

# Diagnóstico del Ritmo Cardíaco durante la Resucitación Cardiopulmonar Administrada mediante una Banda de Distribución de Carga

I. Isasi Liñero<sup>1</sup>, U. Irusta Zarandona<sup>1</sup>, E. Aramendi Ecenarro<sup>1</sup>, Jan-Åge Olsen<sup>2</sup>, Lars Wik<sup>3</sup>

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

<sup>2</sup> Departamento de oncología, Hospital Universitario de Oslo, Oslo, Noruega, {janao}@janao.info

<sup>3</sup> Norwegian National Advisory Unit on Prehospital Emergency Medicine (NAKOS), Hospital Universitario de Oslo, Oslo, Noruega, {Lars.wik}@medisin.uio.no

## Resumen

Las compresiones torácicas (CTs) administradas durante la resucitación cardiopulmonar (RCP) mediante una banda de distribución de carga (LDB en inglés) inducen artefactos en el ECG que interfieren en el diagnóstico de los algoritmos de decisión shock/no-shock implementados en los desfibriladores. Esto obliga al rescatador a detener la terapia RCP reduciendo la probabilidad de supervivencia del paciente. El objetivo de este trabajo es diseñar un método que diagnostique con precisión el ritmo durante el uso de una LDB evitando así tener que interrumpir la terapia. El método se compone de un filtro de supresión de artefacto basado en un algoritmo recursivo de mínimos cuadrados (RLS) seguido de un algoritmo de decisión shock/no-shock basado en técnicas de aprendizaje automático. Se usó una base de datos compuesta por 235 ritmos desfibrilables y 1451 no-desfibrilables adquiridos de pacientes en parada cardiorrespiratoria extra-hospitalaria (PCREH). Los ritmos de los pacientes fueron anotados en intervalos libres de artefacto. Los diagnósticos shock/no-shock obtenidos mediante el algoritmo de decisión fueron comparados con las anotaciones del ritmo para obtener la Sensibilidad (Se), Especificidad (Sp) y precisión balanceada (BAC) de la solución. Los resultados obtenidos fueron: 91.6% (Se), 95.4% (Sp) y 93.5% (BAC).

## 1. Motivación

La desfibrilación precoz y la resucitación cardiopulmonar (RCP) mediante compresiones torácicas (CTs) y ventilaciones, son factores clave para la supervivencia del paciente en parada cardiorrespiratoria extra-hospitalaria (PCREH) [1]. Las guías de soporte vital avanzado recomiendan minimizar las interrupciones en las CTs durante la RCP para incrementar la probabilidad de una desfibrilación exitosa [1]. Desafortunadamente, en la práctica actual, es necesaria la interrupción de la RCP para un diagnóstico fiable de los algoritmos de decisión shock/no-shock implementados en los desfibriladores, ya que, la actividad mecánica de las CTs induce artefactos en el ECG.

La estrategia principal para conseguir un escenario de análisis de ritmo continuo sin interrupciones en la terapia RCP, ha consistido en un filtrado adaptativo del artefacto seguido de un algoritmo de decisión shock/no-shock. Sin embargo, la mayoría de los algoritmos de decisión

shock/no-shock utilizados en este planteamiento han sido originalmente diseñados para diagnosticar ECGs libres de artefacto y no para diagnosticar ECGs previamente filtrados que pueden contener residuos del artefacto. Esta es la razón principal por la cual los métodos de diagnóstico actuales no proporcionan un análisis fiable del ritmo durante CTs [2]. Recientemente, un nuevo estudio ha demostrado que los algoritmos de decisión shock/no-shock diseñados para clasificar el ECG en presencia de residuos de filtrado incrementan substancialmente el rendimiento de métodos previos [3].

