

Evaluación de la calidad de registros de ECG mediante el uso de algoritmos de clasificación

Sebastián Enderica¹ , Fabricio López¹ , Fabian Astudillo² , Sara Wong² 

¹ Escuela de Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad de Cuenca, Av. 12 de Abril & Agustín Cueva, Cuenca, Ecuador.

² Departamento de Ingeniería Eléctrica, Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad de Cuenca, Av. 12 de Abril y Agustín Cueva, Cuenca, Ecuador.

Autor para correspondencia: sara.wong@ucuenca.edu.ec

Fecha de recepción: 25 de agosto de 2017 - Fecha de aceptación: 29 de septiembre de 2017

RESUMEN

En este documento se presenta una propuesta para mejorar el desempeño de una solución propuesta en el reto del año 2011 de *PhysioNet/Computing in Cardiology*, el cual consistió en utilizar teléfonos móviles como una herramienta para ayudar a personas con diferentes niveles de experiencia en toma de ECGs, en el proceso de determinar la calidad y validez del ECG realizado a un paciente, con el fin de ayudar a personas de sectores rurales en el diagnóstico de posibles enfermedades. El reto se enfoca como un problema de clasificación, en base a características extraídas de las señales. En este contexto, además de las características tratadas en trabajos previos, se proponen tres nuevas características para mejorar el desempeño de los algoritmos de clasificación.

Palabras clave: Calidad de ECGs, ECGs en teléfonos móviles, computing in cardiology, PhysioNet challenge 2011.

ABSTRACT

This paper presents a proposal to improve the performance of a solution proposed in the 2011 challenge of *PhysioNet/Computing in Cardiology*. The later consists in the use of mobile phones as a tool to help people with different levels of experience in ECGs in the process of determining the quality and validity of the ECG performed on patients living in rural areas as basis in the diagnosis of possible diseases. The research challenge focuses on improvement of the classification of the features extracted from the signals. In this context, in addition to the features already discussed in previous works, three new features are proposed to enhance the performance of the classification algorithms.

Keywords: Quality of ECGs, ECGs in mobile phones, computing in cardiology, PhysioNet challenge 2011.

1. INTRODUCCIÓN

La falta de profesionales en el diagnóstico de enfermedades supone un grave problema de salud, especialmente en sectores rurales. Por esto, y gracias al desarrollo de la capacidad de cómputo en teléfonos móviles, se hace posible su uso para la obtención de ECGs, los cuales pueden ser enviados a un profesional para su posterior análisis y de esa manera obtener un diagnóstico válido. Un problema común es el relacionado con las personas a cargo de realizar la toma de datos al paciente, en sectores rurales no siempre es posible contar con personal capacitado o con experiencia en los procesos de adquisición de datos, lo cual puede presentar una problemática para el profesional que recibe un examen realizado de manera incorrecta o que presentó algún inconveniente en el proceso.

En este contexto, los teléfonos móviles podrían ser parte de una solución, ya que en éstos se pueden implementar algoritmos que permitan ayudar a determinar la validez de un examen realizado. No obstante, se debe considerar que el tiempo de respuesta del dispositivo debe ser lo suficientemente corto para que, en caso de ser necesario, se realice una nueva toma de datos al paciente. Esta problemática fue abordada en el Reto 2011 del congreso *Computing in Cardiology*. Dentro de los trabajos presentados para el reto se expusieron diversos enfoques para abordar una solución al problema, uno de ellos fue extraer características de la señal y clasificarla mediante árboles de decisión (Zaunseder, Huhle, & Malberg, 2011) o algoritmos como Análisis de Discriminante Lineal (LDA), Naive Bayes (NB), Máquinas de Vectores de Soporte (SVM) o Perceptrón Multicapa (MLP) (Clifford, Lopez, Li, & Rezek, 2011).

