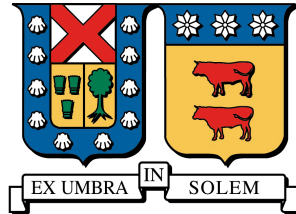


UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA
DEPARTAMENTO DE ELECTRÓNICA

VALPARAÍSO, CHILE



**EFECTOS DE LOS ALGORITMOS DE DETECCIÓN
DE LA ONDA R EN ELECTROCARDIOGRAMAS EN
LAS MÉTRICAS DE VARIABILIDAD DEL RITMO
CARDIACO**

JOSÉ ANTONIO BARRIOS ROJAS

**MEMORIA DE TITULACIÓN PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL
ELECTRÓNICO MENCIÓN TELECOMUNICACIONES**

PROFESOR GUÍA: MATÍAS ZAÑARTU, Ph.D.

PROFESOR CORREFERENTE: ALEJANDRO WEINSTEIN, Ph.D.

DICIEMBRE, 2023

*A la familia que me permitió tomar este
camino y a los amigos con quienes lo recorrí.*

Efectos de los algoritmos de detección de la onda R en electrocardiogramas en las métricas de variabilidad del ritmo cardiaco

José Antonio Barrios Rojas

Memoria de Titulación para Optar al Título de Ingeniero Civil Electrónico.
Mención Telecomunicaciones, Submención Computadores.

Profesor Guía: Dr. Matías Zañartu

Diciembre, 2023

1. Resumen

En la evaluación clínica del sistema nervioso autónomo una de las herramientas de valor son las métricas de variabilidad del ritmo cardiaco. Estas métricas son obtenidas de los intervalos de tiempo entre las ondas R de los electrocardiogramas. La precisión con que las ondas R sean determinadas es de suma importancia para el correcto cálculo de estas valiosas métricas. Actualmente existe una variedad amplia de algoritmos de detección de onda R. Sin embargo, no se ha realizado un estudio sobre el efecto que tienen los distintos algoritmos sobre las métricas de variabilidad del ritmo cardiaco. Esto implica que la selección de un algoritmo de detección por sobre otro se realiza con incertidumbre por parte de los profesionales del área clínica.

En esta memoria se procesan electrocardiogramas sintéticos y reales con una serie de algoritmos de detección de onda R. Del procesamiento se obtendrán los intervalos entre las ondas R para poder calcular las métricas de variabilidad del ritmo cardiaco. De los electrocardiogramas utilizados se conocen las marcas de tiempo de sus ondas R. Las métricas calculadas con los datos obtenidos de los detectores de onda R se comparan con el valor real que es obtenido de las marcas de tiempo originales de los electrocardiogramas. Así se obtienen resultados que profesionales del área clínica y biomédica pueden utilizar para guiar su elección de un detector a la hora de formular su propio estudio.

Los resultados destacan el desempeño de dos detectores, Two Average y WQRS. Estos detectores cumplen de forma amplia a través de la variedad de condiciones con bajos errores en las métricas y a su vez complementan sus fallas. Two Average falla para frecuencias cardiacas bajas y con niveles de ruido elevado, mientras que WQRS falla para niveles altos de frecuencia cardiacas. Esto cubre todo el espectro de condiciones presentadas.

Palabras claves: Métricas de variabilidad del ritmo cardiaco, electrocardiograma, algoritmos de detección, onda R.

R-peak detection algorithms in electrocardiograms effects in heart rate variability metrics

José Antonio Barrios Rojas

Final Project Report towards the fulfillment of the Ingeniero Civil Electrónico,
Major in Telecommunications, Minor in Computers.

Advisor: Matías Zañartu, Ph.D.

December, 2023

2. Abstract

In the field of clinic evaluation of the autonomic nervous system a valuable tool are the heart rate variability metrics. These metrics come from the time interval between R peaks in electrocardiograms. The precision with which the R peaks are determined is of utmost importance for the right calculation of these valuable metrics. At the moment there is a wide variety of R peak detection algorithms. However, there are no studies about the effect that these algorithms have on the heart rate variability metrics. This implies that the selection of an algorithm is done with uncertainty by clinical practitioners.

In this thesis, synthetic and real electrocardiograms are processed with an R peak detection algorithm group. From the data processed we obtain the R peak interval so we are able to calculate the heart rate variability metrics. We know the R peaks time stamps of the electrocardiograms used. Metrics are calculated with the data obtained from the detectors and compared with the real value obtained from the original time stamps. This way we get results that practitioners in the clinical and biomedical area can use to guide their choice of a detector when formulating their own study.

