

BIOSEÑALES: PROYECTO 1. Análisis de señales ECG y detección de arritmias

Omar Santiago Acevedo, Andrés Felipe Agudelo, Manuela Santamaría Valencia

Resumen: Este informe presenta cuatro niveles de análisis sobre un conjunto de datos ECG con diversos tipos de arritmias. Se examinó la prevalencia de arritmias en la base de datos con aproximadamente 8.000 registros, identificando Bradicardia Sinusal (SB) como la más frecuente (~3 900), seguida de Ritmo Sinusal (SR, ~1 950), Fibrilación Auricular (AFIB, ~1 900) y Taquicardia Sinusal (ST, ~1 600). Se evidenciaron diferencias de género con SB más común en hombres, SR en mujeres, y asociación con la edad donde AFIB aumentó para grupos etarios de +60 años.

En un subconjunto balanceado (20 SB, 20 SR), se compararon dos detectores de picos R con las herramientas *NeuroKit2* y *py-ecg-detectors*. *NeuroKit2* mostró mayor precisión y especificidad en la localización de la cúspide del complejo QRS, mientras que el otro tendió a falsos positivos en ondas T.

Utilizando exclusivamente picos R de *NeuroKit2*, se calculó la HRV con funciones de *hrvanalysis* en los dominios de tiempo, frecuencia y no lineal. Se obtuvo, por ejemplo, SDNN ≈ 45 ms en SB vs. 62 ms en SR, RMSSD ≈ 28 ms vs. 35 ms, y entropías de Shannon y ApEn que reflejaron niveles moderados de complejidad.

Se compararon métricas HRV entre SB y SR. Pruebas de Mann–Whitney revelaron diferencias significativas en SDNN ($p=0.046$) y RMSSD ($p=0.0056$), mientras que LF/HF no aportó discriminación clara. SD1, parámetro del método alternativo *Poincaré*, y RMSSD fueron las métricas con mejor capacidad discriminativa

I. INTRODUCCIÓN

El electrocardiograma (ECG) es una herramienta no invasiva que registra la actividad eléctrica del corazón mediante electrodos colocados en la superficie corporal. Originalmente desarrollado por Willem Einthoven (1902), el ECG captura la secuencia de despolarización y repolarización cardíaca en cada latido [1]. En un trazado estándar de 12 derivaciones, los principales componentes son:

Onda P: despolarización auricular (< 120 ms)

Complejo QRS: despolarización ventricular (60–100 ms).

Onda T: repolarización ventricular.

Estos elementos reflejan la conducción del impulso desde el

nódulo sinusal, pasando por el nódulo auriculoventricular y el sistema His–Purkinje, hasta las fibras ventriculares [2].

Arritmias cardíacas.

Una arritmia es cualquier alteración del ritmo o la frecuencia cardíaca que no obedece a la fisiología normal; puede manifestarse como latidos demasiado rápidos (taquicardia), demasiado lentos (bradicardia) o irregulares [3].

Clínicamente, las arritmias abarcan desde benignas e asintomáticas hasta potencialmente letales, como la fibrilación ventricular que puede inducir muerte súbita.

Variabilidad de la frecuencia cardíaca (HRV)

La HRV cuantifica la variación en los intervalos RR (normal-to-normal) entre latidos sucesivos, sirviendo de indicador de la modulación autonómica cardíaca [4].

Se analizan tres dominios principales:

Tiempo: SDNN (desviación estándar de NN) – variabilidad global. RMSSD (raíz cuadrática media de diferencias sucesivas) – reflejo vagal rápido.

Frecuencia o análisis espectral mediante FFT o método de Welch: LF (0.04–0.15 Hz) – influido por simpático y parasimpático. HF (0.15–0.4 Hz) – asociado al tono vagal. Ratio LF/HF – estimación del balance simpático–parasimpático [5].

No lineal: *Poincaré* plot (SD1, SD2), entropías (Approximate Entropy, Sample Entropy), DFA (Detrended Fluctuation Analysis), que capturan complejidad dinámica y correlaciones de largo plazo.

La precisión en la localización de los picos R (cúspide de la onda R) es esencial, ya que de ellos se derivan los intervalos RR. Algoritmos clásicos como Pan–Tompkins se han complementado con implementaciones modernas en *NeuroKit2*, que mejora la especificidad y reduce falsos positivos.

Para comparar métricas HRV entre grupos, se emplean técnicas no paramétricas—por ejemplo, la prueba de Mann–Whitney U—debido a la ausencia de normalidad en la mayoría de las distribuciones de HRV.

Esta base conceptual sustenta los cuatro análisis presentados en el informe: la caracterización demográfica de arritmias,

la validación de detectores de picos R, la extracción de métricas HRV en diversos dominios y la comparación estadística de características entre grupos.

II. ANÁLISIS I

En la primera parte de la metodología, correspondiente al análisis general y la prevalencia de arritmias, se comenzó con la carga del archivo *Diagnostics.xlsx* en un DataFrame utilizando la función *pd.read_excel()* de la biblioteca Pandas. Luego, se realizó una inspección inicial de los datos: se listaron los nombres de las columnas para identificar las variables disponibles, se visualizaron las primeras filas del DataFrame para comprender la estructura y los tipos de datos, y se generó un resumen estadístico general utilizando *df.describe(include='all')*, con el fin de obtener métricas como conteos, valores únicos, medias, desviaciones estándar, valores mínimos y máximos tanto para variables numéricas como categóricas.

Posteriormente, se identificó la variable de interés relacionada con el ritmo cardíaco, específicamente la columna denominada '*Rhythm*', la cual contiene la información sobre el tipo de arritmia presente en cada registro. A partir de esta columna, se calcularon las frecuencias de cada tipo de arritmia utilizando el método *value_counts()*, lo que permitió conocer cuántas veces se presenta cada una en el conjunto de datos.

Finalmente, se generó una visualización mediante un gráfico de barras que podemos observar en la figura 1.

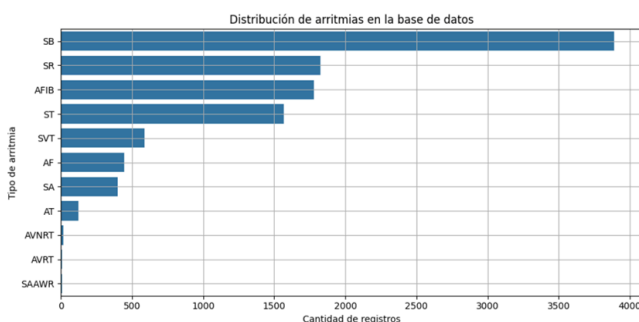


Figura 1. Distribución de arritmias en la base de datos.

En el análisis de la prevalencia de las arritmias en la base de datos, se identificó que la condición dominante es la Bradicardia Sinusal (SB), la cual sobresale como la más frecuente con aproximadamente 3900 registros. Esta cifra supera ampliamente la de cualquier otra categoría, lo que indica que una proporción significativa de los pacientes en el conjunto de datos presenta este diagnóstico específico.

A continuación, se identificó un grupo de arritmias con alta prevalencia, aunque en cantidades considerablemente

menores que la Bradicardia Sinusal. Entre estas se encuentra el Ritmo Sinusal (SR) con cerca de 1950 registros. También se destaca la Fibrilación Auricular (AFIB), con aproximadamente 1900 registros. Asimismo, la Taquicardia Sinusal (ST) aparece con alrededor de 1600 registros. Un grupo adicional está conformado por arritmias con prevalencia moderada, como la Taquicardia Supraventricular (SVT) con unos 600 registros, el Flutter Auricular (AF) con alrededor de 450 casos, y la Arritmia Sinusal (SA) que se presenta en unos 400 registros.

Finalmente, se identificaron arritmias de baja prevalencia, consideradas clases minoritarias por su escasa representación en la base de datos. Dentro de este grupo se encuentran la Taquicardia Auricular (AT) con cerca de 150 registros, así como arritmias menos frecuentes como la Taquicardia por Reentrada Nodal AV (AVNRT), la Taquicardia por Reentrada AV (AVRT) y la SAAWR (posiblemente Arritmia Sinusal con Marcapasos Auricular Migratorio, aunque requiere confirmación), todas con menos de 50 registros cada una.

En la segunda parte de la metodología, se abordó el análisis de la distribución de las arritmias en función del género con el objetivo de identificar posibles diferencias en la prevalencia de las distintas arritmias entre hombres y mujeres.

En la figura 2 podemos observar los resultados correspondientes al análisis de la distribución de las arritmias en función del género.

