

Procesamiento de Bioseñales: Un Enfoque Práctico

Manuel Merino, Isabel María Gómez, and Alberto J. Molina

Departamento de Tecnología Electrónica

Universidad de Sevilla

Avd. Reina Mercedes s/n, 41012, Sevilla, España

Email: manmermon@dte.us.es, {igomez, almolina}@us.es

<http://matrix.dte.us.es/grupotais/>

Resumen—La disciplina de procesamiento de bioseñales abarca un amplio y complejo espectro de conocimientos. El diseño de sesiones de laboratorios es fundamental para afianzar los conocimientos teóricos y motivar al alumno. Por ello, la implementación y visualización de diferentes técnicas de procesamiento, usando medios tangibles, como placas de desarrollo, son de gran utilidad. Con objeto de motivar al alumno, se desarrolló una sesión práctica dividida en 2 partes: en la primera se procesó las señales de electromiograma y electrocardiograma, analizando los resultados de implementar diversas técnicas, mientras que la segunda se enfocó en la captura y el procesamiento de datos en tiempo real, empleando las placas de bajo coste Intel Galileo y e-Health Sensor Platform V2.0. De este modo, el alumno pudo apreciar el resultado de aplicar en tiempo real algunas de las técnicas de la primera parte. Los resultados obtenidos avalan el efecto motivador de la sesión, al mostrar un repunte en la calificación de las sesiones de laboratorio.

Index Terms—Procesamiento de bioseñales, Prácticas de laboratorio, Dispositivos de bajo coste.

I. INTRODUCTION

La coordinación y puesta en común que supuso el Espacio Europeo de Educación Superior (EEES) modificó los elementos relacionados con la evaluación y el seguimiento de los alumnos por parte del profesorado [1]. Los docentes, además de transmitir a los alumnos los conocimientos relacionados con la materia que se esté impartiendo, tienen la responsabilidad de proponer y evaluar diferentes actividades que los alumnos deben realizar, con el objeto de facilitar la asimilación y el desarrollo del material impartido. Dentro de esta actividad se encuentra la planificación de sesiones de laboratorio. El trabajo a realizar debe ser guiado en su justa medida dejando ciertos elementos a completar por el alumno, con objeto de que éste sea lo más autónomo posible. Debe ser equilibrado para no ser inabordable, pero que contenga retos que hagan ver la utilidad de los conceptos explicados en las clases teóricas. En [2] se realiza un estudio sobre la mejora de los laboratorios en ingeniería, concluyendo que la claridad de la actividad a realizar y la calidad de los materiales utilizados eran los factores determinantes en la satisfacción de los estudiantes. En [3] se analiza cómo ha evolucionado la enseñanza de los laboratorios en ingeniería, estableciendo que uno de los mayores problemas es la falta de coherencia en los objetivos del aprendizaje. En [4] se describe una experiencia de la metodología “Learning by doing”, en donde es fundamental que el alumno adopte un papel activo para la mejora del aprendizaje. Por otro lado, la motivación influye enormemente

en el cumplimiento de los objetivos del curso una vez éste haya finalizado. Un alumno desmotivado experimenta una mayor dificultad a la hora de comprender la materia que se le está impartiendo, además de disminuir la predisposición a realizar el esfuerzo necesario para superar las dificultades que se encuentre durante el desarrollo del temario, pudiendo llegar a abandonar la asignatura. Por ello, la realización de actividades que motiven e impliquen activamente al alumno es uno de los elementos principales a considerar cuando se esté realizando tareas docentes. De este modo, a la hora de planificar la estructura de una asignatura, todos estos factores descritos hasta ahora, como son coherencia en el temario, claridad en las explicaciones, implicación y motivación del alumno, deben ser considerados.

Centrándonos en el campo de bioseñales eléctricas, éste requiere abarcar un amplio espectro de conocimiento, como por ejemplo, los mecanismos biológicos responsables de la generación de las señales, diseño de filtros, análisis espectral, etc. La amplitud de esta materia, y la dificultad de comprender ciertos elementos principales de la misma, obliga a los docentes a planificar cuidadosamente la estructura y el contenido del temario de la asignatura, y a buscar estrategias de motivación e implicación del alumno. Para lograr estos objetivos en el contexto de la asignatura Bioseñales Médicas (en adelante BM), se han planificado diversas sesiones de laboratorio. En una de ellas, que es la que se describe en este artículo, el alumno debe analizar y capturar diferentes señales fisiológicas. Para ello, se emplea Octave como herramienta software, y dos dispositivos de bajo coste que permiten registrar y manipular diferentes biopotenciales. En la Sección II describimos el contexto en el que se desarrolla la sesión de laboratorio, en la Sección III se detallan y justifican los elementos que constituyen la práctica, y por último, en la Sección IV hablamos de los resultados obtenidos.

