

Detección del retorno de la circulación espontánea en base al electrocardiograma

A. Elola¹, E. Aramendi¹, J. Del Ser^{1,2,3}, E. Alonso⁴, U. Irusta¹

¹ Dpto. Ingeniería de Comunicaciones, UPV/EHU, Bilbao, aelola001@ikasle.ehu.eus

² TECNALIA, Derio, Bizkaia ³ Basque Center for Applied Mathematics (BCAM), Bilbao

⁴Dpto. Matemática Aplicada, UPV/EHU, Bilbao

Resumen

La identificación de la ausencia de pulso es crucial para dar una respuesta rápida al paciente en parada cardiorrespiratoria. Actualmente no existen métodos de diagnóstico automático en un entorno donde sólo se dispone del electrocardiograma (ECG) y de la impedancia adquirida por el desfibrilador.

En este trabajo se evalúa el potencial del ECG para discriminar entre ritmos regulares con y sin pulso. Se analizan 14 parámetros propuestos en la literatura con una base de registros extrahospitalarios, y se aplican cuatro técnicas de clasificación. Los resultados que se obtienen son prometedores, con valores de sensibilidad y especificidad cercanos al 90% para el mejor de los clasificadores.

Este método de discriminación de ritmos con pulso podría ser integrado en desfibriladores comerciales con independencia de las características de la señal de impedancia adquirida.

1. Introducción

La intervención temprana es crucial en el tratamiento del paciente en parada cardiorrespiratoria, que se reconoce porque está inconsciente, no respira y no presenta signos de circulación espontánea. Tras demostrarse que la palpación en la carótida es ineficaz y consume tiempo, las actuales guías de resucitación recomiendan la observación continua del paciente como método de reconocimiento de ausencia de circulación espontánea [1]. Es un método éste que no se ha probado más eficiente que la palpación en la carótida, por lo que en la actualidad tanto el personal lego como profesionales sanitarios tienen problemas para reconocer la ausencia de circulación espontánea [2, 3]. En el entorno del soporte vital básico donde sólo se dispone del apoyo de un DEA (Desfibrilador Externo Automático) sería deseable que pudiera proporcionarse alguna ayuda al rescatador en el reconocimiento del retorno de la circulación espontánea (RCE), sobre todo en paradas extrahospitalarias.

Los DEAs analizan el ritmo del paciente proporcionando, en su caso, la desfibrilación eléctrica de los ritmos letales. Para ello adquieren a través de los parches de desfibrilación la señal ECG (electrocardiograma), utilizada por el algoritmo de detección de ritmos desfibrilables, así como la impedancia torácica (IT) utilizada originariamente para identificar la correcta colocación de los parches en el paciente. En los últimos años se han propuesto métodos de procesamiento de estas señales que identifiquen si el paciente tiene un ritmo con pulso (PR, pulse-generating rhythm) o un ritmo sin pulso

(PEA, pulseless electrical activity). Ante un ritmo organizado, ECG con complejos QRS regulares, se ha demostrado que la impedancia muestra fluctuaciones medibles cuando los latidos son hemodinámicamente efectivos [4]. Estos métodos, basados en el ECG y la IT [5, 6], o exclusivamente en la IT [7, 8], requieren de una señal IT continua de muy buena resolución en amplitud, ya que las fluctuaciones ligadas a una PR son muy pequeñas, inferiores a 100 mΩ normalmente. La señal de IT adquirida por los DEAs comerciales no siempre satisface esa característica, por lo que sería imposible integrar los métodos de detección de circulación espontánea en dichos aparatos.

Estos hechos han motivado la realización de este trabajo donde se analiza el potencial de usar exclusivamente el ECG para detectar la presencia de un ritmo con pulso en un paciente en parada cardiorrespiratoria. Se describe una serie de parámetros que caracterizan la forma de onda del ECG propuestos en la literatura, para los que se plantea una selección secuencial y varios clasificadores: 1- *Nearest Neighbour*, *Support Vector Machine* y *Extreme Learning Machine*. Se evalúa el potencial de dichos métodos para la discriminación de ritmos PR de ritmos PEA. Estos métodos podría integrarse en cualquier AED y ayudar tanto a la detección de la parada en un primer instante, como al reconocimiento del RCE durante las resucitación cardiopulmonar (RCP).

