



CIENCIAS TÉCNICAS

Premio Anual de la Academia de Ciencias de Cuba, 2020

Monitorización de señales cardiorrespiratorias: hallazgos, métodos y herramientas

Carlos Román Vázquez Seisdedos ^{1*} <https://orcid.org/0000-0002-3167-2585>

Fernando Eudaldo Valdés Pérez ¹ <https://orcid.org/0000-0001-6608-3580>

Alexander Alexeis Suárez León ¹ <https://orcid.org/0000-0002-9393-4552>

Maikel Noriega Alemán ¹ <https://orcid.org/0000-0002-1984-8963>

Sabine Van Huffel ² <https://orcid.org/0000-0001-5939-0996>

Rute Almeida ³ <https://orcid.org/0000-0001-7755-5002>

Enrique Juan Marañón Reyes ¹ <https://orcid.org/0000-0002-6640-5487>

João Evangelista Neto ⁴ <https://orcid.org/0000-0002-5100-0719>

Roberto Célio Limão de Oliveira ⁵ <https://orcid.org/0000-0002-6640-3182>

João Paulo Vale do Madeiro ⁶ <https://orcid.org/0000-0001-6511-6707>

Ilen Rivero Pouymiró ¹ <https://orcid.org/0000-0002-6406-3794>

¹ Universidad de Oriente, Santiago de Cuba, Cuba

² Universidad Católica de Lovaina. Lovaina, Bélgica

³ Universidad de Porto. Oporto, Portugal

⁴ Universidad Estadual de Amazonas. Brasil

⁵ Universidad Federal de Pará. Brasil

⁶ Universidad Federal de Ceará. Brasil

* Autor para la correspondencia: cvazquez@uo.edu.cu, cvazquez6d2@gmail.com

RESUMEN

Palabras clave

monitorización; ECG; PCG; SCG; ritmo respiratorio

Introducción. La monitorización (adquisición, procesamiento y análisis) de señales cardiorrespiratorias en diferentes escenarios facilita el diagnóstico, pero enfrenta la pérdida de información debido a la presencia de perturbaciones y a la carencia de métodos de procesamiento y análisis robustos. En esta investigación se trabaja con 3 señales cardiorrespiratorias: electrocardiograma (ECG), fonocardiograma (PCG) y seismocardiograma (SCG) y con series temporales derivadas de estas. **Métodos.** Se caracterizan las fuentes de perturbaciones y el desempeño de los métodos de procesamiento y análisis del ECG usando bases de datos internacionales y propias. Se proponen y evalúan: 21 nuevos métodos de procesamiento y análisis, para 1 o más de estas 3 señales, y 4 herramientas que delimitan el aporte práctico. **Resultados.** Los 6 hallazgos derivados de la caracterización sugieren cómo extraer mayor información de la señal electrocardiográfica. Los inéditos métodos de procesamiento y análisis mostraron un desempeño igual o superior a lo más relevantes, son robustos a la presencia de perturbaciones en las señales y en las series temporales derivadas de estas, abriendo nuevas alternativas que evitan corregir muchos errores debidos al procesamiento. Las innovadoras herramientas de monitorización permitieron realizar un diagnóstico ubicuo, confiable, amistoso, rápido y robusto a la presencia de perturbaciones en las señales y series temporales. Y como conclusiones, los hallazgos, métodos y herramientas obtenidos con-



tribuyen a mejorar el diagnóstico y calidad de vida de las pacientes usando dispositivos portables, no invasivos, seguros, reusables, no contaminantes, de fácil generalización y bajo costo. Esto permite extender y potenciar los servicios cardiológicos en Cuba.

Cardiorespiratory signals monitoring: findings, methods and tools

ABSTRACT

Introduction. The monitoring of cardiorespiratory signals (acquisition, processing and analysis) in different scenarios facilitates the diagnosis but faces the loss of information due to disturbances and the lack of robust processing and analysis methods. In this research, we used 3 cardiorespiratory signals: electrocardiogram (ECG), phonocardiogram (PCG) and seismocardiogram (SCG), and their corresponding time series. **Methods:** We characterized the source of disturbances and the performance of ECG processing and analysis methods using international and in-house databases. Twenty-one novel approaches were proposed and evaluated with 1 or more of the aforementioned signals. Moreover, we presented 4 tools that showcase the practical contribution. **Results:** The 6 findings derived from the characterization suggest how to extract meaningful information from the electrocardiographic signal. The proposed methods performed similarly or better than the state-of-the-art and proved to be robust to disturbances in the signals and in their time series. This opens new alternatives to avoid errors during the processing. These innovative monitoring tools allow for ubiquitous, reliable, friendly, fast, and robust diagnosis in presence of disturbances in the signals and in their time series. As some conclusions was the obtained findings, methods and tools improve the diagnosis and life quality of the patients by using portable, non-invasive, safe, reusable, non-polluting, easily generalized and low-cost devices. This allows for extending and enhancing cardiology services in Cuba.

Keywords

monitoring; ECG; PCG; SCG; respiratory rate

INTRODUCCIÓN

La monitorización de señales cardiorrespiratorias en diferentes condiciones (reposo, ambulatoria, ejercicio) y entornos (hospitalarios o no) facilita el diagnóstico, pero enfrenta la pérdida de información debido a perturbaciones que afectan el procesamiento y análisis, y a la carencia de métodos robustos a dichas perturbaciones.

