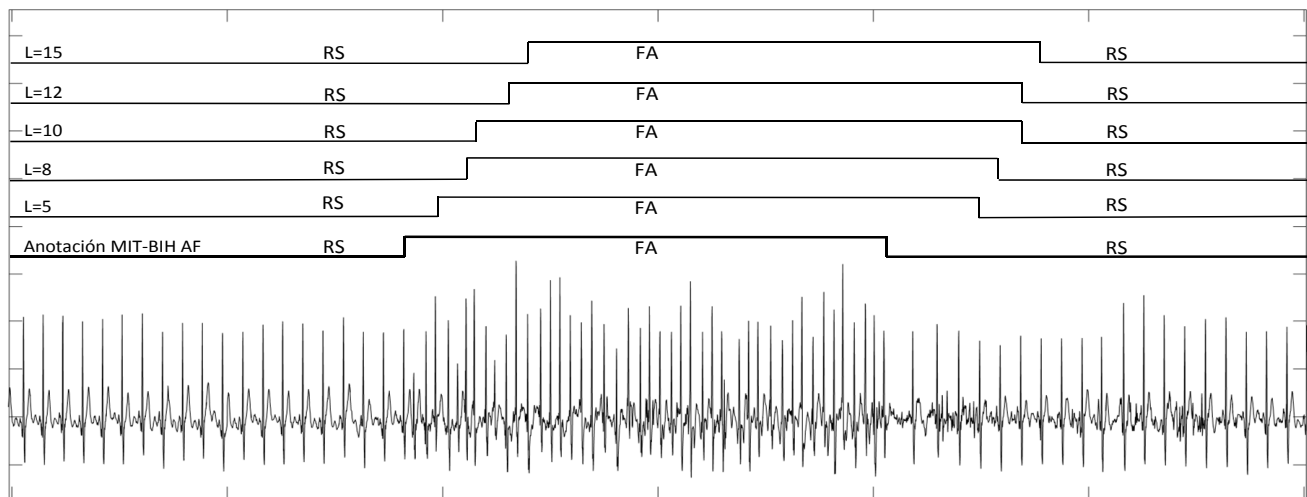


Figura 2. Episodio de FA, donde la transición de RS a FA es detectada por el clasificador (análisis discriminante) con un retardo de 4, 5, 6, 7 y 9 latidos, computando la métrica COSEn (para las series temporales RRI y SWEn) con $L=5, 8, 10, 12$ y 15 , respectivamente.

Referencias

- [1] Chugh SS, Roth GA, Gillum RF, Mensah GA. Global burden of atrial fibrillation in developed and developing nations. *Glob Heart*, vol. 9, no. 1, 2014, pp 113–9 (ISSN: 2211-8179).
- [2] Fuster V, Rydén LE, Cannom DS, Crijns HJ, Curtis AB, et al. 2011 ACCF/AHA/HRS focused updates incorporated into the ACC/AHA/ESC 2006 Guidelines for the management of patients with atrial fibrillation: a report of the American College of Cardiology Foundation/American Heart Association Task Force on Practice Guidelines developed in partnership with the European Society of Cardiology and in collaboration with the European Heart Rhythm Association and the Heart Rhythm Society. *J Am Coll Cardiol*, vol. 57, no. 11, 2011, pp. e101–98 (ISSN: 1524-4539).
- [3] Ferrari R, Bertini M, Blomstrom-Lundqvist C, Dobrev D, Kirchhof P et al. An update on atrial fibrillation in 2014: From pathophysiology to treatment. *Int J Cardiol*, vol. 203, 2016, pp. 22-9 (ISSN: 1874-1754).
- [4] Zoni-Berisso M, Lercari F, Carazza T, Domenicucci S. Epidemiology of atrial fibrillation: European perspective. *Clin Epidemiol*, vol. 6, 2014, pp. 213-20 (ISSN: 1179-1349).
- [5] Sheikh A, Patel NJ, Nalluri N, Agnihotri K, Spagnola J, et al. Trends in hospitalization for atrial fibrillation: epidemiology, cost, and implications for the future. *Prog Cardiovasc Dis*, vol. 58, no. 2, 2015, pp. 105–16 (ISSN: 1873-1740).
- [6] Van Wagoner DR, Piccini JP, Albert CM, Anderson ME, Benjamin EJ, et al. Progress toward the prevention and treatment of atrial fibrillation: A summary of the Heart Rhythm Society Research Forum on the Treatment and Prevention of Atrial Fibrillation, Washington, DC, December 9-10, 2013. *Heart Rhythm*, vol 12, no. 1, 2015, pp. e5–e29 (ISSN: 1556-3871).
- [7] AmaraW, Montagnier C, Cheggour S, Boursier M, Gully C, et al. Early detection and treatment of atrial arrhythmias alleviates the arrhythmic burden in paced patients: The SETAM study. *Pacing Clin Electrophysiol*, vol. 40, no. 5, 2017, pp.:527–36 (ISSN: 1540-8159).
- [8] McCabe PJ, Rhudy LM, Chamberlain AM, DeVon HA. Fatigue, dyspnea, and intermittent symptoms are associated with treatment-seeking delay for symptoms of atrial fibrillation before diagnosis. *Eur J Cardiovasc Nurs*, vol. 15, no. 6, 2015, pp. 459-68 (ISSN: 1873-1953).
- [9] Xiong Q, Proietti M, Senoo K, Lip GY. Asymptomatic versus symptomatic atrial fibrillation: A systematic review of age/gender differences and cardiovascular outcomes. *Int J Cardiol*, vol. 191, 2015, pp. 172-7 (ISSN: 1874-1754).
- [10] January CT, Wann LS, Alpert JS, Calkins H, Cigarroa JE 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. *J Am Coll Cardiol*, vol. 64, no. 21, 2014, pp. e1-76 (ISSN: 1558-3597).
- [11] Petrutiu S, Ng J, Nijm GM, Al-Angari H, Swiryn S, Sahakian AV. Atrial fibrillation and waveform characterization. A time domain perspective in the surface ECG. *IEEE Eng Med Biol Mag*, vol. 25, no. 6, 2006, pp. 24-30 (ISSN: 0739-5175).
- [12] Zhou X, Ding H, Wu W, Zhang Y. A real-time atrial fibrillation detection algorithm based on the instantaneous state of heart rate. *PLoS One*, vol. 10, no. 9, 2015, pp. e0136544 (ISSN: 1932-6203).
- [13] Martínez A, Alcaraz R, Rieta JJ. Application of the phasor transform for automatic delineation of single-lead ECG fiducial points. *Physiol Meas*, vol. 31, no. 11, 2010, pp. 1467-85 (ISSN: 1361-6579).
- [14] Lake DE, Moorman JR. Accurate estimation of entropy in very short physiological time series: the problem of atrial fibrillation detection in implanted ventricular devices. *Am J Physiol Heart Circ Physiol*, vol. 300, no. 1, 2011, pp. H319-25 (ISSN: 1522-1539).
- [15] Ródenas J, García M, Alcaraz R, Rieta JJ. Wavelet entropy automatically detects episodes of atrial fibrillation from single-lead electrocardiograms. *Entropy*, vol. 17, no. 9, 2015, pp. 6179-99 (ISSN: 1099-4300).
- [16] García M, Ródenas J, Alcaraz R, Rieta JJ. Application of the relative wavelet energy to heart rate independent detection of atrial fibrillation. *Comput Methods Programs Biomed*, vol. 131, 2016, pp. 157-68 (ISSN: 1872-7565).