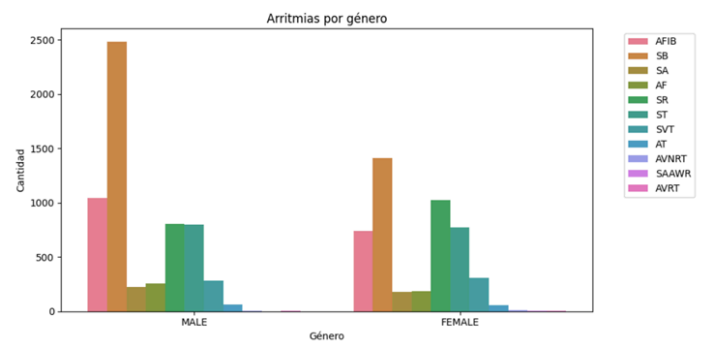


Figura 2. Análisis de la distribución de las arritmias en función del género

El gráfico permite evidenciar que el número total de registros es mayor para el género masculino. Dentro de las arritmias, la Bradicardia Sinusal (SB) fue la más frecuente en ambos géneros, pero con un predominio claro en hombres, quienes presentaron un número cercano a 2450 casos, frente a los 1400 en mujeres. La Fibrilación Auricular (AFIB) también fue más común en hombres (alrededor de 1050 casos), mientras que en mujeres fue la tercera más frecuente con aproximadamente 750 registros.

Por otro lado, el Ritmo Sinusal (SR), a pesar de ser una condición considerada normal, fue más común en mujeres, con cerca de 1000 casos, superando al recuento observado en hombres (alrededor de 800). Este patrón sugiere una mayor proporción de mujeres registradas con ritmo cardíaco normal dentro del conjunto de datos.

La Taquicardia Sinusal (ST) presentó valores similares entre géneros, aunque ligeramente superiores en hombres. En el caso de la Taquicardia Supraventricular (SVT), se observó un leve predominio en mujeres. Otras arritmias como la Arritmia sinusal (SA), el Flutter Auricular (AF) y la Taquicardia Auricular (AT) mostraron recuentos bajos en ambos géneros, con una leve tendencia hacia los hombres. Finalmente, las arritmias clasificadas como raras, como AVNRT, SAAWR y AVRT, presentaron una frecuencia mínima en ambos géneros, con barras casi imperceptibles en el gráfico, lo que confirma su baja prevalencia.

Desde el punto de vista analítico, se destacó que el mayor número de registros masculinos influye en los recuentos absolutos y, por tanto, es importante considerar también las proporciones. Aun así, la diferencia en Bradicardia Sinusal fue tan marcada que apunta a una mayor prevalencia real en hombres. En el caso del Ritmo Sinusal, el hecho de que se presentara con más frecuencia en mujeres, a pesar del menor tamaño muestral femenino, refuerza la idea de que es más común proporcionalmente en este grupo.

En síntesis, el análisis sugiere diferencias claras en la prevalencia de algunos tipos de arritmia entre géneros. La Bradicardia Sinusal se presenta más en hombres. La Fibrilación Auricular, aunque también más frecuente en hombres, sigue una tendencia esperada por estudios previos. Las Taquicardias Sinusal y Supraventricular, por su parte, parecen tener una mayor representación proporcional en mujeres. Estas observaciones resultan valiosas para la comprensión del perfil clínico diferenciado según el género en el contexto de las arritmias cardíacas.

En línea con la evidencia de diferencias de género en enfermedades cardiovasculares, el análisis de patrones de arritmias también sugiere perfiles diferenciados. Observamos que la Bradicardia Sinusal tiende a presentarse con mayor frecuencia en hombres, lo cual es consistente con sus frecuencias cardíacas basales promedio más bajas y posibles diferencias en el tono autonómico. Si bien el Ritmo Sinusal es el ritmo normal fundamental para ambos sexos, las mujeres parecen tener una mayor representación proporcional de Taquicardia Sinusal y Taquicardias Supraventriculares, lo cual podría relacionarse con sus frecuencias cardíacas promedio ligeramente más elevadas y una mayor prevalencia de ciertos tipos específicos de TSV. Adicionalmente, la Fibrilación Auricular, aunque afecta a ambos géneros, confirma la tendencia epidemiológica de ser más incidente en hombres. Estas observaciones sobre

arritmias específicas complementan la comprensión general de las disparidades cardiovasculares entre géneros y subrayan la importancia de considerar el sexo en la evaluación clínica. [6]

Por otro lado, para examinar la relación entre la edad de los pacientes y la prevalencia de distintos tipos de arritmias, se llevó a cabo una segmentación de la variable continua *'PatientAge'* en intervalos etarios discretos. Se establecieron cinco grupos de edad: 0-20, 21-40, 41-60, 61-80 y 81 años en adelante. Esta clasificación se implementó utilizando la función *pd.cut*, lo que permitió asignar a cada paciente un grupo etario específico y generar una nueva columna denominada *'AgeGroup'*.

Con el fin de enfocar el análisis en patrones significativos y reducir el impacto del desbalance de clases observado anteriormente, se decidió restringir el estudio a las cuatro arritmias con mayor prevalencia identificadas en la Parte 1: Bradicardia Sinusal (SB), Ritmo Sinusal (SR), Fibrilación Auricular (AFIB) y Taquicardia Sinusal (ST). Para ello, se filtraron los registros del DataFrame para incluir únicamente aquellos correspondientes a estas cuatro categorías.

Posteriormente, se construyó una visualización tipo histograma que podemos observar en la figura 3.

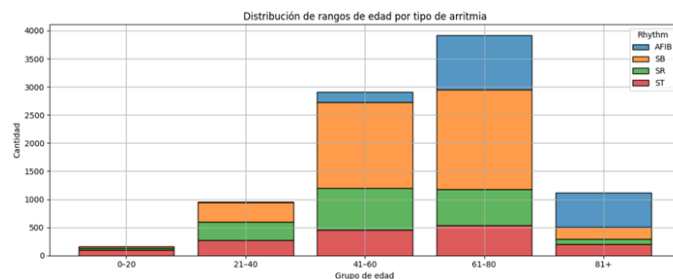


Figura 3. Distribución de rangos de edad por tipo de arritmia

En la figura 3 se puede evidenciar una fuerte asociación entre la edad del paciente y la prevalencia de las distintas arritmias evaluadas en esta muestra.

- Fibrilación Auricular (AFIB): Exhibe una marcada asociación con la edad avanzada. Su prevalencia aumenta significativamente a partir de los 60 años, siendo especialmente alta en pacientes mayores de 80 años. Esta tendencia es coherente con la literatura médica, que reconoce un aumento exponencial en la incidencia y prevalencia de AFIB con el envejecimiento. Esta fuerte correlación se fundamenta en los cambios fisiopatológicos inherentes al proceso de envejecimiento que afectan directamente a las aurículas. Con la edad, se produce un remodelado estructural progresivo del miocardio auricular, caracterizado por un aumento

de la fibrosis, dilatación de las cavidades auriculares, pérdida de miocitos y alteraciones en la arquitectura tisular. [7]

- Bradicardia Sinusal (SB): Aunque puede presentarse a cualquier edad, en esta muestra es más común en adultos de mediana edad y mayores (41-80 años). Su alta frecuencia en estos rangos indica una posible relación con procesos fisiológicos o patológicos asociados al envejecimiento cardíaco. Si bien la SB fisiológica es más característica de individuos jóvenes y atletas con alto tono vagal, su aparición o persistencia en la mediana edad y en adultos mayores a menudo apunta hacia otros mecanismos. De manera significativa, la literatura médica establece que la Disfunción del Nodo Sinusal (DNS), una causa patológica fundamental de bradicardia, exhibe una fuerte correlación positiva con la edad. [8]
- Ritmo Sinusal (SR) y Taquicardia Sinusal (ST): Estas condiciones están presentes en todos los grupos etarios, pero tienen una proporción mayor en individuos jóvenes y de mediana edad (<60 años). Esto resulta esperable, ya que SR representa un ritmo normal, y ST puede surgir como una respuesta fisiológica a factores como estrés o actividad física, más frecuentes en poblaciones jóvenes.

Para el entrenamiento inicial de modelos de aprendizaje automático con esta base de datos, se recomienda enfocar el análisis en las cuatro arritmias más prevalentes: Bradicardia Sinusal (SB), Ritmo Sinusal (SR), Fibrilación Auricular (AFIB) y Taquicardia Sinusal (ST). Estas clases presentan una cantidad significativa de registros (todas superan los 1500), lo que garantiza una base sólida para el aprendizaje supervisado. Incluir arritmias menos frecuentes —como SVT, AF o SA— introduciría un desbalance considerable, y aquellas aún más minoritarias (AT, AVNRT, AVRT, SAAWR) serían difíciles de modelar sin técnicas avanzadas de aumento de datos o balanceo.

