

Proyecto 4: Clasificación de señales de ECG (Bradicardia Sinusal y Fibrilación Auricular)

Erika F. Gomez Cardenas ^{1,*}, Angie P. Triana Peñaloza ^{1,*}, Ana C. Mejía Agudelo^{1,*}

¹*Facultad de ingeniería, Universidad de Antioquia UdeA, calle 70 No. 52-21, Medellín, Colombia*

^{*}*erika.gomez@udea.edu.co, angiep.trianap@udea.edu.co, ana.mejiaa@udea.edu.co*

1. Revisión del Artículo: "Optimal Multi-Stage Arrhythmia Classification Approach" [Optimal Multi-Stage Arrhythmia Classification Approach](#)

1.1 Contexto del artículo

El estudio realizado se enfocó en la optimización conjunta del esquema de clasificación de arritmias de múltiples etapas basados en ECG de superficie de 12 derivaciones [1]. De acuerdo a los resultados, el enfoque óptimo estaba compuesto por:

1. **Etapas de reducción de ruido:** Constituido por el filtrado de paso de banda baja, LOESS robusto y el algoritmo de suavizado NLM.
2. **Método de extracción de características** patentado basado en percentiles de la distribución empírica de proporciones de longitudes de intervalo y magnitudes de picos y valles.
3. **Modelo de clasificación:** El EGBT y GBT lograron el mejor desempeño de clasificación. El clasificador Extreme Gradient Boosting Tree obtuvo un F1 Score = 0.988 en pacientes sin afecciones cardíacas adicionales. El mismo método de reducción y extracción de características combinado con el clasificador Gradient Boosting Tree alcanzó una puntuación F1 de 0.97 en pacientes con condiciones cardíacas adicionales.

Aplicando la metodología propuesta, se alcanzó el nivel de rendimiento de precisión de los cardiólogos profesionales, logrando la mayor precisión de clasificación (Puntuación F1 de validación cruzada promedio de 10 veces de 0.992), que posteriormente se validó con la base de datos e arritmia MIT-BIH.

1.2 Extracción de características

En el diseño de modelos de redes neuronales para la clasificación de arritmias una estrategia común es extraer características como magnitudes pico, duración, distancias entre picos y su variabilidad en los cuatro componentes principales de los latidos: onda P, onda P, onda T y complejo QRS. No obstante, se ha evidenciado que estas características no son suficientes para garantizar una clasificación de alta precisión de varios tipos de arritmias, especialmente aquellas

que se caracterizan por presentar distorsión u omisión completa de alguno de los componentes principales, como sucede en la Fibrilación Auricular.

Es por ello que en el proyecto se diseñó un método de extracción de características robusto, el cual mencionan que es novedoso e interpretable. Este constó de una etapa de comparación en la cual se llevó a cabo un análisis de diversos enfoques de selección donde se incluyeron 11 escenarios distintos, aumentando y variando las características extraídas en cada uno de ellos, siendo el primer escenario más simple, con un total de 11 características básicas de la señal, y el último el más exhaustivo con un total de 39.830 características. A continuación se presenta la tabla con los grupos de características.

Tabla 1. Grupos de características planteados en el artículo “Optimal Multi-Stage Arrhythmia Classification Approach”

Feature Group	Feature Description	Number of Features
1	Ventricular Rate, Atrial Rate, QRS Duration, QT Interval, R axis, T axis, QRS count, Q Onset, Q Offset	11
2	Mean of RR intervals, Variance of RR intervals, RR interval count, mean and variance of height, width, prominence for QRS complex, non-QRS peaks, and valleys in lead II	23
3	Features in Group 1, mean of RR, variance of RR interval, RR interval count, mean and variance of height, width, prominence for QRS complex, non-QRS peaks, and valleys in lead II	32
4	Mean of RR interval, Variance of RR interval, RR interval count, mean and variance of height, width, prominence for QRS complex, non-QRS peaks, and valleys in all leads	221
5	Features in Group 1, Mean of RR interval, Variance of RR interval, RR interval count, mean and variance of height, width, prominence for QRS complex, non-QRS complex, and valleys in all leads	230
6	For lead II ECG, a total of 900 frequencies of height, width, prominence for QRS complex, non-QRS peaks, and valleys; a total of 600 frequencies of location difference for QRS complex Vs QRS complex, non-QRS peaks Vs non-QRS peaks, valleys Vs valleys, QRS complex Vs non-QRS peaks, QRS complex Vs valleys, and non-QRS peaks Vs valleys; a total of 1800 frequencies including ratio between difference in heights and difference in locations, between difference in width and difference in locations, between difference in prominence and difference in locations, for QRS complex Vs QRS complex, non-QRS peaks Vs non-QRS peaks, valleys Vs valleys, QRS complex Vs non-QRS peaks, QRS complex Vs valleys, and non-QRS peaks Vs valleys.	3,302
7	Features in Group 2 and Group 6	3,323
8	Features in Group 1, Group 2, and group 6	3,332
9	Features in Group 6 in all leads	39,602
10	Features in Group 4 and Group 9	39,821
11	Features in Group 3 and Group 9	39,830

