

Eliminación de Ruido en Electrogramas de Fibrilación Auricular Mediante Descomposición de Modo Empírico

¹M. Martínez, ¹J. Ródenas, ¹R. Alcaraz, ²JJ. Rieta

¹ Grupo de Investigación en Electrónica, Telecomunicación y Bioingeniería, Universidad de Castilla-La Mancha, Albacete, España, {miguel.martinez, juan.rodenas, raul.alcaraz}@uclm.es

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

Resumen

A pesar de que la fibrilación auricular es la arritmia cardíaca más común en la práctica clínica diaria, los mecanismos que la provocan y perpetúan todavía no se conocen completamente. Sin embargo, en los últimos años el análisis de la actividad auricular registrada en electrogramas (EGM) obtenidos dentro de las aurículas se ha convertido en una herramienta fundamental para avanzar en su investigación. Desafortunadamente, la adquisición de esta señal libre de ruido y otras perturbaciones es todavía imposible. Así pues, la búsqueda de métodos capaces de reducir ruido, preservando al máximo la información clínica contenida por la señal es un reto insoslayable que, a día de hoy, no está resuelto. En este contexto, el presente trabajo compara la reducción de ruido y la alteración que provoca en la morfología de registros de EGM unipolares el filtrado tradicional que se aplica a estas señales durante su adquisición y uno de los métodos que mayor eficiencia ha demostrado sobre el electrocardiograma, tal como es el basado en la descomposición de modo empírico (EMD). Los resultados muestran que el método basado en EMD es capaz de eliminar mayor cantidad de ruido y, además, preservar en mayor medida la morfología de la señal. Sin embargo, su funcionamiento solo se puede considerar aceptable cuando la señal presenta un nivel de ruido reducido, ofreciendo en caso contrario un margen de mejora amplio.

1. Introducción

La fibrilación auricular (FA) es actualmente uno de los mayores retos cardiovasculares en el mundo desarrollado [1]. De hecho, es la arritmia supraventricular más común en la práctica clínica, afectando aproximadamente al 1.5-2 % de la población mundial [2]. Alrededor de 33 millones de individuos padecen esta arritmia en todo el mundo, diagnosticándose más de 5 millones de nuevos casos cada año [3]. Por otra parte, su incidencia y prevalencia incrementan con la edad, tal que alrededor del 15 % de las personas mayores de 80 años la padecen [2]. Sin embargo, las razones del incremento de su prevalencia, así como los mecanismos electrofisiológicos que la desencadenan y perpetúan [4], no son completamente conocidos. Esto dificulta su diagnóstico y tratamiento efectivo, significando un gasto del 15 % del presupuesto destinado a enfermedades cardíacas [5].

El análisis de la actividad eléctrica auricular ha jugado un papel importante en los últimos años, permitiendo conocer algunos aspectos de los mecanismos que provocan el comienzo, mantenimiento y perpetuación de dicha arritmia [6]. Esta señal puede ser capturada mediante un registro de superficie, tal como es el electrocardiograma (ECG), o a través de un registro intracardiaco, tal como es el electrograma (EGM). El ECG registra la actividad global del corazón en el tórax del paciente, mientras que el EGM representa la actividad eléctrica local recogida directamente en el tejido cardíaco. Obviamente, este último registro será capaz de proporcionar más información sobre el estado eléctrico del miocardio que el ECG. De hecho, esta señal es capaz de dar información precisa sobre el tiempo, dirección y complejidad de las activaciones auriculares en el campo de observación de los electrodos empleados para su adquisición [7].

