

# MibHolter: real-time Holter monitor for arrhythmia classification using HL7 communication

Harold Alemán, Sofía Céspedes, Margory Viviano, and Nicole Acuña

**Abstract**— This project introduces MibHolter, a low-cost, real-time ECG Holter monitor designed to classify arrhythmias using the HL7 standard for improved data integration with electronic health systems. Traditional Holter monitors face challenges with data integration, leading to errors and delays in medical interpretation. Our proposed solution involves using the BITalino kit for ECG signal acquisition, applying preprocessing techniques such as FIR and Notch filtering, and feature extraction to identify significant ECG characteristics. The system employs the K-Nearest Neighbors (kNN) algorithm for arrhythmia classification and ensures seamless data visualization and transmission through HL7. Initial results demonstrate the effectiveness of this approach, with high classification accuracy and robust performance in distinguishing arrhythmias from normal heart rhythms. By leveraging HL7, this project aims to enhance real-time cardiac monitoring, thereby improving patient care and diagnostic efficiency..

**Index Terms**— arrhythmia, ecg, real-time, Holter monitor, HL7

## I. INTRODUCCIÓN

El monitoreo cardíaco remoto es una tecnología avanzada que permite la vigilancia continua de la actividad del corazón de un paciente, sin necesidad de que se encuentre presente en un entorno clínico. Este enfoque de monitoreo ambulatorio utiliza dispositivos portátiles o implantables que sean capaces de recopilar datos cardíacos, para su posterior interpretación, aumentando de esta forma el rendimiento diagnóstico de ciertas patologías.

Entre algunos de estos dispositivos ambulatorios, se encuentra el monitor Holter, el cual registra la actividad eléctrica del corazón de forma continua durante 24 a 48 horas y nos proporciona dos tipos de datos primarios para analizar, el complejo QRS y el intervalo RR [1]. Desde hace años, el uso del monitor Holter ha aumentado significativamente y se ha convertido en una herramienta de apoyo para los profesionales de la salud, en la detección temprana, manejo de arritmias y otras patologías cardíacas [1].

Sin embargo, una de las principales limitaciones de los dispositivos Holter tradicionales es la integración de los datos recolectados con los sistemas de información de salud

electrónicos. Los datos de estos dispositivos a menudo requieren procesos manuales de transferencia y conversión, lo que puede llevar a errores y retrasos en la interpretación médica. Esta falta de integración eficaz impide una atención médica oportuna y coordinada, afectando negativamente el manejo de los pacientes. [2]

En encuestas realizadas a profesionales de la salud, el 50 % se mostró insatisfecho con los problemas relacionados con la gestión de los dispositivos de monitoreo remoto en las clínicas. Los principales problemas identificados fueron la mala conectividad, los problemas de personal y el gran volumen de alertas. [3]

El estándar HL7 (Health Level Seven) se presenta como una solución prometedora para estos problemas [3]. HL7 facilita la interoperabilidad entre dispositivos médicos y los sistemas de información de salud, permitiendo una transmisión y almacenamiento de datos más eficientes y seguros [4]. Sin embargo, la implementación de HL7 en dispositivos Holter aún no está ampliamente adoptada, lo que limita el potencial de estos dispositivos para proporcionar datos en tiempo real y mejorar la atención al paciente. [3]

Walinjkar et al. (2017) desarrollaron un sistema para la adquisición de datos de ECG y la predicción de arritmias en tiempo real, integrando un sensor ECG de 3 derivaciones con software que utiliza el estándar HL7 FHIR para la actualización en tiempo real de registros electrónicos de salud (EHR). Las muestras de ECG se filtran y analizan utilizando algoritmos basados en la base de datos MIT-BIH, permitiendo la clasificación precisa de arritmias y la generación de alertas médicas cuando sea necesario. [5]