II. CONTEXTO

La asignatura de BM se imparte en la Universidad de Sevilla, en el grado de Ingeniería de la Salud, desde el curso académico 2014-2015 con 3 horas semanales divididas en 2 sesiones de 1 y 2 horas respectivamente. Ésta está estructurada en 3 grandes bloques:

- *Bloque 1: técnicas básicas de procesamiento digital de señales.* Se introduce los elementos básicos del tratamiento digital de señales (qué es una señal discreta,

tipos de sistemas, respuesta impulsiva, convolución y correlación de datos, etc.), se estudia el dominio frecuencial mediante la transformada discreta de Fourier y transformada z, sus propiedades, el teorema del muestreo, diseño de filtros, etc. Este bloque está dividido en 3 temas que consumen 6 de las 15 semanas disponibles.

- *Bloque 2: fundamentos físicos de la ingeniería biomédica.* Constituido por un único tema que se imparte durante 3 semanas y media. En este bloque se persigue que el alumno conozca los diferentes modelos existentes que describen los fenómenos físicos responsables de las corrientes iónicas de la membrana celular, la génesis de los biopotenciales y presentar las diferentes técnicas de registros de diversas señales fisiológicas.
- *Bloque 3: procesamiento digital de bioseñales.* Conformado por 3 temas que ocupan las últimas 5 semanas del curso, centrándose en las señales de electromiograma (EMG), electrocardiograma (ECG) y electroencefalograma. En ellos se describen diferentes técnicas para procesar las señales, patologías, parámetros que se pueden medir, aplicaciones médicas y uso de las mismas como interfaces de control.

La ejecución práctica de la materia ayuda a los alumnos a comprender mejor el curso, por lo que se desarrollaron 6 sesiones de laboratorio que están asociadas, en general, a un o dos temas concretos de la asignatura. Por ello, a la hora de realizar la evaluación final sobre las competencias y contenidos adquiridos por el alumno, las actividades de laboratorio suponen el 60% del total de la nota final, el resto de la calificación (40%) se obtiene mediante la realización de 3 exámenes escritos (uno por cada bloque de conocimiento).

III. DESCRIPCIÓN DEL TRABAJO REALIZADO

Para facilitar el afianzamiento de parte de los conocimientos adquiridos durante el desarrollo del curso, de las 6 sesiones de laboratorio, se desarrolló una centrada en el procesamiento y captación de EMG y ECG. Ésta se dividió en dos partes bien diferenciadas: una primera en el que el alumno aplica técnicas básicas de procesamientos sobre señales ya adquiridas y razona los resultados obtenidos, y una segunda parte en la que adquiere y procesa en tiempo real ambas señales mediante 2 dispositivos de bajo coste: Intel Galileo y e-Health Sensor Platform V2.0 (Figura 3). A continuación, se procede a detallar la práctica.

III-A. Parte I

En la primera parte del laboratorio, se centró en la aplicación de técnicas básicas de procesamiento de señales sobre datos registrados previamente, y la extracción de parámetros útiles a la hora de analizar los datos y obtener información sobre el estado del sujeto. Uno de los más básicos elementos en procesamiento de señales es la aplicación de filtros para eliminar interferencias de los datos.

La señal de ECG suele estar configurada por 6 ondas diferentes: onda P, Q, R, S, T y U (Figura 1). De todas éstas, destaca el complejo QRS que está conformado por las

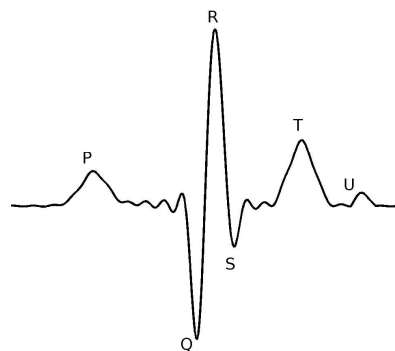


Figura 1. ECG típico.

