

Procesamiento del Electrocardiograma para la Detección de Cardiopatías

César Enrique Rose-Gómez, María Trinidad Serna-Encinas

División de Estudios de Posgrado e Investigación

Instituto Tecnológico de Hermosillo

Hermosillo, Sonora, México

crose@ith.mx, tserna@ith.mx

Resumen— Existen diversas patologías cardíacas, entre ellas se encuentran los disturbios en el ritmo del corazón o arritmias. Para su detección se analiza la señal de un electrocardiograma (ECG) para obtener las características y propiedades, que permitan identificar patrones normales y anormales. En este artículo se presentan avances con respecto al procesamiento de la señal ECG, así como un modelo de clasificación de anomalías cardíacas.

Palabras Clave—ECG; cardiopatías; clasificación de arritmias.

I. INTRODUCCIÓN

Desde 1900 las enfermedades cardiovasculares han sido una de las principales causas de muerte cada año, tanto en mujeres como en hombres. Las arritmias cardíacas suelen desencadenar desordenes hemodinámicos, que traen la producción de coágulos intra-cardíacos que, de ser eyectados hacia el cerebro, pueden generar accidentes cerebrovasculares, provocar incapacidad grave y permanente e incluso la muerte. Lo que llama la atención en estos tipos de padecimientos cardiovasculares, es el hecho de que, en la mayoría de los casos, no hay síntomas previos de la enfermedad. Las enfermedades cardiovasculares constituyen un problema de salud pública de difícil y complejo abordaje. En los estratos de mayor pobreza es donde hay menor accesibilidad a los servicios, y éstos generalmente no cuentan con la tecnología necesaria para realizar los estudios clínicos necesarios y mejorar la calidad de vida de la población.

Según el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI), durante el 2007, en México poco más de 87 mil personas fallecieron a causa de alguna enfermedad del corazón [1]. Las cifras son alarmantes: a nivel mundial las enfermedades cardiovasculares cobran 17.5 millones de vidas al año, y es en la población de 65 años o más, donde se manifiestan las patologías cardiovasculares. Refiere el INEGI que en los varones son mayores los porcentajes de infarto agudo del miocardio y enfermedad isquémica crónica del corazón, en comparación con las mujeres. Pero, en las mujeres se muestran mayores porcentajes para la hipertensión arterial y otras enfermedades cerebrovasculares, en comparación con los varones. La tendencia de estos indicadores se ha mantenido a la alza, como se muestra en el informe de defunciones en el país durante los años subsecuentes [2].

El diagnóstico, el seguimiento de terapia y el pronóstico de las enfermedades cardiovasculares, se suele basar en un examen rápido y confiable llamado electrocardiograma (ECG). El electrocardiograma es tradicionalmente un registro gráfico de la actividad eléctrica del corazón y proporciona abundante información que puede ser almacenada, transmitida y procesada de diversas maneras.

El procesamiento de la señal ECG consta de dos partes, la primera de ellas trata el mejoramiento de la señal y la segunda la detección de los eventos como: complejo QRS, intervalo RR, onda P, onda T, segmento ST, intervalo PR, etc., éstos se muestran en la figura 1.

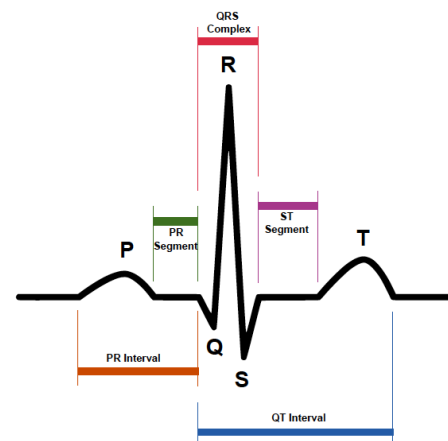


Fig. 1. Ciclo cardíaco de la señal ECG.

En este artículo presentamos algunos avances que se han obtenido con respecto al análisis del ECG y la clasificación de anomalías. De tal manera que se presenta el algoritmo para la obtención de los eventos de la señal ECG, para construir un vector de características como entrada y realizar un diagnóstico con una red neuronal.

II. TRABAJOS RELACIONADOS

En [3] se presenta un método para el análisis de la señal ECG, el cual está basado en el algoritmo Pan-Tompkins para determinar el complejo QRS, este complejo es usado para detectar anomalías como taquicardias, bradicardias y bloqueos.