La monitorización incluye las etapas de adquisición, procesamiento y análisis, en las cuales se realizan las diferentes funciones: acondicionamiento, preprocesamiento, reconocimiento de latidos, delineación de puntos característicos, análisis/cálculo de indicadores diagnósticos. Las 3 señales cardiorrespiratorias son: electrocardiograma (ECG), fonocardiograma (PCG) y seismocardiograma (SCG). El SCG y el PCG son el registro no invasivo de las vibraciones mecánicas de baja frecuencia (menor que 30 Hz) del cuerpo y de los sonidos cardíacos, respectivamente, ambos inducidos por los movimientos cardíacos. Por razones de fiabilidad, el interés se centra en analizar series temporales derivadas del: ECG (RR, QT, ritmo respiratorio: Rr), SCG (IMIM) o PCG (S1S1). El objetivo es mejorar los métodos y herramientas para la monitorización

del ECG, el PCG y el SCG, enfocado al diagnóstico. Los resultados presentados han sido obtenidos en los últimos 15 años.

MÉTODOS

En la descripción de los métodos se usan diversos enfoques: uniderivacionales (SL) o multiderivacionales (ML), no supervisados o supervisados, aprendizaje automático (AA) o profundo (DL), robustez a derivas de líneas base (DLB), morfologías múltiples, respiración y ruido en la señal así como artefactos en las series temporales (falsos positivos: FP y falsos negativos: FN). Las bases de datos (BD) usadas depende de cada estudio. Así, para evaluar métodos ML, se usan BD con derivaciones ortogonales, con la señal respiratoria si se desea estimarla (PTB, CDB) o sin ella (CSE). Para métodos SL, se usan otras BD (MITDB, NSTD, QTDB, etc.). Para el ECG-SCG se usa la BD CEBS. También se usan BD propias de sujetos registrados con el Holter Excorde3C o con los sistemas desarrollados (ECG-PCG, ECG-WiFi), previo cumplimiento de: las normas de seguridad eléctrica, el consentimiento informado de los voluntarios, y la aprobación de los comités de ética correspondientes. Inicialmente se estudian las relaciones cau-

sa-efecto de algunas perturbaciones en el ECG o en sus series temporales, usando métodos existentes. Luego se proponen los nuevos métodos de procesamiento o análisis. Finalmente se describen las herramientas que integran los métodos anteriores.

Efecto del filtrado paso-alto (FPA) en el final de la onda T (Te): El FPA es el método más usado para reducir las DLB. En este estudio se analiza cómo influye la frecuencia de corte (fc) del FPA en la estimación en el Te (tema no publicado antes).⁽¹⁾

Caracterización espectral de las DLB en pruebas de esfuerzo: En este estudio se realiza lo anterior, usando señales con DLB debidas a la respiración sin y con artefactos en los electrodos pertenecientes a la BD NSTDB (tema no publicado antes).⁽²⁾

Caracterización de los métodos para eliminar las derivas de línea base: Existen disímiles métodos para eliminar las DLB pero han sido validados (o comparados) con diferentes BD y métricas. En este estudio se comparan los 9 métodos más citados (IEEEExplore, WoS, Google-Scholar) en función de la similitud entre señales de entrada y salida. Se usan las mismas señales (QTDB y artificial) y métricas.⁽³⁾

Caracterización de arquitecturas para reconocer artefactos en el ECG: Para analizar la variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC), cada QRS detectado debe corresponder a un latido sinusal sin bloqueo aurículo-ventricular, sino se considera un latido irregular (o artefacto en el ECG) y deberá excluirse. Hasta 2011 no se reporta⁽⁴⁾ ninguna publicación con este enfoque (hay muchas para clasificar arritmias). Este estudio caracteriza el desempeño de 12 arquitecturas que combinan 3 métodos de extracción de características y 4 de agrupamiento, para investigar la combinación óptima con un enfoque SL. Se usa la BD "MIT-BIH Arrhythmia Database".^(4,5)

Efecto de la respiración en las estrategias de delineación de la onda T: Se desconoce cuánto influye el efecto mecánico de la respiración (EMR) sobre la delineación SL o ML del Te, basadas en la transformada Wavelet discreta (TW). Para investigar lo anterior se usaron señales simuladas y reales (BD PTB) con 3 derivaciones ortogonales obtenidas mediante la transformación inversa de Dower.⁽⁶⁾

Caracterización de la robustez a FP/FN de la Entropía Aproximada (ApEn): La aparición de FP/FN (artefactos) en series temporales (por fallos de los algoritmos de detección) causa errores diagnósticos. La solución tradicional es corregirlos mediante métodos automáticos (no infalibles) o visuales (tediosos). Una solución innovadora es usar indicadores robustos a artefactos.⁽⁷⁾ Este estudio evalúa la robustez de la ApEn a FP/FN. Se usan series RR artificiales (no lineales) y reales (BD MITDB) a las que se les introduce (o contienen) FP, FN o ambos.⁽⁸⁾ No se conoce un estudio similar.

A continuación, se resume el principio de cada método propuesto.

Detección y delineación de QRS: El primer método (SL) estima el pico (R , QRS_p), inicio (QRS_{on}) y final del QRS (QRS_{off}) mediante la primera derivada y las transformadas de Hilbert (TH) y Wavelet Continua (CWT) usando un entrenamiento de 10 s para optimizar los parámetros de procesamiento (umbrales, escalas, etc.).⁽⁹⁾ El segundo (ML) proyecta el bucle espacial de la escala 2 de la TW de 3 derivaciones ortogonales, sobre un vector director denominado, dirección de proyección.⁽¹⁰⁾