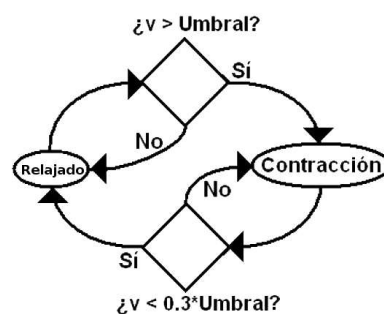


Figura 2. Diagrama del detector de contracciones musculares. V es el valor de la integral de la ventana deslizante.

ondas que configuran su nombre, asociado a la contracción ventricular, y el cual es objeto de multitud de algoritmos que tratan de determinar su posición temporal, ya que facilita localizar las restantes ondas, además de ser útil a la hora de detectar patologías o determinar el estado emocional del sujeto [5], [6].

El primer paso definido en el protocolo de la sesión tuvo como objetivo que los alumnos comprendieran el efecto que tiene la aplicación de un filtro paso de banda en el rango [12, 20] Hz sobre los datos de ECG, y cómo afecta el orden del filtro al resultado. La información principalmente contenida este intervalo de frecuencias corresponde al complejo QRS, de modo que la salida del filtro debía estar libres de las ondas P, T y U, las cuales son ondas cuyas componentes frecuenciales son inferiores a 12 Hz. A los alumnos se les proporcionó una señal de ECG muestreada a 256 Hz, y éstos debían probar con diferentes valores crecientes del orden del filtro, comenzando desde 20 hasta 100, y determinar qué efecto ocurría sobre la señal de salida. La conclusión a la que se esperaba que llegaran los alumnos es que no ajustar adecuadamente todos parámetros del filtro puede provocar que los datos resultantes no cumplan con los requisitos previstos, ya que ordenes bajos no eliminan por completo las interferencias y las restantes ondas cardíacas.

Con los datos filtrados, se procedió a aplicar el algoritmo de Pan-Tompkins para detectar los complejos QRS [7]. Los principales elementos de esta técnica se pueden resumir en 3 puntos: 1) derivar y aplicar un integrador basado en ventanas

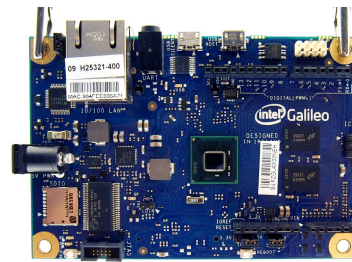
deslizante, 2) emplear 3 umbrales, 2 de amplitud y 1 temporal, para detectar los complejos QRS, y 3) actualizar los umbrales en función de la amplitud y el tiempo de los QRS. En este punto, los alumnos debían modificar el tamaño de la ventana del integrador y los umbrales con objeto de observar cómo se ve afectada la salida. La conclusión a la que debían llegar los alumnos es que el tamaño de la ventana, así como los valores de umbrales iniciales, son cruciales a la hora de obtener buenos resultados.

Determinado el algoritmo para detectar los complejos QRS de los datos de ECG, el siguiente paso consistió en analizar datos de 5 señales diferentes obtenidas de un mismo sujeto. Para ello, se pidió dibujar el histograma de las distancias temporales entre QRS consecutivos, y compararlos entre sí para determinar en cuál de ellos el individuo estaba más relajado y en cuál más agitado. Según [6], los periodos de tiempo en los que la mediana sea menor corresponden con estados de más excitación, mientras que para valores mayores de mediana, el sujeto estará más relajado.