Vera et al. [4] aplican un algoritmo de análisis de señales ECG, basado en una técnica de segmentación que emplea la transformada Wavelet para la detección de puntos significativos de la señal ECG, tales como los complejos QRS, ondas P y T, que son distinguidas del ruido y la línea base, debido a la característica de múltiple escala de la transformada Wavelet.

Por otro lado, en [5], proponen un sistema basado en conocimiento, para clasificar arritmias y clasificar episodios de anomalías usando el intervalo RR, el cual se extrae de grabaciones ECG. Para obtener el intervalo RR usan el algoritmo Hamilton-Tompkins y para la clasificación de arritmias usan un conjunto de reglas, adicionalmente, usan un autómata determinístico para la clasificación de los episodios.

En el trabajo de Guardarrama et al. [6], se expone un sistema monitor cardiaco portátil de dos derivaciones de ECG, capaz de detectar eventos cardiacos peligrosos en tiempo real, detectando los complejos QRS y midiendo la frecuencia cardiaca. El monitor envía ambos canales a un servidor remoto en un centro de cuidados cardiacos, a través del teléfono móvil usando el protocolo Bluetooth.

III. METODOLOGÍA

Actualmente se encuentra en desarrollo el proyecto “Sistema Inteligente para Alertas de Cardiopatías en Pacientes de Tipo Ambulatorio”¹. En la figura 2 se presenta un esquema general del sistema, donde la señal ECG es obtenida del paciente a través de sensores; una vez obtenida la muestra se procesa para realizar un pre-diagnóstico. Si existe una alerta, entonces es enviada por mensajería a familiares y médicos. Si se requiere, la señal ECG también es enviada al consultorio del médico y/o a una central hospitalaria para su visualización e interpretación. En este sistema se incluye el módulo para la detección de eventos de la señal ECG y el módulo para la clasificación de anomalías cardiacas, ambos módulos se describen a continuación.

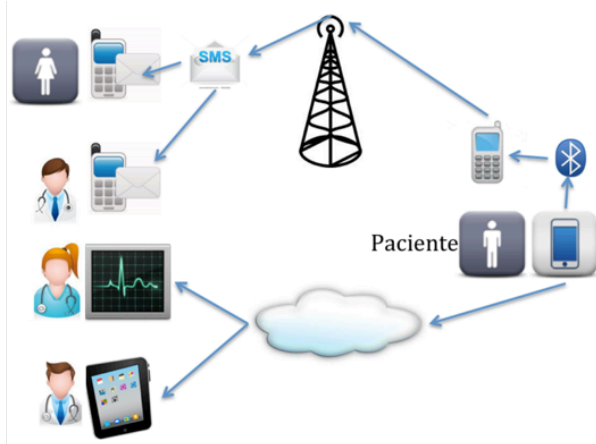


Fig. 2. Esquema general del sistema.

A. Detección de Eventos en la Señal ECG

La interpretación de señales electrocardiográficas es una de las muchas ramas de la ciencia médica, que es estudiada por un médico especializado en cardiología, para hacer un diagnóstico de enfermedades cardiacas o reconocer alguna cardiopatía. En electrocardiografía clínica se estudian las señales ECG, éstas tienen ciertas características y propiedades que permiten identificar patrones normales y anormales. Estas características son parámetros, como el límite de duración de la onda representativa en los electrocardiogramas, los cambios en la frecuencia cardiaca, alteraciones de onda, la posición del eje cardiaco y amplitudes positivas o negativas de la onda característica. El estudio de todos los parámetros ayuda al cardiólogo a diagnosticar anomalías; por ejemplo, ataques al corazón, problemas de conducción, embolias, arritmias, hipertrofias, taquicardias y bradicardias.

Las técnicas de análisis automático de ECG se encuentran en dos grandes grupos:

- aquellas que directamente usan las muestras extraídas de la señal, y
- las que están basadas en un conjunto de características extraídas.

Entre las primeras se encuentran generalmente las que utilizan técnicas de empare de plantilla. Este enfoque presenta el inconveniente de ser muy sensible a los corrimientos temporales y, el hecho de comparar cada latido con una plantilla, es computacionalmente costoso.