Se puede observar que las características extraídas de los ECG incluyeron mediciones de ondas y segmentos proporcionadas por la máquina de ECG u mediciones de relación entre picos y valles, también se incluyeron otras características significativas como la media y varianza de los intervalos RR, recuentos de intervalos RR en la derivación II, la media y varianza de la altura, ancho y prominencia del complejo QRS, los picos no QRS y valles en el ECG de la derivación II.

Adicionalmente, se añadió género y edad debido a la relevancia de esta información en la mayoría de análisis de datos médicos.

Los grupos principales son el 1, 2 y 6 dado que los conjuntos restantes se derivan de las características extraídas de estos. Para el caso del grupo 6, se extrajo la altura, anchura y prominencia de picos y valles, posteriormente estos fueron clasificados en tres subconjuntos (complejo QRS, Picos no QRS y Valles de onda S o entre el complejo QRS y las ondas P/T) para cada combinación se calcularon relaciones de diferencias entre las características y se calcularon relaciones para distintas combinaciones. (ver Tabla 2)

Finalmente se hizo una tabla de distribución de frecuencia empírica para cada altura, anchura y promedio.

1.3 Manejo de ondas ausentes en el complejo PQRS

Uno de los desafíos centrales en la clasificación de arritmias con base en el análisis de características de señales ECG es la alteración que se produce en las ondas en diferentes condiciones, como sucede con la onda P, que desaparece o es reemplazada por ondas de fibrilación más bajas en amplitud en la fibrilación auricular. Para estos casos, donde las características extraídas en el dominio del tiempo respecto a los componentes principales de las señales ECG no son lo suficientemente precisas, se recurre a complementar con extracción de características en el dominio en frecuencia utilizando Wavelet o la Transformada Rápida de Fourier [1][2]. En estos casos también es viable asegurar características secundarias que sean más complejas y no dependan exclusivamente de la presencia de una onda determinada, como la duración de los intervalos RR, QT, o directamente del complejo QRS, presencia de picos no QRS, entre otras. También se utilizan enfoques de aprendizaje automático o de aprendizaje profundo y se emplean modelos de clasificación robustos, como aquellos que emplean transformaciones secuenciales de los datos brutos como características que se introducen a un clasificador de regresión logística multinomial [2], procurando entrenarlos de manera adecuada para el manejo de señales incompletas o con ausencia de determinadas ondas, que finalmente es una característica que podría resultar clave en la clasificación de señales ECG de sujetos con Fibrilación Auricular.

2. Minitutorial Neurokit

En el siguiente enlace se presenta un breve tutorial con las generalidades sobre el uso de la herramienta NeuroKit: [Minitutorial Neurokit](#). El ejemplo aplicado se encuentra adjunto en el notebook de carpeta.

3. Características extraídas

- **medianNN**: mediana intervalos RR
- **SDNN**: desviación estándar intervalos RR

- **minNN**: mínimo de intervalos RR.
- **maxNN**: máximo intervalos RR
- **pNN50** : porcentaje de diferencias absolutas en intervalos RR sucesivos mayores de 50 ms.
- **HVR_LF**: potencia espectral de bajas frecuencias.
- **HVR_HF**: potencia espectral de altas frecuencias.
- **MSPEn**: entropía de permutaciones multiescala.