La mayoría de los métodos de análisis de ritmo se han dedicado a la RCP manual, sin embargo, los dispositivos mecánicos de compresión torácica son cada vez más utilizados en el ámbito de la resucitación. En la actualidad existen dos tipos de compresores automáticos: pistones accionados neumáticamente como el LUCAS 2 (Physio-Control Inc/ Jolife AB) y bandas de distribución de carga como el AutoPulse (Zoll Circulation).



**Figura 1.** Dos tipos de compresores automáticos: LUCAS-2 (izquierda) y AutoPulse (derecha).

En los dos últimos años, se han desarrollado varios métodos que analizan el ritmo durante CTs administradas mediante el dispositivo LUCAS 2 [4-6]. Estos estudios utilizan filtros adaptativos para suprimir el artefacto y realizan el diagnóstico del ritmo basándose en algoritmos de shock/no-shock comerciales. Una vez más, este enfoque no cumple con las especificaciones de la Asociación Americana del corazón para un diagnóstico fiable del ritmo. Respecto al dispositivo AutoPulse, las características del artefacto analizadas en [7] pronostican

un filtrado del artefacto difícil. En efecto, el artefacto originado por el dispositivo AutoPulse, presenta un mayor número de armónicos que el manual y de mayor amplitud que el LUCAS 2 [4,7].

Este estudio propone un método para un análisis fiable del ritmo durante las compresiones administradas por el dispositivo AutoPulse. Se compone de un filtro basado en un filtro recursivo de mínimos cuadrados (RLS, Recursive-Least-Squares) para suprimir el artefacto y un algoritmo de decisión shock/no-shock basado en Máquinas de Vector Soporte (SVM, Support Vector Machines) diseñado para diagnosticar el ritmo después del filtrado.

## 2. Materiales

El conjunto de datos utilizado en este trabajo fue extraído de un ensayo clínico (*“Circulation Improving Resuscitation Care”*, CIRC) llevado a cabo entre Marzo de 2009 y Enero de 2011 en tres zonas Estadounidenses (The Fox Valley, Hillsborough, Houston) y dos zonas Europeas (Viena, Nijmegen) [8]. El objetivo de este estudio fue comparar la efectividad de la RCP administrada mediante el dispositivo AutoPulse frente a la RCP administrada manualmente en términos de supervivencia. Las señales ECG y impedancia torácica (IT) adquiridas mediante parches de desfibrilación del LifePak 12 o 15 (Physio-Control, Redmond, WA) fueron exportadas a Matlab y remuestreadas a 250 Hz. El ECG fue limitado en banda 0.5-40 Hz mediante un filtro Butterworth de orden 8.

La base de datos del estudio consta de 1686 segmentos de 22 s de duración pertenecientes a 362 pacientes en PCREH atendidos mediante el dispositivo AutoPulse. Los segmentos contienen un intervalo inicial de 16 s, durante CTs, utilizado para desarrollar nuestra solución seguido de un intervalo de 6 s, libre de artefacto, utilizado para anotar el ritmo subyacente del paciente. En la figura 1 se muestra un ejemplo de los segmentos de la base. La base de datos final se compone de 235 ritmos desfibrilables, fibrilación ventricular (FV), y 1451 no-desfibrilables, 677 asistolias (AS) y 774 ritmos organizados (OR).

## 3. Métodos

### 3.1. Filtrado del artefacto

Para suprimir el artefacto RCP se propone un filtro adaptivo RLS para la eliminación de interferencias periódicas [9]. En este método el artefacto debido a compresiones torácicas,  $s_{ct}$ , se modela como una serie de

Fourier de  $N$  términos de frecuencia fundamental igual a la frecuencia de compresión del dispositivo AutoPulse,  $f_0 = 1.33$  Hz:

$$s_{ct}(n) = \sum_{k=1}^N a_k(n) \cos(k2\pi f_0 n T_s) + b_k(n) \sin(k2\pi f_0 n T_s) \quad (1)$$