Los métodos basados en la extracción de características, usualmente miden magnitudes como el ancho, alto y área del complejo QRS, el intervalo RR, etc. La detección del complejo QRS ha sido muy estudiado; sin embargo, la detección de los eventos P y T no lo han sido tanto como el QRS.

Elgendi et al. [7], han realizado una investigación muy amplia donde revisan las metodologías para la detección del QRS en dispositivos inalámbricos, portables y operados con baterías. En este trabajo, se puede encontrar la comparación de las diversas técnicas y metodologías usadas para el mejoramiento y detección de la señal QRS. En cuanto a las técnicas de mejoramiento QRS, se encuentran aquellas basadas en la amplitud de la señal, el uso de una primer derivada o el uso de la primera y segunda derivada. Asimismo, el uso de filtros digitales, morfologías digitales y transformadas de ondoletas (wavelets), entre otras. En lo referente a la comparación de técnicas para la detección del complejo QRS, se pueden encontrar técnicas como las basadas en umbrales, en redes neuronales, en modelos ocultos de Markov, en filtros y en métodos sintácticos, entre otras.

El algoritmo implementado en este trabajo está basado en el algoritmo de Pan y Tompkins [8], el cual es un algoritmo de detección en tiempo real, basado en el análisis de la pendiente de la señal en la banda de interés. Es decir, dada la señal de un ECG, se filtra en una banda de frecuencia conveniente y se analiza la señal extraída del filtro. Una vez que los picos de la onda R son detectados, nuestra implementación usa la técnica de la transformada Wavelets para detectar las ondas P y T, esta última técnica ha sido usada en diversos trabajos como se

¹ Proyecto Clave 5079.13-P Tecnológico Nacional de México

muestra en [9]. En la revisión de la literatura encontramos que aquellos trabajos que están basados en el algoritmo Pan-Tompkins los han desarrollado completamente con el algoritmo para la detección de todos los eventos. Por otro lado, aquellos trabajos que han usado la transformada Wavelet lo han hecho para detectar también todos los eventos, o al menos el complejo QRS. El algoritmo desarrollado en nuestra propuesta se muestra en la figura 3, usa el algoritmo Pan-Tompkins hasta la identificación los picos de la onda R, posteriormente la detección del complejo QRS, la onda P y la onda T son realizadas usando la transformada Wavelet.

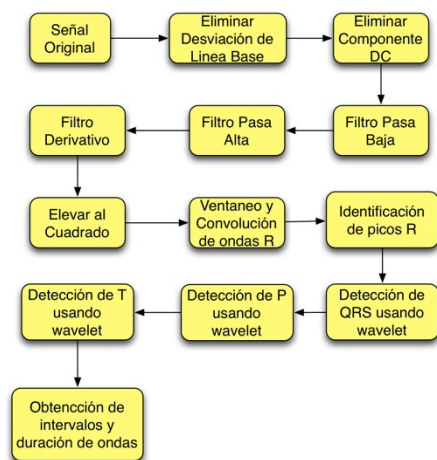


Fig. 3. Algoritmo implementado.

B. Evaluación del Algoritmo

Existen varias bases de datos ECG que están disponibles para la evaluación de algoritmos de detección de los eventos de una señal ECG. Muchas de estas bases de datos contienen anotaciones para los picos R, pero no para las ondas P y T. La base de datos de arritmias MIT-BIH [10] [11], ha sido usada en este trabajo por las siguientes razones:

- Contiene registros de 30 minutos para cada paciente, lo cual es considerablemente más grande que los registros de otras bases de datos. Son 47 pacientes, 25 hombres entre 32 a 89 años y 22 mujeres entre 23 a 83 años.
- Cada grabación incluye dos derivaciones, la II modificada y V1, V2, V4 o V5 modificadas. La tasa de muestreo es de 360 Hz.
- Los registros 100 a 124 (23 registros), son muestras representativas de registros clínicos. Las registros 200 a 234 (25 registros) contienen arritmias ventriculares, de unión y supraventriculares. Los registros 201 y 202 son del mismo sujeto.
- Contiene registros de señales ECG normales y registros de señales ECG, que están afectadas por efectos no estacionarios, tiene registros con tasa baja de señal a ruido (SNR), ritmos normales (N), complejos prematuros auriculares (PAC), complejos prematuros ventriculares (PVC), bloqueos de la rama izquierda (LBBB) y bloqueos de la rama derecha (RBBB), entre otros. Esto proporciona una oportunidad para

probar la robustez de métodos de detección de ondas QRS, P y T [12][13].