Two Average and WQRS detectors stand out from the results. These detectors perform widely through the variety of conditions with low error and also complement each other in their shortcomings. Two Average fails at low heart rates with high noise levels while WQRS fails at high heart rates. This covers the whole spectrum of conditions presented.

Keywords: Heart rate variability metrics, electrocardiogram, R-peak, detection algorithms.

3. Glosario

- HRV: Variabilidad del ritmo cardiaco, abreviado por su sigla en inglés: Heart Rate Variability.
- ECG: Abreviación de Electrocardiograma.
- Tacograma: Conjunto de la diferencia temporal entre intervalos de la onda R.
- STDHR: Desviación estándar del ritmo cardiaco, abreviado por su sigla en inglés: Standard Deviation of Heart Rate.
- AddN: Ruido añadido, abreviado por su sigla en inglés: Added Noise.
- HR: Ritmo cardiaco, abreviado por su sigla en inglés: Heart Rate.
- Ground Truth: Expresión utilizada para denotar el conjunto de datos que son considerados como los reales, carentes de error.
- bpm: Pulsaciones por minuto, abreviado por su sigla en inglés: beat per minute.
- Toolbox: Compilación de archivos MATLAB empaquetados y que pueden corresponder a códigos, aplicaciones, datos, ejemplos y documentación.

Índice

1. Resumen	2
2. Abstract	3
3. Glosario	4
4. Introducción	6
5. Estado del Arte	8
5.1. Marco Teórico	8
5.1.1. Variabilidad del Ritmo Cardíaco	8
5.1.2. Electro-fisiología	11
5.2. Métricas HRV	12
5.2.1. Obtenidos de análisis en el dominio del tiempo	12
5.2.2. Obtenidos del análisis en el dominio de la frecuencia	13
5.3. Detección de Onda R en ECG	13
5.3.1. Hamilton	13
5.3.2. Christov	14
5.3.3. Engelse y Zeelenberg	16
5.3.4. Pan y Tompkins	16
5.3.5. Stationary Wavelet Transform	18
5.3.6. Two Moving Average	19
5.3.7. Matched Filter	20
5.3.8. WQRS	21
6. Metodología	23
6.1. Electrocardiogramas	23
6.1.1. ECG sintético	23
6.1.2. ECG real	24
6.2. Detección de Onda R	25
6.3. Cálculo de métricas HRV	25
7. Resultados	27
7.1. Distribución de errores de métricas HRV en el dominio del tiempo	27
7.1.1. ECG sintéticos	27
7.1.2. ECG reales	29
7.2. Distribución de errores en métricas HRV en el dominio de la frecuencia	30
7.2.1. ECG sintéticos	30
7.2.2. ECG reales	33
8. Discusión y Conclusiones	35
9. Bibliografía	39
10. Anexos	42

4. Introducción

Debido a la influencia que tiene el sistema nervioso autónomo en el ritmo cardiaco, las métricas de variabilidad del ritmo cardiaco (HRV) son una valiosa herramienta de monitorización para la evaluación clínica de funciones alteradas del sistema nervioso [1]. Las métricas HRV se obtienen mediante los intervalos de tiempo entre ondas R de los electrocardiogramas (ECG). En consecuencia, el como es realizada la detección de las ondas R en los ECG afecta las métricas HRV. Para asegurar la obtención de métricas HRV fiables es necesario asegurar que la detección sea realizada apropiadamente y con un grado de precisión apropiado. Actualmente existe una variedad de algoritmos de detección de onda R de los cuales distintos profesionales del área clínica deben escoger a la hora de realizar algún estudio sobre el sistema nervioso autónomo o que haga uso de las métricas HRV en general. Tener conocimiento de cómo se comportan los distintos algoritmos en distintas circunstancias al momento de realizar la elección supone una ventaja en términos de fiabilidad de los datos.

En este proyecto se procesan ECG sintéticos y reales a través de ocho algoritmos de detección de onda R presentes en el repositorio de Luis Howell y Bernd Porr [28]. De estos ECG se conocen los tacogramas reales. Los tacogramas que se obtienen de los detectores de onda R son utilizados para calcular las métricas HRV. Se comparan los resultados de los detectores con los que se calculan de los tacogramas reales. El objetivo de la comparación es conocer el efecto que cada algoritmo de detección tiene en el cálculo de las métricas HRV. Así aportando una guía objetiva para profesionales del área clínica y biomédica con la cual facilitar la selección de un detector por sobre otro en base al contexto propio del profesional. En la figura 1 se observa un diagrama de flujo con el procedimiento explicado.

