

Reconocimiento de Patrones Arrítmicos en Registros de Electrocardiografía Dinámica (Holter 24 Horas)

Valentina Colmenárez¹, Esteban Álvarez², Robinson Rivas¹, Federico Moleiro³, Ana Elisa Rodríguez³
valentinacc@gmail.com, esteban.alvarez@ciens.ucv.ve, robinson.rivas@ciens.ucv.ve

¹ Escuela de Computación, Universidad Central de Venezuela, Caracas, Venezuela

² Escuela de Física, Universidad Central de Venezuela, Caracas, Venezuela

³ Sección de Cardiología Experimental, Universidad Central de Venezuela, Caracas, Venezuela

Resumen: El objetivo del presente trabajo es el diseño e implementación de un software a partir de herramientas open source, capaz de reconocer patrones de eventos de Fibrilación Auricular Paroxística (FAP) y Taquicardia Ventricular No Sostenida (TVNS), a partir de registros de series temporales - Electrocardiograma (ECG), partiendo de dos parámetros únicos de entrada en cada caso: la irregularidad de los intervalos RR acompañado de la ausencia de la onda P, rasgo característico de la FAP, y el ancho del complejo QRS mayor a 120 ms unido a una frecuencia cardíaca superior a 100 latidos/minuto (lpm), para el patrón de TVNS. Los registros utilizados fueron proporcionados por la Sección de Cardiología Experimental - Instituto de Medicina Tropical - UCV y la MIT – BIH “Normal Sinus Rhythm Databases” de *PhysioNet*. Se realizó un procesamiento inicial a las series temporales a partir del algoritmo de Pan-Tompkins, con el fin de detectar parámetros a estudiar tales como: duración de los intervalos RR, onda P, ancho QRS y frecuencia cardíaca. Para el reconocimiento final de los patrones, a partir de los parámetros citados, se implementó un método para la toma de decisiones, basado en sentencias condicionales, evitando así el uso de un método de decisión más complejo como el de redes neuronales artificiales. Como resultado relevante se obtuvo un detector con: una sensibilidad de 100%, especificidad de 99,99% y exactitud de 99,99% para la detección del patrón de TVNS y para los eventos de FAP una sensibilidad de 75%, especificidad de 99,89% y exactitud de 99,89%.

Palabras Clave: Electrocardiograma (ECG); Complejo QRS; Onda P; Arritmia; Fibrilación Auricular Paroxística (FAP); Taquicardia Ventricular No Sostenida (TVNS); Algoritmo de Pan-Tompkins.

Abstract: We used open source tools for developing a software in order to recognize patterns of Paroxysms Auricular Fibrillation (PAF) and Non-Sustained Ventricular Tachycardia (NSVT) from electrocardiogram time series records. We know the most important features that characterize both cases. The irregularity of the RR intervals and the absence of P wave are features very representative of a PAF case. On the other hand, the width of the QRS complex greater than 120 ms and a heart rate greater than 100 beats per minute (bpm) are features representative of a NSTV pattern. The records were delivered by the Experimental Cardiology Section - Tropical Medicine Institute - UCV and the MIT-BIH “Normal Sinus Rhythm Databases of PhysioNet”. We processed the time series with the Pan-Tompkins algorithm in order to detect parameters such as: duration of the RR intervals, QRS width, P wave and heart rate. For the final recognition of the patterns, we used a method to make decisions from above parameters. This method is based on conditional sentences which avoid the use of a more complex decision method such as artificial neural networks. As a relevant result, we got a detector with sensibility of 100% , specificity of 99.99% and accuracy of 99.99% for a NSVT pattern detection and sensibility of 75%, specificity of 99.89% and accuracy of 99.89% for a PAF pattern.

Keywords: Electrocardiogram (ECG); QRS Complex; P Wave; Arrhythmia; Paroxysmal Auricular Fibrillation (PAF); Non-Sustained Ventricular Tachycardia (NSVT); Pan-Tompkins Algorithm.

I. INTRODUCCIÓN

Las arritmias cardíacas son alteraciones del funcionamiento eléctrico normal del corazón. Algunas son potencialmente malignas y constituyen, con otras enfermedades cardiovasculares, una de las principales causas de mortalidad en el

mundo. Según la Organización Mundial de la Salud (OMS) [1], para el año 2012 representaron un 31%, y ese mismo año, sólo en nuestro país un 20,58%, siendo las enfermedades cardiovasculares la primera causa de muerte en Venezuela [2].

La detección de cardiopatías como la Fibrilación Auricular

Paroxística (FAP) y Taquicardia Ventricular No Sostenida (TVNS) es de vital importancia, ya que su detección temprana puede ayudar a establecer estrategias de tratamiento que coadyuven a disminuir el nivel de morbilidad o mortalidad de la población.

Es bien conocida la importancia de la inspección de la señal electrocardiográfica (ECG), de manera visual o mediante técnicas automáticas, para el diagnóstico de una gran variedad de enfermedades cardíacas. El ECG es el registro de la actividad eléctrica del corazón durante un período de tiempo, usando electrodos colocados en posiciones específicas sobre la piel en el tórax del paciente. Este registro presenta aspectos morfológicos intrínsecos de la actividad cardíaca, tal como el complejo PQRST (onda: P, Q, R, S y T; complejo QRS; intervalo: P-Q, Q-T; segmento: ST), ver Figura 1, siendo estos aspectos en una primera instancia los rasgos básicos presentes en el ECG para la identificación de arritmias.

Desde el punto de vista médico, la posibilidad de disponer de herramientas que, a partir del ECG, puedan enfatizar la actividad Auricular y Ventricular, son realmente interesantes y además hoy en día necesarias, pues permiten el desarrollo de técnicas no invasivas de ayuda al diagnóstico clínico, como por ejemplo, clasificación entre distintas manifestaciones de Fibrilación Auricular y Taquicardia Ventricular, así como la detección de otras patologías.

En la actualidad, existen una diversidad de estudios que hacen uso de herramientas computacionales cada vez más complejas y que requieren en cierta medida de un costo de tiempo computacional.

En el mercado existen aplicaciones capaces de identificar tipos de arritmias cardíacas de forma rápida, pero a costos elevados, debido a que se debe adquirir la licencia del producto, o el servicio técnico en caso de presentarse alguna eventualidad, y en algunos casos equipo de hardware especializado.

Ahora, si bien es evidente que estas herramientas de cómputo presentan resultados relevantes, el disponer de herramientas de software que se soporten en el uso de los elementos básicos inherentes a los casos bajo estudio, con estrategias sencillas de procesamiento que ayuden a disminuir los tiempos de cómputo, facilitando además el manejo y entendimiento del propio software, también es importante. En este principio se basa nuestra propuesta, en el manejo de los elementos básicos que conlleven a resultados también relevantes, evitando de esta manera los métodos tradicionales de reconocimiento de arritmias, que pueden ser complejos y tediosos, ocasionando un diagnóstico tardío, que en muchos casos puede ser fatal para el paciente. En este trabajo la combinación de elementos como precisión y rápida detección, como consecuencia de la implementación de técnicas sencillas, es prioritario.

Lo anteriormente expuesto nos motivó a proponer el desarrollo e implementación de una herramienta de software de código abierto para el reconocimiento de estas patologías, que reciba como entrada un registro de ECG. El desarrollo de la herramienta, se abordó en dos etapas: la primera consistió en el estudio y elección de un marco de trabajo para la

implementación del software, resultando en el uso de Qt , un framework multiplataforma orientado a objetos ampliamente usado para desarrollar programas que utilicen interfaz gráfica de usuario con el uso del lenguaje de programación C++ de forma nativa; por ser ésta, una herramienta de software libre y código abierto. En una segunda etapa, se abordó el estudio de algoritmos especializados, permitiendo el acondicionamiento de los registros de ECG a partir del algoritmo de Jiapu Pan y Willis J. Tompkins [3], metodología simple presente en la literatura que reúne los elementos básicos para el preprocesamiento del ECG, facilitando de esta manera la adquisición de los parámetros mínimos necesarios para la identificación de los patrones asociados a las arritmias específicas bajo estudio. Se desarrolla un algoritmo para la detección de la onda P, complejo QRS y posterior estimación del ancho base del complejo QRS, frecuencia cardíaca instantánea, irregularidad entre intervalos RR, contando con el asesoramiento de la Sección de Cardiología Experimental del Instituto de Medicina Tropical, además de las Escuelas de Física y de Computación de la Universidad Central de Venezuela. Como resultado se desarrolló una herramienta de software que permite el reconocimiento preciso y temprano de eventos arrítmicos tipo FAP y TVNS, a bajo costo ya que las herramientas de desarrollo son de código abierto, para prescindir del costo de licencia.

El trabajo se estructura de la siguiente manera: La Sección II expone los antecedentes de la investigación. La Sección III ofrece una breve reseña de los aspectos cardiológicos mínimos necesarios para entender las anomalías cardíacas tratadas. En la Sección IV se presenta la metodología propuesta para la detección de los patrones arrítmicos. En la Sección V evaluamos la eficiencia del detector de patrones arrítmicos. Posteriormente en la Sección VI presentamos los resultados. Finalmente, en la Sección VII se plantean las conclusiones y en la Sección VIII los trabajos futuros.