El registro de los EGMs puede ser unipolar o bipolar. El EGM unipolar se obtiene posicionando un electrodo en el corazón y otro a cierta distancia para servir como referencia. Este registro proporciona información de la dirección de propagación del impulso, aunque en contrapartida también contiene señales de campo lejano generadas por la despolarización de tejidos remotos, tal como los ventrículos [8]. Por el contrario, el registro bipolar se obtiene de dos electrodos colocados próximos en un área específica, así ofreciendo información únicamente de la misma y perdiendo la posibilidad de determinar la dirección de propagación de la señal [7]. Por tanto, la información que proporcionan ambos tipos de registro es complementaria y, normalmente, se emplean de forma conjunta en estudios de electrofisiología [7].

Desafortunadamente, el entorno en el que se realiza la adquisición de estas señales es extraordinariamente ruidoso desde un punto de vista electromagnético. De hecho, son habituales ruidos de alta frecuencia producidos por los equipos que permiten monitorizar al paciente, así como otros ruidos inducidos por la red eléctrica (componente de 50 o 60 Hz) o por la actividad muscular no cardíaca [9]. Algunos estudios previos han determinado que la relación señal-ruido (SNR) mínima para poder detectar pequeños cambios en estas señales es de 20 dB [10]. Así pues, el pre-

procesado de las mismas para eliminar la mayor cantidad de ruido, sin alterar su morfología es una cuestión fundamental. Sin embargo, este aspecto todavía no ha recibido mucha atención en la literatura científica, ya que típicamente el EGM solo se filtra (de forma hardware) durante su proceso de adquisición para reducir la interferencia provocada por la red eléctrica, ruidos de baja y alta frecuencia, y otras perturbaciones de campo lejano [11].

En este contexto, el objetivo principal del presente trabajo es comparar la capacidad de reducción de ruido en EGMs unipolares de la descomposición de modo empírico (EMD), un método ampliamente utilizado para preprocesar el ECG [12], frente al filtrado convencional que se acaba de mencionar. Para ello, se emplearán señales sintéticas y medidas de comparación de morfologías entre señales, tal como la correlación y el error cuadrático medio.

2. Métodos

2.1. Base de datos

Tal como se acaba de mencionar, para el estudio propuesto se emplearon señales unipolares generadas sintéticamente, con el objetivo de poder cuantificar con la mayor precisión posible la cantidad de ruido eliminado, así como la alteración introducida en la morfología de la señal por los procedimientos bajo estudio. Para sintetizar estas señales de una forma realista, se utilizó un procedimiento similar al descrito por Oesterlin et al. [13]. Brevemente, en primer lugar se extrajeron las activaciones auriculares con mayor repetitividad morfológica de 20 registros reales bajo el efecto de adenosina, para así evitar la contaminación ventricular [14]. Dichas activaciones se emplearon como plantillas para recrear registros sin ruido con característica similares a los reales en cuanto a frecuencia dominante y variabilidad entre activaciones.

Concretamente, se generaron 50 señales limpias de 7 segundos de duración (referidas a lo largo del texto como $x(n)$) a las que se añadió diferentes niveles de ruido. La señal con ruido se refiere a lo largo del texto como $\tilde{x}(n)$. Esta interferencia se generó mediante un modelado autoregresivo de los intervalos entre activaciones auriculares de las señales reales, tal como se describe en [15]. De esta forma, se dispuso de señales con valores de SNR de 30, 25, 20, 15, 10 y 5 dB. Un ejemplo de una señal sintetizada con diferentes niveles de ruido se puede observar en la Figura 1.

2.2. Algoritmos de reducción de ruido

2.2.1. Filtrado tradicional del EGM

Algunas estructuras auriculares, tal como las venas pulmonares, pueden producir despolarizaciones eléctricas muy rápidas, que quedan registradas en el EGM como una actividad de alta frecuencia. Con el objetivo de reducir esta señal interferente, distorsionando lo mínimo posible la morfología del registro, éste es típicamente filtrado paso bajo con una frecuencia de corte de 300 Hz [8]. Esta señal también suele ser filtrada paso alto con una frecuencia de