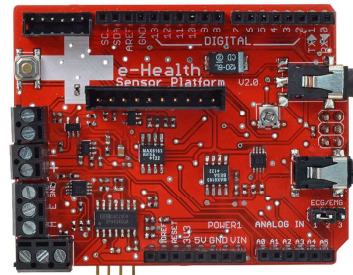
El último punto de esta parte de la sesión de laboratorio, se centró en la detección de las contracciones musculares asociada a la apertura y cierre de una de las manos y el cálculo de la propagación de la señal de EMG. Para la detección de contracciones, un procedimiento básico consiste en rectificar los datos de EMG (valor absoluto), integrarlos mediante ventana deslizante y aplicar un umbral que diferencie entre contracción y relajación. En este punto, el alumno, al igual que con los datos de ECG, debía variar la longitud de la ventana, observar el efecto que tiene, e implementar la técnica que se muestra en la Figura 2. El cálculo del tiempo de propagación de la señal EMG requiere de 2 elementos: 2 señales para comparar, e interpolar puntos en ambas a frecuencias muy elevadas (del orden de kHz) [5]. A los alumnos se les dio 2 señales EMG obtenidas de dos electrodos superficiales situados sobre el mismo músculo del brazo, con al menos una distancia de 1.5 cm entre ellos, y alineados entre sí, de manera que uno estaba más próximo al codo y otro a la muñeca. Con estos datos, los alumnos interpolaron nuevos puntos, de manera que la frecuencia de muestreo resultante fuera de 5, 10, 30 ó 50 kHz. Posteriormente, calcularon la localización del máximo de la correlación de las dos señales, y lo restaron a la longitud de los datos, obteniendo el tiempo de propagación de la señal eléctrica responsable de la contracción muscular.

III-B. Parte II

Finalizada la primera parte, correspondiente al análisis offline de datos, se procedió a familiarizar al alumno con el registro y procesamiento en tiempo real de las señales de EMG y ECG. Para ello, se empleó las placas de desarrollo Intel Galileo y e-Health Sensor Platform [8], [9] (Figura 3), la primera es una plataforma basada en la arquitectura Intel x86 compatible con el entorno de desarrollo de las librerías de Arduino, así como con las diferentes expansiones hardware de éste. Por su parte, e-Health es una plataforma que se conecta con Arduino/Galileo o Raspberry Pi y permite captar y ampli-



(a) Intel Galileo.



(b) e-Health Sensor Platform v2.0.

Figura 3. Placas para el registro y procesamiento de EMG y ECG empleadas en la sesión de laboratorio.

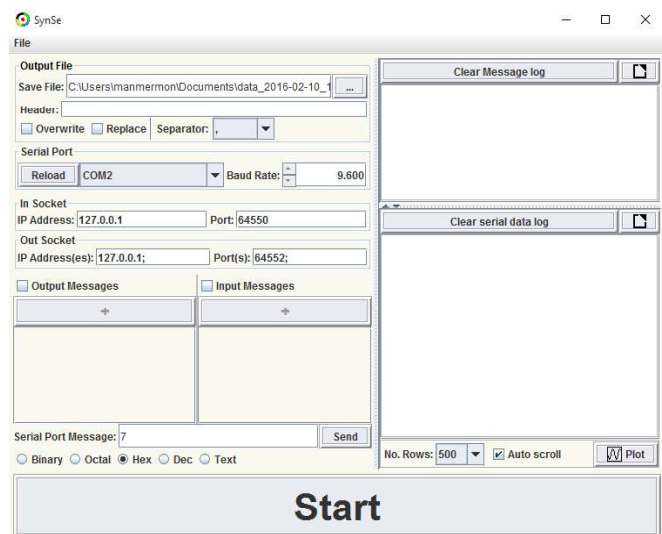


Figura 4. SynSe: aplicación para el registro y sincronización de datos obtenidos del puerto serie.

ficar diferentes tipos de bioseñales, como presión sanguínea, actividad electrodermal, temperatura, y biopotenciales entre los que se encuentran las señales de EMG y ECG.

La comunicación del ordenador con los dispositivos se realiza mediante el puerto serie, de forma que, si se desea almacenar y mostrar los datos registrados necesitamos una aplicación que lleve a cabo dicha tarea. Por ello, se desarrolló una aplicación Java en su versión 1.7 (de aquí en adelante la llamaremos SynSe - Synchronization of Serial port) que usa la biblioteca RXTX 2.2 para leer/escribir datos del puerto.