Otro enfoque al problema es, en lugar de utilizar clasificación en las señales, detectar problemas comunes que pueden presentar los registros de ECG. En la Figura 1(a) se presenta una señal válida para su análisis y diagnóstico, mientras que en la Figura 1(b) se muestra una señal con niveles muy bajos, lo cual dificulta su análisis y no resulta práctica para un diagnóstico. Similarmente, la Figura 1(c) presenta una señal plana, en un gran porcentaje, pero con niveles muy elevados en su amplitud, y que además, presenta un sobre impulso. A través de las mencionadas características se puede determinar si se presentó un problema de conexión de los sensores para la toma de la señal.

La detección de estos problemas se realiza mediante el análisis de los niveles de la señal. Por ejemplo, señales por debajo de 0.2mV, como se muestra en la Figura 1(b) o encima de 15 mV, pueden indicar fallos en la conexión de los sensores. Señales que mantienen el mismo valor durante periodos prolongados, como la Figura 1(c), también son indicadores de problemas en la adquisición de la señal (Moody, 2011). Los sobre impulsos pueden ser detectados mediante el uso valores umbral, y un análisis de frecuencia puede ayudar a determinar ruido excesivo en la señal (Liu, Li, Zhao, Liu, & Wang, 2011).

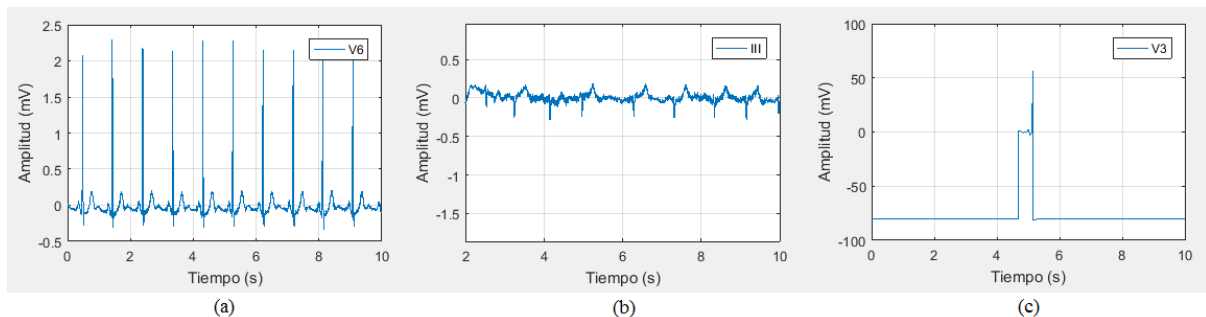


Figura 1. Ejemplos de señales de la base de datos de Physionet. (a) Señal útil para un diagnóstico; (b) Señal no utilizable debido al bajo nivel de amplitud; y (c) Señal no utilizable debido a posible mala conexión del sensor.

Dentro de los trabajos presentados resaltan los enfoques propuestos por Clifford *et al.* (2011) y Liu *et al.* (2011). Clifford *et al.* (2011) propusieron el uso de algoritmos de clasificación como MLP o SVM usando diferentes parámetros obtenidos directamente de la señal ECG, denominados Índices de Calidad de la Señal, los cuales se fundamentan en evaluar los resultados de las detecciones de complejos QRS, determinar secciones planas de la señal, y relaciones de potencia en diferentes bandas espectrales. Por otro lado, Liu *et al.* (2011) propusieron detectar problemas comunes en los registros ECG, como los que ya descritos anteriormente e ilustrados en la Figura 1. En este trabajo se proponen tres nuevos parámetros alineados a la perspectiva de Liu *et al.* (2011). Adicionalmente se evaluarán diferentes escenarios combinando los parámetros de Clifford *et al.* (2011) y los propuestos en este trabajo, usando algoritmos de clasificación.