Respecto a la edad, se propone trabajar con pacientes mayores de 20 años, es decir, aquellos que pertenecen a los grupos etarios '21-40', '41-60', '61-80' y '81+'. Este rango cubre la mayor parte de los registros disponibles y permite capturar las variaciones relevantes observadas en el análisis por edad. En particular, los grupos entre 41 y 80 años concentran la mayoría de los casos y muestran las diferencias más marcadas entre arritmias, lo cual los convierte en un punto de partida ideal si se desea acotar aún más el conjunto de datos.

El análisis exploratorio de la base de datos permite establecer una comparación directa con la literatura científica actual sobre la epidemiología de las arritmias

cardíacas. A partir de esta comparación, se identifican coincidencias sólidas, correspondencias parciales con matices clínicos, así como ciertas discrepancias relevantes que podrían atribuirse a características específicas de la muestra analizada.

Coincidencias Relevantes con la Literatura

- Uno de los hallazgos más robustos y consistentes del análisis es el aumento significativo en la prevalencia de Fibrilación Auricular (AFIB) a medida que avanza la edad, particularmente en los grupos etarios superiores a los 60 años, con un pico marcado en la categoría de 81 años o más. Esta tendencia coincide plenamente con la evidencia epidemiológica disponible, la cual señala que la AFIB es la arritmia sostenida más frecuente en la población adulta mayor y que su incidencia aumenta exponencialmente con la edad. [6]
- La mayor prevalencia de AFIB en hombres observada en esta base de datos también guarda concordancia con numerosos estudios epidemiológicos, los cuales indican una mayor incidencia de esta arritmia en varones, aunque con posibles variaciones según la cohorte y el contexto geográfico. [9]
- La ligera mayor proporción de Taquicardia Supraventricular (SVT) en mujeres, también observada en el análisis, encuentra respaldo en la literatura médica, especialmente en el caso de subtipos como la Taquicardia por Reentrada Nodal AV (AVNRT), que muestran una mayor incidencia en población femenina. [10]

Coincidencias Parciales

- La mayor proporción de Ritmo Sinusal (SR) y Taquicardia Sinusal (ST) en pacientes menores de 60 años resulta coherente con las características fisiológicas de estas condiciones. El SR representa el ritmo cardíaco normal y la ST puede aparecer como respuesta fisiológica a diversos estímulos (actividad física, fiebre, ansiedad), siendo más frecuentes en poblaciones jóvenes. En edades avanzadas, estas condiciones ceden protagonismo frente a arritmias patológicas como AFIB o SB. [11]
- Distribución Porcentual por Género (Gráfico de Barras Apiladas %):

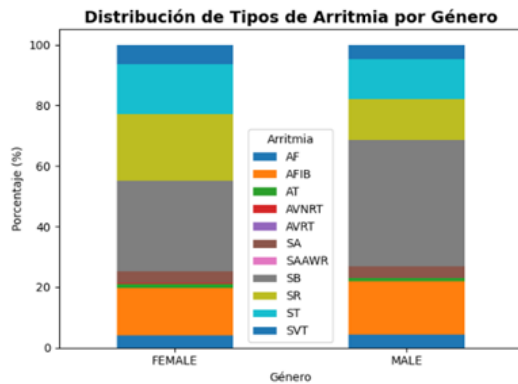


Figura 4. Distribución Porcentual por Género

Este gráfico confirma y clarifica las observaciones del análisis de conteo. Se visualiza claramente que:

- SB (gris) constituye una proporción mucho mayor de los diagnósticos en hombres (~45%) que en mujeres (~30%).
- SR (verde) representa una proporción notablemente mayor en mujeres (~23%) que en hombres (~15%).
- AFIB (naranja) y ST (cian) tienen proporciones relativamente similares entre géneros, aunque AFIB parece ligeramente mayor en hombres y ST ligeramente mayor en mujeres, como se sugirió previamente.
- Las demás arritmias (AF, AT, SA, SVT, etc.) forman una pequeña fracción del total en ambos géneros, destacando el desbalance.

Variables Fisiológicas por Género (Boxplots):

- VentricularRate y AtrialRate: Las medianas parecen ligeramente más altas en mujeres que en hombres. Ambos géneros muestran una gran dispersión y muchos outliers hacia valores altos.

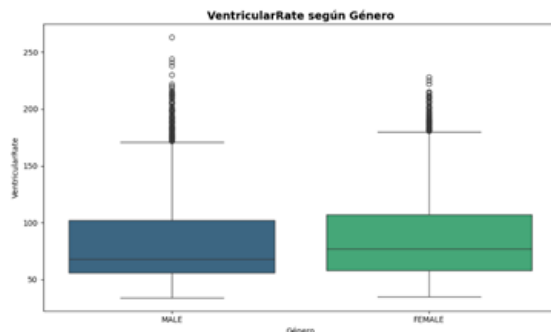


Figura 5. Ventricular rate según género

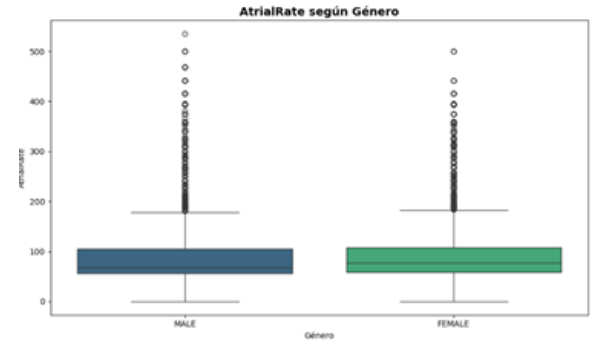


Figura 6. Atrial rate según género

Variables Fisiológicas por Grupo de Edad (Boxplots):

- VentricularRate y AtrialRate: La mediana tiende a disminuir ligeramente desde '0-20' hasta '61-80', pero luego *aumenta* notablemente en el grupo '81+'. Esto último probablemente se debe a la alta prevalencia de AFIB con respuesta ventricular rápida en este grupo de edad. La dispersión (tamaño de la caja e intercuartil) también parece aumentar con la edad.

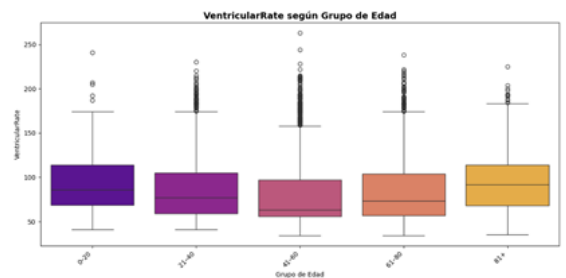


Figura 7. Ventricular rate según grupo de edad

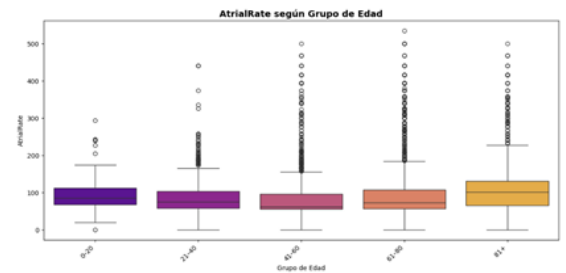


Figura 8. Atrial rate según grupo de edad

- QRSDuration: Muestra una tendencia a aumentar ligeramente con la edad, siendo la mediana más alta en el grupo '81+'.