Se aplicó el algoritmo a todas las señales almacenadas en la base de datos MIT-BIH, para verificar su eficacia usando para cada una 650,000 muestras. En la figura 4 se puede apreciar uno de los resultados obtenidos por el algoritmo para la detección de QRS, usando la señal 100 de la base de datos MIT-BIH.

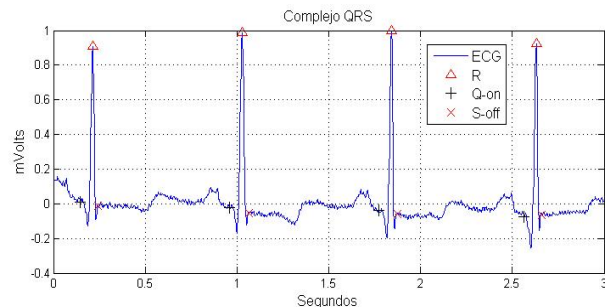


Fig. 4. Señal 100 de la base de datos MIT-BIH.

Los resultados obtenidos con respecto a los latidos por minuto se compararon con los obtenidos en [3], donde éstos últimos se compararon con los marcados en la base de datos MIT-BIH; el promedio del porcentaje de error en [3], usando las señales de la figura 5 es de 0.12% y, en nuestra propuesta, se obtuvo un 2.48%. En la figura 5 se ilustra la comparación de nuestros resultados con los obtenidos en [3], donde se puede apreciar que en general son muy aceptables, 7 de las 45 señales tienen una diferencia importante en el porcentaje de error.

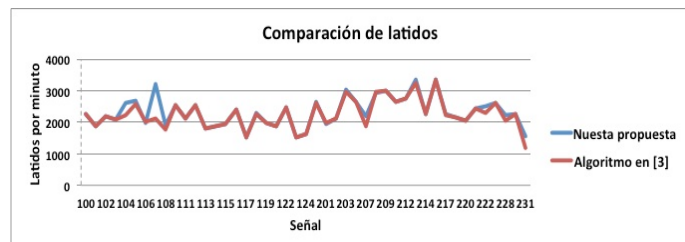


Fig. 5. Comparación de latidos obtenidos

C. Modelo de Clasificación de Anomalías Cardiacas

Para este modelo se experimentó con una red neuronal artificial, con retropropagación con gradiente conjugado, escalado de tres capas con 56 neuronas en su capa de entrada, 40 neuronas en su capa oculta y 10 neuronas en su capa de salida. Se realizaron pruebas con más neuronas en la capa oculta pero sin mejoras significativas, en las pruebas, la precisión aumentó 0.2% con 100 neuronas en la capa oculta; por tanto, se decidió que el costo beneficio no es significativo.

En la tabla I se muestran los resultados para una prueba de 5000 muestras, donde cada una de las clases corresponde a una anomalía del ritmo cardiaco. Es importante señalar que las 5000 muestras, fueron extraídas de diversas señales de la base de datos, que de acuerdo a la literatura contienen las anomalías respectivas; para la anomalía PVC se extrajeron 1359 muestras de 12 registros; para RBBB se extrajeron 1000 muestras de 5 registros; para FPN se extrajeron 358 muestras de 3 registros;

para LBBB se usaron 800 muestras de 4 registros; y para el ritmo normal N se extrajeron 1500 muestras de 15 registros.

TABLA I. RESULTADOS DE CLASIFICACION DE ARRITMIAS

	PVC	RBBB	FPN	LBBB	N
PVC	1336	2	1	16	9
RBBB	2	991	1	0	15
FPN	4	1	348	2	20
LBBB	5	0	3	780	0
N	3	2	3	2	1456

Para verificar las pruebas se usaron dos métricas: Sensibilidad y Positividad. La sensibilidad nos dice la capacidad del clasificador para obtener un resultado verdaderamente positivo; esto es, VP/VP+FN. La positividad determina la capacidad de la prueba de identificar un evento positivo; esto es, VP/VP+FP. Donde VP es verdadero positivo, FN es falso negativo y FP es falso positivo. En la tabla II se muestran los valores de sensibilidad, de positividad y de precisión. Considerando la precisión como la proporción de clasificaciones correctas con respecto al total de muestras