Estimación del Te (delineación de onda T): Requiere alta exactitud temporal debido a la pequeña variabilidad del QT (menor que 20 ms) y a la lenta variación del ECG alrededor del Te, probablemente contaminado por ruido. El primer método es el único ML y usa el mismo principio del QRS, aunque la delineación de onda T (inicio T_{or} , pico T_p y final T_e) se realiza en el bucle de las escalas 4 o 5 de la TW.⁽¹¹⁾ El segundo⁽¹²⁾ calcula las áreas sucesivas de un trapecio rectangular con 3 vértices fijos y uno móvil que se desplaza por la señal; Te corresponde a la posición donde el área es máxima. El tercero es un delineador que combina un modelo matemático de función gaussiana asimétrica y el método anterior.⁽¹³⁾ El cuarto es un enfoque inédito que consiste en buscar una función de regresión para estimar a Te usando redes neuronales artificiales simples⁽¹⁴⁾ o combinadas con máquinas de vectores soporte (SVM).⁽¹⁵⁾

Detección de latidos irregulares: Se proponen 4 métodos supervisados: 2 con enfoques SL y 2 con ML que usan tensores. El primero (SL) corresponde a la arquitectura de mejor desempeño que resulte de la caracterización descrita antes.⁽⁴⁾ El segundo usa redes convolucionales (CNN), post-procesamiento, y sub-clasifica a latidos de origen ventricular.⁽¹⁶⁾ El primero ML combina tensores y SVM,⁽¹⁷⁾ y el segundo emplea descomposición de valores singulares secuencialmente truncada y SVM por mínimos cuadrados.⁽¹⁸⁾

Obtención del ritmo respiratorio (Rr): Se estima el Rr usando las mismas direcciones finales de proyección del delineador ML con TW y el análisis espectral de los lazos espaciales de los puntos QRS_p , T_{or} , T_p y T_e .^(10,11) Se compara con otros métodos SL que usan series RR, amplitudes del QRS y con el ML propuesto en Bailón R *et al.*⁽¹⁹⁾

Obtención de indicadores robustos a artefactos: Se proponen 3 nuevos métodos/indicadores para analizar la VFC y uno de adaptación QT-RR. Los de VFC eliminan las colas inferiores (debajo de XL) y superior (encima de XH) del histograma RR mediante: (a) triangulación de áreas^(20,21) (figura 1A), (b) umbrales iguales a la media(RR) ± 2 desviación-estándar (RR)⁽²²⁾ y (c) 2 simples *click* del especialista.⁽²³⁾ Luego, se calcula, en la nueva serie, los indicadores SDNN o SDSD.⁽²⁴⁾ El indicador de adaptación QT-RR⁽²³⁾ calcula la pendiente de re-

gresión promediada ponderada, dando mayor peso a los puntos (RR, QT) cercanos a la nube central (figura 1B).

Detección de puntos AO/IM y análisis de la VFC con el SCG: Se realiza una detección gruesa mediante la CWT (*Daubechies-4*) y una regla de decisión, seguida de una búsqueda fina de máximos (AO) y mínimos (IM) locales en una ventana. ⁽²⁵⁾ Para analizar la VFC, ⁽²⁶⁾ se obtiene la serie IM-IM, se excluyen sus artefactos según ⁽²²⁾ y se calculan SDNN, pNN50 y RMSDD ⁽²⁴⁾ para las series RR e IM-IM.

Obtención de la frecuencia cardíaca instantánea (FCI): El método propuesto obtiene la serie FCI mediante un análisis espectro-temporal de la señal de SCG y se evalúa su similitud con la obtenida a partir de la señal de ECG. ⁽²⁷⁾

Detección de puntos en el sonido S1 y análisis de la VFC con el PCG: Los nuevos métodos estiman la posición y duración de S1 mediante: (a) comparación de la envolvente del PCG con una plantilla gaussiana ⁽²⁸⁾ o (b) la triangulación de áreas de la envolvente, ⁽²⁹⁾ de forma similar al descrito en la figura 1. Luego, se evalúa la robustez al ruido. ⁽²⁸⁾ Para analizar la VFC, se evalúa la similitud de las series S1S1 y RR, y la de los indicadores SDNN y SDDSD calculados en ambas series. ⁽³⁰⁾

Herramientas desarrolladas

Sistema inalámbrico de monitorización de ECG para dispositivos Android: La monitorización actual emplea dispositivos móviles. Para facilitar esto, se desarrolló un sistema de monitorización Wi-Fi de ECG (un canal), que usa un dispositivo portátil ubicado en el paciente (servidor) y una tableta con sistema operativo Android (cliente), comunicados entre sí. La tableta visualiza (en tiempo real), procesa (*off-line*) y muestra en pantalla la frecuencia cardíaca media y la desviación RR máxima. ⁽³¹⁾

Herramientas de adquisición y análisis ECG/PCG: La primera consta de un dispositivo de 2 canales (ECG/PCG) con aislamiento doble (señal, alimentación, cubierta plástica), protección vs desfibrilador, una tarjeta de adquisición (LabPC-1200) insertada en una PC con conductor de protección a tierra (Clase-I/IEC 60601-1) y una herramienta software

(LabWindows-CVI) para adquirir/visualizar y crear la BD ECG-PCG. ⁽²⁹⁾ La segunda, denominada CARDIOWAVE2.0, consta de 3 módulos: ECG, PCG, y ECG&PCG. ⁽³²⁾ Cada módulo permite: leer registros (varios formatos), filtrar señales, detectar puntos característicos, analizar series temporales simples o cruzadas, corregir artefactos y obtener indicadores temporales y espectrales de VFC y de adaptación QT/RR.