2. METODOLOGÍA

La Figura 2 se muestra el diagrama de bloques de la metodología: la base de datos, el detector de QRS, la extracción de características y los algoritmos de clasificación, los cuales son abordados en las siguientes subsecciones:

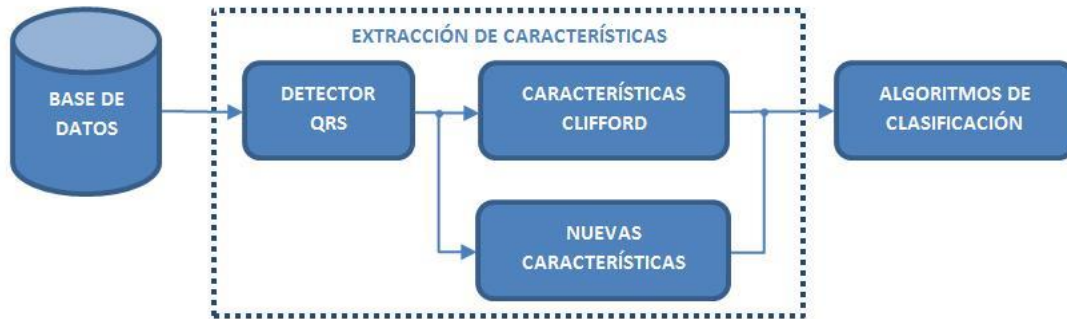


Figura 2. Diagrama de bloques de la metodología implementada en este trabajo.

Base de datos

Para el desarrollo del proyecto se tomó como base de datos los registros provistos para el reto 2011 de PhysioNet/Computing in Cardiology, esta base de datos consta de 2,000 ECG de 12 derivaciones (I, II, III, aVR, aVF, aVL, V1, V2, V3, V4, V5 Y V6) con duración de 10 segundos, tomados con una frecuencia de muestreo de 500Hz, mediante un ADC de 16 bits por muestra y resolución de $5\mu\text{V}$ (Silva, Moody, & Celi, 2011). Estos 2,000 registros fueron divididos en 3 subconjuntos: el set A, entregado a los concursantes como conjunto de entrenamiento, consta de 1,000 registros con su respectiva clasificación; el set B, formado por 500 registros, fue destinado para testeo de los algoritmos; y el set C, conformado por 500 registros, se utilizó para la evaluación de los algoritmos de los concursantes, este conjunto no fue liberado a los concursantes.

Los registros de esta base de datos fueron revisados por un grupo de 23 voluntarios con diferentes niveles de experiencia dentro de la interpretación de ECGs. Estos realizaron sus anotaciones sobre cada señal y se encargaron de asignar calificaciones a cada ECG para determinar su calidad, mediante 6 posibles calificaciones: A=0.95, B=0.85, C=0.75, D=0.6, E=0.2 y F=0, donde A representa una buena señal con bajo nivel de ruido, mientras que F representa un ECG inaceptable para propósitos de diagnóstico (Clifford *et al.*, 2011). Estas calificaciones, otorgadas por cada voluntario, permiten determinar si un ECG es aceptable o no.

Detección de QRS

Para obtener las características más relevantes de los registros, en primer lugar, se detectan los complejos QRS de cada derivación. Para esto, se utilizan los algoritmos SQRS y WQRS, proporcionados por el WFDB Toolbox que ofrece Physionet para Matlab (Silva & Moody, 2014; Goldberger *et al.*, 2000).

Extracción de parámetros

En base a las detecciones de complejos QRS, y tomando como base el trabajo de Clifford *et al.* (2011), se obtuvieron 6 características: *iSQI*, *bsQI*, *fsQI*, *sSQI*, *ksQI* y *psQI*. Además de estas características se introdujeron 3 nuevas características: *nsQI*, *asQI* y *rsQI*.

Parámetros de Clifford

- *iSQI*: es el porcentaje de latidos detectados en todas las derivaciones por el algoritmo *sqrs*, los vectores de posiciones de cada derivación son comparados entre sí.
- *bsQI*: es el porcentaje de latidos detectados por dos algoritmos de detección de la onda QRS.

