

Solución Multietapa para Diagnóstico del Ritmo Cardíaco durante la Resucitación Cardiopulmonar

I. Isasi Liñero¹, U. Irusta Zarandona¹, E. Aramendi Ecenarro¹, U. Ayala Fernández²,
E. Alonso González³

¹ Ingeniería de Comunicaciones, Universidad del País Vasco, Bilbao, España, {iraia.isasi, unai.irusta, elisabete.aramendi}@ehu.eus

² Procesado de señal y comunicaciones, Universidad de Mondragón, Arrasate, España, {uayala}@mondragon.edu

³ Matemáticas aplicadas, Universidad del País Vasco, Bilbao, España, {erik.alonso}@ehu.eus

Resumen

Las compresiones torácicas durante la terapia de resucitación cardiopulmonar (RCP) inducen artefactos en el ECG comprometiendo el diagnóstico de los algoritmos de análisis de ritmo. El objetivo de este trabajo es diseñar un método que diagnostique con precisión el ritmo durante la RCP evitando así tener que interrumpir la terapia. Para ello se diseñó un algoritmo multi-etapa (AME) que incluye dos filtros para la supresión del artefacto basados en un algoritmo recursivo de mínimos cuadrados (RLS), el algoritmo de análisis de ritmo de un desfibrilador comercial y un clasificador de ritmos basado en la pendiente del ECG. Se usó una base de datos compuesta por 87 ritmos desfibrilables y 285 no-desfibrilables adquiridos de pacientes en parada cardiorrespiratoria extra-hospitalaria. Para la optimización y validación de la solución AME los datos se dividieron aleatoriamente por pacientes en un conjunto de entrenamiento (70%) y otro de prueba (30%). Este proceso se repitió 500 veces para estimar la distribución estadística de la sensibilidad (Se), especificidad (Sp) y precisión (Acc) de la solución AME. Los valores medios (desviación estándar) de Se, Sp y Acc fueron 92.1% (6.0), 92.4% (2.9) y 92.2% (3.0), respectivamente. La solución mejora resultados anteriores por hasta 5 puntos de precisión.

1. Motivación

La desfibrilación precoz y la resucitación cardiopulmonar (RCP) son críticas para la supervivencia del paciente en parada cardiorrespiratoria extra-hospitalaria [1]. La actividad mecánica de las compresiones torácicas durante la RCP induce artefactos en el electrocardiograma (ECG). El artefacto RCP compromete la capacidad de detección de ritmos desfibrilables (sensibilidad) y no-desfibrilables (especificidad) de los algoritmos de análisis de ritmo. Por lo tanto, utilizando los desfibriladores actuales, es necesaria la interrupción de las compresiones para un análisis fiable del ECG. Desafortunadamente, estas interrupciones en la terapia comprometen el mantenimiento de un estado circulatorio adecuado en el paciente reduciendo la probabilidad de una reanimación exitosa [2].

A pesar de que se han propuesto soluciones para analizar el ritmo durante las pausas en las compresiones [3], las estrategias para minimizar los intervalos “hands-off” se han centrado principalmente en filtros adaptativos que eliminan el artefacto RCP. Algunos de estos filtros

adaptativos se basan únicamente en el ECG para caracterizar y suprimir el artefacto [4], mientras que otros utilizan señales adicionales correlacionadas con el artefacto tales como: la impedancia torácica, la profundidad de compresión o la fuerza de compresión [5]. Dada la naturaleza casi-periódica del artefacto, se han propuesto también soluciones adaptativas que estiman un modelo del artefacto basado en series de Fourier de coeficientes tiempo-variantes [6,7]. Existen también algoritmos de diagnóstico ad-hoc que diagnostican el ECG corrupto o filtrado [8]. Estas técnicas resultan en sensibilidades aceptables, pero la especificidad sigue por debajo de los valores exigidos por la American Heart Association en intervalos sin artefacto [9,10].

En este estudio se analiza un algoritmo multi-etapa (AME) basado en un filtro recursivo de mínimos cuadrados (RLS, recursive least-squares) que tiene como objetivo suprimir el artefacto RCP para permitir un análisis fiable del ritmo.