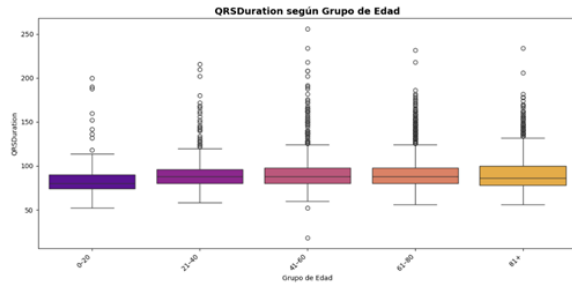


Figura 9. QRS según grupo de edad

Mapa de Calor de Correlación:

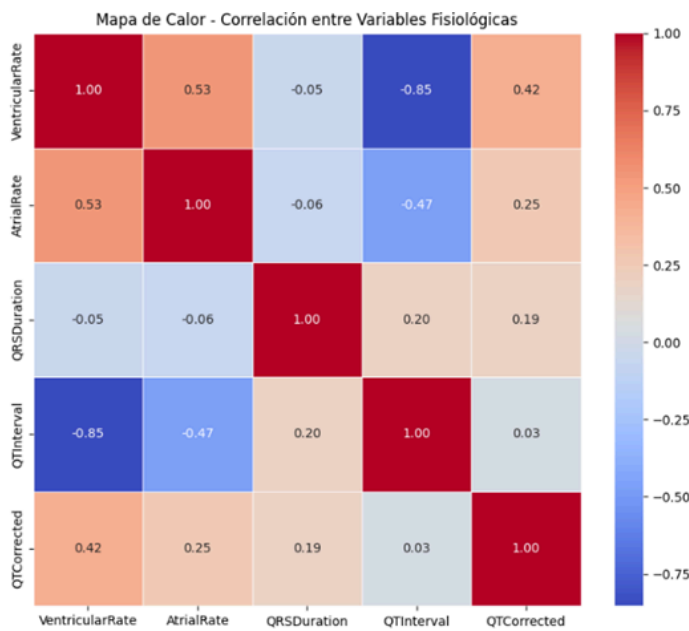


Figura 10. Mapa de calor correlación

El análisis de correlaciones entre las principales variables cuantitativas del conjunto de datos revela patrones fisiológicos esperables, así como observaciones relevantes desde el punto de vista clínico:

En primer lugar, se confirma una fuerte correlación positiva entre la frecuencia ventricular (VentricularRate) y la frecuencia auricular (AtrialRate), con un coeficiente de correlación de 0.53. Este hallazgo es consistente con la fisiología de los ritmos en los que existe una conducción auriculoventricular (AV) 1:1, donde ambos compartimentos cardíacos mantienen una frecuencia sincronizada.

Por otro lado, se observa una fuerte correlación negativa entre la frecuencia ventricular y el intervalo QT (QTInterval), con un coeficiente de -0.85. Esta relación inversa refleja un fenómeno bien documentado: a medida que aumenta la frecuencia cardíaca, el intervalo QT tiende a acortarse, como parte de la adaptación eléctrica del miocardio.

Asimismo, se identifica una correlación negativa moderada entre la frecuencia auricular y el QTInterval, con un valor de -0.47, lo cual refuerza la relación entre frecuencia y duración de la repolarización ventricular.

Finalmente, el resto de las correlaciones observadas entre variables cuantitativas presentan valores bajos, comprendidos entre -0.06 y 0.25, y no sugieren relaciones significativas desde el punto de vista clínico o fisiológico.

III. ANÁLISIS II

Inicialmente, se realizó la preparación del entorno de trabajo importando las librerías esenciales, así como las librerías específicas de análisis de ECG, neurokit2 y ecgdetectors. El punto de partida fue un archivo maestro de metadatos (Diagnostics.xlsx) que contenía información sobre una colección más amplia de registros ECG.

A partir de este archivo, se procedió a la selección de un subconjunto de datos relevante para el estudio. Se filtraron los registros correspondientes a los ritmos SR y SB. Para asegurar un tamaño de muestra balanceado y específico, se seleccionaron aleatoriamente 20 registros de cada tipo de ritmo, utilizando una semilla fija (random_state=42) para garantizar la reproducibilidad de la selección. Esto resultó en un conjunto de datos de trabajo compuesto por 40 registros en total. Los nombres de archivo asociados a estos registros seleccionados fueron estandarizados, eliminando información de ruta y extensiones, y este subconjunto de metadatos fue guardado en un archivo Excel (subconjunto_SB_SR.xlsx) para referencia.

Con el conjunto de datos definido, se configuró el mecanismo de procesamiento de las señales ECG. Se implementó una clase ECGProcessor para encapsular la lógica de carga de archivos y la aplicación de los algoritmos de detección. Esta clase fue inicializada especificando la ubicación de los archivos de datos ECG pre-procesados (ECGDataDenoised) y la frecuencia de muestreo de las señales, establecida en 500 Hz. Dentro de esta clase, también se inicializó una instancia del detector de la librería py-ecg-detectors, configurada con la misma frecuencia de muestreo.

El núcleo del análisis consistió en un procesamiento iterativo de cada uno de los 40 registros ECG seleccionados. Para cada registro, se cargó la señal ECG desde su correspondiente archivo CSV, extrayendo la serie temporal relevante y gestionando posibles errores de lectura o ausencia de archivos. Una vez cargada la señal, se aplicaron los dos métodos de detección de picos R en paralelo. Primero, se utilizó la función nk.ecg_process() de NeuroKit2, extrayendo las localizaciones de los picos R detectados. Segundo, se empleó el algoritmo

pan_tompkins_detector() de la librería py-ecg-detectors. Ambos procesos de detección se implementaron con manejo de errores para asegurar la continuidad del análisis en caso de fallos en algún registro específico.

Posteriormente, para cada conjunto de picos R detectados (uno por NeuroKit2 y otro por py-ecg-detectors), se calculó la frecuencia cardíaca media (en latidos por minuto, BPM) basada en el número de picos y la duración total de la señal. Para facilitar la evaluación visual y cualitativa de las detecciones, se generó una gráfica para cada registro procesado. Estas gráficas mostraban la señal ECG original superpuesta con marcadores en las ubicaciones de los picos R detectados por NeuroKit2 (en rojo) y por py-ecg-detectors (en verde).

Finalmente, los resultados cuantitativos clave de cada registro (nombre del archivo, tipo de ritmo, número de picos detectados por cada método y el BPM correspondiente calculado) se recopilaron sistemáticamente. Al concluir el procesamiento de todos los registros, estos resultados se consolidaron en un DataFrame de pandas. Este DataFrame fue exportado a un archivo Excel (resultados_SB_SR.xlsx), proporcionando una tabla estructurada para el análisis comparativo detallado del rendimiento de ambos detectores en los ritmos SR y SB. Adicionalmente, el contenido de esta tabla de resultados se imprimió en la consola al finalizar el script para una revisión inmediata. La tabla la podemos observar en la figura 11.

Resultados guardados en 'resultados_SB_SR.xlsx'

	Archivo	Arritmia	Picos_NK	BPM_NK	Picos_DET	BPM_DET
0	MUSE_20180116_124254_79000	SB	10	60.0	18	108.0
1	MUSE_20180114_073429_68000	SB	9	54.0	9	54.0
2	MUSE_20180116_173659_51000	SB	9	54.0	10	60.0
3	MUSE_20180115_131815_00000	SB	8	48.0	9	54.0
4	MUSE_20180113_172901_37000	SB	18	108.0	9	54.0
5	MUSE_20180113_173322_09000	SB	9	54.0	9	54.0
6	MUSE_20180113_125228_42000	SB	9	54.0	9	54.0
7	MUSE_20180114_065555_77000	SB	9	54.0	9	54.0
8	MUSE_20180113_080007_79000	SB	9	54.0	10	60.0
9	MUSE_20180114_125733_79000	SB	9	54.0	10	60.0
10	MUSE_20180116_121509_05000	SB	8	48.0	9	54.0
11	MUSE_20180119_173434_47000	SB	9	54.0	10	60.0
12	MUSE_20180112_170236_58000	SB	9	54.0	9	54.0
13	MUSE_20180114_130147_46000	SB	9	54.0	10	60.0
14	MUSE_20180113_171719_87000	SB	9	54.0	10	60.0
15	MUSE_20180118_132124_94000	SB	10	60.0	10	60.0
16	MUSE_20180113_074520_38000	SB	8	48.0	9	54.0
17	MUSE_20180114_121621_22000	SB	9	54.0	10	60.0
18	MUSE_20180118_181829_13000	SB	8	48.0	11	66.0
19	MUSE_20180112_135452_58000	SB	10	60.0	11	66.0
20	MUSE_20180209_121714_90000	SR	14	84.0	13	78.0
21	MUSE_20180209_123056_97000	SR	11	66.0	12	72.0
22	MUSE_20180210_122045_58000	SR	12	72.0	12	72.0
23	MUSE_20180209_125052_06000	SR	10	60.0	10	60.0
24	MUSE_20180210_130706_80000	SR	12	72.0	13	78.0
25	MUSE_20180210_121550_49000	SR	12	72.0	12	72.0
26	MUSE_20180209_123830_56000	SR	11	66.0	12	72.0
27	MUSE_20180210_124752_63000	SR	11	66.0	12	72.0
28	MUSE_20180209_172619_52000	SR	12	72.0	13	78.0
29	MUSE_20180209_121801_53000	SR	11	66.0	13	78.0
30	MUSE_20180209_171124_05000	SR	16	96.0	16	96.0
31	MUSE_20180209_122155_49000	SR	13	78.0	14	84.0
32	MUSE_20180209_120415_33000	SR	16	96.0	17	102.0
33	MUSE_20180209_120142_23000	SR	12	72.0	13	78.0
34	MUSE_20180209_124301_81000	SR	12	72.0	12	72.0
35	MUSE_20180209_121719_09000	SR	14	84.0	15	90.0
36	MUSE_20180209_172517_23000	SR	12	72.0	13	78.0
37	MUSE_20180210_124246_00000	SR	16	96.0	16	96.0
38	MUSE_20180209_170623_53000	SR	10	60.0	10	60.0
39	MUSE_20180209_114106_88000	SR	10	60.0	11	66.0

Figura 11. Resultados registros

En la figura 11 podemos observar la tabla que consolida las métricas clave obtenidas del procesamiento de los 40 registros ECG seleccionados (20 de Bradicardia Sinusal - SB y 20 de Ritmo Sinusal - SR). Esta tabla compara directamente el número de picos R detectados y la frecuencia cardíaca media (BPM) calculada utilizando la librería NeuroKit2 (NK) frente a la librería py-ecg-detectors (DET) para cada archivo.