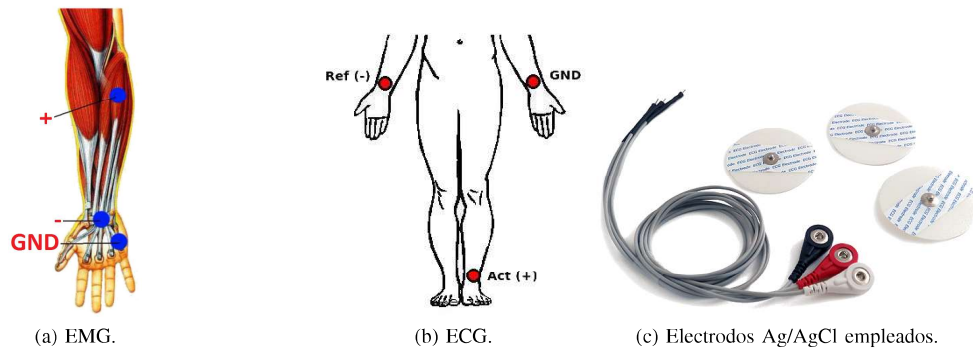


Figura 5. Registro de las bioseñales.

Ésta es capaz de establecer una comunicación bidireccional con ambas placas, mediante el envío de datos numéricos en diferentes formatos (binario, hexadecimal, octal, y decimal) o a través de texto. Asimismo, permite representar por pantalla los datos conforme se van recibiendo, y sincronizarlos con otras aplicaciones mediante sockets, aunque esta funcionalidad no se usó en la sesión. De este modo, los alumnos pudieron visualizar en tiempo real el resultado de aplicar las técnicas sobre las bioseñales.

Definidas las herramientas que se utilizaron en este segundo bloque, la tarea de los alumnos consistió en conectar las plataformas entre sí, ejecutar y configurar el SDK de Arduido Galileo y SynSe, y captar datos de EMG y ECG. Para ello, se les proporcionó el código necesario para realizar los registros de los datos, y en el boletín de la práctica se detalló los pasos a seguir para configurar las herramientas y captar las señales.

El registro de ambas señales se realizó empleando 3 electrodos superficiales de Ag/AgCl conectados a los pines de entrada e-Health (Figura 5.c). Los electrodos para captar los datos de EMG se situaron sobre uno de los brazos del alumno según se muestra en la Figura 5.a. El electrodo de tierra (GND) se situó en el área hipotenar, el de referencia (-) en una zona libre o con poca actividad muscular, como por ejemplo la parte interna de la muñeca, y el electrodo que mide la actividad muscular (+) se fijó sobre el músculo que se quería analizar. El alumno debía abrir y cerrar la mano con fuerza e identificar qué procesamiento de los descritos en el bloque anterior lleva a cabo la placa e-Health para EMG. La conclusión a la que debían llegar es que el dispositivo implementa los procesamientos de rectificación e integración de la señal. Respecto al registro de ECG, el procedimiento se dividió en 2 partes: simulación de datos ECG online y registro de la señal ECG del propio alumno. En el primero, se implementó un versión simplificada del algoritmo de Pan-Tompkins (sin considerar el umbral temporal y la vuelta hacia atrás) y se aplicó a una señal almacenada en Galileo y repetida en bucle. De esta forma se consiguió simular el funcionamiento de esta técnica en tiempo real. Además de imprimir por pantalla la señal ECG simulada, la placa también enviaba la derivada, la integral por ventana deslizante, si se ha detectado QRS, y la evolución los umbrales.

La última etapa de la práctica consistió en el registro y procesamiento del ECG del alumno. Para la captación de los datos, los electrodos se fijaron sobre ambas muñecas y sobre el tobillo izquierdo (Figura 5.b). Se implementó en Galileo una versión simplificada del algoritmo descrito en [10]. Ésta técnica se basa en sustraer de los datos su envolvente inferior y aplicar un clasificador no supervisado K-means de 2 grupos. Simultáneamente al ECG del alumno, se mostraron los pasos críticos de este algoritmo, esto es, la envolvente, la diferencia entre el ECG y la envolvente, los complejos QRS detectados y los centroides del K-means.

IV. DISCUSIÓN

La principal problemática del procesamiento de señales es la dificultad de visualizar las diferentes técnicas y su aplicación en datos reales. Los datos EMG suelen aplicar rectificación, integración de datos y umbrales para detectar contracciones, de forma que la visualización de estos pasos facilita notablemente afianzar dicho conocimiento. Asimismo, existen multitud de técnicas para detectar las contracciones del miocardio, y su comprensión no siempre es sencilla. La técnica de Pan-Tompkins resulta bastante compleja al tener tres umbrales adaptativos y análisis de "vuelta atrás" para detectar posibles latidos perdidos, mientras que la dificultad de la técnica basada en envolvente radica principalmente percibir qué es y qué hace la envolvente inferior.