Inicialmente se hizo la selección de características de variabilidad de frecuencia cardíaca proporcionadas por la herramienta Neurokit, abarcando las del dominio temporal, dado que entre las principales características de diferenciación entre los estados SB y AFIB se encuentra la regularidad con la que ocurren los picos R, siendo esta mayor mayor en las señales ECG con Bradicardia Sinusal en comparación con las de Fibrilación Auricular, teniendo un impacto directo en las métricas de VFC. Entre los índices de VFC, seleccionamos la media, mediana y desviación estándar de los intervalos RR, en busca de tener una visión global de la estabilidad cardíaca, igualmente, los mínimos y máximos de los intervalos RR y pNN50, correspondiente al porcentaje de diferencias absolutas en intervalos RR sucesivos mayores de 50 ms. Se optó por no emplear métricas basadas en la identificación de otras ondas principales de las señales ECG, como las ondas P, Q, S o T, debido a lo discutido en el artículo [1], donde se menciona que se ha evidenciado que estas no proporcionan suficiente información para una clasificación de alta precisión entre tipos de arritmias, especialmente las que se caracterizan por la distorsión u omisión completa de algunos componentes, como las de Fibrilación Auricular con las que se desarrolla el proyecto, mientras que el pico R del complejo se puede identificar con claridad en ambos tipos de estado. Asimismo, los índices de VFC en el dominio de la frecuencia, como la potencia espectral en bajas y altas frecuencias fueron seleccionados en busca de captar los cambios en frecuencia de los latidos cardíacos, en los cuales los dos tipos de arritmias ejercen un efecto opuesto, puesto que la Bradicardia Sinusal es una arritmia distinguida por una disminución significativa en la frecuencia con la que es generado el impulso eléctrico que estimula la contracción del corazón por el nodo sinoauricular, debido a esto, está caracterizada por frecuencias bajas menores a 60 LPM, es decir, frecuencias de pulso menores a 1 Hz [3], mientras la fibrilación auricular es un ritmo rápido e irregular debido a movimientos convulsivos de fibras musculares individuales del corazón, con una señal caracterizada por tener presente en ellas frecuencias mayores a 100 LPM [4]. Adicionalmente, en proyectos anteriores donde se evaluaron las frecuencias de máxima potencia en las señales de ambos estados, se observó que en AFIB la proporción entre ambas frecuencias puede alterarse, mientras que en SB la relación tiende a ser más estable. Por último, se decidió incluir una métrica de complejidad de la señal, la entropía por permutaciones multiescala, para tomar en consideración la naturaleza no lineal de las señales electrofisiológicas, con el propósito de que el modelo incluyera una apreciación de la complejidad de patrones para la clasificación.

La elección de características también fue orientada en lo consultado en los estudios [1] y [5], especialmente, el cual se centró en la detección automatizada de fibrilación auricular mediante intervalos RR, utilizando mediciones de irregularidad entre estos.

4. Equipos Comerciales con Algoritmos de Diagnóstico Basados en Señales ECG

4.1 Cardiógrafo PageWriter TC30

El cardiógrafo PageWriter TC30 integra algoritmos avanzados de procesamiento de señales ECG, que gracias al algoritmo ECG Philips DXL, permiten realizar un análisis diagnóstico multidimensional. Este algoritmo es conocido por su capacidad para proporcionar interpretaciones precisas del electrocardiograma, basándose en 16 derivaciones, lo que permite una evaluación más completa de la morfología y el ritmo cardíaco. El ECG Philips DXL identifica características críticas como las ondas P, QRS y T, mide intervalos temporales clave (PR, QT, ST), evalúa desplazamientos del segmento ST, detecta arritmias y analiza la variabilidad de la frecuencia cardíaca, generando informes preliminares. El algoritmo ECG Philips DXL ofrece un diagnóstico avanzado, particularmente útil para el diagnóstico de STEMI (infarto de miocardio con elevación del segmento ST). Proporciona una interpretación precisa tanto de la morfología como del ritmo cardíaco, lo que mejora la capacidad para evaluar una amplia gama de pacientes, incluyendo aquellos con condiciones complejas. Adicionalmente, el PageWriter TC30 facilita la creación de informes de alta calidad desde la primera vez, permitiendo consultar los últimos cinco minutos de la historia ECG del paciente para su revisión y creación de informes, los cuales pueden exportarse en formato PDF o XML [6]. El PageWriter TC30 aplica principios de bioseñales para procesar señales cardíacas, mediante transformadas wavelet y técnicas de procesamiento digital, descompone ondas ECG, mide intervalos temporales, identifica arritmias y evalúa la variabilidad cardíaca, generando informes preliminares con precisión para diagnósticos como STEMI.



Figura 1. Cardiógrafo PageWriter TC30 [3].