Este enfoque se complementa con el estudio de Gonçalves et al. (2020), quienes presentaron un sistema de telemonitoreo cardíaco basado en XML y el formato ECGAware. Este formato amplía los estándares de ECG para incluir detalles específicos de la monitorización ambulatoria, utilizando estándares interoperables como el Formato de Datos XML de la FDA (FDADF), alineado con HL7. Mejora la accesibilidad y la comprensión de los datos de ECG entre sistemas clínicos, fortaleciendo así la continuidad de la atención y apoyando decisiones médicas informadas. [6] Ambos estudios destacan la importancia de los estándares como HL7 para facilitar la interoperabilidad y mejorar la gestión eficiente de datos médicos, esenciales para una atención médica integrada y eficaz.

Harold Aleman, Sofia Cespedes, Margory Viviano and Nicole Acuña are with the Program of Biomedical Engineering, Faculty of Sciences and Engineering, Universidad Peruana Cayetano Heredia, Lima 15102 Peru (e-mail: [harold.aleman@upch.pe](mailto:harold.aleman@upch.pe); [sofia.cespedes@upch.pe](mailto:sofia.cespedes@upch.pe); [chris.viviano@upch.pe](mailto:chris.viviano@upch.pe); [nicole.acuña@upch.pe](mailto:nicole.acuña@upch.pe))

Por ello, este proyecto busca desarrollar un Holter de ECG utilizando el estándar HL7, con el objetivo de facilitar una integración fluida de datos con los sistemas de salud electrónicos. Al adoptar HL7, se espera superar las limitaciones actuales, proporcionando una solución más eficiente y efectiva para el monitoreo cardíaco continuo, y de esta forma mejorar la calidad de la atención médica.

## II. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La gestión y el intercambio de datos obtenidos mediante los monitores Holter convencionales representan un desafío significativo en la actualidad. Estos dispositivos ambulatorios, utilizados para monitorizar continuamente la actividad eléctrica del corazón durante períodos prolongados, generan una gran cantidad de datos que posteriormente deben ser procesados, interpretados por personal médico capacitado y finalmente compartidos de manera efectiva entre los sistemas de atención médica.

Sin embargo, uno de los principales obstáculos encontrados, es la falta de estandarización en la estructura y el formato de los datos generados por los holter, debido a la diversidad de formatos y la falta de un estándar universal [7, 8]. Esta falta de estandarización conduce a inconsistencias en la interpretación de los datos, retrasos en el análisis clínico y posibles errores en la toma de decisiones médicas.

Es por ello que surge la necesidad urgente de poder desarrollar estándares específicamente diseñados para mHealth, como el HL7, que puedan garantizar la interoperabilidad, así como la privacidad y seguridad de los datos del paciente durante la transmisión y almacenamiento de estos datos, además de que HL7 permite también la actualización en tiempo real de los registros de salud, mejorando la continuidad de la atención al permitir que los profesionales de la salud accedan a información crítica de forma oportuna y eficiente.