II. ANTECEDENTES DE LA INVESTIGACIÓN

Una importante línea de investigación en el área de electrofisiología ha emergido, con el fin de aportar propuestas y herramientas útiles en la detección de patrones arrítmicos, en especial en aquellas arritmias que son de frecuente aparición, tales como la FAP y TVNS, y que muchas veces son desencadenantes de estados aún más críticos, que repercuten de manera negativa en la estabilidad hemodinámica del individuo. Muchas de estas herramientas tienden a ser eficientes en su aplicación, sin embargo, suelen estar diseñadas usando métodos o estrategias que van de moderadamente complejas a complejas y tienden a dificultar su aplicación, por su nivel de abstracción, además generando en algunos casos un alto costo computacional. Comúnmente, las metodologías exploran en el registro del ECG cambios en aspectos morfológicos, temporales, frecuenciales, entre otros, por medio de la evaluación de herramientas comunes tales como: promedio, desviación estándar, pendientes, transformadas de Fourier y ondículas "Wavelet", hasta otras más elaboradas que usan aprendizaje de máquina (Redes Neuronales Artificiales, Máquinas de Soporte Vectorial), entropía, etc.

En esta sección, se revisan algunos trabajos relevantes relacionados al tema de detección de patrones arrítmicos, contexto de esta investigación:

En [4], se logra la caracterización y reconocimiento de patrones de Taquicardia Ventricular (TV) y Fibrilación Ventricular (FV) por medio de la minería semántica (MS), se añade contenido semántico a los datos y se usan técnicas de Minería de Datos para la extracción de la información de interés. El método alcanzó una alta sensibilidad (Se) y especificidad (Sp) del 96,7% y 98,3%, respectivamente, y fue capaz de detectar el ritmo sinusal normal (N) de las señales TV y FV sin detección falsa, con una Se del 100%.

En [5] se presenta un método para la detección automática y en tiempo real de episodios de FA en ECGs. Este método utiliza intervalos RR, e implica varias operaciones básicas de filtros enteros no lineales / lineales, dinámicas simbólicas y el cálculo de la entropía de Shannon. Usando algoritmos recursivos, se aplica procesamiento analítico en línea. Se logra un rendimiento óptimo con una Se 96,72%, Sp 95,07%, valor predictivo positivo (VPP) 96,61% y precisión global 96,05%, respectivamente.

En [6], la técnica utilizada para identificar los episodios de FAP es a partir del uso de mapas RR vs. dRR, que consiste en un diagrama de dispersión de la frecuencia cardíaca (RR) versus el cambio de la frecuencia cardíaca o de los intervalos RR (dRR). El rendimiento del método se evaluó con registros ECG provenientes de la *MIT-BIH atrial fibrillation database* de *PhysioNet*. Este algoritmo reporta una Se de 90,3% y Sp de 91,2%.

Nidhi y Colaboradores [7], discriminan automáticamente entre el ritmo sinusal normal (N), VT y VF. Para ello, se extrae información discriminatoria de las trayectorias trazadas por las señales N, TV y FV en el espacio de estado. El método de retardo de tiempo se utiliza para representar la señal en el espacio de estado que se convierte a continuación en imagen. En esta imagen, se aplican varias máscaras que clasifican la señal contando el número de píxeles marcados. Se hace uso de la base de datos *MIT-BIH* y se desarrolla en Python 2.7. Los experimentos llevados a cabo dan una precisión del 97%. También el algoritmo desarrollado es computacionalmente menos complejo y por lo tanto puede ser implementado en aplicaciones en tiempo real.

En [8], se presenta un método combinado para lograr una alta precisión en la detección de FA. En primer lugar, se detectaron transiciones sospechosas entre la FA y el ritmo sinusal utilizando la curva de la distribución de diferencias de intervalos RR, que luego fueron clasificados por una combinación de análisis de onda P e intervalo RR. Se utilizó la base de datos *MIT-BIH AF* para la validación de algoritmos y se logró una alta Se y una alta Sp (98,2% y 97,5%, respectivamente). En la práctica clínica se evaluó el rendimiento resultando en una precisión satisfactoria (Se = 96,3%, Sp = 96,8%).

En [9], se presenta el prototipo de monitor ECG para detectar con precisión el ritmo cardíaco irregular, se implementa en un Microcontrolador (MCU) de 8 bits con un detector

QRS eficiente usando un algoritmo detector de cambios de pendiente y un algoritmo de detección de arritmia usando la Variabilidad de la Frecuencia Cardíaca (VFC). Este trabajo muestra los resultados de la evaluación del algoritmo en tiempo real utilizando la base de datos Arritmia *MIT-BIH*. La evaluación reportó un 99,72% de Se y 99,19% de predicción positiva. Otro trabajo usando técnicas similares es [10].

En [11], se presenta un estudio comparativo para la detección de FA. Aquí se estudian varios métodos para la detección de FA que se basan principalmente en dos características de los ECG con presencia de FA: la irregularidad de los intervalos RR (IRR) y la actividad auricular eléctrica fibriladora (AAEF). La AAEF se caracteriza por la ausencia de la onda P y la presencia de pequeñas ondulaciones. Nueve algoritmos de detección de FA fueron seleccionados de la literatura y evaluados con el mismo protocolo con el fin de estudiar su rendimiento en diferentes condiciones. Los resultados mostraron que la mayor Se = 97,64% y Sp = 96,08% se logró con métodos basados en el análisis de la irregularidad del intervalo RR, mientras que la combinación de RR y análisis de la actividad auricular dio el valor predictivo positivo más alto (VPP = 92,75%). Los algoritmos basados en la irregularidad de RR fueron también los más robustos contra el ruido (R) (Se = 85,79% y Sp = 81,90% para R = 0dB y Se = 82,52% y Sp = 40,47% para R = -5dB). En este trabajo al igual que en el nuestro se abordan solo los parámetros básicos que caracterizan la FA. Otro estudio similar lo encontramos en [12].

Por otro lado, hay trabajos en los cuales se reconocen y clasifican anomalías cardíacas por medio del uso de métodos de aprendizaje de máquina: Red Neuronal Artificial (RNA), Máquina de Soporte Vectorial (MSV). En [13], emplean en primera instancia el algoritmo de Pan-Tompkins para identificar la onda R. Posteriormente la detección del complejo QRS, la onda P y la onda T son realizadas usando la transformada Wavelet. La clasificación o reconocimiento de las anomalías cardíacas se llevó a cabo con una red neuronal artificial, con retropropagación con gradiente conjugado, escalado de tres capas con 56 neuronas en su capa de entrada (vector de características ECG que se usa de entrada a la red neuronal), 40 neuronas en su capa oculta y 10 neuronas en su capa de salida. Este algoritmo reporta, como resultado de las detecciones los siguientes valores: para latidos normales (N), presentó una Se de 97,0%, precisión de 97,0% positividad de 99,3%. Para anomalías cardíacas de tipo auricular se obtuvo una Se de 97,7%, precisión de 97,2% y positividad de 92,8% y para las de tipo ventricular se presentó una Se de 98,9%, precisión de 98,3% y positividad de 97,9%. En ese trabajo se usó la Base de Datos de Arritmias *MIT-BIH*.

Así también, Zuluaga et al. [14] presenta la implementación de dos métodos de aprendizaje de máquina: Una red neuronal (RNA) y una máquina de Soporte vectorial (MSV) en un microcontrolador de 32 bits para la detección en tiempo real de la TV y la FV, usando la Transformada Rápida Wavelet para la extracción de características de la señal ECG. La red neuronal tiene una capa de entrada que contiene 4 neuronas, y la capa de salida tiene una sola neurona encargada de clasificar

entre una condición cardíaca normal o una arritmia (TV y FV). Las señales ECG empleadas en el proyecto fueron obtenidas de las bases de datos *MIT-BIH Malignant Ventricular Arrhythmia Database* y *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database*. Los resultados obtenidos muestran una precisión para la RNA de 99.46% y para la MSV de 99.46%. Otro trabajo similar se encuentra en [15].

Finalmente, en [16] la técnica empleada para detectar la TV consiste en añadir capas de convolución entre las capas de una red neuronal multicapa estándar con retropropagación del error. Esta nueva red se denomina red neuronal convolucional (RNC) y recibe como parámetros de entrada un vector de la señal ECG sin necesidad de pre-procesar previamente. El método propuesto proporciona una medida de Se de 95,6% y Sp de 96,6%, los registros utilizados para evaluar el desempeño, son archivos de *PhysioBank*.

Es importante mencionar que la mayoría de los trabajos existentes en cuanto a la detección de patrones arrítmicos y a los cuales se hace referencia a nivel nacional, han sido derivados del estudio de poblaciones de otras geografías. Este hecho resalta la importancia del presente trabajo donde se emprende el estudio de la detección de patrones arrítmicos empleando datos locales, que muy bien sirven para contrastar comportamientos con datos bajo estudio pertenecientes a otras geografías.

Tomando como base los trabajos anteriormente expuestos que tratan de técnicas o modelos computacionales de reconocimiento de patrones en registros temporales, se propone como objetivo de esta investigación:

A. Objetivo General

Diseñar e implementar un software capaz de reconocer patrones de eventos de FAP y TVNS, a partir de registros de series temporales (ECG Holter 24 horas), por medio de herramientas computacionales simples.

B. Objetivos Específicos

- 1) Investigar en la bibliografía los siguientes aspectos: Anatomía y funcionalidad del corazón, electrocardiografía dinámica de Holter 24 horas, arritmias cardíacas.
- 2) Identificar los cambios característicos que suceden en registros temporales, asociados con los eventos de FAP y TVNS.
- 3) Por medio del uso de técnicas o metodologías computacionales: implementar, evaluar y entonar el sistema de reconocimiento de patrones propuesto.

III. ASPECTOS DE CARDIOLOGÍA

Se presentan a continuación aspectos básicos de funcionamiento del corazón, en particular se aborda lo inherente al sistema de conducción y arritmias cardíacas.