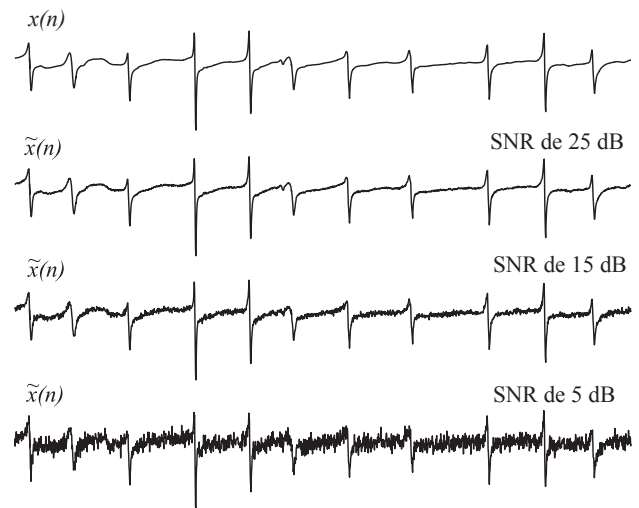


Figura 1. Registro EGM unipolar típico con diferentes niveles de ruido.

corte raramente superior a 3 Hz con el objetivo de eliminar la variación de la línea base, así como otros ruidos de baja frecuencia, tal como puede ser la contaminación ventricular [7]. Para filtrar las señales sintetizadas en el camino descrito, se emplearon filtros digitales de Butterworth, paso alto y paso bajo de segundo orden con las frecuencias de corte mencionadas aplicados bidireccionalmente.

2.2.2. Reducción de ruido basada en EMD

El método EMD descompone una señal en una suma de señales oscilatorias, llamadas funciones de modo intrínseco (IMF), las cuales contienen rangos de frecuencias contiguos. Esta transformación se comporta, por tanto, como un banco de filtros sin la necesidad de predefinir una frecuencia de corte [16]. Esta propiedad hace que el método sea especialmente útil para el procesamiento de señales no lineales y no estacionarias. De hecho, se ha utilizado ampliamente para la eliminación de ruido en ECG [17], así como en otras señales fisiológicas.

La descomposición de una señal en IMFs (en este caso $\tilde{x}(n)$) comienza con la identificación de todos los máximos y mínimos locales que presenta. A continuación, se reconstruyen las envolventes superior ($e_u(n)$) e inferior ($e_l(n)$) de la señal mediante la interpolación de los máximos y de los mínimos detectados y su media se resta de la señal para obtener la función:

$$h_1(n) = \tilde{x}(n) - \frac{e_u(n) + e_l(n)}{2}. \quad (1)$$

Este proceso se repite de forma recursiva hasta que la señal resultante cumple la condición:

$$\frac{|h_{k-1}(n) - h_k(n)|^2}{h_{k-1}(n)^2} \leq 0,3, \quad (2)$$

momento en el cual $h_k(n)$ se convierte en la primera IMF, llamada $c_1(n)$. El residuo $r_1(n) = \tilde{x}(n) - c_1(n)$ todavía contiene información útil, por lo que se le aplica el mismo procedimiento para obtener $c_2(n)$. De la misma forma,

también se obtienen $c_3(n), \dots, c_{10}(n)$, tal que la señal original se puede reconstruir sin pérdida de información como:

$$\tilde{x}(n) = \sum_{k=1}^{10} c_k(n) + r_{10}(n). \quad (3)$$

Las componentes de frecuencia que contienen las IMF disminuyen a medida que su nivel aumenta, por lo que es posible eliminar el ruido de alta frecuencia reconstruyendo la señal original sin las primeras IMFs [18]. Concretamente, se analizó la eliminación de ruido conseguida por descartar de forma progresiva las 4 primeras IMFs, tal que la señal limpia se estimó como:

$$\hat{x}(n) = \sum_{k=K}^{10} c_k(n) + r_{10}(n), \quad (4)$$

para $K = 2, \dots, 5$.