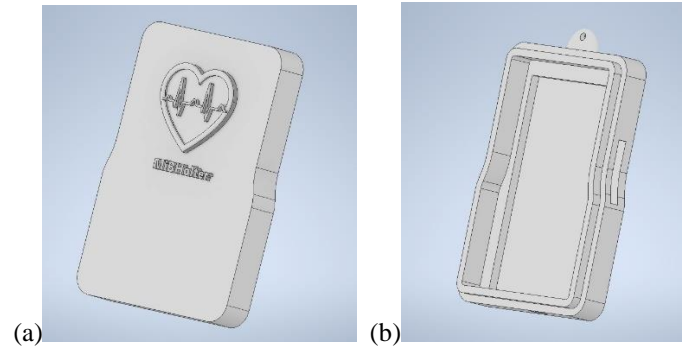
## III. PROPUESTA DE SOLUCIÓN

La propuesta de solución consiste en el desarrollo de un monitor Holter para arritmias de bajo costo que permitirá capturar señales ECG en tiempo real a partir del uso del Bitalino [9], permitiendo la clasificación de los tipos de arritmias. Este dispositivo será compatible con cualquier tipo de sistema, permitiendo su interconexión mediante el estándar de HL7 con la página web de centros hospitalarios o clínicas para la tele-monitorización en tiempo real del estado del paciente. Asimismo, diseñamos una aplicación en la cual se podrá subir la información obtenida del monitor, que será posteriormente enviada y procesada a través del estándar HL7, garantizando así una integración fluida y eficiente con los sistemas de información existentes en las instituciones de salud.

### A. Modelado 3D

Se decidió realizar un modelado 3D en Autodesk Inventor 2024 (ver Fig.1) para colocar dentro el BiTAlino y simular el

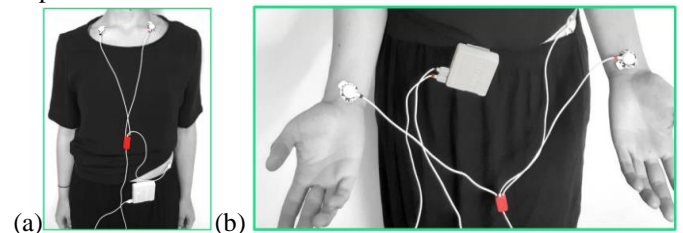
monitor Holter, para la obtención de las señales ECG. El modelado se realizó con un 2,5 cm de alto, entre 8,6 a 9,4 cm de ancho y 13.5 cm de largo, estas medidas se tomaron en cuenta con la intención de que sea pequeño y portátil. Asimismo, tiene un diseño amigable y cómodo ya que tiene una ranura en la parte superior para que se pueda colgar del cuello y un gancho en la parte posterior para que se pueda colocar en el pantalón, mientras son realizadas las mediciones. Además, tiene 2 entradas, una por donde saldrá el cable de los electrodos y el otro para poder realizar la carga del dispositivo.



### (a) Adquisición de señales

La adquisición de las señales ECG se realizó a partir del uso del kit BITalino (R)evolution, dispositivo electrónico formado por módulos individuales para la recolección de datos biomédicos, que es de costo accesible, no invasivo y comercial [9]. El voltaje adquirido se visualizó en el software OpenSignals, que permite adquisición en tiempo real y navegación sin conexión [10].

Se siguió el protocolo de conexión de la guía BITalino HOME-GUIDE #2 ELECTROCARDIOGRAPHY (ECG) Exploring Cardiac Signals at the Skin Surface" [11] para la adquisición de las señales ECG de dos sujetos de prueba (masculino y femenino) en la configuración bipolar de Einthoven [12] de la primera derivada durante tres estados (ver Tabla 1). La Figura 2 (ver Fig.2) ejemplifica el posicionamiento de los electrodos en el sujeto de prueba según la guía de referencia. Para nuestro estudio, la obtención de las señales se realizó siguiendo el posicionamiento de la Figura 2b (Ver Fig2.), en donde el positivo (IN+ , rojo) y negativo (IN- negro) eran colocados en las muñecas y la referencia (REF- blanco) en la cresta ilíaca en dos configuraciones para obtener la primera derivada.



**Fig. 2.** Configuración bipolar para la primera derivada. (a) Posicionamiento de los electrodos en el sujeto de prueba: IN+ (rojo) e IN- (negro) en la clavícula y REF (blanco) en la cresta ilíaca. (b) Posicionamiento de los electrodos en el sujeto de prueba: IN+ (rojo) e IN- (negro) en las muñecas y REF (blanco) en la cresta ilíaca.