Herramienta para análisis del intervalo QT (PyECG): La interfaz de usuario fue diseñada con la biblioteca PyQt. ⁽³³⁾ Sus principales funcionalidades son: indica el canal con mejor calidad de señal (entre 2), filtrados diversos, detección de puntos (Q, R, Te), detección/eliminación de latidos irregulares, utilidades para corregir errores en los puntos detectados, cálculo/visualización de indicadores QTVI y de adaptación del QT.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Hallazgos obtenidos: a) El FPA a f_c mayor que 0,6 Hz distorsiona considerablemente a las 4 morfologías de onda T conllevando a errores inadmisibles en la estimación del Te y QT. Esto revela una inconsistencia de la recomendación AHA ⁽¹⁾ que sugiere $f_c=0,67$ Hz; b) el contenido espectral de las DLB durante ejercicio intenso se debe principalmente, al movimiento de los electrodos y, en menor medida, a la respiración; ⁽²⁾ c) la evaluación, en igualdad de condiciones, de los métodos más citados para eliminar las DLB, evidenció (para la morfología tradicional: T+) que el FPA FIR de Kaiser minimiza la distorsión a nivel de latido ⁽³⁾ (aunque no necesariamente en segmentos específicos del mismo), mejorando el reconocimiento de latidos de forma simple y con bajo costo computacional; d) el compromiso entre los índices de desempeño sugiere usar la arquitectura Análisis-componentes-principales-no-lineal/Perceptrón-Multicapa para reconocer latidos irregulares con enfoque SL; ^(4,5) e) el delineador ML basado en TW minimiza el error de estimación del Te debido al EMR garantizando un diagnóstico más robusto del QT ⁽⁶⁾ y f) el indicador ApEn de VFC es robusto a la presencia de artefactos en series RR. ⁽⁸⁾

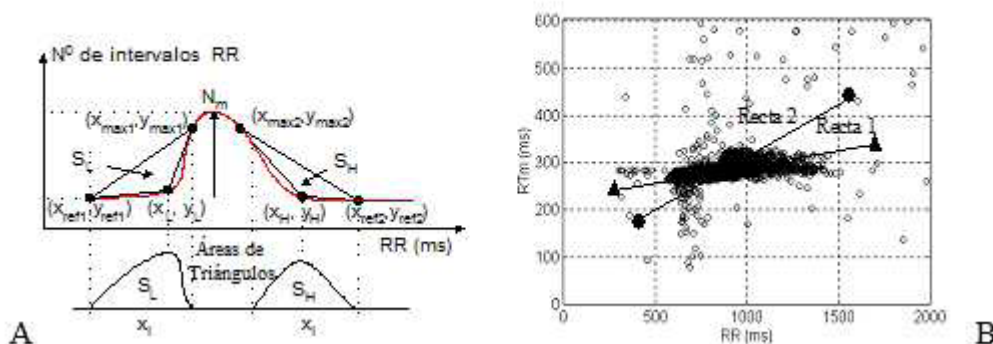


Fig. 1. A) Eliminación de las colas del histograma usando triangulación de áreas. B) Regresión promediada ponderada (recta 1) vs regresión sin promediar (recta 2).

Resultados obtenidos con los métodos y herramientas propuestos

Detección y delineación de QRS: El procesamiento usando la TW o la CWT minimiza la distorsión e incrementa las tasas de detección. El método de TH/CWT obtuvo altas tasas debido al entrenamiento inicial y al filtrado óptimo y recurrente que enfatiza los puntos característicos y favorece su detección de forma adaptativa, precisa, eficiente y robusta a ruido. ⁽⁹⁾ El método de delineación ML ^(10,11) superó en exactitud y precisión al único similar ML ⁽³⁴⁾ que usa la mediana de los puntos R de las 3 derivaciones ortogonales (al ser pocas, no es un buen estimador estadístico).

Detección del punto Te y delineación de la onda T: El método ML superó al que usa la mediana ⁽³³⁾ por las razones descritas y se sugiere cuando se dispone del vector-cardiograma. El método de áreas de trapecios (TR) ⁽¹²⁾ es exacto, no depende de ningún umbral empírico y es muy robusto al ruido blanco gaussiano, siendo idóneo en condiciones ambulatorias o ejercicio. El método de la función-gaussiana-asimétrica-TR logró un alto desempeño con un modelo simple, se adapta a diversas morfologías de onda T (con o sin marcapasos), ⁽¹³⁾ es robusto a ruido y su modelo no depende de ningún factor empírico, siendo generalizable a varios entornos clínicos. El uso de los métodos supervisados para estimar al Te, usando conjuntos de entrenamiento reducidos abre una alternativa a los cardiólogos que prefieren anotar en vez de corregir. ⁽¹⁵⁾ Todos los métodos obtuvieron desempeños similares o superiores al estado del arte.

Detección de latidos irregulares en el ECG: La arquitectura de mejor desempeño con enfoque SL usando AA se destacó en el hallazgo (d). ⁽⁴⁾ El método con CNN obtuvo un desempeño alto para detectar QRS y otro aceptable como clasificador (segundo lugar en sensibilidad) aunque aun admite mejoras para elevar su valor-predictivo-positivo. ⁽¹⁶⁾ Sin embargo, el resto de clasificadores localizan al QRS aplicando sofisticadas técnicas de extracción de características, mientras aquí no es necesario. Hasta nuestro conocimiento, este es el único método que no incorpora: filtrado, detección de puntos característicos, segmentación y extracción o selección de características. Además, su evaluación no se sustenta en segmentos de la señal, sino en todas las muestras de todos los registros. Los resultados sugieren a las CNN como una opción razonable para detectar/clasificar latidos cardiacos. Los métodos con tensores ^(17,18) obtuvieron altos desempeños con conjuntos de entrenamiento reducidos, siendo una alternativa viable para clasificar registros multicanales con un sólo clasificador sin usar reglas de decisión.