2.3. Evaluación de la reducción de ruido

La cantidad de ruido reducido por cada uno de los dos métodos se estimó a partir de la mejora de la SNR (es decir, ΔSNR) conseguida. De hecho, este parámetro se calculó como la SNR estimada después de la eliminación del ruido, es decir:

$$\Delta\text{SNR} = 10 \log_{10} \left(\frac{\hat{x}(n)^2}{(\hat{x}(n) - \hat{x}(n))^2} \right). \quad (5)$$

Adicionalmente, también se estudió la alteración morfológica producida por los algoritmos propuestos para reducir ruido. Para ello se calculó la correlación y el error cuadrático medio (MSE) entre la señal original $x(n)$ y la señal estimada después de eliminar el ruido $\hat{x}(n)$. Dado que el ampliamente utilizado índice de correlación de Pearson no considera las diferencias de amplitud entre señales, se empleó otro estimador de correlación para tener éstas en cuenta. Este índice, referido como ASCI (*adaptive signed correlation index*), se puede calcular como sigue para señales N muestras de longitud [19]:

$$\text{ASCI}(x(n), \hat{x}(n)) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N x(k) \otimes \hat{x}(k), \quad (6)$$

donde \otimes se define como:

$$x(n) \otimes \hat{x}(n) = \begin{cases} 1 & \text{if } |x(n) - \hat{x}(n)| \leq \beta, \\ -1 & \text{if } |x(n) - \hat{x}(n)| > \beta. \end{cases} \quad (7)$$

El umbral β se seleccionó experimentalmente como un 5 % de la desviación estándar de $x(n)$. También debe notarse que el valor MSE se normalizó por el valor cuadrático medio de la señal original para hacerlo independiente de su amplitud, de tal forma que el nuevo índice NMSE se calculó como:

$$\text{NMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (x(k) - \hat{x}(k))^2}{\sum_{k=1}^N x(k)^2}}. \quad (8)$$

Índice	SNR					
	30dB	25dB	20dB	15dB	10dB	5dB
ASCI	0.999	0.982	0.847	0.589	0.357	0.207
NMSE	0.001	0.003	0.009	0.031	0.099	0.316

Tabla 1. Efecto del ruido en las señales originales.

Método	SNR _{inicial}	ΔSNR	ASCI	NMSE
Filtrado	30 dB	12.6 dB	0.792	0.109
	25 dB	12.5 dB	0.776	0.111
	20 dB	12.2 dB	0.723	0.115
	15 dB	11.5 dB	0.600	0.126
	10 dB	10.0 dB	0.427	0.161
	5 dB	7.3 dB	0.268	0.275
EMD	30 dB	12.6 dB	0.926	0.063
	25 dB	13.3 dB	0.937	0.056
	20 dB	13.6 dB	0.903	0.051
	15 dB	13.6 dB	0.732	0.044
	10 dB	11.1dB	0.492	0.066
	5 dB	6.8 dB	0.297	0.159

Tabla 2. Comparación de los métodos de eliminación de ruido.

3. Resultados

Con el objetivo de comparar la mejora conseguida por las técnicas de eliminación de ruido estudiadas, en primer lugar se analizó cómo el ruido degradaba la morfología de las señales originales. Así, los valores medios de ASCI y NMSE obtenidos para cada uno de los valores de SNR considerados se muestran en la Tabla 1. Como era de esperar, conforme se incrementó el ruido, los valores de ASCI y NMSE disminuyeron y aumentaron, respectivamente.

Coherentemente, como se muestra en la Tabla 2, la morfología de los resultados se ve menos afectada para valores de ruido más pequeños, es decir, para valores de SNR mayores.