A. Sistema de Conducción Cardíaca

El sistema de conducción según [17], es un sistema especializado que tiene como función, la generación y propagación del impulso rítmico y la contracción coordinada del corazón. El sistema de conducción se divide en dos subsistemas, el primero es un sistema de producción de estímulos, uno con capacidad de automatismo (marcapasos) y el otro permite la conducción de dicho estímulo (ver Figura 1, lado izquierdo).

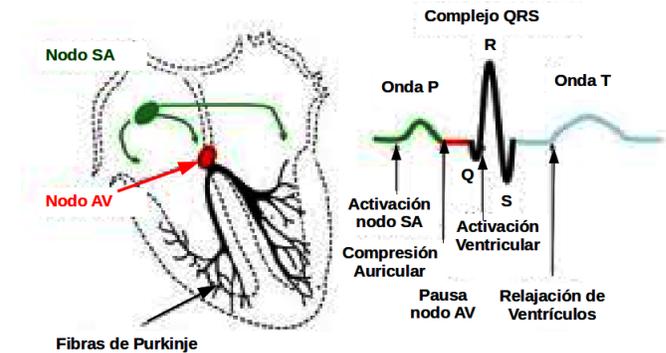


Figura 1: Sistema de Conducción Cardíaca (a la Izquierda) y Electrocardiograma (a la Derecha)

La actividad eléctrica durante cada ciclo cardíaco normal empieza en el nodo sinusal y sigue hasta que todo el corazón se activa. El nodo sinusal, forma parte del subsistema de producción de estímulo, conformado por tejido especializado de conducción con la capacidad de generar potenciales de acción espontáneos, es decir generar el impulso eléctrico. Está situado en la unión entre la vena cava superior y la aurícula derecha, y está compuesto de tejido fibroso llamado fibras nodales o células P, que son el punto de partida para la formación del impulso normal del nodo, a una frecuencia de 60 a 100 latidos/min (lpm), automatismo que supera cualquier otro punto capaz de producir estímulos en el corazón, por esta razón, también es llamado el marcapasos fisiológico [18]. Luego de originarse el impulso eléctrico, este viaja a través de las aurículas, por los fascículos auriculares internodales, permitiendo así la despolarización de la misma, que se representa por la onda P en la señal electrocardiográfica (ver Figura 1, lado derecho), y tiene como punto de llegada el nodo AV, este proceso de despolarización, seguida de repolarización auricular permite el período de llenado y expulsión por parte de las aurículas a los ventrículos. Posteriormente, el nodo AV va a permitir la conducción eléctrica de este impulso a los ventrículos, en forma transversal, a través del haz de His, las ramas derecha e izquierda y las fibras de Purkinje, permitiendo la despolarización de los ventrículos. Esta despolarización se representa a partir del complejo QRS en el electrocardiograma, ulterior a esta despolarización, ocurre un período de repolarización ventricular que es representada en el electrocardiograma por la onda T (ver Figura 1, lado derecho). Este proceso de despolarización y repolarización, permite la sístole y diástole Ventricular, correspondiente al ECG con ritmo sinusal normal (N) (ver Figura 2).

El comportamiento auricular y ventricular ocurre de forma sincronizada. La pérdida de sincronización en ambos procesos

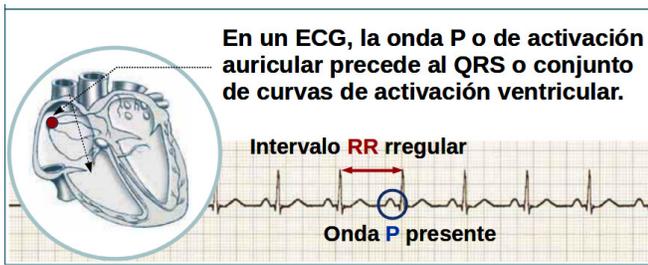


Figura 2: Características de un Ritmo Sinusal Normal

trae como consecuencia la aparición de diversas cardiopatías, entre estas, las arritmias que abordaremos en la sección siguiente.

B. Arritmias

La alteración del ritmo cardíaco, consecuencia de la actividad eléctrica anormal en el corazón se conoce como arritmia cardíaca [19]. El estímulo eléctrico originado en el nódulo Sinusal o marcapasos fisiológico, se conduce a las aurículas y los ventrículos de manera regular con una frecuencia que oscila entre 60 y 100 lpm.

En el siguiente apartado, solo se menciona la FA y TV, por ser éstas de mayor interés en este estudio [20].

C. Fibrilación Auricular

La FA es según [21] una arritmia supraventricular caracterizada por una activación incoordinada de las aurículas, (consecuencia de la pérdida de la función hemodinámica de las aurículas) teniendo o no, una respuesta ventricular variable, esto significa que puede presentarse, durante la fibrilación, un comportamiento normal de los ventrículos (QRS normal) o puede generarse una TV (deformación y aumento de la frecuencia de los complejos QRS) al mismo tiempo. Esta arritmia se caracteriza por presentar ondulaciones irregulares de baja amplitud y morfología variable denominadas ondas f, con frecuencia de 350 a 600 lpm, y una onda P ausente; este tipo de arritmia, disminuye el gasto cardíaco en un 25%. En la práctica, se encuentra la FA del tipo Paroxística (FAP), con episodios que se revierten con tratamiento o por sí solos en menos de 72 horas, del tipo persistente con una duración de semanas, y finalmente del tipo permanente, que prevalece en el tiempo.

Las condiciones que debe cumplir una cardiopatía para considerarse FAP (ver Figura 3), son las siguientes:

- Ausencia de la Onda P.
- Como mínimo al menos tres intervalos RR consecutivos diferentes, en 20 latidos contiguos.
- Frecuencia cardíaca superior a 350 latidos por minuto (lpm).

D. Taquicardia Ventricular

La TV se define según [22] como la ocurrencia de tres o más extrasístoles ventriculares (latidos prematuros que se originan fuera del nodo Sinusal) consecutivas con una duración



Figura 3: Características de la FAP

mayor a 120 ms y una frecuencia que varía de 70 a 250 lpm. Se origina en el sistema especializado de conducción, situado en la localización distal a la bifurcación del haz de His, en el músculo ventricular o en combinaciones de ambos tipos de tejido. Los mecanismos suelen ser trastornos en la formación y en la conducción del impulso. Se encuentran TV del tipo No Sostenida (TVNS) que tienen un origen repentino, cuya duración es menor a 30s y Sostenida cuya duración es mayor a 30s; cuando los contornos del QRS son fijos es una Taquicardia Ventricular Monomorfa, si varían al azar Taquicardia Ventricular Polimorfa, si la variación es más o menos repetitiva se denomina Taquicardia Ventricular Helicoidal.

Las condiciones que se deben cumplir para considerar un evento como TVNS (ver Figura 4), son las siguientes:

- Ancho del complejo QRS mayor a 120 ms.
- Poca irregularidad de los intervalos R-R.
- Frecuencia cardíaca mayor a 100 latidos por minuto (lpm).

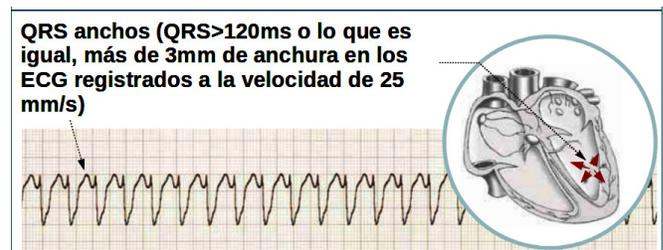


Figura 4: Características de la TV

IV. METODOLOGÍA

A continuación se describirán los diferentes procedimientos usados en la identificación de los patrones arrítmicos. En una primera instancia se procedió a seleccionar los registros de prueba provenientes de la base de datos de Cardiología Experimental-UCV y la base de datos internacional *PhysioNet*. Luego se procedió a elaborar un algoritmo de extracción de características. Posteriormente se llevó a cabo la detección de los parámetros característicos en cada uno de los complejos PQRST presentes en los registros de prueba. Finalmente en una última instancia se procedió a la fase de identificación en el registro temporal de los patrones arrítmicos (conjunto de complejos PQRST que satisfacen las condiciones que definen las anomalías cardíacas estudiadas). El esquema de la metodología planteada se presenta en el diagrama de la Figura 5.

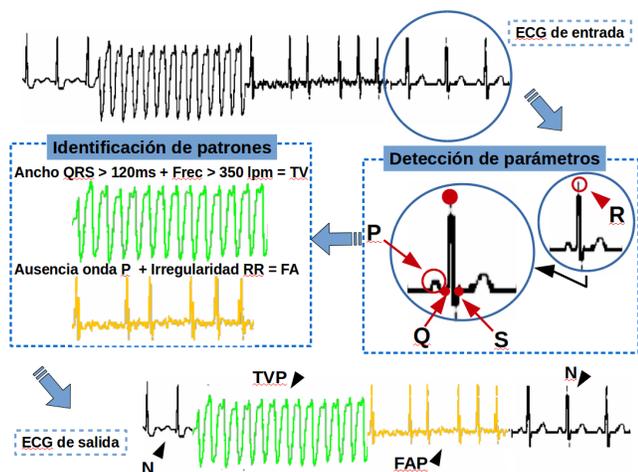


Figura 5: Estructura del Proyecto

A. Selección de Registros de Prueba

Se eligieron al azar para este estudio 36 registros de una hora de duración, los cuales fueron extraídos de registros de Holter de 24 horas provenientes de dos Bases de Datos (BD): Instituto de Medicina Tropical-Sección de Cardiología Experimental-UCV (*IMTCE-UCV*) y *PhysioNet*. Estos registros se dividen en tres grupos: 12 registros presentan al menos un patrón de FAP, 12 registros presentan al menos un patrón de TVNS, ambos grupos provenientes de la BD de *IMTCE-UCV* y 12 registros control (Sanos) sin presencia de anomalías cardíacas, grupo proveniente de la BD de *PhysioNet*. Todos los registros fueron certificados por los médicos especialistas.