2. Materiales y métodos

2.1. Recopilación y anotación de datos

El conjunto de datos utilizado en este trabajo fue extraído de un estudio prospectivo de pacientes en parada cardiorrespiratoria extra-hospitalaria. Los episodios fueron grabados en tres zonas geográficas (Akershus, Estocolmo, Londres) entre Marzo de 2002 y Septiembre de 2004. Las señales de ECG y de profundidad de compresión adquiridas mediante una versión modificada del desfibrilador Heartstart 4000 de Laerdal fueron exportadas a Matlab y remuestreadas a 250 Hz. Los instantes de las compresiones se detectaron automáticamente en la señal de profundidad usando un detector de picos negativos con umbral en -1.5 cm [7].

La base de datos del estudio consta de 372 segmentos de 31 s de duración pertenecientes a 295 pacientes. Los primeros 15.5 s incluyen compresiones (RCP) y se utilizaron para evaluar la supresión del artefacto. Los últimos 15.5 s, sin compresiones, fueron usados por clínicos especialistas para anotar el ritmo. En la Figura 1 se muestra un ejemplo de las señales de la base. La base de datos se compone de 87 ritmos desfibrilables y 285 no-

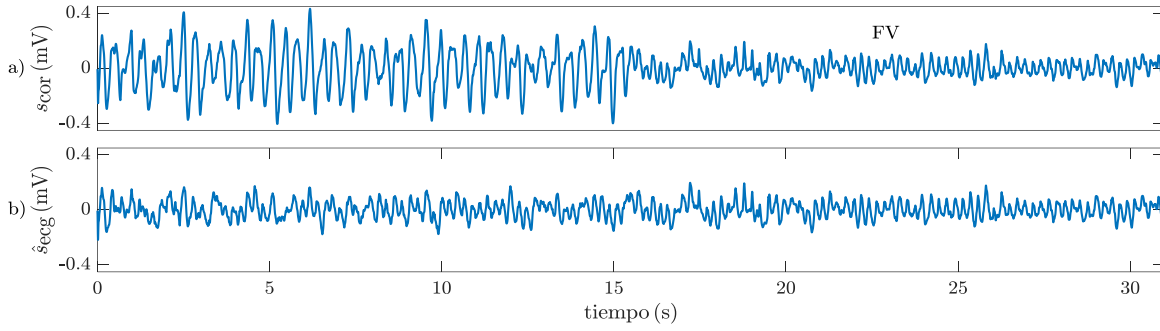


Figura 1. Un episodio de 31 s de duración de un paciente en fibrilación ventricular (FV), antes del filtrado (a) y después del filtrado (b). Los primeros 15.5 s muestran el ECG durante las compresiones. Los últimos 15.5 s muestran el ritmo subyacente del paciente en un intervalo sin compresiones. El panel b) muestra como el filtrado revela la FV del paciente.

desfibrilables. De los ritmos desfibrilables 5 son taquicardias ventriculares y 82 fibrilaciones ventriculares (FV). Los ritmos no-desfibrilables se componen de 88 asistolias (AS) y 197 organizados (OR). Los detalles sobre la base de datos se describen en [6].

2.2. Modelado del artefacto

El artefacto RCP en el ECG suele modelarse como ruido aditivo:

$$s_{\text{cor}}(n) = s_{\text{ecg}}(n) + s_{\text{ct}}(n) \quad (1)$$

donde s_{cor} es el ECG corrupto por el artefacto, s_{ct} , y s_{ecg} es el ECG que refleja el ritmo subyacente del paciente