Obtención del ritmo respiratorio (Rr): El método propuesto supera integralmente (en precisión y costo computacional) al resto de los métodos y elimina la incertidumbre de las estima-

ciones SL. Facilita el diagnóstico cardiorrespiratorio, usando sólo al ECG. ⁽¹⁰⁾

Obtención de indicadores robustos a artefactos: La evaluación de los 4 métodos e indicadores propuestos evidenció su gran similitud con los indicadores estándares y su robustez a artefactos en series RR/QT. ⁽²⁰⁻²³⁾ El uso de estos indicadores fiables humaniza y potencia el trabajo de los cardiólogos.

Detección de puntos AO/IM y análisis de la VFC con el SCG: La evaluación del detector propuesto exhibió un alto desempeño y robustez al ruido. ⁽²⁵⁾ Los indicadores SDNN, RMSDD y pNN50 calculados con el SCG y el ECG fueron semejantes. ⁽²⁶⁾ El análisis de la VFC con el SCG reduce costos, contaminación ambiental (sensor económico reusable, sin electrodos), garantiza alta seguridad eléctrica y rápida generalización.

Obtención de la frecuencia cardíaca instantánea (FCI): El método propuesto estimó la FCI con elevada similitud (diferencia media cuadrática menor del 5 %) respecto al obtenido con ECG ⁽²⁷⁾ sin necesidad de detectar latido a latido.

Detección del punto en el sonido S1 y análisis de la VFC con el PCG: El método de la plantilla gaussiana exhibió alta exactitud y robustez al ruido a los efectos deseados (monitoreo en reposo) ⁽²⁸⁾ siendo superior al de triangulación ⁽²⁹⁾ para estimar la posición de S1. El análisis de la VFC con el PCG y el ECG fue similar, ⁽²⁹⁾ garantizando los mismos impactos atribuibles al SCG. Sistema inalámbrico de monitorización de ECG para dispositivos android: La figura 2 muestra la aplicación residente en el cliente y sus fases de ejecución, que culminan visualizando la serie RR y 2 indicadores de VFC. ⁽³¹⁾

El dispositivo hardware se alimenta de baterías, sin contacto eléctrico directo con el corazón por lo que, cumple las normas de seguridad eléctrica según la norma NTC-IEC 60601-1, siendo clasificado como un equipo de Clase III, tipo BF. El sistema desarrollado abre una alternativa para ampliar los servicios de salud en Cuba (incluyendo el monitoreo usando internet de las cosas) y aumentar la calidad de vida de personas de edad avanzada o con problemas de locomoción.

Herramientas de adquisición y análisis ECG/PCG: Las figuras 3 y 4 muestran las herramientas de adquisición y análisis de ambas señales. ⁽³⁰⁾ Estas integran los métodos/indicadores propuestos. Se verificó la coincidencia numérica de los indicadores calculados con la herramienta de análisis y con programas elaborados en MATLAB. Ambas permitieron realizar la investigación de forma confiable, amistosa y cómoda.

Herramienta para análisis del intervalo QT (PyECG): La evaluación preliminar con registros del Holter cubano Excorde3C y de la BD QTDB fue exitosa. PyCG es la primera herramienta en software libre, ⁽³³⁾ que brinda varios indicadores de variabilidad y dinamicidad del intervalo QT.

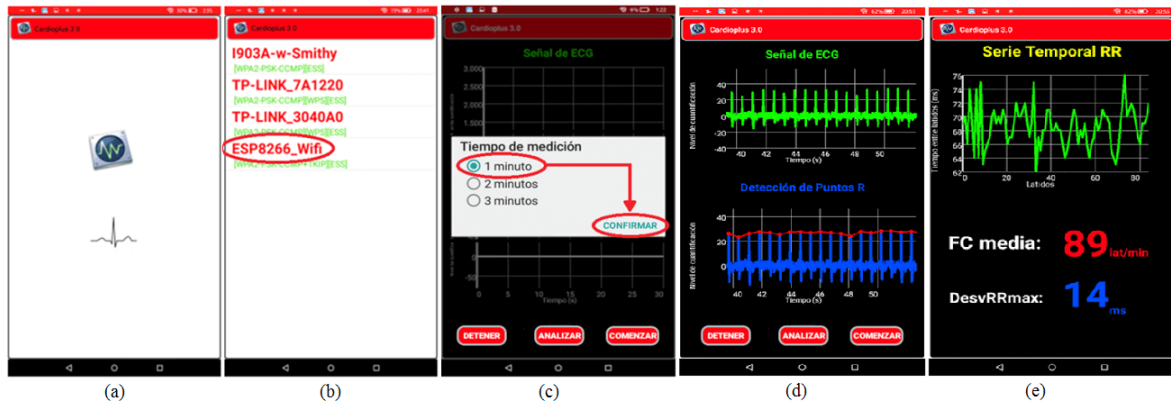


Fig. 2. Apariencia de la aplicación CARDIPLUS y sus actividades: A) presentación, B) wifiList, C) graficar (selección del tiempo de medición), D) graficar (selección de opción) y E) resultados.

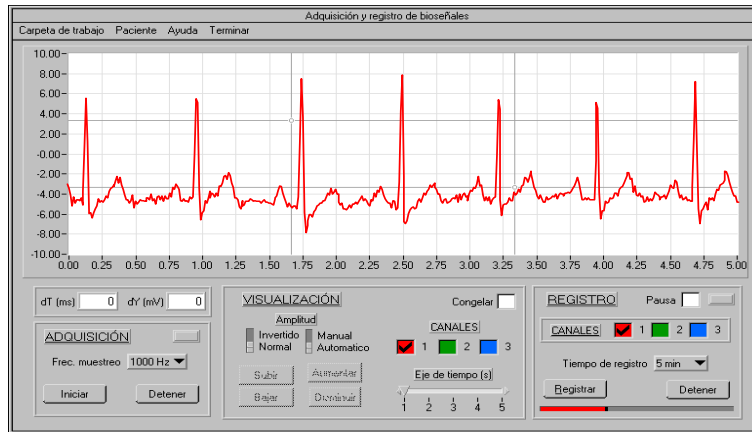


Fig. 3. Herramienta de adquisición.