Es importante resaltar que se eligieron 12 registros al azar de cada grupo de los casos bajo estudio (FAP, TVNS y SANOS), estimando que estos registros proporcionen un catálogo representativo del ritmo cardíaco en cada caso.

B. Detección de los Parámetros Característicos

El algoritmo para la detección de los parámetros característicos se desarrolló en el lenguaje de programación C++, utilizando programación orientada a objetos a través del *Framework Qt* [23], por ser un entorno de desarrollo de código abierto multiplataforma, y el enfoque de desarrollo de software *Extreme Programming (XP)* [24].

Para la identificación del patrón correspondiente a cada arritmia bajo estudio, fue necesario hallar primero la posición de la onda R asociada a cada complejo PQRST del ciclo cardíaco, tomando como referencia el algoritmo de Jiapu Pan y Willis J. Tompkins [3], el cual se basa en el análisis de la pendiente, la amplitud, y el ancho de dichos complejos, por ser esta onda R, el punto de mayor voltaje de todo el complejo PQRST, y por ende la mejor referencia visual para calcular la frecuencia cardíaca, los intervalos RR, y detectar otras ondas del complejo. Una vez encontrada la posición de la onda R, se procede a localizar la posición de las ondas Q, S y P de cada complejo, usando como referencia, las características de los registros de la señal filtrada, derivada, cuadrada e integrada. Finalmente, a partir de estos parámetros

primarios se realizó el cálculo del ancho del complejo QRS, además de la irregularidad temporal entre los intervalos RR, estimación de la frecuencia cardíaca instantánea y la detección de la onda P, haciendo uso de los criterios dados por los médicos especialistas en electrofisiología.

Para detectar los parámetros característicos, se requiere acondicionar la señal en una primera instancia, con el fin de mejorar la relación señal-ruido, facilitando la observación de los mismos. Este acondicionamiento consiste en aplicar al ECG un proceso de **filtrado pasa-banda** para eliminar el ruido de altas frecuencias, como el ruido muscular y la interferencia de la onda T, y obtener sólo la banda en frecuencia donde se esperan encontrar los complejos QRS. El filtro recursivo (pasa-banda) fue propuesto por Pan y Willis J. Tompkins [3] y la ecuación diferencial correspondiente se indica a continuación por medio de la Ecuación 1 (Filtro Pasa-bajos) y Ecuación 2 (Filtro Pasa-altos):

$$y(nT) = 2y(nT - T) - y(nT - 2T) + x(nT) - 2x(nT - 6T) + x(nT - 12T) \quad (1)$$

$$y(nT) = 32x(nT - 16T) - [y(nT - T) + x(nT) - x(nT - 12T)] \quad (2)$$

los $x(nT)$ representan cada punto o valor de voltaje en el registro ECG.

El siguiente paso en el procesamiento, es un **filtro diferencial** o **derivador** que elimina las componentes de baja frecuencia de las ondas P y T para resaltar las pendientes pronunciadas que caracterizan a la onda R (Ecuación 3):

$$y(nT) = (1/8T)[-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT - 2T)] \quad (3)$$

posteriormente, se aplica una transformación no lineal, que consiste en elevar al **cuadrado** la señal resultante del filtro diferencial, para que todas las muestras sean positivas, acen tuando la diferencia entre las distintas pendientes detectadas, observar Ecuación 4:

$$y(nT) = [x(nT)]^2 \quad (4)$$

Por último, se aplica una **ventana móvil integradora**, que promedia las amplitudes elevadas al cuadrado, para eliminar las oscilaciones de poca duración que no corresponden con un complejo QRS, y permite obtener un pulso uniforme en el conjunto de muestras de la señal, asociada a cada uno de los complejos PQRST, a partir de la Ecuación 5:

$$y(nT) = (1/N)[x(nT - (N - 1)T) + x(nT - (N - 2)T) + \dots + x(nT)] \quad (5)$$

donde N es el número de muestras en el ancho de la ventana integradora.

Es importante mencionar que posterior a la etapa de filtrado, debe aplicarse sobre la señal una regresión lineal, para eliminar el offset (nivel de corrimiento o desplazamiento)

generado en el proceso de filtrado. Finalmente, luego del acondicionamiento de la señal, se procede a la detección de la onda R. Primero, realizando la búsqueda de un pico de amplitud máxima sobre la señal integrada, esto ocurre cuando se detecta un cambio de pendiente de positivo a negativo y se mantiene por un número prefijado de muestras, luego, a partir del valor de umbrales de amplitud establecidos, propuestos en el algoritmo de Pan y Tompkins [3] se determina si el pico corresponde efectivamente a la onda R, o si debe ser considerado ruido.

Los umbrales (Ecuaciones 6 y 7) son estimadores del nivel de los picos de la señales asociadas a los complejos QRS y del nivel de ruido de la misma, entendiéndose como ruido a cualquier pico de la señal que no sea un complejo QRS. Estos estimadores se actualizan cada vez que se encuentra un nuevo complejo (onda R) a través de un promedio ponderado entre el último valor medio y el valor tomado en la última detección.

$$SPK_I = w_{pk} * PEAK_I + 0,875 * SPK_I \quad (6)$$

$$NPK_I = w_{pk} * PEAK_I + 0,875 * NPK_I. \quad (7)$$

La amplitud del último pico detectado, sea de señal o de ruido, es usado para adaptar el valor umbral a los cambios. Para decidir si se ha encontrado o no un pico a partir de los valores de la señal cuadrada, se obtiene del valor de las pendientes, asegurando con este valor, que el latido corresponde a la onda R y no a una onda T de pendiente pronunciada (ver Ecuación 8). Para realizar un mejor ajuste de los umbrales de amplitud, se toma en cuenta en el algoritmo después de las primeras detecciones, el promedio de los últimos 8 picos R encontrados.

$$TH_1 = NPK_I + w_{th} * (SPK_I - NPK_I) \quad (8)$$

La detección de las ondas Q y S se realiza a partir de la señal derivada. Para el caso de la onda Q, se busca, antes de la posición de la onda R, la ubicación donde se da un cambio de signo, es decir, el valor de amplitud en la señal derivada menor a cero, luego se ubica con mayor precisión la amplitud mínima en torno (ventana de x ms) a la posición donde ocurre el cambio de signo, siendo este último valor, la posición y amplitud de la onda Q. Para detectar la onda S, se lleva a cabo el mismo procedimiento, pero la búsqueda del cambio de signo se realiza a partir de la onda R hasta x ms después de ésta, usando el mismo criterio.

La búsqueda de la onda P, se realiza en el segmento P-Q, a partir de la señal filtrada y la señal derivada, localizando el punto de mayor amplitud y el cambio de signo (criterio utilizado para la búsqueda de las ondas Q y S). Después de hallar el punto de origen y fin de la onda, se calcula el ancho y si es menor o igual a 100 ms, se calcula el máximo de la pendiente a partir de la señal cuadrada, en caso de que esta pendiente sea menor a un porcentaje de la pendiente de la onda R, se ha encontrado una onda P.

C. Identificación de Patrones

La identificación de patrones, inicia con la detección del **ancho del complejo QRS**. Luego de obtener las posiciones de Q y S, en la fase anterior, se calcula la diferencia entre la posición de la onda S menos la posición de la onda Q, para cada complejo, y esta diferencia se multiplica por el tiempo de muestreo, si el resultado es menor a 120 ms éste se considera un complejo QRS normal, en caso de tener un ancho mayor a 120 ms, nos encontramos con un complejo anómalo, ya que la deformación del complejo QRS, indica una falla de la actividad ventricular.

Para llevar a cabo la detección de la **irregularidad de los intervalos RR**, se deben introducir algunas definiciones. Un intervalo RR, es el tiempo que transcurre desde la aparición de un latido u onda R al siguiente, y un intervalo se considera irregular, cuando la diferencia entre dos intervalos RR adyacentes, es mayor a 50 ms. En nuestra implementación, luego de detectadas las ondas R, se calculan los intervalos RR restando la posición entre un latido y el anterior, el resultado se multiplica por el tiempo de muestreo, para conocer su duración en tiempo real. Luego de calculado cada intervalo, se realiza la diferencia entre dos RR consecutivos, si esta diferencia es menor a 50 ms se registra dicho intervalo como regular, en caso contrario, se indica que es irregular.

De esta manera, si el registro contiene más de tres latidos consecutivos con un ancho en cada complejo QRS mayor a 120 ms, y una frecuencia superior o igual a 100 lpm, estamos ante el patrón de la TVNS como se presenta en el diagrama en la Figura 6. Ahora, si el registro presenta más de 3 latidos consecutivos con ausencia de la onda P e irregularidad en sus intervalos RR, estamos ante un patrón de FAP, ver diagrama en la Figura 7. Por último, el criterio para la identificación de un registro de paciente sano, toma en cuenta la presencia de complejos PQRST con intervalos RR que muy bien pueden ser regulares o irregulares, con ancho de cada uno de sus complejos QRS menor a 120 ms y presencia regular de la onda P .