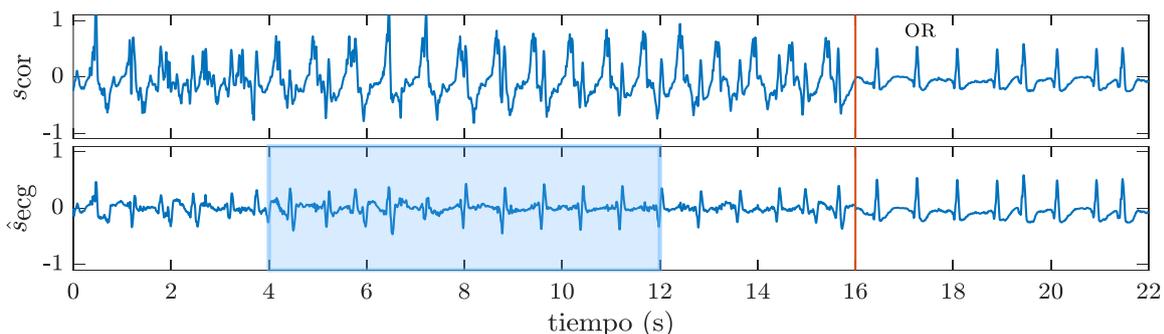
El filtro RLS estima los coeficientes  $a_k(n)$  y  $b_k(n)$  en el tiempo y resta el artefacto estimado,  $\hat{s}_{ct}$ , del ECG corrupto,  $s_{cor}$ , para obtener el ECG filtrado,  $\hat{s}_{ecg}$ , tal y como se muestra en la figura 1. Los coeficientes son calculados adaptativamente, de forma que en cada iteración se minimice el error entre el ECG corrupto y el ECG estimado en los armónicos de la frecuencia de compresión,  $f_0$ . Una descripción detallada del filtro puede encontrarse en [5].

En el filtro RLS existen dos parámetros configurables: el número de armónicos,  $N$ , que modelan el artefacto, y el factor de olvido,  $\lambda$ , que ofrece un compromiso entre la capacidad de adaptación y la estabilidad del filtro. El valor de  $N$  y  $\lambda$  fueron fijados a 31 y 0.988, respectivamente. Estos valores se corresponden con la configuración del filtro óptimo cuando su rendimiento es medido mediante un algoritmo de decisión shock/no-shock comercial (estrategia clásica).

### 3.2. Extracción de parámetros

Se extrajo un conjunto de 61 parámetros diseñados para discriminar ritmos desfibrilables y no-desfibrilables. La extracción de parámetros se llevó a cabo en el intervalo 4-12 s (intervalo resaltado en la figura 1), los primeros 4 s se dejaron de lado para evitar transitorios del filtro RLS. De los 61 parámetros 59 han sido exhaustivamente estudiados y descritos en el contexto de la PCREH [10-12], mientras que dos de ellos se han diseñado para este trabajo (Npeak, SkewSlp). Los parámetros agrupados por dominio de análisis son los siguientes:

1. **Dominio del tiempo:** *Threshold Crossing Interval* (TCI) y *Threshold Crossing Sample Count* (TCSC); *Standard Exponential* (Exp) y su versión modificada (Expmod); *Mean Average Value* (MAV); tres parámetros (count1, count2, count3) calculados a partir de los valores absolutos obtenidos de la salida de un filtro paso banda (frecuencia central de 14.6 Hz y ancho de banda a 3 dBs de 3.5 Hz) [10]; el número de picos de tipo-QRS (Npeak).



**Figura 2.** Un episodio de 22 s de duración de un paciente con ritmo organizado (OR), antes del filtrado (panel superior) y después del filtrado (panel inferior). Los primeros 16 s del panel superior muestran el ECG durante las compresiones. Los últimos 6 s muestran el ritmo subyacente del paciente en un intervalo sin compresiones. El panel inferior muestra como el filtrado revela el ritmo del paciente.