TABLA II. RESULTADOS DE SENSIBILIDAD Y POSITIVIDAD

	Positividad	Sensibilidad	Precisión
PVC	97.9%	98.9%	98.3%
RBBB	98.2%	99.5%	99.1%
FPN	92.8%	97.7%	97.2%
LBBB	98.9%	97.5%	97.5%
N	99.3%	97.0%	97.0%

CONCLUSIONES

Se considera que los resultados obtenidos con respecto a la detección de los eventos en la señal ECG son satisfactorios, pero aún es necesario realizar más pruebas para analizar aquellos casos donde, por la misma morfología de la señal, no se tiene una precisión adecuada y, por lo tanto, habrá que distinguirlos para su posterior procesamiento en la detección de la anomalía.

En cuanto a los resultados del modelo de clasificación de las arritmias han sido aceptables; aún así, se requiere también realizar más pruebas considerando incrementar su desempeño,

por ejemplo reduciendo el vector de características ECG que se usa de entrada a la red neuronal, se presume que algunos valores que se usaron no son significativos para este proceso.

Finalmente, se puede concluir que se han tenido avances importantes en este trabajo; sin embargo, aún se tiene que trabajar con señales reales y la implementación del algoritmo de detección de eventos, así como la red neuronal, en el lenguaje C en computadoras del tipo ARM; asimismo se requiere de más trabajo de investigación, para lograr el sistema inteligente para la alerta de cardiopatías en pacientes de tipo ambulatorio usando tecnología móvil.

REFERENCIAS

- [1] INEGI, Estadísticas a Propósito del Día Mundial del Corazón, Instituto Nacional de Estadística y Geografía, 2007.
- [2] SSA, Sistema Epidemiológico y Estadístico de las Defunciones, Secretaría de Salud, 2009.
- [3] J. Prakash Sahoo, Analysis of ECG signal for Detection of Cardiac Arrhythmias, Master of Technology in Telematics and Signal Processing, Department of Electronics and Communication Engineering National Institute Of Technology, Rourkela, Orissa 769 008, INDIA, 2011.
- [4] O. Vera, E. Duque, y J. Rivera, "Extracción de Características de la señal Electrocardiográfica mediante Software de Análisis Matemático", Scientia Et Technica, vol. XII, num- 31, pp. 59-64, 2006.
- [5] M.G. Tsipouras, D.I. Fotiadis, D. Sideris, "An arrhythmia classification system based on the RR-interval signal", Artificial Intelligence in Medicine, vol. 33, pp. 237-250, 2005.
- [6] R. Guardarrama, R.I. Gonzalez, D.J. Jimenez, A.R. Rodríguez, y F. León, "Sistema de Monitoreo Cardíaco Móvil", VII Congreso de la Sociedad Cubana de Bioingeniería, La Habana, 2007.
- [7] M. Elgendi, B. Eskofier, S. Dokos and D. Abbott, Revisiting QRS detection methodologies for portable, wearable, battery-operated, and wireless ECG systems, PLoS One 9 e84018, 2014.
- [8] J. Pan and W.J. Tompkins, "A Real Time qrs Detection Algorithm", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. bme-32, núm. 3, pp. 230-236, 1985.
- [9] B. Saritha, V. Sukanya, Y. Narasimha Murthy, "ECG Signal Analysis Using Wavelet Trnsforms", P. Sasikala and R.S.D. WahidaBanu, (2011), (IJCSIT) International Journal of Computer Science and Information Technologies, Vol. 2 (1) , 489-493 Bulg. J. Phys. 35, pp. 68-77, 2008.
- [10] R.G. Mark, P.S. Schlute, G.B. Moody, P.H. Devlin, D. Chernoff, "An annotated ECG database for evaluating arrhythmia detectors", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 29(8):600,1982.
- [11] G.B. Moody, R.G. Mark, "The MIT-BIH Arrhythmia Database on CD-ROM and software for use with it", *Computers in Cardiology* 17:185-188, 1990.
- [12] M. Elgendi, P and T waves annotation and detection in MIT-BIH arrhythmia database, <http://vixra.org/pdf/1301.0056v1.pdf>, recuperado en 2014.
- [13] M. Elgendi , Fast T-wave detection with annotation of P and T waves in the MIT-BIH arrhythmia database, <http://vixra.org/abs/1301.0056>, recuperado en 2014.