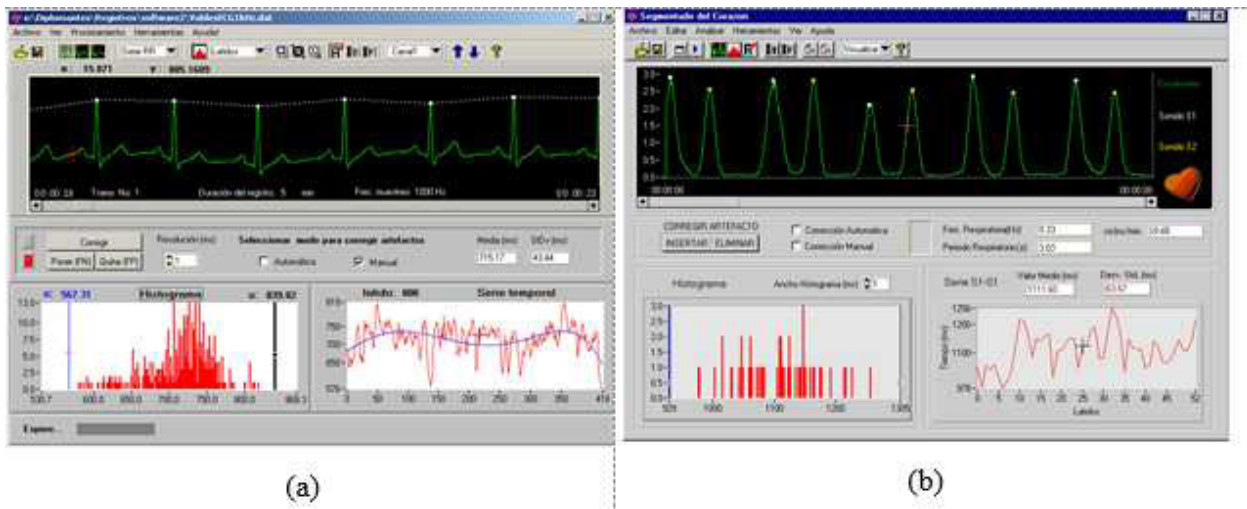


Fig. 4. Herramienta CARDIOWAVE para análisis de la señal: A) ECG y B) PPG.

Conclusiones

Los novedosos métodos desarrollados han alcanzado desempeños similares o superiores a los mejores del estado del arte y son aplicables a diversos escenarios de la monitorización cardiorrespiratoria. Los hallazgos aportan nuevos conocimientos y sugieren proceder para un procesamiento y análisis más eficiente del ECG. Los hallazgos, métodos y herramientas obtenidos contribuyen a un diagnóstico más exacto, rápido e incluso usando dispositivos portables, no invasivos, seguros, cómodos, reusables, no contaminantes, de bajo costo y fácil generalización. Esto permite mejorar la calidad de vida de los pacientes y potenciar los servicios cardiológicos en Cuba, ahorrando considerables recursos para nuestro país.