Posicionamiento de los electrodos en el sujeto de prueba: IN+ (rojo) e IN-(negro) en las muñecas y REF (blanco) en la cresta ilíaca en dos configuraciones para obtener la primera derivada. [11]

Estado	Descripción	Duración
Reposo	El sujeto de prueba se quedó en una posición estable y manteniendo la calma	30 s
Respiración prolongada	El sujeto mantuvo la respiración por 30 segundos y se registró la señal durante la inspiración, mantención y expiración.	30 s
Ejercicio intensivo	El sujeto de prueba realizó la actividad física de 10 burpees por 3 minutos y la señal fue registrada durante y después de la actividad realizada.	30 s

**TABLA I.** Estados del sujeto durante la adquisición

Por otra parte, se utilizaron los datasets ECG de Physionet que cuenta con la Normal Sinus Arrhythmia Interval Database, la MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database y la Spontaneous Ventricular Tachyarrhythmia Database. La Normal Sinus Arrhythmia Interval Database incluye 54 registros de intervalos sinusales normales. Asimismo, los datos están clasificados en las categorías de ritmo normal, contracción ventricular y contracción supra ventricular. Esta data fue utilizada para el procesamiento de las arritmias [13].

#### (b) Pre-procesamiento

Se utilizaron tres tipos de filtros digitales elípticos para reducir el ruido en la señal de ECG, cada uno con frecuencias de corte específicas: 45 Hz para el filtro pasa bajo, 0.5 Hz para el filtro pasa alto, y un filtro de rechazo de banda de 49-51 Hz para eliminar la interferencia de la línea de alimentación eléctrica.

Los filtros elípticos fueron elegidos por su capacidad para proporcionar una mayor selectividad en la atenuación de frecuencias no deseadas, como el ruido de alta y baja frecuencia, y para suprimir eficazmente componentes específicos de la señal, como la interferencia de 50 Hz.

La normalización empleada a la primera derivada de la señal filtrada fue hacia un rango de 0 a 1. Se realizó, asimismo, una segmentación entre picos R-R con una ventana de 20s de señal ECG pre-procesada, con la finalidad de obtener cada latido de manera separada.

#### (c) Extracción de características

La extracción de características significativas de la señal ECG permite la obtención de información relevante mediante una transformación de datos, de los cuales se obtiene el vector de características y así obtener valores representativos de la señal. El sistema emplea un algoritmo de detección del complejo QRS, modificado a partir de la literatura [14], para la detección de los picos R.

Al ser localizados, se construirá un algoritmo para la extracción de las características significativas de las arritmias. Debido a que es un análisis en tiempo real, se utilizó un umbral En el análisis en tiempo real, se utilizará un umbral

calculado de manera iterativa con los primeros segundos de la señal ECG para el cálculo del umbral inicial. Cada segmento de cinco segundos se utilizará para actualizar los valores máximo y mínimos de la señal ECG y ajustar los umbrales de detección de picos R. Se utilizarán parámetros estadísticos para la extracción de características, como se observan en la Tabla II.

Asimismo, se utilizará el mecanismo de ventana deslizante para el cálculo de los índices HRV en tiempo real. Las ventanas se solaparon lo cual permite observar las características extraídas y brindar información de la variación de los índices. Cada ventana contiene 20 segundos de la señal ECG para el análisis temporal.

Parámetro	Descripción	Expresión matemática
minRR	Mínimo intervalo RR	-
maxRR	Máximo intervalo RR	-
avgRR	Promedio de los intervalos RR	-
SDNN	Desviación estándar de los intervalos RR	$SDNN = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (RR_i - \overline{RR})^2}$ , donde $(RR_i)$ es cada intervalo RR y $(\overline{RR})$ es el promedio de todos los intervalos RR.
rmsSD	Raíz cuadrada media de las diferencias sucesivas	$rmsSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N-1} (RR_{i+1} - RR_i)^2}{N-1}}$ , donde $(RR_{i+1} - RR_i)$ representa la diferencia entre intervalos RR sucesivos