Asumimos que durante las compresiones el artefacto, s_{ct} , puede modelarse como una interferencia casi-periódica compuesta por N armónicos de frecuencia fundamental variable $f_0(n)$, correspondiente a la frecuencia de las compresiones:

$$s_{\text{ct}}(n) = A(n) \sum_{k=1}^N c_k(n) \cos(k\omega_0(n)n + \theta_k(n)) = \quad (2)$$

$$= \sum_{k=1}^N a_k(n) \cos(k\omega_0(n)n) + b_k(n) \sin(k\omega_0(n)n) \quad (3)$$

donde $\omega_0(n) = 2\pi f_0(n)T_s$, T_s es el periodo de muestreo, $A(n)$ es una envolvente de amplitud que diferencia intervalos con compresiones ($A = 1$) e intervalos sin compresiones ($A = 0$). La amplitud y fase, $c_k(n)$ y $\theta_k(n)$, o las amplitudes en fase y cuadratura, $a_k(n)$ y $b_k(n)$, de la descomposición en serie de Fourier se consideran variables en el tiempo.

Asumimos que durante un ciclo la frecuencia de las compresiones, $f_0(n)$, es constante pero que varía de ciclo a ciclo, entendiendo como ciclo el intervalo entre dos compresiones consecutivas. Por lo tanto, para una serie de instantes de compresiones t_i , la frecuencia de las compresiones se puede calcular como:

$$f_0(n) = \frac{1}{t_i - t_{i-1}} \quad t_{i-1} < nT_s \leq t_i \quad (4)$$

2.3. Filtro RLS

Para suprimir el artefacto RCP se propone un esquema adaptativo de cancelación de interferencia utilizando como señal de referencia el modelo multiarmónico del artefacto [11]. Las amplitudes $a_k(n)$ y $b_k(n)$ de cada armónico se estiman mediante un filtro adaptativo RLS que es capaz de adaptarse a las características variables de cada señal. Primero, se definen los vectores para los coeficientes y las señales de referencia de los N armónicos:

$$\theta_n = [a_1(n) \ b_1(n) \ \dots \ a_N(n) \ b_N(n)]^T \quad (5)$$

$$\Phi_n = A(n) [\cos(\omega_0(n)n) \ \sin(\omega_0(n)n) \ \dots \ \cos(N\omega_0(n)n) \ \sin(N\omega_0(n)n)]^T \quad (6)$$

El artefacto estimado, \hat{s}_{ct} , se puede expresar en notación vectorial, por tanto, como:

$$\hat{s}_{\text{ct}}(n) = \theta_{n-1}^T \Phi_n \quad (7)$$

Los coeficientes que modelan el artefacto se calculan de forma adaptativa, buscando en cada iteración minimizar el error entre el ECG corrupto, s_{cor} , y el artefacto estimado, \hat{s}_{ct} . El ECG estimado (señal de error del filtro RLS), y los coeficientes $a_k(n)$ y $b_k(n)$ se actualizan en cada iteración mediante las siguientes ecuaciones:

$$\hat{s}_{\text{ecg}}(n) = s_{\text{cor}}(n) - \hat{s}_{\text{ct}}(n) \quad (8)$$

$$\theta_n = \theta_{n-1} F_n \Phi_n^T \hat{s}_{\text{ecg}}(n) \quad (9)$$

donde,

$$F_n = \frac{1}{\lambda} \left[F_{n-1} - \frac{F_{n-1} \Phi_n \Phi_n^T F_{n-1}}{\lambda + \Phi_n^T F_{n-1} \Phi_n} \right] \quad (10)$$

El factor de olvido ($0 < \lambda < 1$) del filtro RLS es un compromiso entre la capacidad de adaptación y la estabilidad del filtro. Cuanto más alto sea el valor de λ , mejor será el ajuste y la estabilidad del filtro pero peor la capacidad de convergencia.

2.4. Análisis del ritmo

La clasificación de la señal filtrada en ritmo desfibrilable o no-desfibrilable se realiza combinando un algoritmo de

análisis de ritmo comercial y un algoritmo ad-hoc de discriminación FV/OR.

El algoritmo de análisis de ritmo es una versión offline de Matlab del algoritmo implementado en los desfibriladores Reanibex R-series (Bexen Cardio S.Coop., Ermua, Spain) [12]. Este algoritmo diagnostica el ECG libre de artefacto en menos de 9.6 s analizando 2 o 3 intervalos consecutivos de 3.2 s. Para evitar los transitorios del filtro RLS se diagnosticó el intervalo 5.9-15.5 s del ECG filtrado.