Una observación general de la tabla revela una concordancia considerable entre ambos métodos en una parte significativa de los registros. En múltiples instancias, tanto para SB como para SR, el número de picos detectados fue idéntico o muy cercano, resultando en valores de BPM iguales o casi iguales. Esto sugiere que ambos algoritmos pueden converger en resultados similares, presumiblemente en señales con características claras y bien definidas.

Sin embargo, la tabla también pone de manifiesto importantes discrepancias en casos específicos. Destacan algunas diferencias notables, como en el registro de la fila 0 (SB), donde Detectors reportó 8 picos más que NeuroKit2 (18 vs 10), llevando a un cálculo de BPM (108) fisiológicamente inconsistente con la bradicardia sinusal. Una situación inversa, pero igualmente anómala en cuanto al BPM resultante para SB, se observó en la fila 4, donde NeuroKit2 contó 18 picos frente a los 9 de Detectors. Diferencias sustanciales también se presentaron en registros SR, como el de la fila 33 (12 picos NK vs 17 DET).

Más allá de estas desviaciones puntuales, se identificó un patrón recurrente, especialmente en el grupo de Ritmo Sinusal (SR). En una mayoría de estos registros (14 de los 20), la librería Detectors consistentemente contó un número ligeramente superior de picos (usualmente 1 o 2 más) en comparación con NeuroKit2. Esta tendencia sugiere una posible mayor sensibilidad o una menor especificidad (tendencia a falsos positivos) del algoritmo pan_tompkins_detector de Detectors bajo las condiciones estudiadas, en comparación con el enfoque de NeuroKit2. En general, excluyendo los casos con diferencias extremas, el grado de acuerdo entre los conteos pareció ser ligeramente superior en los registros de Bradicardia Sinusal que en los de Ritmo Sinusal Normal.

En las figuras 12 y 13 podemos observar algunas de las gráficas obtenidas, donde se puede analizar visualmente la diferencia entre ambos métodos.

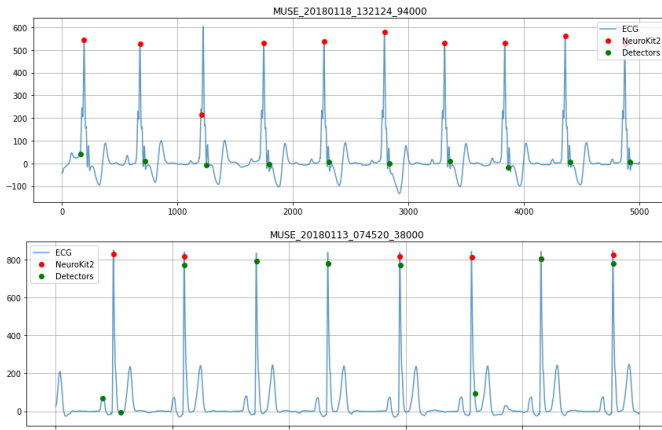


Figura 12. Comparación visual de la detección de picos R por NeuroKit2 (rojo) y py-ecg-detectors (verde) en la señal ECG del archivo

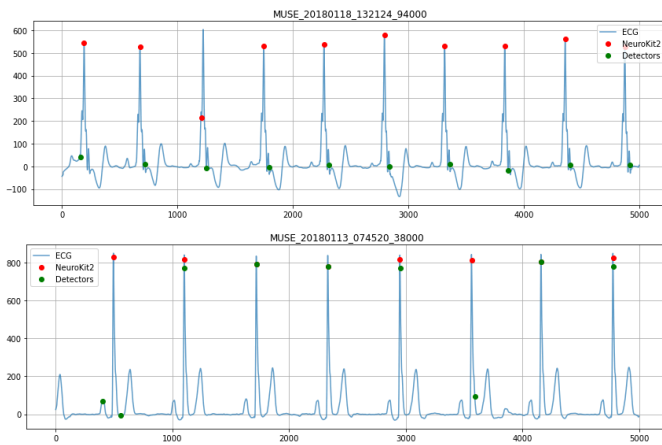


Figura 13. Comparación visual de la detección de picos R por NeuroKit2 (rojo) y py-ecg-detectors (verde) en la señal ECG del archivo

Para obtener una comprensión más profunda del rendimiento comparativo de los detectores, se realizó una inspección visual detallada de un conjunto ampliado de gráficas, incluyendo ahora varios ejemplos representativos de registros clasificados como Bradicardia Sinusal (SB), además de los de Ritmo Sinusal (SR) previamente analizados. Esta evaluación visual permitió cualificar las diferencias observadas en los resultados numéricos.

El análisis de las gráficas de SB corroboró las tendencias numéricas, mostrando una notable concordancia entre NeuroKit2 y py-ecg-detectors en la identificación del número total de picos R en muchos de estos registros. En señales con complejos QRS claros y bien definidos, ambos métodos frecuentemente coincidieron en el conteo. Sin embargo, una diferencia sutil pero consistente emergió respecto a la precisión de la localización del pico R. NeuroKit2 demostró una alta fidelidad al situar sus marcadores (puntos rojos) consistentemente en la cúspide

del pico R. En contraste, los marcadores de py-ecg-detectors (puntos verdes), aunque generalmente asociados al complejo QRS correcto, en ocasiones aparecían ligeramente desplazados, a menudo en la pendiente descendente de la onda R o cerca de la onda S, sugiriendo una menor precisión en la pinpointing exacta del evento R.

Finalmente, al integrar estas observaciones con las de las gráficas SR (donde Detectors tendía a marcar ondas T), se consolida la impresión de una menor especificidad por parte de py-ecg-detectors en comparación con NeuroKit2 para este conjunto de datos. NeuroKit2 parece implementar un criterio de detección más estricto o efectivo para discriminar los verdaderos picos R de otras morfologías presentes en la señal, resultando en menos falsos positivos. Por lo tanto, la evidencia visual ampliada respalda firmemente la conclusión de que NeuroKit2 proporcionó una detección de picos R más precisa, robusta y específica en el conjunto de registros analizados.

IV. ANÁLISIS III

Los tipos de arritmias seleccionadas para el tercer análisis son SB y SR, con el propósito de realizar una comparación de la variabilidad de la frecuencia cardíaca (HRV) entre dichas anomalías. Para esto, se comparan características como la desviación estándar de los picos R-R (SDNN) y el cuadrado de la raíz media de la unión de los intervalos R-R adyacentes (RMSSD) entre los grupos, usando la prueba de Mann-Whitney. dado que los datos no son normales.

Tal evaluación se llevó a cabo con el cálculo de las características a partir de los comandos `'get_frequency'` y `'domain_features'`. Además, con la línea `'get_nonlinear_features'` es posible extraer la entropía y complejidad del DataFrame de interés.

Se entrenó un modelo de clasificación usando *Random Forest*, en el cual se implementaron las características del HRV como entradas del sistema.

Para facilitar la visualización de la distribución de los datos, se generan gráficos Boxplots, y así comparar las SDNN y RMSSD entre los grupos problema SB y SR. Adicionalmente, se genera una matriz de correlación para observar cómo se relacionan las diferentes características de HRV.

Para calcular dos características no lineales relacionadas con la variabilidad de la frecuencia cardíaca (HRV) a partir de los intervalos RR o también el tiempo entre los picos R sucesivos en el ECG, es necesario determinar la *Entropía de Shannon*, la cual es una medida de la incertidumbre o aleatoriedad de un conjunto de datos. En el contexto de la HRV, nos ayuda a entender la complejidad de los intervalos RR. Si los intervalos RR son muy predecibles y regulares, la entropía será baja. Si los intervalos son más impredecibles o

caóticos, la entropía será más alta.