**TABLA II.** Parámetros del análisis estadístico y geométrico en tiempo real [14]

#### (d) Clasificación

La clasificación entre los cuatro tipos de arritmia evaluadas en el artículo se realizó a partir del modelo de clasificación utilizado para la predicción basado en cada característica es el algoritmo de K-Nearest Neighbors, un método estadístico caracterizado por su simplicidad y efectividad [15]. Este algoritmo calcula una predicción de un dato no etiquetado o de prueba utilizando un conjunto de datos etiquetados. Matemáticamente, el procedimiento comienza con el cálculo de la distancia euclidiana entre las muestras de entrenamiento y las nuevas muestras. Una vez encontrados los K vecinos, se determina la categoría de la nueva muestra a partir de los datos no etiquetados.

#### (e) Visualización y transmission de datos mediante HL7

Se desarrolló una interfaz que permitirá la visualización de los datos adquiridos, así como la clasificación del tipo de arritmia que el paciente este experimentando. Para el almacenamiento, se utilizará el microcontrolador Arduino el cual almacenará los datos obtenidos del Bitalino, y estos datos serán posteriormente cargados y procesados en el software correspondiente.

La interfaz permitirá la agregación de datos en el formato HL7 (Health Level Seven), facilitando así la visualización y el análisis de las señales adquiridas. Una vez que los datos han sido cargados, el sistema procederá a su visualización mediante la generación de gráficos detallados. Asimismo, se permitirá identificar y diferenciar entre arritmias ventriculares, supraventriculares y ritmos cardíacos normales.

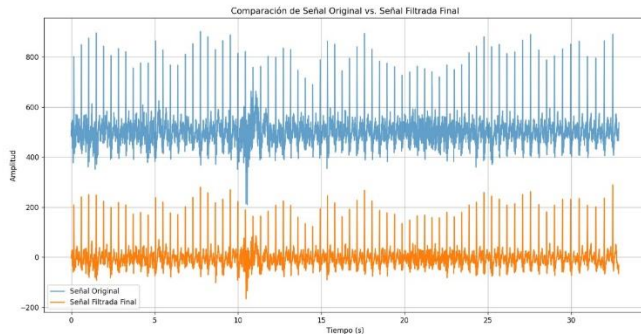
Finalmente, el sistema proporcionará la capacidad de exportar los datos en formato HL7, asegurando así la compatibilidad y la interoperabilidad con otros sistemas de información de salud. Esta funcionalidad permitirá una integración eficiente y estandarizada de los datos con los sistemas existentes en diversas instituciones de salud

#### IV. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

##### A. Resultados del pre-procesamiento

El sistema desarrollado demostró eficiencia al obtener mediciones precisas a partir de una única derivación electrocardiográfica utilizando tres electrodos. A continuación, se observa en la Figura 3. Los resultados de la aplicación del filtrado en la señal adquirida de las arritmias. La data que será cargada y filtrada utilizando filtros elípticos, resulta en una señal clara y precisa para un análisis detallado. La efectividad del filtrado se cuantifica mediante la relación señal a ruido (SNR), que indica la mejora en la calidad de la señal procesada, como se observa en la Fig.3.

Además, la señal se segmenta en ventanas de 20 segundos para optimizar la precisión del análisis. Es crucial destacar que nuestro software permite la visualización gráfica de la señal en diferentes intervalos de tiempo, así como la identificación potencial de arritmias en cada ventana analizada.