4. Discusión y conclusiones

En los últimos años, el estudio de la reducción del ruido en el ECG se ha tratado en multitud de trabajos, empleando una amplia variedad de técnicas diferentes [12]. Sin embargo, no ocurre lo mismo en el caso del EGM. Aunque esta señal puede verse menos afectada por el ruido que el ECG, ya que se adquiere directamente dentro de las aurículas, a día de hoy todavía es imposible registrarla sin ningún tipo de contaminación. Así pues, y considerando que el filtrado tradicional que se aplica durante su adquisición ha demostrado que altera su morfología [7], la búsqueda de nuevos algoritmos capaces de reducir la máxima cantidad de ruido en esta señal, alterando lo menos posible la información que contenga, es un interesante reto sin resolver. En este contexto, el presente trabajo ha analizado la capacidad de eliminación de ruido que es capaz de conseguir en el EGM uno de los métodos que ha mostrado mayor eficiencia sobre el ECG [12, 17].

Como muestran los resultados, los niveles de ruido que consigue reducir el filtrado clásico son sensiblemente menores que los conseguidos por el método basado en EMD.

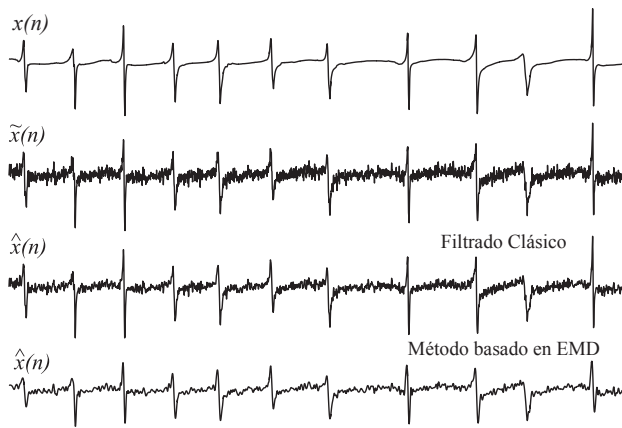


Figura 2. Comparación de la respuesta de los algoritmos de filtrado de ruido para un EGM unipolar con SNR de 5 dB.

Además, el filtrado tradicional también provoca una alteración morfológica elevada en la señal original, incluso para niveles de ruido reducidos. A este respecto, se puede observar en la Tabla 2 que el índice de correlación ASCI siempre es inferior al 80 %. Por contra, el método basado en EMD consigue reducir mayores cantidades de ruido que el filtrado tradicional, manteniendo la correlación entre la señal original y la estimada por encima del 90 % para valores de $\text{SNR} \geq 20$ dB. Por debajo de este nivel de ruido introduce una alteración morfológica importante, de forma que podría modificar la información clínica contenida por el registro. De hecho, el filtrado tradicional y EMD presentan un comportamiento muy parecido en términos del índice de correlación ASCI para valores de SNR de 5 y 10 dB.

Esta última observación también se puede apreciar en el ejemplo de la Figura 2, donde se presenta el comportamiento de ambos métodos para un EGM típico con una SNR de 5 dB. Así pues, se puede observar como el método basado en EMD es capaz de eliminar mayor cantidad de ruido que el filtrado tradicional, pero provocando una mayor alteración de las activaciones auriculares.

Como conclusión, se podría decir que en líneas generales el método basado en EMD elimina mayor cantidad de ruido y altera menos la información original de la señal que el filtrado tradicional. Además, su funcionamiento puede ser clínicamente aceptable para valores de SNR relativamente altos, pero todavía es susceptible de una importante mejora cuando el EGM presenta un nivel elevado de ruido.