La motivación del alumno es uno de los principales elementos a considerar a la hora de encarar la programación y el contenido didáctico de una asignatura. La generación de actividades prácticas en las que el alumno perciba que aquello que ha estado estudiando es de utilidad, y no meros conceptos teóricos, supone un elemento motivador que debe ser considerado cuando se trata de enseñar técnicas de procesamiento de señales. Asimismo, la inclusión de elementos tangibles con los que el alumno pueda trabajar hace que la asignatura resulte más atractiva. Si además se implica al alumno en el desarrollo de diferentes actividades, se consigue mejorar la motivación, que se traduce, en general, en mejores resultados. En la Figura 6 se puede observar la evolución global de la media de las calificaciones de cada una de las sesiones de prácticas. Los resultados descienden desde la práctica 1 a la 4, en la 5 repuntan, y de nuevo en la última cae. La sesión número 5,



Figura 6. Promedio de las calificaciones de las 6 sesiones de laboratorio.

corresponde a la descrita en este documento. Al tratar de que el alumno se sienta parte importante de las sesiones prácticas, ya que una buena parte de la actividad se centra en él y sus señales de EMG y ECG, y el uso de dispositivos, que familiarizan a los alumnos con diferentes sistemas de captación de datos fisiológicos, produce un claro efecto motivador que mejora los resultados, y por consiguiente la comprensión de la materia.

Por otro lado, al finalizar el curso, a los alumnos se les pidió que rellenaran un breve cuestionario sobre la asignatura, con objeto de tratar, en la medida de lo posible, aquellos elementos que han resultado más problemáticos. En general, éstos informaron de que el sistema de evaluación les había parecido adecuado, y estaban satisfechos con la metodología empleada.

V. CONCLUSIÓN

El uso de sistemas empotrados, que registren y procesen las señales, resulta de elemento motivador que mejora los resultados. La realización de una práctica donde se lleva a cabo el proceso completo de captación y procesamiento de bioseñales, así como la representación gráfica de los pasos críticos de los algoritmos resulta de gran ayuda a la hora de asimilar la información adquirida durante las clases teóricas.

REFERENCIAS

- [1] M. P. S. González, *Técnicas docentes y sistemas de evaluación en Educación Superior*. NARCEA, 2010.
- [2] S. Nikolic, C. Ritz, P. J. Vial, M. Ros, and D. Stirling, "Decoding Student Satisfaction: How to Manage and Improve the Laboratory Experience," *IEEE Transactions on Education*, vol. 58, no. 3, pp. 151–158, 2015.
- [3] L. Feisel and A. Rosa, "The role of the laboratory in undergraduate engineering education," *Journal of Engineering Education*, vol. 94, no. January, pp. 121–130, 2005.
- [4] J. d. I. H. i. Casas and A. d. B. del Hoyo, "Learning by Doing Methodology Applied to the Practical Teaching of Electrical Machines," *International Journal of Electrical Engineering Education*, vol. 46, no. 2, pp. 133–149, 2009.
- [5] L. Sörnmo, P. Laguna, T. Emg, R. Caton, H. Berger, S. T. Jacob, J. K. Reddy, I. Eps, S. Sanei, J. Chambers, A. Waller, T. Dutch, W. Einthoven, and N. Prize, "Bioelectrical Signal Processing in Cardiac and Neurological Applications," *Gene expression*, vol. 16, p. 49, 2014.
- [6] M. M. Monge, I. Gomez, and A. Molina, "Stress and heart rate : significant parameters and their variations Article Type : original article," *Exp Clin Cardiol*, vol. 20, no. 8, pp. 3509–3517, 2014.

- [7] J. Pan and W. J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 32, no. 3, pp. 230–236, 1985.
- [8] "https://www.arduino.cc/en/arduino-certified/intelgalileo."
- [9] "https://www.cooking-hacks.com/documentation/tutorials/ehealth-biometric-sensor-platform-arduino-raspberry-pi-medical."
- [10] M. Merino, I. M. Gómez, and A. J. Molina, "Envelopment filter and K-means for the detection of QRS waveforms in electrocardiogram," *Medical Engineering & Physics*, vol. 37, no. 6, pp. 605–609, 2015.