Se puede calcular empleando la función *shannon_entropy(rr_intervals)*. Esta función recibe como entrada un arreglo de intervalos RR (*rr_intervals*), que son los tiempos entre picos R consecutivos del ECG. Posteriormente, se utiliza *np.histogram* para calcular el histograma de los intervalos RR, dividiendo los valores en 20 bins. Se normaliza el histograma, dividiendo entre la suma de todos los valores. Se eliminan los valores de histograma que son nulos (0) para evitar problemas en los cálculos. Luego, se calcula la entropía usando la fórmula de Shannon: $H = -\sum p(x) \cdot \log(p(x))$ donde $p(x)$ es la probabilidad de los intervalos RR en cada bin.

Se espera obtener a la salida la entropía, en esta ocasión con un valor de 0.7396. Los intervalos RR parecen tener una cantidad moderada de irregularidad, lo que indica que la señal tiene cierta complejidad pero no es extremadamente caótica. Esto podría indicar un comportamiento relativamente estable con alguna variabilidad, lo que es común en el análisis de HRV.

También es posible realizar el estudio de la Aproximación de la Dimensión Fractal 'ApEn'. El ApEn es una medida de la complejidad dinámica de una señal. En HRV, nos indica cuán predecible es la secuencia de intervalos RR. Un ApEn bajo sugiere que la secuencia de intervalos es más predecible, mientras que un ApEn alto sugiere mayor complejidad y menor previsibilidad, sugiriendo una especie de aleatoriedad. Se realiza aplicando la función *approximate_entropy(rr_intervals, m=2, r=0.2)*, la cual nuevamente recibe en la entrada un arreglo de intervalos RR y dos parámetros *m* y *r*. Seguidamente, se crea una matriz *X* que contiene sub-secuencias de tamaño *m* de los intervalos RR. Se calcula una matriz de similitud *C* que compara todas las sub-secuencias entre sí. Si la distancia entre dos sub-secuencias es menor que el umbral *r*, se considera que son similares. Se calcula la función $\phi(m,r)$, que es la probabilidad de que dos sub-secuencias sean similares. Luego, se calcula $\phi(m+1,r)$ y el ApEn se define como el logaritmo de la razón entre estos dos valores: $ApEn(m,r) = \log(\phi(m+1,r)/\phi(m,r))$

A la salida se obtiene el valor de ApEn, que refleja la complejidad de la secuencia de intervalos RR. Un ApEn bajo indica que la señal es predecible y tiene un patrón más regular. Un ApEn alto indica que la señal tiene una gran variabilidad y complejidad, lo que sugiere que no hay un patrón claro y que la secuencia es más impredecible. Un valor de -0.1542 es bastante bajo, lo que sugiere que los intervalos RR en este caso son relativamente regulares y predecibles. Un valor negativo también podría indicar que la variabilidad en los intervalos RR sigue un patrón relativamente ordenado.

Diferencias estadísticamente significativas en HRV entre

SB y SR:

Los gráficos boxplots visualizados en las figuras 14 y 15, demuestran que tanto el SDNN como el RMSSD presentan mayor dispersión en el grupo asociado a SB que en el SR, lo cual visualmente testifica diferencias. Discrepancias que pueden ser confirmadas también al analizar los p-valores respectivos, los cuales fueron 0.047 para el SDNN y 0.0056 para RMSSD. Métricas que reflejan mayor variabilidad en el control autónomo cardíaco en pacientes con SB, posiblemente asociada a una mayor modulación vagal o irregularidades en la frecuencia cardíaca.

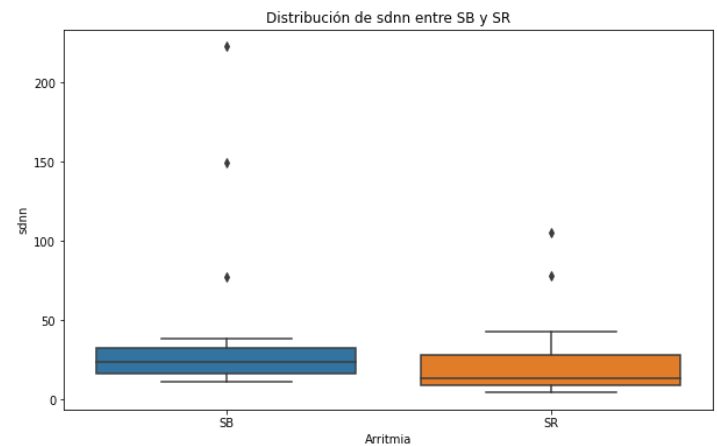


Figura 14. SDNN.

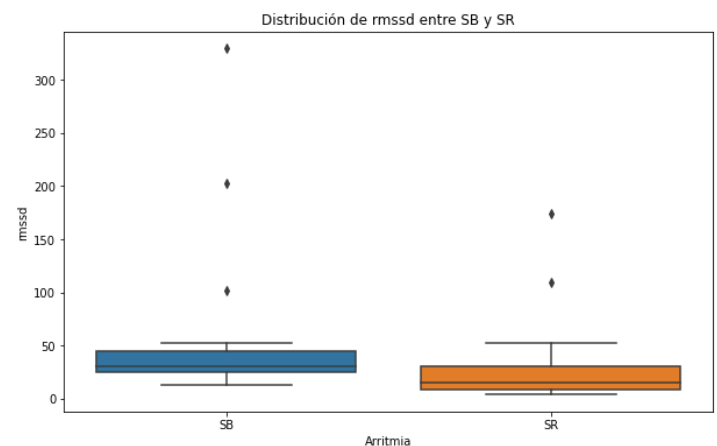


Figura 15. RMSSD.

Correlaciones entre métricas:

En el mapa de calor de la figura 16, se revela una alta colinealidad entre múltiples variables como *sdnn*, *rmssd*, *nni_50*, *pnni_50*, *cvnni* y otras métricas temporales que están fuertemente correlacionadas entre sí ($r > 0.90$).

Adicionalmente, hay una relación clara entre métricas en el dominio de tiempo y frecuencia (por ejemplo, *sdnn* con *lf*, *hf*, *total_power*).

La variable *lf_hf_ratio*, usada como indicador del balance simpático-parasimpático, tiene correlaciones más débiles, especialmente con métricas altamente vagales como el

Algunas métricas como hf_{nu} y lf_{nu} están negativamente correlacionadas entre sí y con el ratio lf/hf , lo cual es esperado, ya que representan proporciones del total de potencia.

Modelo de clasificación:

Una precisión del 75% indica que con base únicamente en las características de HRV se puede clasificar a los sujetos entre SB y SR con una efectividad aceptable. Esto sugiere que los patrones de variabilidad cardiaca sí son informativos para distinguir entre estos dos tipos de arritmias.

Descripción colorimétrica:

Tonalidades rojizas: correlación fuerte positiva (cerca de +1). fuertemente correlacionadas o casi iguales en comportamiento.

Tonalidades azules oscuras: correlación negativa fuerte (cerca de -1). Indica que cuando una sube, la otra baja, lo cual tiene sentido porque son proporciones complementarias.

Tonalidades claras: baja o nula correlación (cerca de 0).

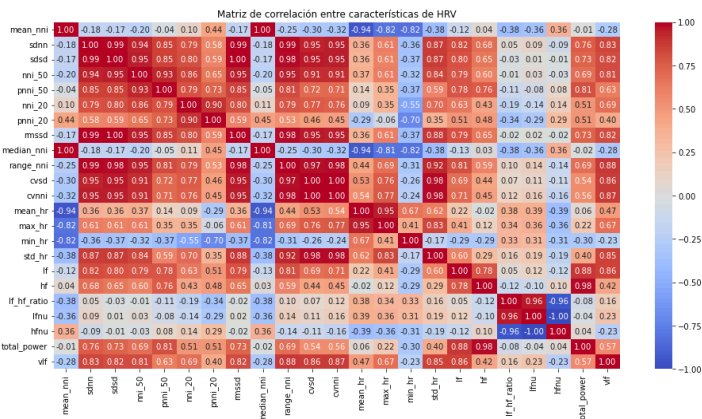


Figura 16. Mapa de calor de correlación.

Análisis adicional: *Poincaré*

El Poincaré plot es una herramienta gráfica de la dinámica no lineal que permite visualizar la relación entre intervalos RR consecutivos. En lugar de analizar cada latido de forma aislada, se construye un diagrama de dispersión donde el eje X representa el intervalo RR_n y el eje Y el siguiente intervalo RR_{n+1} .