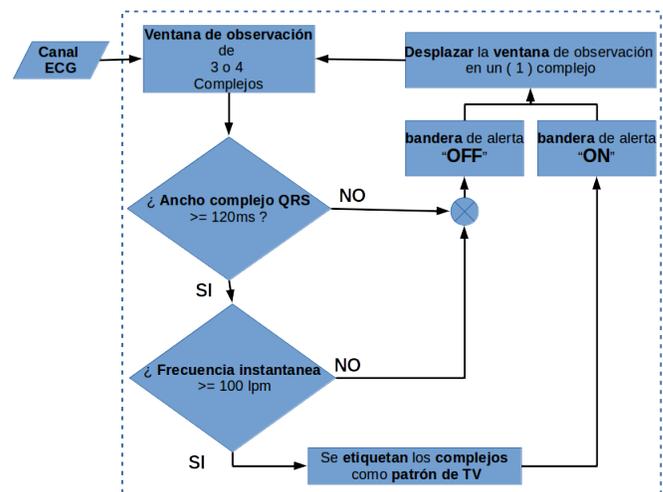


Figura 6: Criterio para Detectar un Patrón de TVNS

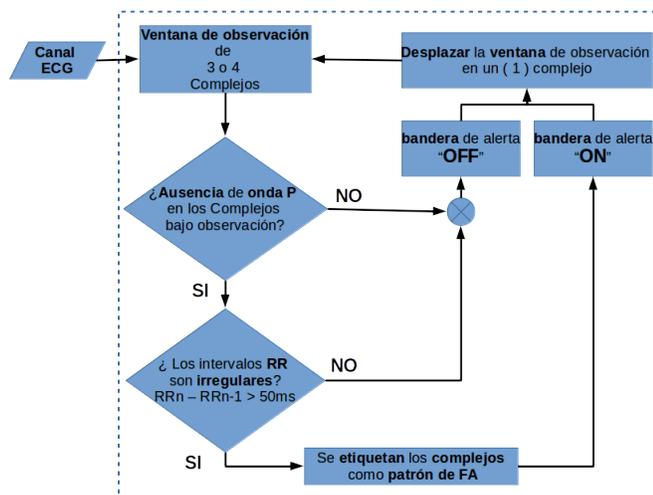


Figura 7: Criterio para Detectar un Patrón de FAP

V. MEDIDA DE LA EFICIENCIA DEL DETECTOR DE PATRONES ARRÍTMICOS

Una vez desarrollado el software, se procedió a realizar pruebas diagnósticas para establecer la eficiencia del prototipo detector de patrones arrítmicos.

La eficiencia en una prueba diagnóstica es la capacidad para lograr una medición adecuada de la enfermedad, con la finalidad estadística de diferenciar un grupo de pacientes (o muestras a evaluar) con determinada característica o enfermedad de otro grupo sin esa enfermedad. La prueba ideal sería aquella que fuese positiva en todos los enfermos, y negativa en todos los no enfermos.

La sensibilidad y la especificidad son dos valores de probabilidad que cuantifican la fiabilidad diagnóstica de una prueba; para establecer estas cantidades, se toma una muestra suficientemente grande de candidatos a padecer la enfermedad y a todos ellos se les aplica la prueba diagnóstica, evaluando a posteriori los siguientes elementos:

- **VP** son los *verdaderos positivos*: número de pacientes enfermos en los que la prueba dio positiva (diagnóstico correcto).
- **FP** son los *falsos positivos*: número de pacientes sanos en los que la prueba dio positiva (diagnóstico incorrecto).
- **FN** son los *falsos negativos*: número de pacientes enfermos en los que la prueba dio negativa (diagnóstico incorrecto).
- **VN** son los *verdaderos negativos*: número de pacientes sanos en los que la prueba dio negativa (diagnóstico correcto).

donde $VP + FP + FN + VN$ es igual al número de pacientes (muestras) sometidos a la prueba.

A partir de estas cantidades podemos estimar:

- **Sensibilidad (Se)**: La sensibilidad de una prueba es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo enfermo, es decir, la probabilidad de que para un sujeto enfermo se obtenga en la prueba un resultado positivo. La sensibilidad es la capacidad de la prueba para detectar la enfermedad, determinando la proporción de pacientes enfermos que obtuvieron un resultado positivo en la

prueba diagnóstica. De ahí, que también se conozca como “fracción de verdaderos positivos”, ver Ecuación 9.

$$Se = \frac{VP}{(VP + FN)} = \frac{VP}{Total\ de\ enfermos} \quad (9)$$

- **Especificidad (Sp)**: La especificidad de una prueba es la probabilidad de clasificar correctamente a un individuo sano, es decir, la probabilidad de que para un sujeto sano se obtenga un resultado negativo. La especificidad es la capacidad de una prueba para detectar a los sanos. De ahí que también sea denominada “fracción de verdaderos negativos”, ver Ecuación 10.

$$Sp = \frac{VN}{(VN + FP)} = \frac{VN}{Total\ de\ No\ enfermos} \quad (10)$$

- **Exactitud**: La exactitud de una prueba diagnóstica se define como la capacidad que tiene de medir aquello que desea medirse. El cálculo de la exactitud del detector indicará el porcentaje de qué tan exacto es el algoritmo en la detección del patrón de FAP ó TVNS. Esto se muestra en la Ecuación 11.

$$Exactitud = \frac{(VP + VN)}{(VP + VN + FP + FN)} * 100 \quad (11)$$

Lo que realmente nos ocupa en la práctica es estimar la probabilidad de que el paciente (muestra) esté sano o enfermo, según que la prueba haya resultado negativa o positiva:

- **Valor predictivo de una prueba positiva**: es la probabilidad de que un individuo padezca la enfermedad (E) cuando la prueba diagnóstica ha sido positiva (P), tal como se muestra en la Ecuación 12.

$$Pr_{+}(E|P) = \frac{VP}{(VP + FP)} \quad (12)$$

- **Valor predictivo de una prueba negativa**: es la probabilidad de que un individuo esté sano (no-E) cuando la prueba diagnóstica ha sido negativa (no-P), como indica la Ecuación 13.

$$Pr_{-}(no - E|no - P) = \frac{VN}{(FN + VN)} \quad (13)$$

Las pruebas sobre los registros que presentan eventos de FAP y TVNS, además de los registros control, se realizaron tomando como muestras a ser evaluadas conjuntos de 3 ó 4 intervalos RR adyacentes (equivalente a 4 ó 5 complejos PQRST o latidos consecutivos), como se observa en la Figura 8. De esta manera, el número de muestras o evaluaciones a realizar sobre un registro ECG que contiene N latidos o complejos PQRST, vendrá dado por $N-4$ ó $N-5$, es decir, una muestra o evaluación por cada desplazamiento de la ventana conteniendo el conjunto de latidos adyacentes. En la caracterización e identificación del comportamiento arrítmico de todas las secuencias de 3 ó 4 latidos cardíacos consecutivos, procedemos a desplazar la ventana de observación en un paso equivalente a un complejo PQRST. La coincidencia de un patrón arrítmico bajo la ventana de observación, se corresponde a un hallazgo. Por ejemplo, a lo que denominamos un **VP** de ese tipo de anomalía.

Se desea conocer si los resultados obtenidos están dentro de los estándares de otras series publicadas.

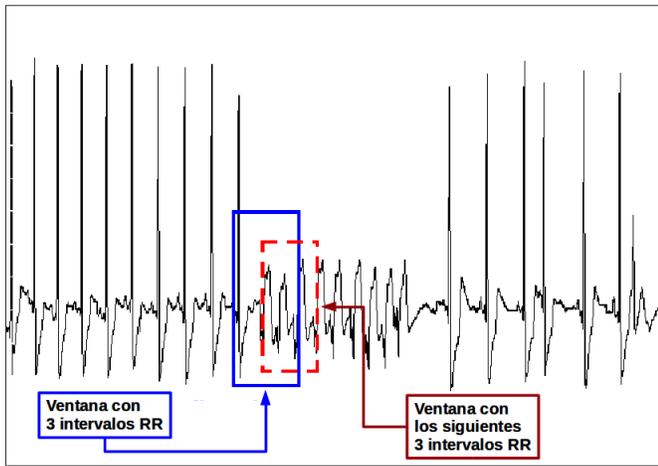


Figura 8: Ventana de Intervalos RR

VI. RESULTADOS

La fiabilidad de la herramienta se midió a partir del cálculo de algunos indicadores estadísticos como sensibilidad, especificidad y exactitud. Para ésta prueba se han analizado 36 registros: 12 registros presentan al menos un episodio de FAP y 12 presentan al menos un episodio de TVNS, todos provenientes de la BD del *IMTCE-UCV*, además de 12 registros control (sanos), provenientes de la BD Internacional *PhysioNet*, en particular, Instituto Tecnológico de Massachusetts (en inglés, *MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Databases*).