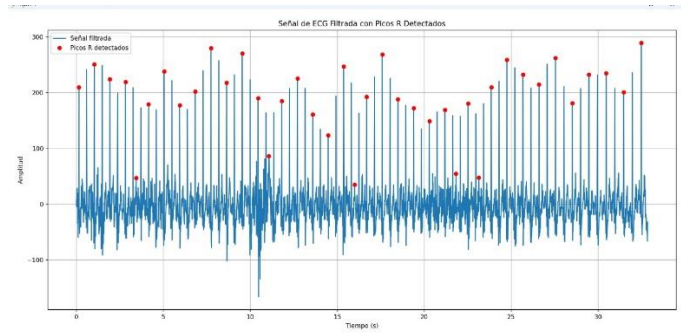


**Fig. 3.** Comparación de la señal original versus la señal filtrada tras la aplicación del filtrado

##### B. Características extraídas

La detección de picos R en la señal ECG se realiza utilizando la función `find_peaks` de la biblioteca `scipy.signal`. Esta función identifica los máximos locales en la señal que cumplen ciertos criterios, como una altura mínima y una distancia mínima entre picos consecutivos. En el contexto de la detección de picos R, se especifica una distancia mínima de 0.6 segundos (600 ms), asegurando que los picos estén separados adecuadamente para representar correctamente los latidos del corazón.

##### 1) Detección de picos R



**Fig. 4.** Resultados de los picos R detectados en la señal filtrada

##### 2) Parámetros del análisis en tiempo real

Parámetro característico	Resultados
MinRR	0.617
MaxRR	1.016
avgRR	0.8509736842106262
SDNN	0.116272250126952
rmsSD	0.11401481648618874

**TABLA III.** Resultados de los parámetros del análisis estadístico y geométrico en tiempo real para el cálculo del HRV

##### C. Clasificación

La Tabla IV resalta los resultados obtenidos tras la clasificación de las señales. Se evaluó el desempeño del kNN utilizando un conjunto de entrenamiento del 80% y un conjunto de prueba del 20%. Estos resultados destacan la robustez y precisión del modelo kNN para distinguir entre ritmos cardíacos normales y arrítmicos en las 54 señales evaluadas para cada tipo. La baja tasa de error y la alta precisión indican que el modelo puede generalizar bien a nuevas señales y tiene una capacidad efectiva para el diagnóstico diferencial.

Resultado	Porcentaje
Error de clasificación	2.7%
Precisión de clasificación	97.3%

**TABLA IV.** Resultados de la clasificación con KNN

Asimismo, se observa en la Tabla V los resultados obtenidos a partir de la matriz de confusión en donde se consideró los siguientes parámetros:

- Verdaderos Positivos (TP): señales arrítmicas correctamente identificadas.
- Verdaderos Negativos (TN): señales normales correctamente identificadas.
- Falsos Positivos (FP): señales normales incorrectamente clasificadas como arrítmicas.
- Falsos Negativos (FN): señales arrítmicas incorrectamente clasificadas como normales.

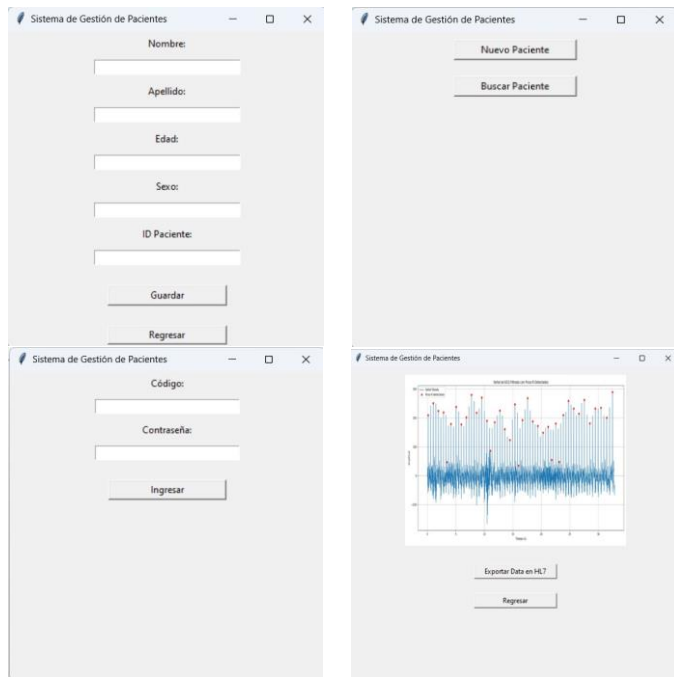
Parámetro característico	Resultados
Verdaderos positivos	48
Verdaderos negativos	52
Falsos positivos	2
Falsos negativos	2