2. Materiales

La base de datos de prueba se ha extraído de registros de paradas cardíacas extrahospitalarias. Los episodios, uno por paciente, se registraron con el monitor/desfibrilador Philips HeartStart MRx, y contienen la señal ECG muestreada a 250 Hz, con una resolución de 1.03 µV, y un ancho de banda de 0.05-50 Hz. Los segmentos PR y PEA extraídos corresponden a intervalos de al menos 5 s, libres de artefactos debidos a la RCP (comprobado en la IT) y que presentan un ECG con ritmo organizado. Tres expertos realizaron la extracción y clasificación de los segmentos en base a la extensa información clínica disponible, y apoyándose en la señal de capnografía cuando fue necesario. La información clínica se extrajo del registro prehospitalario del paciente que incluía: (1) el instante en el que se detectó RCE por primera vez en el escenario de la parada en base al pulso palpable en cualquiera de las venas, (2) información sobre la pérdida

de la circulación espontánea antes del ingreso en el departamento de emergencias, y (3) estado final del paciente (expira en el lugar de la parada, expira en el departamento de emergencias, expira tras la admisión en el hospital o recibe el alta hospitalaria). Una descripción más detallada del proceso de anotación de las señales, incluyendo el criterio aplicado en caso de discrepancia y el uso que se hace de la señal de capnografía se halla en [6].

La base obtenida consta de un total de 1091 segmentos extraídos de 158 pacientes: 750 PRs, con una duración mediana (IQR) de 8.0 (6.5-11.0) s y 341 PEAs, duración 9.7 (7.1-13.8) s. Para el desarrollo del detector de RCE se separó la base, de manera aleatoria y sin solape de pacientes, en base de entrenamiento (60%) y base de test (40%). En la Fig. 1 se muestran varios ejemplos de segmentos considerados en el estudio.

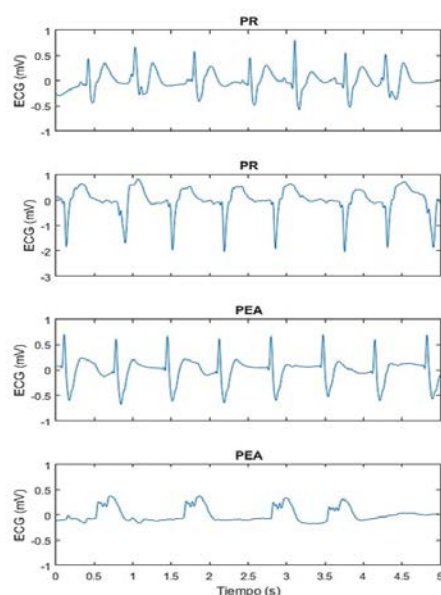


Figura 1. Ejemplos de los segmentos PR y PEA de la base de señales.

3. Métodos

La señal ECG fue preprocesada con un filtro paso banda Butterworth orden 6, con banda de paso 0.5-30 Hz, para eliminar las variaciones de la línea base y los ruidos de alta frecuencia. A continuación se aplicó el detector de QRS propuesto por Hamilton y Tompkins [9] para fijar los instantes del pico de la onda R; los instantes offset y onset se fijaron de manera sencilla a partir de los instantes R y los cambios de signo de la primera derivada del ECG.

3.1. Parámetros del ECG

Cada segmento de señal ECG se caracterizó con un vector $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_{14}]^T$ de 14 parámetros extraídos de su forma de onda.