A. Registros con Presencia de Patrones de TVNS

Un comportamiento que tiende a ser común en la mayoría de los registros que presentan TVNS, provenientes de la BD del *IMTCE-UCV*, es la presencia de lo que hemos catalogado como la irregularidad, lo cual pone de manifiesto la presencia de complejos adyacentes cuyos intervalos RR difieren en más de 50 ms, ver Figura 9.b donde un 1 indica presencia de irregularidad entre intervalos RR adyacentes y 0 ausencia de irregularidad. También es notable observar algunos complejos cuyo ancho QRS tienden a superar los 120 ms, en la Figura 9.c se indica con un 1 la presencia de esta condición y con 0 la ausencia de la misma. Además, podemos observar frecuencias instantáneas que superan los 100 lpm, ver 9.d donde un 1 indica presencia de frecuencias instantáneas superiores a 100 lpm y un 0 ausencia de esta condición. Estos tres comportamientos señalados nos dan una breve descripción de la dinámica presente en los registros de ECG de aproximadamente una hora de duración que contienen al menos un evento de arritmia tipo TVNS. En específico, cuando nos centramos en el comportamiento mostrado por el ancho del complejo QRS y la frecuencia instantánea, ambos tienden a presentar los valores esperados que caracterizan la presencia de un evento de TVNS justo donde se encuentra el patrón de esta arritmia, es decir, un ancho QRS superior a 120 ms y una frecuencia instantánea que acompaña a estos complejos QRS superior a 100 lpm. De esta manera, cuando cruzamos los observables de ancho y frecuencia, vemos que ambos parámetros en conjunto poseen valores superiores al

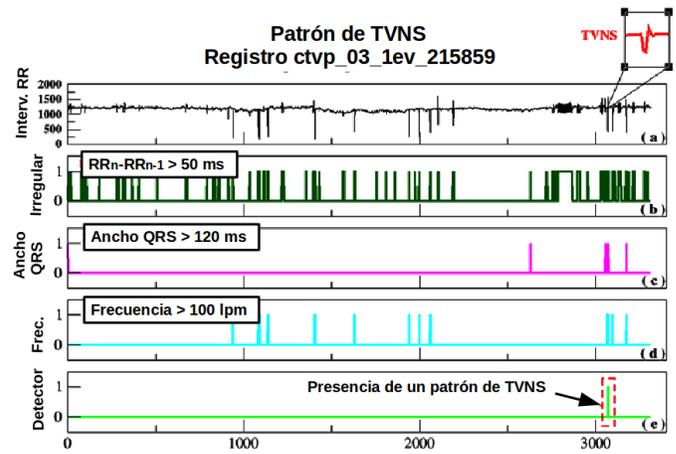


Figura 9: Detección de Patrones de TVNS en BD del *IMTCE-UCV*, con el Esquema de 3 Intervalos RR Consecutivos bajo Observación. (a) Intervalos RR, (b) Irregularidad, (c) Ancho QRS, (d) Frecuencias Instantáneas, (e) Detección de Patrones

umbral necesario para identificar la huella o patrón de TVNS, en promedio, con una sensibilidad de 100%, una especificidad de 99,99% y exactitud de 99,99% como se muestra en la Tabla I. Estos resultados nos permiten asociar una alta eficiencia al prototipo detector de TVNS desarrollado haciendo uso de sólo dos parámetros para su detección, un ejemplo de la eficiencia en la detección es mostrado en la Figura 9.e donde un 1 indica la presencia de un patrón de TVNS.

A pesar de la irregularidad que muestran la mayoría de los registros analizados, que de alguna manera dificulta la detección de los intervalos RR y en consecuencia la detección de los anchos y la frecuencia instantánea, la herramienta computacional detecta los patrones de TVNS con una alta eficiencia.

Tabla I: Detección de Patrones de TVNS, con el Esquema de 3 Intervalos RR Consecutivos bajo Observación. Registros Provenientes de la BD del *IMTCE-UCV*

Registro	VP	VN	FN	FP
ctvp_01_lev_103433	1	5661	0	1
ctvp_02_6ev_230144	1	4328	0	0
ctvp_03_lev_215859	1	3050	0	0
ctvp_04_lev_135554	1	4681	0	0
ctvp_05_2ev_054355	1	4753	0	0
ctvp_06_lev_053000	1	5395	0	0
ctvp_07_lev_141211	1	4432	0	0
ctvp_09_3ev_141248	1	5047	0	1
ctvp_09_lev_203803	1	6216	0	2
ctvp_12_lev_014152	1	3730	0	0
ctvp_19_lev_180823	1	5779	0	0
ctvp_25_3ev_234713	1	4998	0	2
Total	12	58070	0	6

Resultado de la TVNS	
Exactitud (%)	99,99
Sensibilidad (%)	100,00
Especificidad (%)	99,99

B. Registros con Presencia de Patrones de FAP

Como en el caso anterior procederemos a observar el comportamiento que presentan registros en los que ocurre al

menos un evento de FAP, provenientes de la BD del *IMTCE-UCV*, evaluando el comportamiento de estimadores como: la irregularidad y ausencia de onda P.

La mayoría de los registros a lo largo de la hora tienden a presentar una alta irregularidad (intervalos RR entre complejos adyacentes que difieren en más de 50 ms) como se observa en la Figura 10.b, además de interrupciones y activaciones sucesivas de la onda P en complejos no adyacentes (ver Figura 10.c), acompañados de frecuencias instantáneas entre 50 y 200 lpm (ver Figura 10.d).

Un evento de FAP se identifica cuando coinciden simultáneamente la ausencia de la onda P en 3 complejos (PQRST) consecutivos, con la irregularidad asociada a los intervalos RR en estos, es decir, si encontramos asociado a cada complejo PQRST una diferencia entre los intervalos temporales RR que lo antecede y lo precede mayor a 50 ms, con la ausencia de la onda P (complejo QRST), como mínimo en 3 complejos consecutivos, se alcanza la condición de la activación de un evento de FA, como se aprecia en la Figura 10.e. Cuando empleamos el criterio de detección de

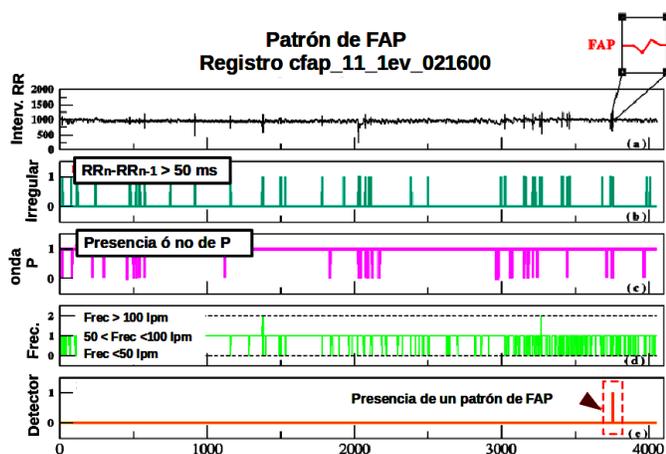


Figura 10: Detección de Patrones de FAP en BD del *IMTCE-UCV*, con el Esquema de 3 Intervalos RR Consecutivos bajo Observación. (a) Intervalos RR, (b) Irregularidad, (c) Onda P, (d) Frecuencias Instantáneas, (e) Detección de Patrones

un patrón de FAP a partir de la presencia de 3 intervalos RR consecutivos irregulares, acompañados de ausencia de onda P, la sensibilidad que se obtiene del detector es de 75%, debido a la detección de falsos patrones de la enfermedad (denominados falsos positivos) en zonas del ECG donde no existe este evento arrítmico (ver Figura 11.e), arrojando una especificidad de 99,89% y una exactitud de 99,89%, como se muestra en la Tabla II. Como se puede observar la sensibilidad obtenida para los casos de la detección del patrón de FAP tiende a ser inferior al resultado encontrado por el sistema detector para los casos de TVNS. De esta manera, nuestro sistema detector de FAP presenta una probabilidad más alta de equivocarse al diagnosticar estos patrones arrítmicos comparado con el detector de TVNS. Sin embargo, es notorio que la especificidad mantiene un nivel muy cercano al 100%.

Ahora si elevamos el nivel de exigencia para la detección de

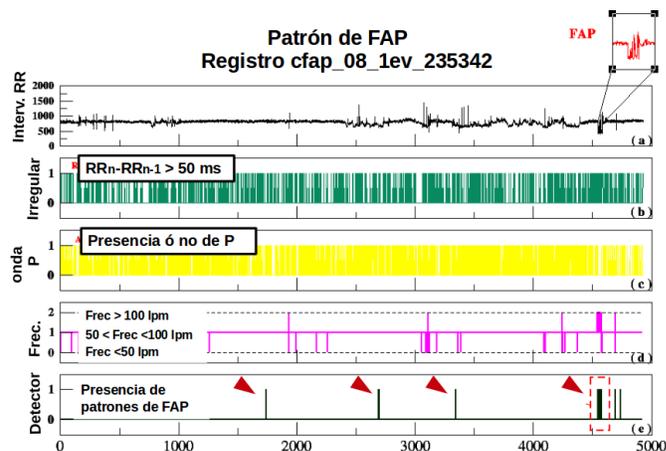


Figura 11: Detección de Patrones de FAP en BD del *IMTCE-UCV*, con el Esquema de 3 Intervalos RR Consecutivos bajo Observación. (a) Intervalos RR, (b) Irregularidad, (c) Onda P, (d) Frecuencias Instantáneas, (e) Detección de Patrones

Tabla II: Detección de Patrones de FAP, con el Esquema de 3 Intervalos RR Consecutivos bajo Observación. Registros Provenientes de la BD del *IMTCE-UCV*

Registro	VP	VN	FN	FP
cfap_03_1ev_195404	1	3462	0	1
cfap_04_1ev_141026	1	4360	0	1
cfap_04_2ev_161829	1	4700	0	0
cfap_08_1ev_235342	1	4552	0	3
cfap_11_1ev_021600	1	3735	0	0
cfap_15_1ev_204006	1	5573	0	3
cfap_22_1ev_113304	1	5604	0	7
cfap_05_1ev_034755	0	5221	1	3
cfap_12_1ev_204610	0	4586	1	16
cfap_13_1ev_232822	0	4168	1	16
cfap_06_1ev_111903	1	4610	0	6
cfap_24_1ev_045002	1	4353	0	2
Total	9	54924	3	58

Resultado de la FAP	
Exactitud (%)	99,89
Sensibilidad (%)	75,00
Especificidad (%)	99,89

FAP usando como criterio involucrar 4 intervalos RR consecutivos irregulares con las respectivas ausencias de la onda P, en lugar de 3, obtenemos como resultado una sensibilidad de 58,33%, una especificidad de 99,99%, y una exactitud de 99,98%, se evidencia una mejora en la especificidad y un deterioro en la sensibilidad (ver Tabla III). Un ejemplo de la mejora de la especificidad al robustecer el criterio se presenta en la Figura 12.e, en la cual se observa que tienden a desaparecer falsos positivos como los observados en la Figura 11.e, incrementando de esta manera la especificidad a expensas de un deterioro en la sensibilidad, ya que se tiende a excluir la presencia de patrones de FAP que involucran 3 intervalos RR irregulares consecutivos.