**TABLA V.** Resultados de la matriz de confusión



#### D. Visualización de los datos incorporando HL7

La Figura 5 ejemplifica la interfaz generada para la visualización y transmisión de los datos adquiridos. Estas mediciones son almacenadas de manera segura y, luego, analizadas, permitiendo la gestión integral de datos, y la integración necesaria para el estándar HL7. Se ha implementado un estricto protocolo de acceso para asegurar la confidencialidad de los datos, restringiendo el ingreso únicamente a personal autorizado.



**Fig. 5.** Interfaz generada del MibHolter

#### V. CONCLUSIONES

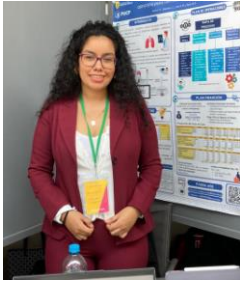
El desarrollo de MibHolter como un monitor Holter de ECG en tiempo real demuestra mejoras significativas en la detección y manejo de arritmias, utilizando el estándar HL7 para una integración fluida de datos con los registros electrónicos de salud. La implementación del estándar HL7 aborda el problema crítico de la integración de datos en los monitores Holter tradicionales, facilitando una transmisión y almacenamiento de datos eficientes y seguros. Esto asegura una atención médica oportuna y coordinada, mejorando los resultados para los pacientes.

La capacidad del sistema para adquirir y preprocesar señales de ECG en tiempo real, junto con el robusto algoritmo de clasificación kNN, permite una identificación precisa de las arritmias, mostrando el potencial para intervenciones médicas en tiempo real y una monitorización continua del paciente. Utilizando componentes asequibles como el kit BITalino, MibHolter presenta una solución rentable para una adopción generalizada en diversos entornos de salud, haciendo que la monitorización cardíaca avanzada sea accesible para una población de pacientes más amplia.

La integración exitosa de HL7 con MibHolter sienta un precedente para futuros desarrollos en tecnologías de monitoreo cardíaco remoto, promoviendo la innovación y mejorando la eficiencia y calidad general de la atención cardíaca. Los resultados del proyecto indican que la adopción de protocolos estandarizados como HL7 no solo optimiza la gestión de datos cardíacos, sino que también impulsa el avance de las tecnologías de monitoreo remoto, contribuyendo en última instancia a una atención al paciente más oportuna, precisa e integrada.