Se describen a continuación cada uno de los parámetros, y se indica las referencias donde puede encontrarse una descripción del método aplicado para su cálculo:

v_1 y v_2 : Mediana y varianza de la frecuencia cardíaca (Hz) calculada a partir de los instantes R [5].

v_3 y v_4 : Duración mediana del QRS y su varianza (s) calculada a partir de los instantes onset y offset [5].

v_5 y v_6 : Área por muestra de las muestras positivas y negativas, respectivamente, de la amplitud de la forma de onda (mV·s) [6].

v_7 : Media del valor absoluto de la amplitud de la forma de onda del segmento ECG (mV) [5].

v_8 y v_9 : Mediana y varianza de la amplitud de la forma de onda normalizada entre 0 y 1 (mV) [5].

v_{10} y v_{11} : Mediana y varianza de la longitud de la señal calculada a partir de la componente de fase mínima del segmento ECG (mV) calculada del [5].

v_{12} y v_{13} : Frecuencia central (Hz), calculada como la frecuencia que divide el área de la densidad espectral de potencia en dos, y la potencia central (mV²) [10].

v_{14} : Mediana de la amplitud pico-valle del QRS en cada latido (mV) [6].

3.2. Validación cruzada y selección de parámetros

Para definir los parámetros que mejor se adaptan a la discriminación PR/PEA se ha aplicado la técnica de validación cruzada a las muestras de la base de entrenamiento utilizando 5 grupos (5-fold cross-validation, usando conjuntos disjuntos de validación) para evitar que el modelo se sobreajuste.

Se ha realizado la selección secuencial hacia atrás de los parámetros aplicando el criterio de máxima especificidad, Sp , calculada como el número de muestras de PEA correctamente clasificadas. Los parámetros se han retirado uno a uno hasta obtener una disminución de la Sp . El modelo así obtenido es aplicado a la base de test, y evaluado en términos de Sp , Se (porcentaje de segmentos PR correctamente clasificados), precisión balanceada ($BAC = (Se + Sp) / 2$) y AUC (Area Under the Receiver Operating Curve).

3.3. La clasificación

Para la clasificación binaria final de los segmentos como PR/PEA se han comparado tres clasificadores diferentes.

El *1-Nearest-Neighbor* (1-NN) utiliza el vector \mathbf{v} de todas las muestras de la base de entrenamiento. A cada muestra se le asigna la clase, PR o PEA, de la muestra más cercana según el criterio de mínima distancia euclídea.

El *Support Vector Machine* (SVM) se ha aplicado para la clasificación binaria PR/PEA. Se ha utilizado el conjunto de muestras de la base de entrenamiento ($\mathbf{v}_1, \mathbf{y}_1$)...($\mathbf{v}_N, \mathbf{y}_N$), donde \mathbf{v}_i es real correspondiente al vector de datos de la muestra i , e $\mathbf{y}_i = \pm 1$. La función de discriminación viene dada por:

$$f(\mathbf{v}) = \sum_{i=1}^N \alpha_i k(\mathbf{v}, \mathbf{v}_i^T) + b$$

siendo $k(\mathbf{v}, \mathbf{v}_i^T)$ la función del núcleo, N el número de muestras de entrenamiento, $N = 654$, y α_i y b coeficientes que se estiman durante el proceso de entrenamiento. Se considera PR en el caso de que la función de discriminación sea mayor que cero, en caso contrario, se considera PEA. Se han implementado el núcleo lineal (SVM_{lin}) y el núcleo gaussiano (SVM_{gauss}).

El Extreme Learning Machine (ELM) se inspira en la estructura de perceptrones multicapa, y se basa en ajustar los pesos (\mathbf{w}) y las polarizaciones (b) de los nodos aleatoriamente [11]. Se calcula así la matriz de la capa oculta (\mathbf{H}) de la siguiente manera:

$$\mathbf{H} \triangleq \begin{bmatrix} g(\mathbf{w}_1 \mathbf{v}_1 + b_1) & \cdots & g(\mathbf{w}_M \mathbf{v}_1 + b_M) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ g(\mathbf{w}_1 \mathbf{v}_N + b_1) & \cdots & g(\mathbf{w}_M \mathbf{v}_N + b_M) \end{bmatrix}$$

Donde $g(\bullet)$ es la función de activación (sigmoide en este caso) y M el número de nodos en la capa oculta (60 en nuestro caso). Después se calculan los pesos de la salida:

$$\beta = \mathbf{H}^\dagger \mathbf{y}$$

donde \mathbf{H}^\dagger denota la matriz pseudo-inversa de Moore-Penrose de la matriz \mathbf{H} .