- *fSQI*: representa la relación entre la potencia de la banda 5-20Hz y la potencia en la banda 0-62.5Hz.
- *sSQI* y *kSQI*: corresponden al tercer y cuarto momento de la distribución, respectivamente, los cuales son obtenidos mediante las ecuaciones (1) y (2):

$$sSQI = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3}{\sigma^3} \quad (1)$$

$$kSQI = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{\sigma^4} \quad (2)$$

donde x_i representa la i -ésima muestra, mientras que \bar{x} es la media de la señal, N es el número total de muestras de la señal y σ es la desviación estándar.

- *pSQI*: representa el porcentaje de la señal que aparenta ser una línea plana. Para la obtención de este parámetro, como sugerencia, puede evaluarse la derivada de la señal y se identifican las regiones donde el valor de la derivada es menor a un determinado umbral.

Nuevos Parámetros

En base a las reglas propuestas por Liu *et al.* (2011), se propone el uso de tres nuevos parámetros. Las mencionadas reglas indican que es posible detectar problemas en la toma de un ECG, mediante el análisis de los niveles de una señal. Por ejemplo, señales con amplitudes menores a 0.2mV o mayores a 15mV, pueden indicar posibles problemas en la conexión de los sensores. También entran en este grupo las señales que presenten sobreimpulsos muy elevados en amplitud o señales que se mantienen sin gran variación de amplitud, durante periodos prolongados. A continuación, se definen estos tres parámetros:

- *nSQI*: es la relación promedio entre el número de detecciones QRS de todas las derivaciones de un registro con respecto a la duración total del registro.
- *aSQI*: representa el valor promedio de la relación entre la amplitud promedio entre todas las derivaciones con respecto al valor máximo de saturación que tiene el ECG, en este caso el valor máximo del ECG es considerado como 3 mV.
- *rSQI*: relación promedio entre el valor máximo y mínimo de las secuencias RR de los registros.

Algoritmos de clasificación

Dos de las más importantes redes neuronales son MLP y SVM, estos algoritmos presentan una gran eficiencia en tareas de clasificación, cada uno utilizando un método distinto de aproximación. En el caso de MLP, utiliza funciones de activación de las neuronas presentes en capas ocultas, mientras que SVM hace uso de funciones *kernel* que permitan separar los diferentes datos de entrada en planos independiente (Osowski, Siwek, & Markiewicz, 2004).

Sobre los parámetros extraídos de los registros, se implementaron los algoritmos de clasificación SVM y MPL. Para esto se tomó el set A, de la base de datos descrita anteriormente. Este conjunto de datos fue proporcionado para los concursantes como set de entrenamiento y consta de 1,000 registros ECG de 12 derivaciones, con su respectiva clasificación como "Aceptable" o "Inaceptable". De este conjunto de datos se tomaron 800 registros para entrenamiento y 350 registros para testeo, de manera que un grupo de 150 registros fueron utilizados tanto para el entrenamiento como testeo de los algoritmos.

3. RESULTADOS

Sobre al algoritmo SVM se analizaron diferentes escenarios, modificando los parámetros de *kernel* y C , estos resultados se muestran en la Tabla 1, donde se observa que se alcanzó una eficiencia de entre

87.18% y 93.73%, obteniéndose como mejor configuración un parámetro C de 2 y un *kernel* de tipo *Polykernel*.

Tabla 1. Resultados de la clasificación mediante el algoritmo Máquina de Vectores de Soporte (SVM).

Kernel	Parámetro C	Eficiencia %	Sensibilidad %	Especificidad %
Polykernel	0.2	92.59	91.77	100.00
Polykernel	0.7	93.16	92.63	97.44
Polykernel	2.0	93.73	93.51	95.35
Puk	0.2	89.17	88.41	100.00
RBF Kernel	0.2	87.18	90.16	67.39

De igual manera se analizaron diferentes escenarios para el algoritmo MLP, modificando los parámetros Tasa de Aprendizaje y Momento. Los resultados se muestran en la Tabla 2 en donde se observa que se presenta una eficiencia entre 82.62% y 94.30%.