#### REFERENCES

- [1] A. Mubarik and A. M. Iqbal, *Holter Monitor*. StatPearls Publishing, 2022.
- [2] "Integrating Patient-Generated Health Data into Electronic Health Records in Ambulatory Care Settings: A Practical Guide," Ahrq.gov, Dec-2021. [Online]. Available: <https://digital.ahrq.gov/sites/default/files/docs/citation/pghd-practical-guide.pdf>. [Accessed: 03-Jul-2024].
- [3] M. Harvey and A. Seiler, "Challenges in managing a remote monitoring device clinic," *Heart Rhythm O2*, vol. 3, no. 1, pp. 3–7, 2022.
- [4] D. W. Pérez and O. M. Cornelio, "HL7 Interoperability Standard in Health: Systematic Review of the Literature," *Sld.cu*, 2023. [Online]. Available: <http://scielo.sld.cu/pdf/rcim/v15n2/1684-1859-rcim-15-02-e627.pdf>. [Accessed: 03-Jul-2024].
- [5] A. Walinjar and J. Woods, "Personalized wearable systems for real-time ECG classification and healthcare interoperability: Real-time ECG classification and FHIR interoperability," in *2017 Internet Technologies and Applications (ITA)*, 2017.
- [6] "Ecgaware: An ECG markup language for ambulatory telemonitoring and decision making support," in *Proceedings of the First International Conference on Health Informatics*.
- [7] Badilini F., Young B., Brown B., Vaglio M. Archiving and exchange of digital ECGs: A review of existing data formats. *J. Electrocardiol.* 2018;**51**:S113–S115. doi: 10.1016/j.jelectrocard.2018.07.028.
- [8] Olamidipupo S.A., Danas K. Review of interoperability techniques in data acquisition of wireless ECG devices. *IOSR J. Mob. Comput. Appl.* 2015;**2**:19–25.
- [9] "BITalino," PLUX Biosignals. [Online]. Available: <https://www.pluxbiosignals.com/collections/bitalino>. [Accessed: 03-Jul-2024].
- [10] "OpenSignals," PLUX Biosignals. [Online]. Available: <https://www.pluxbiosignals.com/collections/opensignals>. [Accessed: 03-Jul-2024].
- [11] PLUX – Wireless Biosignals, "BITalino (r)evolution Lab Guide," Feb. 2021. Available: [https://support.pluxbiosignals.com/wp-content/uploads/2022/04/HomeGuide2\\_ECG.pdf](https://support.pluxbiosignals.com/wp-content/uploads/2022/04/HomeGuide2_ECG.pdf)
- [12] N. Dugarte Jerez, E. Dugarte Dugarte, and N. Dugarte Dugarte, *Electrocardiografía de Alta Resolución Técnicas Aplicadas de Adquisición y Procesamiento*, 1st ed. Mendoza – Argentina: Universidad Tecnológica Nacional – Facultad Regional Mendoza, 2018. [https://www.researchgate.net/publication/324690144\\_Electrocardiografia\\_de\\_Alta\\_Resolucion\\_Tecnicas\\_Aplicadas\\_de\\_Adquisicion\\_y\\_Procesamiento](https://www.researchgate.net/publication/324690144_Electrocardiografia_de_Alta_Resolucion_Tecnicas_Aplicadas_de_Adquisicion_y_Procesamiento)
- [13] A. Goldberger, L. Amaral, L. Glass, J. Hausdorff, P. C. Ivanov, R. Mark, ... and H. E. Stanley, "PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a new research resource for complex physiologic signals," *Circulation* [Online], vol. 101, no. 23, pp. e215–e220, 2000.
- [14] G. Ramos, M. Alfaras, and H. Gamboa, "Real-Time Approach to HRV Analysis," in *Proceedings of the 11th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies (BIOSTEC 2018)*, vol. 4: BIOSIGNALS, pp. 208-215, 2018, doi: <http://dx.doi.org/10.5220/0006641402080215>
- [15] K. Taunk, S. De, S. Verma, and A. Swetapadma, "A Brief Review of Nearest Neighbor Algorithm for Learning and Classification," 2019 International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICCS), May 2019, doi: 10.1109/iccs45141.2019.9065747.



**Sofía Céspedes** Senior year student of Biomedical Engineering at PUCP-UPCH. Passionate about materials, nanotechnology, and Tissue and Materials Engineering. Currently a researcher in the materials modification group (Mod-MAT PUCP).



**Chris Viviano** (Seventh semester student of Biomedical Engineering at PUCP-UPCH, with an interest in Tissue and Materials Engineering. Currently part of the Clinical Engineering Research, Innovation, and Development Group (GIIDIC).



**Nicole Acuña** Ninth semester student of Biomedical Engineering at PUCP-UPCH, interested in the application of biomedical engineering in clinical settings. Currently working on a research project with the Materials Science and Renewable Energy Group (MatEr).



**Harold Alemán** Biomedical Engineering student at PUCP-UPCH. Currently doing internships at the National Children's Institute and in medical simulation at UPCH. Additionally, runs a company dedicated to using technology to optimize agricultural processes.