2. **Dominio espectral:** *VF filter* (vFleak), el primer momento espectral normalizado (M); parámetros (A1, A2, A3, x3, x4, x5) para calcular la proporción de energía concentrada en diferentes bandas de frecuencia; el rango de amplitud alrededor de la línea isoelectrónica que contiene una cierta proporción de las muestras (bWT); el ancho de banda que contiene cierta proporción de la potencia total del ECG (bW) [10].
3. **Dominio complejo:** *Complexity Measure* (CM); la frecuencia (Frqbin), la kurtosis (Kurt), el área (abin) y la covarianza (CVbin) de una señal binaria extraída a partir del ECG; *Phase Space Reconstruction* (PSR); Transformada de Hilbert (HILB); *Sample Entropy* [10]; *Fuzzy Entropy* [12].
4. **Dominio de la pendiente:** el percentil 10 (x1), el número de picos (x2) y la asimetría estadística de la distribución (SkewSlp) de la señal de pendiente; la proporción del tiempo en el que la señal de pendiente está por debajo de un determinado umbral (bCP) [10].
5. **Dominio Wavelet:** se calcularon varios parámetros basados en la Descomposición Wavelet Discreta (DWT) del ECG: IQR ( $d_3-d_7$ ), Var ( $d_3-d_7$ ), primer cuartil de  $d_3-d_7$ , (FQ ( $d_3-d_7$ )), IQR ( $s(n)$ ), IQR ( $\hat{s}(n)$ ), IQR ( $\check{s}(n)$ ),  $\mu_{2-4,s}$ ,  $\mu_{2-4,\hat{s}}$ ,  $a_{1-4}$  and  $\sigma_v^2$  [11]; parámetro Li [10].

### 3.3. Arquitectura y evaluación del modelo

Se utilizó una arquitectura de validación cruzada anidada para la selección de parámetros y la optimización y evaluación del modelo. Tanto en el bucle interno como en el externo, se empleó un esquema de validación cruzada de 5 iteraciones (5-fold CV). El bucle interno se empleó para la selección de variables, el externo para la selección de hiperparámetros de la SVM. Además, las particiones o folds se crearon de forma que las prevalencias de los ritmos coincidieran (al menos en un 85%,) con las prevalencias de los ritmos desfibrilables y no desfibrilables observados en todo el conjunto de datos. Los diagnósticos del algoritmo de decisión shock/no-shock fueron comparados con las anotaciones de ritmo para obtener las siguientes métricas de rendimiento: proporción de ritmos desfibrilables correctamente identificados (Sensibilidad, Se), proporción de ritmos no-desfibrilables correctamente identificados (Especificidad, Sp), precisión balanceada (BAC) calculada como la media entre la Se y la Sp y la precisión total (Acc). Los resultados fueron comparados con aquellos obtenidos mediante la estrategia clásica del análisis de ritmo durante RCP: una etapa de filtrado seguido de un algoritmo de decisión shock/no-shock comercial [13] diseñado para clasificar ECGs libres de artefacto.

### 3.4. Selección de parámetros

Para la selección de parámetros llevado a cabo en el bucle interno, se utilizó un clasificador LDA (*Linear Discriminant Analysis*) y una estrategia de búsqueda PTA (*plus l- take away r*). Concretamente, se adoptó una estrategia PTA (4,3) hasta seleccionar los 12 parámetros más relevantes [11]. Se estableció la maximización del BAC como criterio para la selección de parámetros.

### 3.5. Algoritmo de decisión shock/no-shock

Se utilizó una máquina de vectores de soporte (SVM) con función de base radial gaussiana para la decisión shock/no-shock. El kernel gaussiano tiene dos hiperparámetros que optimizar [14]:  $\gamma$  y  $C$ , la anchura del kernel y la flexibilidad del límite de decisión, respectivamente. Los valores de  $C$  y  $\gamma$  que maximizaban el BAC en el bucle externo se determinaron mediante el método *logarithmic grid search* realizado en los rangos,  $10^{-1} < C < 10^{1.5}$  y  $10^{-3} < \gamma < 10$ . Este proceso se repitió sobre 50 particiones aleatorias para estimar la distribución estadística de las métricas de desempeño y los parámetros óptimos del modelo SVM. Las distribuciones serán reportadas como media (95% IC, intervalo de confianza).