C. Registros Control

El estudio de los registros control, se lleva a cabo analizando sobre 3 intervalos RR consecutivos los mismos parámetros que han sido observados sobre los registros que presentan eventos de FAP y TVNS. Los indicadores son: irregularidad, frecuencia instantánea, ancho del QRS y presencia de onda P.

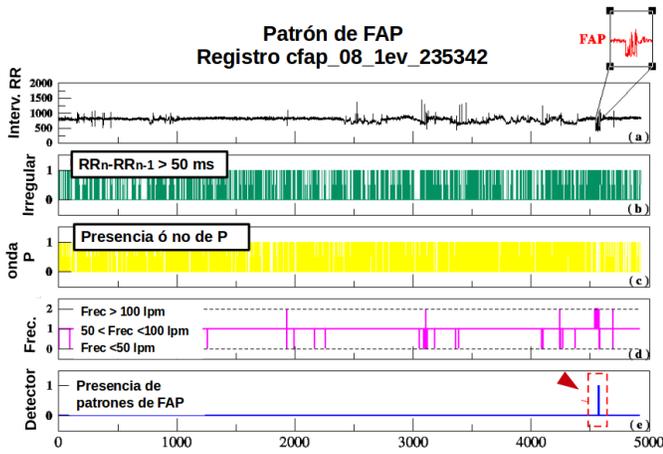


Figura 12: Detección de Patrones de FAP en BD de IMTCE-UCV, con el Esquema de 4 Intervalos RR Consecutivos bajo Observación. (a) Intervalos RR, (b) Irregularidad, (c) Onda P, (d) Frecuencias Instantáneas, (e) Detección de Patrones

Tabla III: Detección de Patrones de FAP, con el Esquema de 4 Intervalos RR Consecutivos bajo Observación. Registros Provenientes de la BD del *IMTCE-UCV*

Registro	VP	VN	FN	FP
cfap_03_1ev_195404	1	3462	0	1
cfap_04_1ev_141026	1	4360	0	0
cfap_04_2ev_161829	1	4700	0	0
cfap_08_1ev_235342	1	4552	0	0
cfap_11_1ev_021600	0	3735	1	0
cfap_15_1ev_204006	0	5573	1	0
cfap_22_1ev_113304	1	5604	0	0
cfap_05_1ev_034755	0	5221	1	1
cfap_12_1ev_204610	0	4586	1	1
cfap_13_1ev_232822	0	4168	1	3
cfap_06_1ev_111903	1	4610	0	1
cfap_24_1ev_045002	1	4353	0	1
Total	7	54924	5	8

Resultado de la FAP	
Exactitud (%)	99,98
Sensibilidad (%)	58,33
Especificidad (%)	99,99

En la totalidad de los casos analizados por medio del prototipo se presenta alta irregularidad (intervalos RR entre complejos adyacentes que difieren en más de 50 ms) como se observa en la Figura 13.b, algunos de estos registros presentan además complejos aislados cuyo ancho QRS tienden a superar los 120 ms (ver 13.c), así como también presencia de interrupciones y activaciones sucesivas de la onda P en complejos no adyacentes aislados (ver Figura 13.d) y frecuencias instantáneas fuera del rango - que corresponden a un ritmo sinusal normal - de 60 a 100 lpm, como se observa en la Figura 13.e. A pesar de las alteraciones observadas (ver Figura 13), consecuencia en la mayoría de los casos de arritmia sinusal respiratoria, común en pacientes que no padecen afecciones cardíacas, el prototipo detector responde de forma efectiva, sin activación de reconocimiento de patrones tipo FAP y TVNS como falsos positivos (ver Figura 13.f), indicando que la dinámica presente en los registros de ECG de aproximadamente una hora de duración pertenecen a pacientes no enfermos, ya que se obtiene una especificidad de 100%.

Este resultado se encuentra además acompañado de una sen-

sibilidad de 100%, ya que hemos detectado un patrón de FAP como verdadero positivo (ver Figura 14.f) por medio del sistema detector en un registro que proviene de la base de datos de pacientes sanos (control). Este hallazgo nos obligó a su certificación por medio de los médicos especialistas quienes confirmaron la veracidad del patrón arritmico, este patrón no se encuentra identificado dentro de la base de datos de *PhysioNet*. Tal hecho eleva el nivel de confianza sobre el sistema detector al ubicar un evento o patrón, del cual inicialmente no se tenía información.

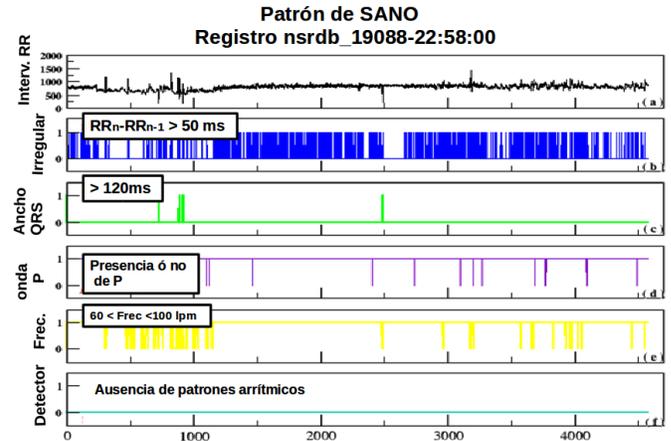


Figura 13: Detección de Patrones de TVNS y FAP en BD de *PhysioNet*, con el Esquema de 3 Intervalos RR Consecutivos bajo Observación. (a) Intervalos RR, (b) Irregularidad, (c) Ancho QRS, (d) Onda P, (e) Frecuencias Instantáneas, (f) Detección de Patrones

En resumen, el desempeño del algoritmo como método diagnóstico en los registros control arroja un resultado altamente eficiente, con una sensibilidad de 100%, especificidad de 100% y exactitud de 100%, como se observa en la Tabla IV.

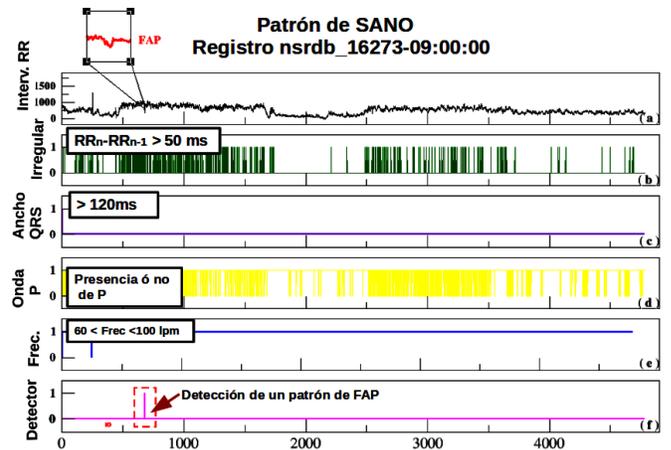


Figura 14: Detección de Patrones de TVNS y FAP en BD de *PhysioNet*, con el Esquema de 3 Intervalos RR Consecutivos bajo Observación. (a) Intervalos RR, (b) Irregularidad, (c) Ancho QRS, (d) Onda P, (e) Frecuencias Instantáneas, (f) Detección de Patrones

D. Resumen

Una vez analizados los diferentes casos bajo estudio, se observó un resultado eficiente de la herramienta prototipo propuesta como detector de los eventos tipo TVNS y FAP

Tabla IV: Detección de Patrones de TVNS y FAP en Registros Control, con el Esquema de 3 Intervalos RR bajo Observación. Registros Provenientes de la BD de *PhysioNet*

Registro	VP	VN	FN	FP
nsrdb-16265-08:04:00	0	460796	0	0
nsrdb-16786-16:48:00	0	460796	0	0
nsrdb-18184-21:34:00	0	460796	0	0
nsrdb-19140-01:39:00	0	460796	0	0
nsrdb-16420-02:55:00	0	460796	0	0
nsrdb-16272-12:45:00	0	460796	0	0
nsrdb-19090-23:50:00	0	460796	0	0
nsrdb-19830-02:56:00	0	460796	0	0
nsrdb-18177-20:30:00	0	460781	0	0
nsrdb-19088-22:58:00	0	460730	0	0
nsrdb-16539-14:40:00	0	460745	0	0
nsrdb-16273-09:00:00	1	460796	0	0
Total	1	5529420	0	0

Resultado R. Control	
Exactitud(%)	100,00
Sensibilidad(%)	100,00
Especificidad(%)	100,00

estudiados, tomando en cuenta un mínimo de parámetros que lo caracterizan para su detección.

Para el caso de la detección de TVNS, la prueba proporciona una sensibilidad del 100% y una especificidad del 99.9%. Además, el valor predictivo positivo ha resultado del 66.7% y el valor predictivo negativo del 100%. Se consideran los resultados aceptables en la detección de este tipo de anomalía cardíaca.

Para el caso de la detección de FAP, la prueba proporciona una sensibilidad del 75% y una especificidad del 99.9%. Con un valor predictivo positivo del 13.4% y el valor predictivo negativo del 99.9%. El valor predictivo positivo es bajo frente a un alto valor predictivo negativo para la detección de FAP.