El algoritmo ad-hoc diseñado para la discriminación de ritmos OR y FV se basa en la pendiente del ECG filtrado. Para enfatizar complejos QRS en la señal filtrada se calcula la media móvil del cuadrado de su primera diferencia (pendiente):

$$d(n) = \frac{1}{M} \sum_{m=0}^{M-1} (\hat{s}_{ecg}(n-m) - \hat{s}_{ecg}(n-m-1))^2$$

donde M es el número de muestras en un intervalo de 80 ms. A continuación el parámetro $d(n)$ fue normalizado dividiéndolo por su valor máximo en la ventana de análisis (5.9-15.5 s), obteniendo así $\bar{d}(n)$. El parámetro de discriminación de los ritmos OR/FV (bS) se calculó como el décimo percentil de $\bar{d}(n)$. Los ritmos OR únicamente presentan valores elevados de pendiente alrededor de los complejos QRS, lo que supone valores bajos de bS. Por el contrario, los ritmos FV presentan pendientes uniformemente distribuidas, lo que proporciona valores elevados de bS.

2.5. Arquitectura de la solución AME

En la Figura 2 se puede observar la solución AME. Esta solución está compuesta por tres etapas y tiene como objetivo proporcionar una decisión desfibrilar/no-desfibrilar fiable durante la RCP.

La primera etapa está enfocada a la identificación de los segmentos AS. Para ello se realiza un filtrado RLS grueso de la señal ECG corrupta con $\lambda_1 \sim 0.99$ relativamente pequeño. Si el algoritmo de análisis de ritmo identifica el segmento filtrado como un ritmo no-desfibrilable el proceso termina, sino, se procede a la segunda etapa. En esta etapa se filtra el ECG corrupto con un valor $\lambda_2 \sim 0.999$ alto. De esta forma el filtro es capaz de preservar variaciones rápidas en el ECG como los complejos QRS. Por último, en la etapa 3, se discriminan los ritmos OR de los FV mediante el parámetro bS. El rendimiento de la solución puede optimizarse, por tanto, mediante cuatro parámetros: el orden del modelo del artefacto (N), los factores de olvido del filtro RLS (λ_1 y λ_2) y el umbral de ρ .

2.6. Evaluación

Los diagnósticos desfibrilar/no-desfibrilar obtenidos en la solución AME fueron comparados con las anotaciones de ritmo obtenidas en el intervalo limpio, calculando así: la proporción de segmentos desfibrilables (Se) y no-desfibrilables (Sp) correctamente clasificados, la proporción de diagnósticos correctos (Acc) y, por último,

la precisión balanceada (BAC, Balanced Accuracy) calculada como la media entre la Se y la Sp.

Los datos fueron divididos aleatoriamente en dos subconjuntos: el 70% de los pacientes fueron incluidos en el set de entrenamiento para la optimización de los parámetros y el 30% restante fue incluido en el set de prueba para calcular valores no sesgados de Se, Sp, BAC y Acc con los parámetros optimizados. El proceso de optimización constó de tres pasos: primero se determinaron los valores de N y λ_1 que maximizaban la BAC de la primera etapa mediante un greedy-search en los rangos $3 < N < 7$ y $0.98 < \lambda_1 < 0.99$. Después, se fijó el valor de λ_2 que maximizaba la Sp para los ritmos OR en el rango $0.995 < \lambda_2 < 1$. Por último, el valor de ρ se estableció como aquel que identificó el 97.5% de las FV en la etapa 3 sobre el subconjunto de prueba. Este proceso se repitió sobre 500 particiones aleatorias (sin solape de pacientes) para estimar la distribución estadística de las métricas de desempeño.