Tabla 2. Resultados de la clasificación mediante el algoritmo Perceptrón Multicapa (MLP).

Tasa de aprendizaje	Momento	Eficiencia %	Sensibilidad %	Especificidad %
0.7	0.2	92.88	94.02	86.00
0.2	0.2	93.73	96.21	81.97
1	0.2	94.30	94.12	95.56
1	0.5	92.37	92.01	94.74
1	1.0	82.62	90.16	82.62
1	1.75	94.30	94.12	95.56

Finalmente, en la Tabla 3 se presenta una comparación de los resultados de este trabajo con los resultados de Clifford *et al.* (2011), que se tomó como referencia, tanto para SVM como para MLP.

Tabla 3. Comparación de resultados de este trabajo con los del trabajo tomado como referencia.

Algoritmo	Eficiencia %
SVM (este trabajo)	93.73
MLP (este trabajo)	94.30
SVM, Clifford <i>et al.</i> (2011)	92.60
MLP, Clifford <i>et al.</i> (2011)	94.00

4. CONCLUSIONES

Se han propuesto tres nuevos parámetros, adicionales a los planteados por Clifford *et al.* (2011), con el objetivo de mejorar el desempeño de los algoritmos de clasificación SVM y MLP. De los resultados obtenidos, el algoritmo MLP es el que presenta una mejor eficiencia, de hasta 94.30%, en la clasificación de registros completos, superando ligeramente el mejor resultado obtenido por Clifford *et al.* (2011), el cual alcanza un 94% de eficiencia utilizando MLP. Debido al bajo tiempo de procesamiento requerido para la extracción de características y clasificación de un registro, este trabajo se presenta como una base para su implementación sobre teléfonos móviles y de esta forma permitir a las personas encargadas de tomar registros ECG, detectar señales que no sean válidas para realizar un diagnóstico.

REFERENCIAS

- Clifford, G. D., Lopez, D., Li, Q., Rezek, I. (2011). Signal quality indices and data fusion for determining acceptability of electrocardiograms collected in noisy ambulatory environments. *2011 Computing in Cardiology*, 38, 285-288.
- Goldberger, A. L., Amaral, L. A., Glass, L., Hausdorff, J. M., Ivanov, P. C., Mark, R. G., ... Stanley, H. E. (2000). PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: components of a new research resource for complex physiologic signals. *Circulation*, 101(23), E215-220.
- Liu, C., Li, P., Zhao, L., Liu, F., Wang, R. (2011). Real-time signal quality assessment for ECGs collected using mobile phones. *2011 Computing in Cardiology*, 38, 357-360.
- Moody, B. E. (2011). Rule-based methods for ECG quality control. *2011 Computing in Cardiology*, 38, 361-363.
- Osowski, S., Siwek, K., Markiewicz, T. (2004). MLP and SVM networks - a comparative study. *Proceedings of the 6th Nordic Signal Processing Symposium, NORSIG 2004*, pp. 37-40.
- Silva, I., Moody, G. B., Celi, L. (2011). Improving the quality of ECGs collected using mobile phones: The PhysioNet/Computing in Cardiology Challenge 2011. *2011 Computing in Cardiology*, 38, 273-276.
- Silva, I., Moody, G. B. (2014). An open-source toolbox for analysing and processing PhysioNet databases in MATLAB and Octave. *Journal of Open Research Software*, 2(1). <https://doi.org/10.5334/jors.bi>
- Zaunseder, S., Huhle, R., Malberg, H. (2011). CinC challenge #x2014 - Assessing the usability of ECG by ensemble decision trees. *2011 Computing in Cardiology*, 38, 277-280.