Agradecimientos

Se agradecen a todos los voluntarios que participaron en las pruebas, así como a los médicos y resto de colaboradores: profesores, investigadores, estudiantes de pregrado y posgrado.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Neto JE, Vázquez Seisdedos CR. Influence of high pass filtering on the T-wave end estimation. En: IFMBE Proceedings. Springer Verlag; 2015: 627-30. Disponible en: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-319-13117-7_160
2. Perdigón Romero F, Palacios Meléndez EF, Vázquez Romaguera L, Vázquez Seisdedos CR, Evangelista Neto J. Caracterização espectral das flutuações de linha base em sinais de ECG durante provas de esforço. En: Anuais do XXV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica. Paraná, Brasil; 2016:1638-41.
3. Perdigón Romero F, Vázquez Romaguera L, Fernandes Costa Filho CF, Guimarães Fernandes M, Evangelista Neto J, Vázquez-Seisdedos CR. Baseline wander removal methods for ECG signals: A comparative study. Rev Cuba Ciencias Informáticas. 2020 Jul 2;14(1):79-109. Disponible en: [https://rcci.uci.cu/?journal=rcci&page=article&op=view&path\[\]=1884](https://rcci.uci.cu/?journal=rcci&page=article&op=view&path[]=1884)
4. Vázquez Seisdedos CR, Suárez León AA, Evangelista Neto J. A comparison of different classifiers architectures for electrocardiogram artefacts recognition. En: Lecture Notes in Computer Science. Springer, Berlin, Heidelberg; 2013:254-61. Disponible en: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-41827-3_32
5. Evangelista Neto J, Suárez-Leon AA, Vázquez-Seisdedos CR, López-Mora NA, Leite JC, Limão de Oliveira RC. Métodos de extracción de características en el ECG: Análisis comparativo. En: IFMBE Proceedings. Springer, Berlin, Heidelberg; 2013:858-61. Disponible en: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-21198-0_218
6. Noriega Alemán M, Martínez JP, Laguna P, Bailón R, Almeida R. Respiration effect on wavelet-based ECG T-wave end delineation strategies. IEEE Trans Biomed Eng. 2012; 59(7):1818-28.
7. García González MA, Pallàs Areny R. A novel robust index to assess beat-to-beat variability in heart rate time-series analysis. IEEE Trans Biomed Eng. 2001;48(6):617-21.
8. Vale do Madeiro JP, Vázquez Seisdedos CR, Cortez PC, Marques JAL. Análise de desempenho da entropia aproximada (ApEn) na análise da Variabilidade da Frequência Cardíaca (VFC). En: IFMBE Proceedings. Springer, Berlin, Heidelberg; 2013:1182-5. Disponible en: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-21198-0_300
9. Vale do Madeiro JP, Cortez PC, Marques JAL, Vázquez Seisdedos CR, Sobrinho CRMR. An innovative approach of QRS segmentation based on first-derivative, Hilbert and Wavelet Transforms. Med Eng Phys. 2012 Nov 1;34(9):1236-46.
10. Noriega Alemán M, Marañón Reyes EJ, Romero D, Orini M, Almeida R. Respiratory rate estimation from multilead directions, based on ECG delineation. En: 38nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC'16). Orlando, FL, USA: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc.; 2016:3813-6.
11. Noriega Alemán M, Carcases E, Duran K, Marañón Reyes EJ, Martínez JP, Almeida R. Instantaneous respiratory rate estimation from multilead ECG delineation using VCG directions on fiducial points. Proceedings of the XLIII International Conference on Computing in Cardiology. 2016;43:115-51. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7868763>
12. Vázquez Seisdedos CR, Evangelista Neto J, Marañón Reyes EJ, Klautau A, Limão de Oliveira RC. New approach for T-wave end detection on electrocardiogram: Performance in noisy conditions. Biomed Eng Online. 2011 Sep 9;10(77):1-11. Disponible en: <http://biomedical-engineering-online.biomedcentral.com/articles/10.1186/1475-925X-10-77>
13. Madeiro JPV, Nicolson WB, Cortez PC, Marques JAL, Vázquez-Seisdedos CR, Elangovan N, et al. New approach for T-wave peak detection and T-wave end location in 12-lead paced ECG signals based on a mathematical model. Med Eng Phys. 2013 Aug 1;35(8):1105-15.
14. Suárez León AA, Matos Molina D, Vázquez Seisdedos CR, Goovaerts G, Vandeput S, Van Huffel S. Neural network approach for T-wave end detection: A comparison of architectures. En: Computing in Cardiology. IEEE Computer Society; 2015:589-92.
15. Suárez León AA, Varon C, Willems R, Van Huffel S, Vázquez-Seisdedos CR. T-wave end detection using neural networks and Support Vector Machines. Comput Biol Med. 2018 May 1;96(1):116-27.
16. Suarez Leon AA, Nunez Álvarez JR. 1D Convolutional Neural Network for Detecting Ventricular Heartbeats. IEEE Lat Am Trans. 2019 Dec 1;17(12):1961-8.
17. Suárez León AA, Goovaerts Griet, Vázquez Seisdedos CR, Van Huffel S. Irregular heartbeats detection using tensors and Support Vector Machines. Computing in Cardiology Conference (CinC). 2016 Sep; 43:1037-40. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/7868923>
18. Suárez León AA, Varon C, Goovaerts G, Vázquez Seisdedos CR, Van Huffel S. Irregular heartbeat detection using sequentially truncated multilinear singular value decomposition. En: Computing in Cardiology. IEEE Computer Society; 2017:1-4.
19. Bailón R, Sörnmo L, Laguna P. A robust method for ECG-based estimation of the respiratory frequency during stress testing. IEEE Trans Biomed Eng. 2006 Jul; 53(7):1273-85.
20. Vázquez Seisdedos CR, Valdés-Pérez FE, Ionescu CM, De Keyser RMC. Automated correction method of artifacts on heart

rate time series. *Comput Methods Biomech Biomed Engin*. 2005 Sep;8:277-8. Disponible en: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10255840512331389334>