Para la construcción general de la característica y métricas básicas, se inicia con la generación de un diagrama que toma la serie de intervalos RR (en ms), donde cada punto del ploteo corresponde a RR_i, RR_{i+1} .

Seguidamente, se debe realizar el ajuste a una elipse, generada por una nube de puntos que suele tener forma aproximadamente dicha forma elíptica.

Se calcula la elipse de confianza cuyas semiejes (desviaciones estándar) son:

- SD1: desviación perpendicular a la línea de identidad (variabilidad rápida, tono vagal).
- SD2: desviación a lo largo de la línea de identidad (variabilidad a largo plazo, ambos sistemas autonómicos).

Interpretación fisiológica:

SD1 refleja principalmente la actividad parasimpática (vagal), sensible a cambios rápidos entre latidos.

SD2 capta variaciones más lentas, incluyendo ambas ramas (simpática y parasimpática).

Una nube alargada (SD2»SD1) sugiere predominio de la variabilidad a largo plazo; una nube circular indica equilibrada contribución autonómica.

Las ventajas de este método, son referentes a que permite la captura de información no lineal de la sucesión de latidos, complementando a las métricas de *time-domain* tradicionales (SDNN, RMSSD) [12].

Además, permite visualizar patrones que pueden diferir entre sujetos sanos y patológicos, como postinfarto de miocardio o en falla cardíaca.

Brennan et al. (2001) [12] demostraron que las medidas geométricas derivadas del Poincaré plot (SD1, SD2, área) reflejan aspectos no lineales de la serie RR y pueden distinguir poblaciones clínicas vs. controles sanos. Convirtiéndose un método recomendado para análisis de HRV en exploraciones clínicas estándar. Se ha empleado Poincaré plots para el monitoreo de insuficiencia cardíaca, el pronóstico post-infarto y la detección temprana de disautonomías, validando su utilidad en entornos reales.

Para observar la información obtenida al evaluar *Poincaré* con los datos del actual estudio, remitirse a la sección final del *Análisis IV*.

V. ANÁLISIS IV

Para realizar la comparación de características entre los grupos SB y SR podemos establecer una relación primaria LF/HF, la cual describe el comportamiento entre componentes de baja y alta frecuencia del dominio de frecuencia. Con los boxplots para `sdnn` y `rmssd` ya realizados previamente, se puede extraer información relevante observable como:

- El grupo SB tiende a tener valores más altos tanto de rmssd como de sdn en comparación con SR.
- El grupo SR presenta menor variabilidad. Lo cual finalmente sugiere una mayor variabilidad del ritmo

cardíaco en SB, lo cual es coherente con una regulación autonómica más activa o variable.

- Con respecto al análisis estadístico ya se llevó a cabo la prueba de Mann-Whitney U y se obtuvo que:
 1. SDNN: $p = 0.046 \rightarrow$ diferencia estadísticamente significativa entre grupos.
 2. RMSSD: $p = 0.005 \rightarrow$ diferencia más significativa aún. Tiene mejor capacidad discriminativa que sdnn gracias a que su p-value es más bajo.

Es conveniente realizar una comparación para LF/HF y determinar si esta métrica también discrimina de alguna forma los grupos, a la par que se extrae el p-value de esta misma prueba, y así tener una mayor facilidad al momento de realizar el contraste con los valores de los anteriores ensayos, apreciable en la figura 18.

En la figura 17 se aprecia el boxplot del ratio LF/HF para SB y SR, respectivamente.

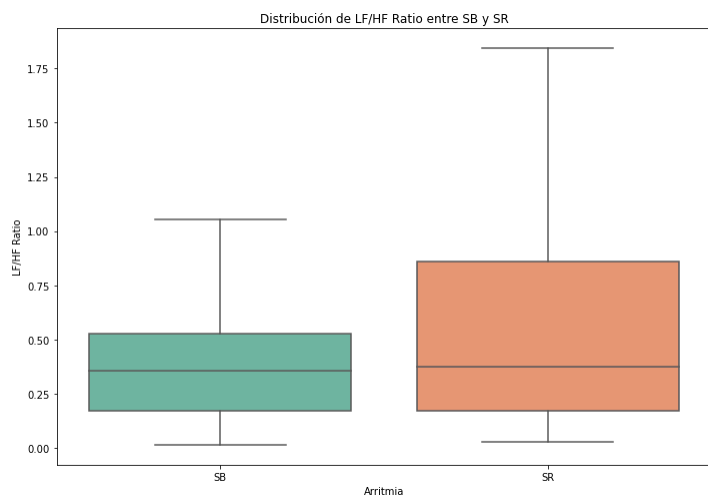


Figura 17. LF/HF ratio.

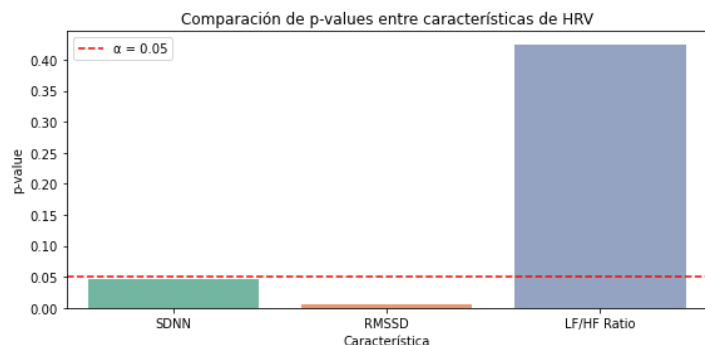


Figura 18. P-Values característicos.

Tomando como base lo apreciado en la figura 18, es posible concluir entonces que evidentemente el LF/HF Ratio no es un factor con significancia, al no sugerir una diferencia

visual significativa en la distribución de los datos para ambos grupos, y no discrimina de forma prolija por tener un p-valor exageradamente masivo para el alfa anteriormente establecido.

Hasta el momento, la característica que mejor discrimina, entre las tres que se han analizado, es la RMSSD al mostrar una diferencia estadísticamente significativa, esto gracias a que mostró el p-value más bajo (0.0056).

Cálculo paso a paso del RMSSD:

El algoritmo que describe la obtención del RMSSD debe tomar los intervalos entre latidos normales consecutivos (NN) para con estos extraer la diferencia entre cada par de intervalos consecutivos, así: $\Delta i = NN_{i+1} - NN_i$

Luego, se debe elevar la anterior diferencia al cuadrado para así calcular la media de la sumatoria de estas diferencias, y posteriormente, sacar la raíz cuadrada del resultado. Se ilustra de mejor manera en la figura 19.

$$RMSSD = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (NN_{i+1} - NN_i)^2}$$

Figura 19. Ecuación RMSSD.

Este parámetro refleja la actividad parasimpática (vagal), y es especialmente útil en la evaluación de la regulación autonómica del corazón.

Características que podrían discriminar de mejor manera entre los grupos SB y SR:

La variabilidad de la frecuencia cardíaca (HRV) tiene varias características que se pueden clasificar en 3 grandes dominios: tiempo, frecuencia, y no lineales.

Las características comprendidas en el dominio del tiempo se calculan directamente a partir de los intervalos RR (o NN), como lo pueden ser -SDNN: desviación estándar de los intervalos NN. Indica variabilidad general. -RMSSD: raíz cuadrada de la media de las diferencias sucesivas. Refleja actividad parasimpática. -NN50: número de pares de intervalos NN consecutivos que difieren en más de 50 ms. -pNN50: porcentaje de NN50 respecto al total de intervalos. Sensible a cambios vagales. -HRV triangular index: basado en un histograma de todos los intervalos NN.

En el dominio de la frecuencia suele usarse una transformación (FFT o Welch) para ver cuánto "poder" hay en diferentes bandas de frecuencia, donde algunos ejemplos son -ULF(Ultra Low Frequency): < 0.003 Hz. -VLF (Very Low Frequency): $0.003-0.04$ Hz. -LF (Low Frequency): $0.04-0.15$ Hz \rightarrow influida por simpático y parasimpático.

-HF (High Frequency): 0.15–0.4 Hz → asociada al control vagal. -LF/HF ratio: estima el balance simpático/parasimpático.

Las características no lineales capturan los patrones más complejos en la señal, entre los que se encuentran:

-Poincaré plot (SD1, SD2): análisis gráfico del comportamiento de RR. -SD1: variabilidad a corto plazo (similar a RMSSD). -SD2: variabilidad a largo plazo. -Entropy (ApEn, SampEn): mide la regularidad o imprevisibilidad. -DFA (Detrended Fluctuation Analysis): mide correlaciones a largo plazo. -Higuchi / Petrosian Fractal Dimension: mide la complejidad de la señal.