La función de discriminación, considerando la sigmoide como función de activación, viene dada por:

$$f(\mathbf{v}) = \sum_{i=1}^M \beta_i \frac{1}{1 + e^{-\mathbf{w}_i \cdot \mathbf{v} + b_i}}$$

4. Resultados

La Tabla 1 muestra los valores, mediana y cuartiles de los parámetros calculados para el grupo de ritmos PEA y PR, junto con el AUC para la base de test. Los parámetros relacionados con la longitud de señal (v_{10}), la frecuencia central (v_{12}) y la amplitud de los complejos QRS (v_{14}) mostraron la mayor capacidad discriminativa con AUC superior al 0.8.

En la Tabla 2 se indican los valores de Se, Sp y BAC para cada clasificador implementado optimizado el punto de funcionamiento según el criterio de máxima BAC. Los mejores valores de BAC y AUC se midieron con el clasificador SVM_{lin}.

En la Fig. 2 se muestran intervalos de 5 s de segmentos PR y PEA de la base de test; incluye ejemplos correcta e incorrectamente clasificados para cada clase.

Pará.	PEA	PR	AUC
v_1	0.97 (0.64-1.78)	1.77 (1.42-2.12)	0.72
v_2	0.08 (0.00-0.80)	0.02 (0.00-0.13)	0.56
v_3	0.10 (0.07-0.13)	0.07 (0.05-0.11)	0.67
v_4	0.9 (0.1-3.3)10 ⁻³	0.3 (0.0-1.2)10 ⁻³	0.61
v_5	0.4 (0.3-0.7)10 ⁻³	0.7 (0.5-1.0)10 ⁻³	0.73
v_6	0.3 (0.2-0.5)10 ⁻³	0.6 (0.4-0.9)10 ⁻³	0.73
v_7	0.09 (0.05-0.14)	0.16 (0.11-0.21)	0.76
v_8	0.48 (0.33-0.57)	0.43 (0.29-0.56)	0.54
v_9	0.02 (0.01-0.02)	0.02 (0.02-0.03)	0.59
v_{10}	0.34 (0.30-0.37)	0.41 (0.38-0.44)	0.84
v_{11}	0.4 (0.1-1.7)10 ⁻³	0.7 (0.2-1.2)10 ⁻³	0.55
v_{12}	3.55 (2.73-4.79)	6.14 (4.39-8.63)	0.81
v_{13}	4.0 (1.2-8.3)10 ⁻³	5.7 (2.2-1.5)10 ⁻³	0.61
v_{14}	6.71 (3.62-12.7)	17.7 (10.1-30.1)	0.80

Tabla 1. Distribución de los parámetros según mediana (IQR) para cada grupo (PR/PEA), junto al AUC correspondiente.

Clasificador	Se (%)	Sp (%)	BAC (%)	AUC
SVM _{lin}	90.7	87.5	89.1	0.89
SVM _{gauss}	91.7	66.9	79.3	0.78
1-NN	80.7	69.1	74.9	0.78
ELM	86.7	87.1	86.9	0.87

Tabla 2. Resultados de los clasificadores en la discriminación PR/PEA

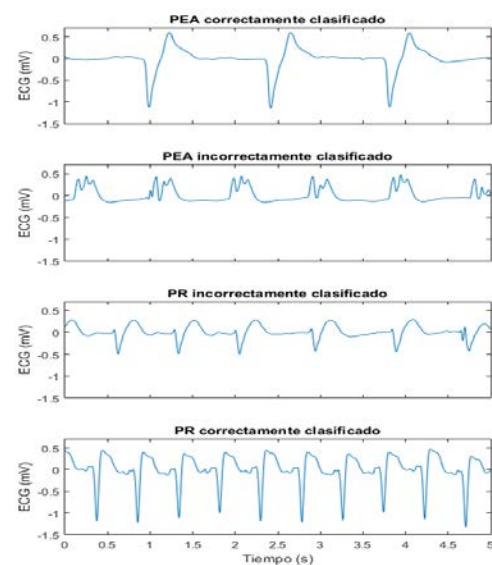


Figura 2. Segmentos PR y PEA correcta e incorrectamente clasificados.