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* Jul 2015;386(9989):113–5.
- [2] Zoni-Berisso M, Lercari F, Carazza T, Domenicucci S. Epidemiology of atrial fibrillation: European perspective. *Clin Epidemiol* 2014;6:213–20.
- [3] Chugh SS, Havmoeller R, Narayanan K, Singh D, Rienstra M, Benjamin EJ, Gillum RF, Kim YH, McAnulty Jr JH, Zheng ZJ, Forouzanfar MH, Naghavi M, Mensah GA, Ezzati M, Murray CJL. Worldwide epidemiology of atrial fibrillation: a global burden of disease 2010 study. *Circulation* Feb 2014;129(8):837–47.
- [4] Schotten U, Dobrev D, Platonov PG, Kottkamp H, Hindricks G. Current controversies in determining the main mechanisms of atrial fibrillation. *J Intern Med* May 2016; 279(5):428–38.
- [5] Wodchis WP, Bhatia RS, Leblanc K, Meshkat N, Morra D. A review of the cost of atrial fibrillation. *Value Health* 2012; 15(2):240–8.
- [6] Heijman J, Algalarrondo V, Voigt N, Melka J, Wehrens XHT, Dobrev D, Nattel S. The value of basic research insights into atrial fibrillation mechanisms as a guide to therapeutic innovation: a critical analysis. *Cardiovasc Res* Apr 2016;109(4):467–79.
- [7] Issa ZF, Miller JW, Zipes DP. Clinical arrhythmology and electrophysiology: a comparison to Braunwald's heart disease. (Chapter 4). 2nd edition. Elsevier, 2012.
- [8] Stevenson WG, Soejima K. Recording techniques for clinical electrophysiology. *J Cardiovasc Electrophysiol* Sep 2005;16(9):1017–22.
- [9] Venkatachalam KL, Herbrandson JE, Asirvatham SJ. Signals and signal processing for the electrophysiologist: part ii: signal processing and artifact. *Circ Arrhythm Electrophysiol* Dec 2011;4(6):974–81.
- [10] Venkatachalam KL, Herbrandson JE, Asirvatham SJ. Signals and signal processing for the electrophysiologist: part i: electrogram acquisition. *Circ Arrhythm Electrophysiol* Dec 2011;4(6):965–73.
- [11] Nollo G, Marconcini M, Faes L, Bovolo F, Ravelli F, Bruzone L. An automatic system for the analysis and classification of human atrial fibrillation patterns from intracardiac electrograms. *IEEE Trans Biomed Eng* Sep 2008; 55(9):2275–85.
- [12] Kabir MA, Shahnaz C. Denoising ecg signals based on noise reduction algorithms in emd and wavelet domains. *Biomedical Signal Processing and Control* 2012;7:481–489.
- [13] Oesterlein TG, Lenis G, Rudolph DT, Luik A, Verma B, Schmitt C, Dössel O. Removing ventricular far-field signals in intracardiac electrograms during stable atrial tachycardia using the periodic component analysis. *J Electrocardiol* 2015;48(2):171–80.
- [14] Atienza F, Almendral J, Moreno J, Vaidyanathan R, Talkachou A, Kalifa J, Arenal A, Villacastán JP, Torrecilla EG, Sánchez A, Ploutz-Snyder R, Jalife J, Berenfeld O. Activation of inward rectifier potassium channels accelerates atrial fibrillation in humans: evidence for a reentrant mechanism. *Circulation* Dec 2006;114(23):2434–42.
- [15] Corino VDA, Rivolta MW, Sassi R, Lombardi F, Mainardi LT. Ventricular activity cancellation in electrograms during atrial fibrillation with constraints on residuals' power. *Med Eng Phys* Dec 2013;35(12):1770–7.
- [16] Flandrin P, Rilling G, Gonçalves P. Empirical mode decomposition as a filter bank. *IEE Signal Processing Letter* 2004; 11(112–114).
- [17] Blanco-Velasco M, Weng B, Barner KE. Ecg signal denoising and baseline wander correction based on the empirical mode decomposition. *Comput Biol Med* Jan 2008;38(1):1–13.
- [18] Chang KM. Ensemble empirical mode decomposition for high frequency ecg noise reduction. *Biomed Tech Berl Aug* 2010;55(4):193–201.
- [19] Lian J, Garner G, Muessing D, Lang V. A simple method to quantify the morphological similarity between signals. *Signal Processing* 2010;90:684–688.