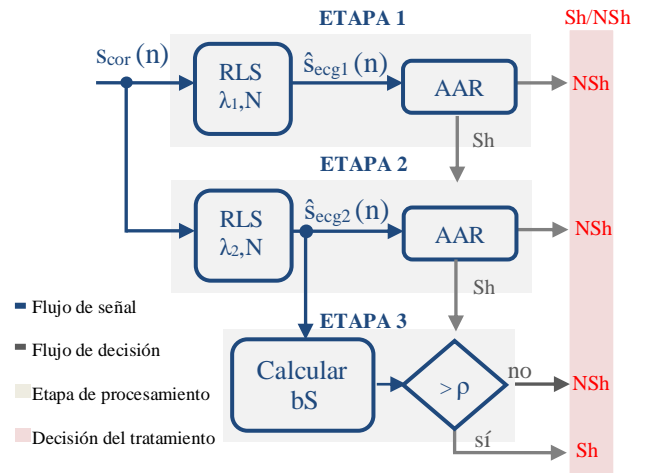


Figura 2. Arquitectura de la solución AME para el análisis de ritmo durante la RCP donde Sh hace referencia al diagnóstico desfibrilar, NSh al diagnóstico no-desfibrilar y AAR al algoritmo de análisis de ritmo.

3. Resultados

La Figura 3 muestra el BAC del algoritmo de análisis de ritmo tras aplicar el filtro RLS para distintos parámetros de configuración del mismo. Esto sería equivalente a usar solamente la primera etapa de la solución AME. Los mejores resultados se consiguieron para el siguiente rango de trabajo: $0.98 < \lambda < 0.99$ y $3 < N < 7$.

La Tabla 1 muestra las distribuciones estadísticas de Se, Sp, BAC y Acc para las 500 réplicas. Estos valores se reportan como media (desviación estándar). Todas las métricas fueron calculadas para las diferentes configuraciones de la solución AME, incluyendo la primera, segunda y tercera etapa. Los resultados fueron comparados con el rendimiento del algoritmo de análisis de ritmo antes del filtrado del artefacto.

Se observa que la primera etapa de la solución AME aumenta la BAC alrededor de 12 puntos. Con la adición de la segunda y tercera etapa, conseguimos un aumento en la BAC de 2.3 puntos y lo que es más importante, un

aumento en la Sp de 7.9 puntos. La tercera etapa proporciona un compromiso entre la Se y la Sp y un aumento de la Acc de más de 3 puntos.

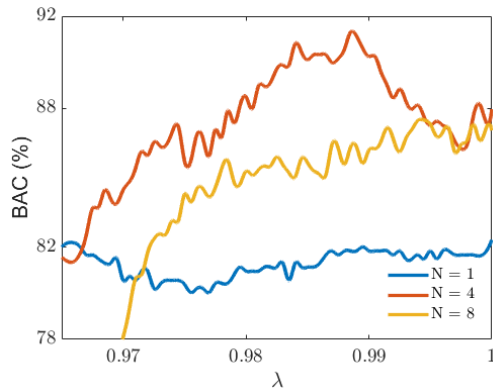


Figura 3. Rendimiento del filtro RLS en términos de N y λ .

Las medias (desviación estándar) de los parámetros óptimos conseguidos en las 500 réplicas del set de entrenamiento fueron las siguientes: $\lambda_1 = 0.987$ (0.002), $\lambda_2 = 0.998$ (0.002) y $\rho = 0.007$ (0.001). En más del 90% de los casos se consiguió un N de 4.

	Se (%)	Sp (%)	BAC (%)	Acc (%)
Sin filtrar	74.7	80.9	77.8	84.1
AME				
Etapa1	95.3 (4.0)	84.5 (3.4)	89.9 (2.7)	87.0 (2.8)
Etapa2	95.2 (4.0)	87.0 (3.5)	91.1 (2.7)	88.9 (2.8)
Etapa3	92.1 (6.0)	92.4 (2.9)	92.2 (3.0)	92.3 (2.3)

Tabla 1. Rendimiento de la solución AME comparado con el del algoritmo de análisis de ritmo antes del filtrado del artefacto.