## 4. Resultados

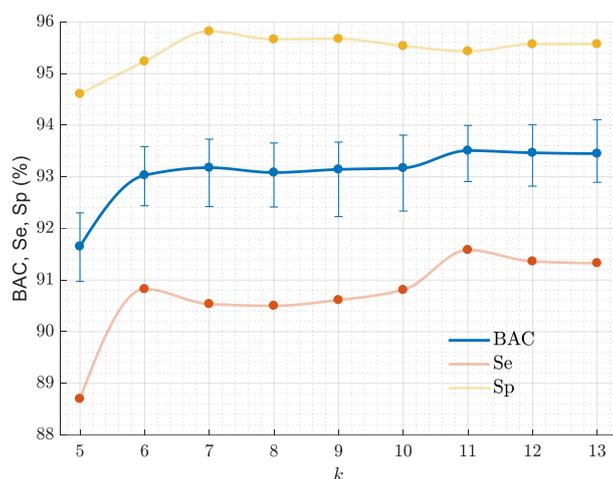
La configuración óptima media ( $C/\gamma$ ) del clasificador SVM para las 50 repeticiones aleatorias de los *5-fold CV* externos fue 11.7/0.02. Esta configuración junto con los 12 parámetros seleccionados en cada bucle interno conduce a las siguientes distribuciones de Se, Sp, BAC y Acc: 89.3% (87.7-91.1), 94.0% (92.7-95.3), 91.6% (90.5-92.7) y 93.3% (92.2-94.5).

La tabla 1 muestra los parámetros utilizados en el algoritmo de decisión ordenados en función al número de veces que fueron seleccionados ( $N$ ) en las 50 repeticiones aleatorias.

Feature	$N$	Feature	$N$
Npeak	249	FQ ( $d_3$ )	80
bCP	246	$\sigma_v^2$	67
FuzzEn	137	TCI	66
Vfleck	109	SkewSlp	61
IQR ( $d_7$ )	109	IQR ( $d_2$ )	60
SamEn	98	Var ( $d_6$ )	59
IQR ( $d_3$ )	87	bW	57

**Tabla 1.** Los parámetros utilizados en el algoritmo de decisión en función de  $N$ , número de veces que fueron seleccionadas en las 50 particiones aleatorias.

Entrenamos el clasificador de nuevo utilizando las  $k$  características más seleccionadas (Tabla 1) siguiendo el mismo procedimiento que el explicado en la sección 3.3, los resultados se reportan en la figura 3. Los requisitos de rendimiento de la Asociación Americana del corazón (AHA: Se > 90% y Sp > 95%) se cumplen utilizando tan sólo 6 características. Puede decirse que en este punto ( $k = 6$ ) se obtiene también el mejor compromiso entre la dimensionalidad y el rendimiento del modelo (el BAC se estabiliza), aunque los mejores resultados se obtienen para  $k = 11$ . En el punto óptimo las distribuciones de Se, Sp, BAC y Acc son 91.6% (90.1-92.4), 95.4% (94.7-96.4), 93.5% (92.9-94.0) y 94.9% (94.3-95.7).



**Figura 3.** Distribución de las métricas de desempeño en función del número de características  $k$  usadas en la SVM. La gráfica muestra los valores medios de Se, Sp y BAC y los percentiles 2.5-97.5 para el BAC.

Esta es una mejora considerable con respecto al uso del filtrado RLS seguido de un algoritmo de decisión shock/no-shock comercial (estrategia clásica), que dio como resultado un Se, Sp, BAC y Acc de 91.5%, 88.5%, 90.0% y 88.9%, respectivamente.