4.2 Cardiógrafo MAC VU360

El cardiógrafo MAC VU360 integra algoritmos avanzados de procesamiento de señales ECG, con un sistema de análisis 12SL que proporciona interpretaciones precisas del electrocardiograma. Este algoritmo se destaca por su capacidad de realizar análisis con alta precisión, cumpliendo estándares de la industria y directrices clínicas. El sistema 12SL identifica características críticas como segmentos ST con precisión gracias a la Tecnología de Distorsión de

Fase Cero (ZPD), detecta marcapasos en tiempo real, incluso aquellos no visibles en el trazado ECG, y mejora el reconocimiento de hipertrofia ventricular izquierda mediante la incorporación de criterios de Cornell. Además, el MAC VU360 ofrece características innovadoras de adquisición inteligente, como la tecnología Smart Lead que detecta automáticamente al paciente, un Asesor de Conexión que guía a usuarios novatos para obtener trazados de alta calidad, y un algoritmo Smart Auto-ECG que captura inmediatamente el primer ECG limpio y de alta calidad. Adicionalmente, incluye un módulo de Divulgación Completa que permite seleccionar rápidamente cualquier segmento de 10 segundos en memoria y generar informes de ritmo condensados [7]. El MAC VU360 utiliza principios de bioseñales para procesar señales cardíacas, aplicando técnicas de filtrado digital, análisis morfológico de ondas ECG y algoritmos de inteligencia computacional. Mediante transformadas wavelet, procesamiento espectral y redes neuronales, el equipo descompone, caracteriza y clasifica patrones cardíacos, generando informes diagnósticos que complementan la interpretación médica.



Figura 2. Cardiógrafo MAC VU360 [4].

4.3 Monitor B105 de GE Healthcare

El monitor B105 de GE Healthcare utiliza algoritmos de bioseñales para procesamiento de señales ECG, implementando análisis avanzado de arritmias mediante el sistema EK-Pro, con capacidad para identificar 16 categorías de eventos cardíacos. Mediante técnicas de filtrado digital, análisis de segmento ST y detección de marcapasos, el equipo descompone señales cardíacas con múltiples derivaciones, evaluando intervalos temporales, morfología de ondas y variabilidad de frecuencia con precisión. Los algoritmos generan tendencias y mediciones cuantitativas, proporcionando una herramienta de apoyo diagnóstico objetiva que complementa la interpretación médica especializada, con funcionalidades que incluyen detección de patrones arrítmicos, análisis de segmento ST hasta 168 horas y rango de detección de marcapasos entre 2 y 700 mV [8].



Figura 3. Monitor B105 de GE Healthcare [5].

5. Referencias

- [1] J. Zheng et al., “Optimal Multi-Stage Arrhythmia Classification Approach”, *Scientific Rep.*, vol. 10, n.º 1, febrero de 2020. Accedido el 1 de diciembre de 2024. [En línea]. Disponible: <https://doi.org/10.1038/s41598-020-59821-7>
- [2] “QRS detection and classification in Holter ECG data in one inference step - Scientific Reports”. *Nature*. Accedido el 1 de diciembre de 2024. [En línea]. Disponible: <https://www.nature.com/articles/s41598-022-16517-4>
- [3] Hafeez Y, Grossman SA. Sinus Bradycardia. 2023 Aug 7. In: StatPearls [Internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2024 Jan-. PMID: 29630253.
- [4] Nesheiwat Z, Goyal A, Jagtap M. Atrial Fibrillation. 2023 Apr 26. In: StatPearls [Internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2024 Jan-. PMID: 30252328.
- [5] Kennedy Alan, G. D. B. R. M. J. D., Finlay, Dewar & Kieran, M. Finlay Dewar and Kieran, M. Automated detection of atrial fibrillation using r-r intervals and multivariate based classification. *J. Electrocardiol.* 49 (2016).
- [6] “Philips - Cardiógrafos PageWriter TC30 Cardiógrafo”. Philips. [En línea]. Disponible: <https://www.philips.es/healthcare/product/HC860306/cardiografos-pagewriter-tc30-cardigrafo>
- [8] “MAC VU360 Resting ECG”. GE HealthCare Medical Systems and Solutions | GE HealthCare (United States). [En línea]. Disponible: <https://www.gehealthcare.com/products/diagnostic-ecg/resting-ecg/mac-vu360?srsId=AfmBOorONGfeuPqIWN7DJxbEkupCNWceBfWU6Ey4KLHdFr7mRDwOna0H>
- [8] “Monitor Multiparámetro - B105 - GE - PV Equip”. PV Equip. [En línea]. Disponible: <https://pvequip.cl/producto/monitor-multiparametro-b105-ge/>