4. Conclusión

En este trabajo se propone una solución AME novedosa que tiene como objetivo proporcionar un diagnóstico desfibrilar/no-desfibrilar fiable durante la RCP. Esta solución está compuesta por dos etapas de filtrado RLS y un algoritmo de discriminación FV/OR que tienen como objetivo incrementar la Sp. Así, la solución AME obtuvo una Se de 92.1%, una Sp de 92.4%, una BAC de 92.2% y una Acc de 92.3%.

A pesar de que la Se obtenida mediante la solución AME es considerablemente menor a la obtenida en estudios anteriores (96% aproximadamente), sigue estando por encima del 90% recomendado por la American Heart Association [10]. Reducir la Se ha permitido obtener un valor de Sp considerablemente mayor que los conseguidos en la literatura (<86%), obteniendo valores próximos al 95% recomendado por la American Heart Association. Por último, remarcar que la solución AME también mejora la precisión global de métodos anteriores en más de 5 puntos [12].

El método descrito podría abrir la posibilidad de diagnosticar el ritmo de forma fiable sin interrumpir la terapia RCP. No obstante, la solución AME requiere mejorar la Sp para proporcionar un diagnóstico fiable

ajustado a los requisitos de la American Heart Association. Una posible modificación de la solución AME para cumplir con estos requisitos podría ser reemplazar el algoritmo de análisis de ritmo comercial diseñado para clasificar ECGs sin artefacto por un algoritmo entrenado para clasificar el ECG una vez filtrado.

Agradecimientos

Este trabajo ha recibido ayuda financiera del Ministerio de Economía y Competitividad, proyecto TEC2015-64678-R, junto con el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER). Ha recibido también financiación de la UPV/EHU mediante el proyecto EHU 16/18 y del Gobierno Vasco mediante la beca PRE-2016-1-0012.

Referencias

- [1] Perkins GD et al. European Resuscitation council guidelines for resuscitation 2015: Section 2. Adult basic life support and automated external defibrillation 2015. *Resuscitation*, vol 85, 2015, pp 81-89.
- [2] Eftestøl T et al. Effects of interrupting precordial compressions on the calculated probability of the defibrillation success during out-of-hospital cardiac arrest. *Circulation*, vol 105, pp 2270-2273.
- [3] Ayala U et al. Fully automatic rhythm analysis during chest compression pauses. *Resuscitation*, vol 89, 2015, pp 25-30.
- [4] Zhang G et al. A method to differentiate between ventricular fibrillation and asystole during chest compressions using artifact-corrupted ECG alone. *Computer Method and Programs in Biomedicine*, vol 141, 2017, pp 111-117.
- [5] Eilevstjønn J et al. Feasibility of shock advice analysis during CPR through removal of CPR artefacts from the human ECG. *Resuscitation*, vol 61, 2004, pp 131-141.
- [6] Aramendi E et al. Suppression of the cardiopulmonary resuscitation artefacts using the instantaneous chest coession rate extracted from the thoracic impedance. *Resuscitation*, vol 83, 2012, pp 692-698.
- [7] Irusta U et al. A least mean-square filter for the estimation of the cardiopulmonary resuscitation artifact based on the frequency of the compressions. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol 56, 2009, pp 1052-1062
- [8] Li Y et al. Identifying potentially shockable rhythms without interrupting cardiopulmonary resuscitation. *Critical care medicine*, vol 36, 2008, pp 198-203.
- [9] De Gauna S.R et al. Rhythm analysis during cardiopulmonary resuscitation: past, present, and future. *BioMed research international*, 2014.
- [10] Kerber R.E et al. Automatic external defibrillators for public access defibrillation: recommendations for specifying and reporting arrhythmia analysis algorithm performance, incorporating new waveforms, and enhancing safety. *Circulation*, vol 95, 1997, pp 1677-1682.
- [11] Xiao Y et al. Fast RLS Fourier analyzers capable of accommodating frequency mismatch. *Signal Processing*, vol 87, 2007, pp 2197-2212.
- [12] Irusta U et al. A high-temporal resolution algorithm to discriminate shockable from nonshockable rhythms in adults and children. *Resuscitation*, 2012, vol 83, pp 1090.