5. Conclusiones

Se ha analizado el potencial del ECG para discriminar entre PEA y PR, lo que permitiría identificar el RCE en una parada cardiorrespiratoria utilizando exclusivamente la señal adquirida por los parches de desfibrilación.

Se han evaluado los parámetros de la forma de onda propuestos por otros autores, con una base de segmentos extraídos de episodios extrahospitalarios de parada cardiorrespiratoria. En general un ritmo sin pulso, se asocia a ritmos más lentos, más irregulares, de menor amplitud y con complejos QRS más anchos que los asociados a un ritmo con pulso. En este estudio, varios de los parámetros alineados con estas características mostraron una capacidad discriminativa con AUC superiores a 0.8. Los clasificadores propuestos, permitieron aumentar el AUC hasta 0.89, con Se/Sp de 90.7/87.5% para el SVM_{lin}.

Creemos que estos prometedores resultados podrían ser mejorados introduciendo nuevos parámetros que cuantifiquen en distintos dominios las características distintivas entre ritmos PEA y PR.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad de España (TEC2012-31928), conjuntamente con el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER) a través del proyecto TEC2015-64678-R, y por la UPV/EHU a través de la unidad UF11/16.

Referencias

- [1] Bossaert L, Handley A, Marsden A, et al. *European Resuscitation Council guidelines for the use of automated external defibrillators by EMS providers and first responders: a statement from the Early Defibrillation Task Force*. Resuscitation 1998, 37, pp 91–4.
- [2] Perkins GD, Stephenson B, Hulme J, Monsieurs KG. *Birmingham assessment of breathing study (BABS)*. Resuscitation 2005, 64, pp 109–13.
- [3] Ruppert M, Reith MW, Widmann JH, et al. *Checking for breathing: evaluation of the diagnostic capability of emergency medical services personnel, physicians, medical students, and medical laypersons*. Ann Emerg Med 1999; 34, pp 720–9.
- [4] Losert H, Risdal M, Sterz F, et al. *Thoracic-impedance changes measured via defibrillator pads can monitor signs of circulation*. Resuscitation 2007, 73, pp 221–8.
- [5] Risdal M, Aase SO, Kramer-Johansen J, Eftestøl T. *Automatic identification of return of spontaneous circulation during cardiopulmonary resuscitation*. IEEE Trans Biomed Eng 2008, 55, pp 60–8.
- [6] Alonso E, Aramendi E, Daya M, et al. *Circulation detection using the electrocardiogram and the thoracic impedance acquired by defibrillation pad*. Resuscitation 2016, 99, pp 56–62.
- [7] Cromie NA, Allen JD, Navarro C, Turner C, Anderson JM, Adgey AAJ. *Assessment of the impedance cardiogram recorded by an automated external defibrillator during clinical cardiac arrest*. Crit Care Med 2010, 38, pp 510–7.
- [8] Ruiz J, Alonso E, Aramendi E, et al. *Reliable extraction of the circulation component in the thoracic impedance measured by defibrillation pads*. Resuscitation 2013, 84, pp 1345–52.
- [9] Hamilton PS, Tompkins WJ. *Quantitative investigation of QRS detection rules using the MIT/BIH arrhythmia database*. IEEE Trans. Biomed. Eng., 1986, 33, pp 1157–65.
- [10] Alonso E, Eftestøl T, Aramendi E, et al. *Beyond ventricular fibrillation analysis: Comprehensive waveform analysis for all cardiac rhythms occurring during resuscitation*. Resuscitation 2014; 85, 1541–1548.
- [11] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew, *Extreme learning machine: Theory and applications*, Neurocomputing 2006, 70, no. 1–3, pp. 489–501.

Contacto

Andoni Elola Artano
Dpto. Ingeniería de Comunicaciones
Ald. Urquijo s/n 4013 Bilbao
Email: aelola001@ikasle.ehu.es