Se decidió analizar algunas de las características que pretendrían otorgar una discriminación sencilla entre los grupos de arritmias. Se seleccionaron SD1 (componente a corto plazo del método Poincaré), HF power y SampEn.

SD1 es la desviación estándar de los puntos más cercanos a la línea de identidad de Poincaré. SD1 es una medida de la variabilidad corta de los intervalos RR, y se calcula usando los puntos del diagrama de Poincaré.

HF Power, potencia en la banda de alta frecuencia. Se obtiene a partir de las características en el dominio de la frecuencia, específicamente a partir de la banda de alta frecuencia (HF), que generalmente está entre 0.15 Hz y 0.4 Hz.

SampEn, Entropía de Muestra, es una medida de la complejidad de la señal, calculada de forma similar a ApEn pero sin la necesidad de que los patrones sean exactamente iguales, lo que lo hace más robusto.

Las características seleccionadas se dispusieron para hacer un análisis de contraste con los datos para RMSSD, el cual hasta el momento es la identidad que mejor diferencia entre ambos grupos problema.

Las gráficas que describen a profundidad el comportamiento de cada característica se encuentran consignadas en el código anexo; sin embargo, se decidió incluir en este informe la comparación de los p-values, debido a que es el ensayo que permitió distinguir cuál característica tiene mayor precisión en la diferenciación.

En la gráfica expuesta en la figura 20, se muestran los p-values, donde se observa que SD1 tiene un valor inferior al umbral de significancia estadística ($\alpha = 0.05$), lo que indica que hay diferencias significativas entre los grupos SB y SR para esta métrica. En cambio, HF Power tiene un p-value ligeramente por encima del umbral (alrededor de 0.06), lo que sugiere una diferencia potencial sin embargo, no concluyente. Finalmente, SampEn no muestra ninguna

barra en el gráfico de p-values, lo que sugiere que el resultado fue completamente no significativo, indicando ausencia de diferencias relevantes entre los grupos.

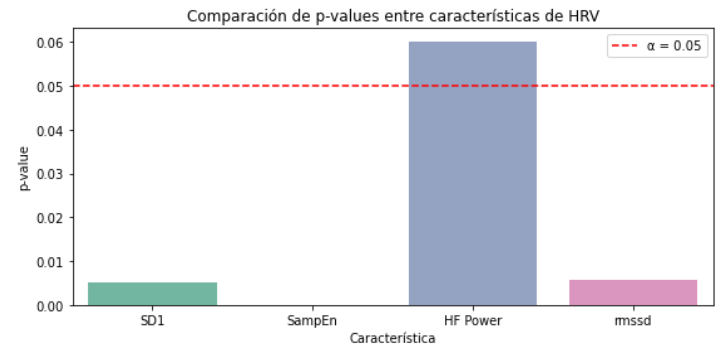


Figura 20. P-Values características alternativas.

Al contrastar visualmente SD1 y RMSSD, podemos observar que ambos cumplen con contar con un p-valor menor al umbral alfa, por lo cual ambos serían concluyentes en la distinción de los grupos SB y SR, y aunque la diferencia entre las características sea despreciable, cabe resaltar que SD1 presenta un mejor comportamiento, lo cual podría indicar una predilección si se trata de encontrar un parámetro óptimo para discriminar entre grupos arrítmicos.

A lo largo del análisis, las características evaluadas, se identificaron como estadísticamente significativas tres de ellas: RMSSD, SD1 y, de forma marginal, HF Power. Estas métricas están fuertemente relacionadas con la actividad parasimpática, lo que sugiere que el grupo SB podría estar mostrando una mayor modulación vagal en comparación con SR. En particular, RMSSD y SD1, al ser medidas basadas en la variabilidad de corto plazo, reflejan de manera consistente una diferencia robusta entre los grupos. Por otro lado, SDNN, LF/HF Ratio y SampEn no mostraron diferencias estadísticamente significativas, por lo que no serían discriminantes útiles en este contexto específico.

VI. CONCLUSIONES

- La bradicardia Sinusal domina con casi la mitad de los registros, lo que sugiere su relevancia clínica en la muestra.
- El SB es más frecuente en hombres; SR predomina en mujeres; AFIB se incrementa significativamente en mayores de 60 años.
- NeuroKit2 localiza picos R con mayor fidelidad al vértice de la onda R, reduciendo falsos positivos comparado con *py-ecg-detectors*.
- La concordancia numérica de picos es mayor en SB, pero en SR el otro método tiende a sobredetección.

- SDNN y RMSSD mostraron valores menores en SB que en SR, reflejando menor variabilidad global y vagal en SB.
 - Discriminación estadística: SDNN y RMSSD diferenciaron significativamente SB de SR; LF/HF no resultó concluyente.
 - El estudio demuestra que un flujo de trabajo integrado, desde el análisis exploratorio de arritmias, la selección y validación de detectores de picos R, hasta la extracción y comparación de métricas de HRV en múltiples dominios, permite caracterizar detalladamente diferencias autonómicas entre Bradicardia Sinusal y Ritmo Sinusal. En particular, las métricas RMSSD y SD1 emergen como indicadores estadísticamente significativos y clínicamente relevantes para discriminar estos ritmos, reforzando la utilidad de la HRV como herramienta diagnóstica no invasiva.
- Burden of Disease 2010 Study. *Circulation*. 2014 Feb 25;129(8):837-47.
- [8] Semelka M, Gera J, Usman S. Sick sinus syndrome: a review. *American Family Physician*. 2013 May 15;87(10):691-6. PMID: 23939447.
- [9] Chugh SS, Havmoeller R, Narayanan K, Singh D, Rienstra M, Benjamin EJ, Gillum RF, Kim YH, McAnulty JH Jr, Zheng ZJ, Forouzanfar MH, Naghavi M, Mensah GA, Ezzati M, Murray CJ. Worldwide epidemiology of atrial fibrillation: a Global Burden of Disease 2010 Study. *Circulation*. 2014 Feb 25;129(8):837-47. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.113.005119. Epub 2013 Oct 9. PMID: 24150080; PMCID: PMC4159610.
- [10] Page RL, Joglar JA, Caldwell MA, Calkins H, Conti JB, Deal BJ, Estes NA 3rd, Field ME, Goldberger ZD, Hammill SC, Indik JH, Lindsay BD, Olshansky B, Russo AM, Shen WK, Tracy CM, Al-Khatib SM; Evidence Review Committee Chair†. 2015 ACC/AHA/HRS Guideline for the Management of Patients With Supraventricular Tachycardia: A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Clinical Practice Guidelines and the Heart Rhythm Society. *Journal of the American College of Cardiology*. 2016 Apr 5;67(13):e27-e115. doi: 10.1016/j.jacc.2015.08.056. Epub 2015 Sep 23. PMID: 26409076.

REFERENCIAS

- [1] Sattar, Y., & Chhabra, L. (2023, 5 junio). *Electrocardiogram*. StatPearls - NCBI Bookshelf. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK549803>
- [2] Buttner, M. C. (2022, 29 enero). *P wave*. Life In The Fast Lane • LITFL. <https://litfl.com/p-wave-ecg-library>
- [3] *What is an arrhythmia?* (2024). American Heart Association. <https://www.heart.org/en/health-topics/arrhythmia>
- [4] Kumar, S. M., Vaishali, K., Maiya, G. A., Shivashankar, K., & Shashikiran, U. (2023). Analysis of time-domain indices, frequency domain measures of heart rate variability derived from ECG waveform and pulse-wave-related HRV among overweight individuals: an observational study. *F1000Research*, 12, 1229. <https://doi.org/10.12688/f1000research.139283.1>
- [5] Heart rate variability. Standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use. (1996). *European Heart Journal*.
- [6] Deedwania, P. C., & Lavie, C. J. (2004). Sex Differences in Cardiovascular Disease and Treatment. *Reviews in Cardiovascular Medicine*, 5(Suppl 3), S3-S10. (Artículo completo en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC101202/>)
- [7] Chugh SS, Havmoeller R, Narayanan K, et al. Worldwide epidemiology of atrial fibrillation: a Global
- [11] Klabunde, RE. *Cardiovascular Physiology Concepts*. 3rd ed. Lippincott Williams & Wilkins; 2021. (O cualquier libro de texto equivalente como Guyton & Hall, Boron & Boulpaep, etc., en sus capítulos sobre el ritmo cardíaco y el control autonómico).
- [12] Brennan, M., Palaniswami, M., & Kamen, P. (2001). Do existing measures of Poincare plot geometry reflect nonlinear features of heart rate variability? *IEEE Transactions On Biomedical Engineering*, 48(11), 1342-1347. <https://doi.org/10.1109/10.959330>