21. Vázquez Seisdedos CR, Valdés-Pérez FE, Gomes M, Yared G, García del Pino G, Moreno ED. Método estadístico-geométrico para medir la variabilidad de la frecuencia cardíaca. En: *IFMBE Proceedings*. Springer Verlag; 2007:140-4. Disponible en: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-74471-9_33
22. Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR, Vázquez Seisdedos CR. Corrección automática de artefactos en series temporales. *Ing Electrónica, Automática y Común*. 2007 Mar 1;28(3):59-63.
23. Vázquez Seisdedos CR, Valdés Pérez FE, Malleuve Palancar JR, Romero Pérez D, Magrans Nicieza R. Métodos, indicadores y herramientas para la corrección de artefactos en series temporales del electrocardiograma. En: *XII Convención y Expo-Internacional Informática 2007*. La Habana, Cuba; 2007:10.
24. Malik M. Heart rate variability. Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. Task Force of the European Society of Cardiology and the North American Society of Pacing and Electrophysiology. *Eur Heart J*. 1996 Mar 1;17(3):354-81. Disponible en: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8737210>
25. Rivero I, Valdés E, Valdés Pérez FE. Robust Detection of AO and im Points in the Seismocardiogram Using CWT. *IEEE Lat Am Trans*. 2016 Nov 1;14(11):4468-73.
26. Rivero Pouymiro I, Valdés Cordova E, Valdés Perez FE. Detection of IM points in Seismocardiogram and possible application. *IEEE Lat Am Trans*. 2018 Jan 1;16(1):25-30.
27. Rivero Pouymiró I, Valdés Córdova E, Valdés Pérez FE. Nuevo método para obtener la frecuencia cardíaca instantánea mediante el análisis espectro temporal del seismocardiograma. *Rev Cuba Ciencias Informáticas*. 2017;11(1):122-35.
28. Valdés Pérez FE, Serrano Romero A, Vázquez Seisdedos CR. Método de la plantilla gaussiana para extraer parámetros del primer sonido cardíaco: Evaluación de su exactitud y robustez al ruido. En: *IFMBE Proceedings*. Springer, Berlin, Heidelberg; 2013:1078-81. Disponible en: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-21198-0_274
29. Valdés Pérez, FE, Vázquez Seisdedos, CR, Yared, G, Moreno, ED. Detección del Sonido S1 por promediado de puntos en el Fonocardiograma. En: *IFMBE Proceedings*. Springer Verlag; 2007:145-4. Disponible en: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-540-74471-9_34
30. Valdés Pérez FE, Vázquez Seisdedos CR (dir). Contribución al análisis temporal del ciclo cardíaco mediante el fonocardiograma. Tesis doctoral. Universidad de Oriente; 2009.
31. Smith Colás RE, Cobo Alea R, Vázquez-Seisdedos CR. Diseño de un sistema inalámbrico de monitorización electrocardiográfica para dispositivos Android. *RIELAC*. 2020;41(2):63-79.
32. Magrans Nicieza R, Romero Pérez D, Valdés Pérez FE, Vázquez Seisdedos CR. Herramienta para el análisis conjunto del electrocardiograma y fonocardiograma. En: *IV International Conference FIE'06*. Santiago de Cuba; 2006.
33. Suárez León AA, Varon C, Willems R, Van Huffel S, Vázquez Seisdedos CR. PyECG: A software tool for the analysis of the QT interval in the electrocardiogram. *Rev Ing Electrónica, Automática y Común*. 2018;39(2):54-69.
34. Almeida R, Martínez JP, Rocha AP, Laguna P. Multilead ECG Delimitation Using Spatially Projected Leads From Wavelet Transform Loops. *IEEE Trans Biomed Eng*. 2009 Aug 1; 56(8):1996-2005.

Recibido: 30/09/2021

Aprobado: 15/12/2021

Conflicto de intereses

En relación con la investigación presentada, no existe conflicto de intereses entre los autores, ni con la institución a la que están afiliados, ni con otra institución.

Contribución de los autores

Conceptualización: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Alexander Alexeis Suárez León, Maikel Noriega Alemán, Sabine Van Huffel, Rute Almeida, Enrique Juan Marañón Reyes, João Evangelista Neto

Curación de datos: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Alexander Alexeis Suárez León, Maikel Noriega Alemán, João Evangelista Neto, João Paulo Vale do Madeiro, Ilen Rivero-Pouymiró

Análisis formal: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Alexander Alexeis Suárez León, Maikel Noriega Alemán, João Evangelista Neto, João Paulo Vale do Madeiro, Ilen Rivero-Pouymiró

Adquisición de fondos: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Sabine Van Huffel, Rute Almeida, João Evangelista Neto, Roberto Célio Limão de Oliveira, João Paulo Vale do Madeiro

Investigación: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Alexander Alexeis Suárez León, Maikel Noriega Alemán, João Evangelista Neto, João Paulo Vale do Madeiro, Ilen Rivero-Pouymiró

Metodología: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Alexander Alexeis Suárez León, Maikel Noriega Alemán, Sabine Van Huffel, Rute Almeida, Enrique Juan Marañón Reyes, João Evangelista Neto, Roberto Célio Limão de Oliveira, João Paulo Vale do Madeiro, Ilen Rivero Pouymiró

Administración del proyecto: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Maikel Noriega Alemán, Sabine Van Huffel, Rute Almeida, Enrique Juan Marañón Reyes, Roberto Célio Limão de Oliveira, João Paulo Vale do Madeiro

Recursos: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Maikel Noriega Alemán, Sabine Van Huffel, Rute Almeida, João Evangelista Neto, Roberto Célio Limão de Oliveira, João Paulo Vale do Madeiro

Software: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Alexander Alexeis Suárez León, Maikel Noriega Alemán, João Evangelista Neto, João Paulo Vale do Madeiro, Ilen Rivero-Pouymiró

Supervisión: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Maikel Noriega Alemán, Sabine Van Huffel, Rute Almeida, Enrique Juan Marañón Reyes, João Evangelista Neto, Roberto Célio Limão de Oliveira

Validación: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Alexander Alexeis Suárez León, Maikel Noriega Alemán, Enrique Juan Marañón Reyes, João Paulo Vale do Madeiro, Ilen Rivero-Pouymiró

Visualización: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Alexander Alexeis Suárez León, Maikel Noriega Alemán

Redacción-borrador original: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Alexander Alexeis Suárez León, Maikel Noriega Alemán, João Evangelista Neto, João Paulo Vale do Madeiro, Ilen Rivero-Pouymiró

Redacción-revisión y edición: Carlos Román Vázquez Seisdedos, Fernando Eudaldo Valdés Pérez, Maikel Noriega Alemán, Sabine Van

Huffel, Rute Almeida, Enrique Juan Marañón Reyes, João Evangelista Neto, Roberto Célio Limão de Oliveira

Financiación

La investigación fue financiada por proyectos de investigación de la Universidad de Oriente y por proyectos de colaboración con Bélgica, Brasil y España.

Cómo citar este artículo

Vázquez Seisdedos CR, Valdés Pérez FE, Suárez León AA, Noriega Alemán M, et al. Monitorización de señales cardiorrespiratorias: hallazgos, métodos y herramientas. An Acad Cienc Cuba [internet] 2022 [citado en día, mes y año];12(2):e1149. Disponible en: <http://www.revistaccuba.cu/index.php/revacc/article/view/1149>