Es importante resaltar que los resultados obtenidos están dentro de los estándares de otras series publicadas, como se puede apreciar en los trabajos citados previamente, aún considerando que la estrategia empleada se basó en la extracción de información usando metodologías simples.

Sin embargo, no se puede dejar de lado el esfuerzo que se debe hacer en conocer a fondo la dinámica que rige a estos procesos físicos, para poder enfrentar el reto del compromiso de lograr herramientas simples de búsqueda de información, en sistemas que presentan dinámicas altamente cambiantes y complejas en su comportamiento, que dificultan de manera indirecta la detección de los parámetros necesarios para la identificación de los patrones arrítmicos bajo estudio, entre estos elementos podemos citar: cambios de amplitudes, cambios de frecuencia, desplazamiento de la línea base, cambio en la morfología típica del ECG, ruido por interferencias externas, entre otros.

El poder contar con una herramienta confiable en la detección de patrones de arritmia, le brinda al médico especialista información adicional en la toma de decisiones diagnósticas y/o terapéuticas.

VII. CONCLUSIÓN

En el presente trabajo se desarrolló un prototipo que permite la detección de patrones arrítmicos tipo FAP y TVNS, hecho que

reviste gran relevancia motivado a que este tipo de patrones arrítmicos suelen ser elementos coadyuvantes o predecesores de eventos letales, tales como, infarto o accidente cerebro vascular (ACV) en el hombre.

En la fase de evaluación del sistema de reconocimiento de patrones implementado, se realizaron pruebas sobre un grupo de 36 registros pertenecientes a la base de datos del *PhysioNet* y del Departamento de Cardiología de la UCV. Los resultados obtenidos en la fase de evaluación de la herramienta son una sensibilidad de 100%, una especificidad del 99,99% y exactitud de 99,99% en la detección de eventos de TVNS y para el patrón de FAP una sensibilidad del 75%, especificidad de 99,89% y exactitud de 99,89%, usando ventanas de detección que involucran 3 intervalos temporales RR (4 complejos consecutivos).

De esta manera, entre los objetivos logrados se puede mencionar, que haciendo uso del framework de Qt bajo el lenguaje de programación C++, se pudo llegar al diseño e implementación de un software capaz de reconocer patrones de eventos de FAP y TVNS presentes en registros de series temporales de ECG, a través de la implementación de filtros lineales y no lineales que permiten reducir interferencias y resaltar los cambios característicos de la señal original para luego, a partir de otros métodos computacionales, extraer las características o parámetros que definen cada arritmia, como la onda P y complejo QRS, entre otros, para su posterior análisis.

Es importante mencionar que es posible obtener los parámetros característicos necesarios para el reconocimiento de patrones de las arritmias, a partir de las etapas de procesamiento de la señal, tomando como referencia el algoritmo de Jiapu Pan y Willis J. Tompkins. De esta manera el costo computacional se reduce en comparación con otros métodos como la transformadas de wavelet, redes neuronales artificiales, e inclusive algoritmos más complejos de decisión, permitiendo una detección rápida debido al bajo número de parámetros involucrados y al número reducido de cálculos.

Finalmente, cabe resaltar que es posible obtener resultados eficientes de la herramienta prototipo propuesta comparables a los encontrados en la literatura consultada, como detector de los eventos tipo TVNS y FAP, tomando en cuenta un mínimo de parámetros que lo caracterizan.

VIII. TRABAJOS FUTUROS

Como trabajo futuro se propone ampliar las detecciones a otros tipos de patrones arrítmicos y la inclusión de una interfaz gráfica para visualizar los resultados obtenidos durante el desarrollo.

Se sugiere agregar al detector la libre elección del número de complejos consecutivos a ser estudiados, para la detección de los patrones de arritmia. Esta variante permitirá al investigador una evaluación más precisa de los indicadores estadísticos de sensibilidad, especificidad, eficiencia.

Se propone incluir una aplicación web que muestre las estadísticas de los registros ECG de cada paciente e integre los resultados del prototipo detector, además de una aplicación

móvil que permita la consulta de estos datos por el especialista.

Se propone la aplicación de técnicas de minería de datos para generar estadísticas más detalladas de la población bajo estudio. Es necesario un número mayor de registros de ECG para tal fin.

AGRADECIMIENTO

Deseamos agradecer al personal adscrito a la Sección de Cardiología Experimental - Instituto de Medicina Tropical - UCV, por su aporte para el logro de los objetivos planteados en el presente trabajo, y en especial un agradecimiento infinito a la memoria del Dr. Federico Moleiro.

REFERENCIAS

- [1] World Health Organization, <http://www.who.int/en>
- [2] N. Perez and P. Curcio, *Republica Bolivariana de Venezuela Anuario de Mortalidad 2012*, Ministerio del Poder Popular para la Salud, pp. 6, Septiembre 2014.
- [3] J. Pan and W. Tompkins, *A Real-Time QRS Detection Algorithm*, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. BME-32, no. 3, March 1985.
- [4] M. Othman, N. Safri, I. Ghani, and F. Harun, *Characterization of Ventricular Tachycardia and Fibrillation Using Semantic Mining* Computer and Information Science; vol. 5, no. 5; July 2012.
- [5] X. Zhou, H. Ding, B. Ung, E. Pickwell-MacPherson, and Y. Zhang, *Automatic Online Detection of Atrial Fibrillation based on Symbolic Dynamics and Shannon Entropy*, BioMedical Engineering OnLine 2014, 13:18, February 2014.
- [6] C. Rotariu, D. Arotaritei, and V. Manta, *Wireless System for Remote Monitoring of Atrial Fibrillation*, IEEE Education and Research Conference (EDERC), 5th European DSP, September 2012.
- [7] N. Sharma, A. Cheeran, and P. Gawale, *Automatic Discrimination between NSR, VT and VF*, International Journal of Computer Applications (0975-8887), vol. 93, no. 16, May 2014.
- [8] K. Jiang, Ch. Huang, Sh. Ye, and H. Chen, *High Accuracy in Automatic Detection of Atrial Fibrillation for Holter Monitoring*, Univ-Sci B (Biomed & Biotechnol), vol. 13, no. 9, pp. 751-756, September 2012.
- [9] A. Lek-uthai, P. Somboon, and A. Teeramongkonrasmee, *Development of a Cost-Effective ECG Monitor for Cardiac Arrhythmia Detection using Heart Rate Variability*, IEEE 2016 Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON-2016), Laung Prabang, Laos, December 2016.
- [10] S. Mohammad-Taheri, M. Shirazi, and A. Rafiezade, *Slope Analysis Based Methods for Detection of Ventricular Fibrillation and Ventricular Tachycardia*, IEEE 24th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE), Shiraz, Iran, May 2016.
- [11] N. Larburu, T. Lopetegi, and I. Romero, *Comparative Study of Algorithms for Atrial Fibrillation Detection*, Computing in Cardiology 2011, vol. 38, pp. 265-268, September 2011.
- [12] I. Marsili, M. Mase, V. Pisetta, E. Ricciardi, A. Andrighetti, F. Ravelli, and G. Nollo, *Optimized Algorithms for Atrial Fibrillation Detection by Wearable Tele-Holter Devices*, 2016 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2), Trento, Italy, September 2016.
- [13] C. Rose and M. Serna, *Procesamiento del Electrocardiograma para la Detección de Cardiopatías*, Encuentro Nacional de Computación 2014, Ocotlán, Oaxaca, México, Noviembre 2014.
- [14] S. Rúa, S. Zuluaga, and A. Redondo, *Machine Learning Algorithms for Real Time Arrhythmias Detection in Portable Cardiac Devices: Microcontroller Implementation and Comparative Analysis*, IEEE XVII Symposium of Image, Signal Processing, and Artificial Vision (STSIVA 2012), Antioquia, Colombia, September 2012.
- [15] N. Nuryani, B. Harjito, I. Yahya, and A. Lestari, *Atrial Fibrillation Detection Using Support Vector Machine*, International Conference on Electric Vehicular Technology and Industrial, Mechanical, Electrical and Chemical Engineering (ICEVT & IMECE), IEEE, Surakarta, Indonesia, November 2015.
- [16] B. Chandra, C. Sastry, and S. Jana, *Subject-Specific Detection of Ventricular Tachycardia Using Convolutional Neural Networks*, Computing in Cardiology 2016 (CinC), vol. 43, pp. 53-56, September 2016.
- [17] G. López, *Semiología Cardiovascular*, 5ta. Edición, pp. 18-19, 1999.
- [18] E. Braunwald, *Tratado de Cardiología*, Editorial McGraw-Hill Interamericana, vol. 1, 5ta. Edición, pp. 599, 1999.
- [19] V. Fuster y R. Wayne, *HURST: El Corazón*, Editorial McGraw-Hill Interamericana, vol. 1, 10ma. Edición, pp. 767, 2001.
- [20] V. Fernández y J. López, *Fisiología del Ejercicio*, Editorial Médica Panamericana, 3ra. Edición, pp. 442-443, 2006.
- [21] O. Gutiérrez y V. Araya, *Manual de Arritmias Cardíacas: Guía Diagnóstica Terapéutica*, Editorial de la Universidad de Costa Rica, 1ra. Edición, pp. 11-12, 269p, 2002.
- [22] R. Huszar, *Arritmias: Principios, Interpretación y Tratamiento*, Editorial Elsevier, 3ra. Edición, pp. 7-21, 2002.
- [23] Qt-Project.org, <https://www.qt.io/developers>
- [24] E. Kendall y J. Kendall, *Análisis y Diseño de Sistemas*, Editorial Pearson Educación, 6ta. Edición, 2005.