## 5. Discusión

Este trabajo introduce un nuevo método para un análisis fiable del ritmo durante CTs administradas mediante el dispositivo AutoPulse. Consiste en un filtro adaptativo RLS diseñado para suprimir el artefacto RCP seguido de un algoritmo de decisión shock/no-shock que combina múltiples características del ECG filtrado con clasificadores de aprendizaje automático. Los resultados muestran que el mejor BAC (93.5%) se consigue utilizando 11 parámetros, aunque el rendimiento conforme al AHA y el mejor compromiso entre dimensionalidad y rendimiento se obtienen con tan sólo 6 parámetros.

El esquema clásico de análisis de ritmo durante RCP (filtro adaptativo y algoritmo de decisión shock/no-shock comercial) consiguió en esta misma base de datos un BAC de 90.0%. El algoritmo de decisión shock/no-shock diseñado a partir de los parámetros extraídos del ECG filtrado ha conseguido incrementar el BAC en 3.5 puntos, debido exclusivamente al incremento de la Sp (7 puntos). Dado que la proporción de ritmos desfibrilables es 6 veces mayor que la de los no-desfibrilables, 3.5 puntos de incremento en el BAC suponen un alto incremento de la precisión total del método (6 puntos).

En conclusión, esta nueva estrategia para diagnosticar el ritmo durante CTs administradas mediante una banda de distribución de carga podría abrir la posibilidad de diagnosticar el ritmo de forma fiable sin tener que interrumpir la terapia RCP. La ausencia de interrupciones hace que el flujo sanguíneo generado por las compresiones torácicas no se vea comprometido incrementando la probabilidad de supervivencia del paciente.

## 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 GIU 17/031 y del Gobierno Vasco mediante la beca PRE-2017-2-0137.

## 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] De Gauna S.R et al. Rhythm analysis during cardiopulmonary resuscitation: past, present, and future. *BioMed research international*, vol 2014, 2014.
- [3] Ayala U et al. A reliable method for rhythm analysis during cardiopulmonary resuscitation. *Biomed research international*, vol 2014, 2014.
- [4] Aramendi E et al. Filtering mechanical chest compression artefacts from out-of-hospital cardiac arrest data. *Resuscitation*, vol 98, pp 41-47.
- [5] Isasi I et al. A Multistage Algorithm for ECG Rhythm Analysis during Piston Driven Mechanical Chest Compressions. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2018.
- [6] Isasi I et al. Removing Piston-driven Mechanical Chest Compression Artefacts from the ECG. *Computing in Cardiology*, 44, 1.
- [7] Isasi I et al. Characterization of the ECG compression artefact caused by the AutoPulse device. *Resuscitation*, 2017, vol 118, pe 38.
- [8] Lerner, E. B et al. Design of the Circulation Improving Resuscitation Care (CIRC) Trial: a new state of the art design for out-of-hospital cardiac arrest research. *Resuscitation*, vol 82, pp 294-299.
- [9] Xiao Y et al. Fast RLS Fourier analyzers capable of accommodating frequency mismatch. *Signal Processing*, vol 87, 2007, pp 2197-2212.
- [10] Figuera C et al. Machine Learning techniques for the detection of shockable rhythms in automated external defibrillators. *PLoS one*, vol 11, pp e0159654.
- [11] Rad AB et al. ECG-based classification of resuscitation cardiac rhythms for retrospective data analysis. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 2017; vol 64, pp 2411–2418.
- [12] Chicote B et al. Application of Entropy-Based Features to Predict Defibrillation Outcome in Cardiac Arrest. *Entropy*, vol 18(9), pp 313.
- [13] 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.
- [14] Ben-Hur A, Weston J. A user's guide to support vector machines. In *Data mining techniques for the life sciences*. Springer, 2010, pp 223–23.