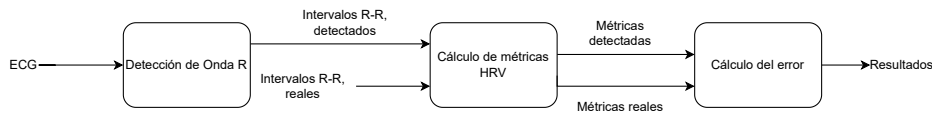


Figura 1: Diagrama de flujo del trabajo realizado

Este documento presenta el trabajo de investigación con el fin de dar contexto sobre los temas tratados, la metodología utilizada para llevar a cabo las pruebas, los resultados obtenidos, su análisis y conclusiones obtenidas de este.

Dentro del estado del arte se presenta primero el marco teórico. Este tiene como objetivo respaldar la motivación tras el estudio de las métricas y dar contexto al lector de los temas biomédicos relevantes para el resto del estado del arte y para el trabajo llevado a cabo en esta memoria. Segundo se describirán las métricas HRV que son el foco del trabajo y los métodos de detección en los que están basados los detectores a utilizar para procesar las señales más adelante.

Siguiente se procederá a describir la metodología utilizada con el fin de dar replicabilidad al estudio realizado. Dentro de la metodología se describirá la procedencia de los datos, la forma en que serán procesados y el cómo se realiza el cálculo de las métricas para su posterior análisis.

Los resultados serán analizados tomando una serie de escenarios representativos del to-

tal. La totalidad de resultados serán añadidos como anexo para que el lector, en caso de necesitarlos, pueda revisar en detalle los casos intermedios.

Posterior al análisis general se hace un análisis específico de las eventualidades distintivas detectadas. Finalmente, con todo el análisis se dan las conclusiones finales en base a los datos obtenidos.

5. Estado del Arte

A continuación se hace revisión de la parte fisiológica del tema, primero se analizará HRV, específicamente: la anatomía del corazón, el ritmo cardiaco y los parámetros de interés. Segundo se presentará información descriptiva sobre los electrocardiogramas, su funcionamiento, términos y conceptos de interés. Esto con el fin de dar contexto al estado del arte de las métricas HRV, detección de onda R en ECG y el efecto de este último en las métricas de HRV.

5.1. Marco Teórico

5.1.1. Variabilidad del Ritmo Cardiaco

Anatomía del corazón Como primer punto de contexto para entender la variabilidad del ritmo cardiaco está la anatomía del corazón, respecto de esta los puntos que serán más relevantes y que requieren ser explicados con antelación son:

- Ventrículos, aurículas, válvulas y flujo de la sangre en el corazón:

La estructura mayor del corazón viene dada por 4 cámaras. Las dos cámaras superiores son las aurículas izquierda y derecha, las dos cámaras inferiores son los ventrículos izquierdo y derecho.

El flujo sanguíneo tiene el siguiente recorrido, llega sangre por las venas cavas superior e inferior a la aurícula derecha, pasa por la válvula tricúspide hacia el ventrículo derecho, este último se contrae haciendo que la sangre atraviese la válvula pulmonar hacia la arteria pulmonar la cual llega a los pulmones.

Desde los pulmones llega la sangre (oxigenada) a través de las venas pulmonares hasta la aurícula izquierda, pasa por la válvula mitral al ventrículo izquierdo y con la contracción de este se pasa por la válvula aórtica hacia la aorta la cual permite que llegue la sangre oxigenada a todo el cuerpo [8].

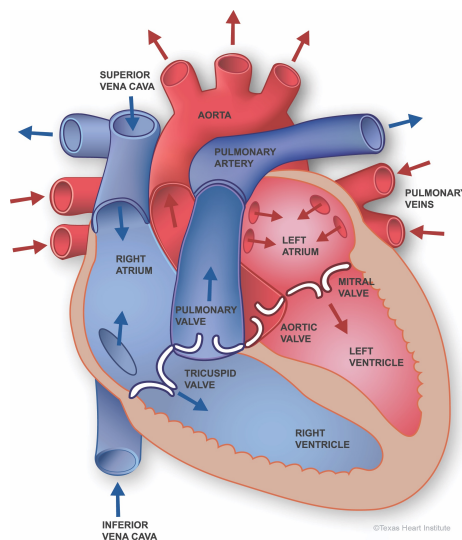


Figura 2: Estructura del corazón

- Nodo sinoatrial (nodo SA):

El nodo sinoatrial, también conocido como nodo sinusal, sinoauricular y nodo de Keith y Flack es el marcapasos fisiológico ya que se le reconoce como el punto de partida de la actividad eléctrica del corazón [3] [5] y en consecuencia, siendo el punto de partida del latido.

La forma del nodo SA se describe como una estructura de media luna o de cigarro, también se ha descrito como un renacuajo estirado [4].

El nodo SA está ubicado en la juntura de la vena cava superior y la aurícula derecha [6] como se puede ver en la figura 3.

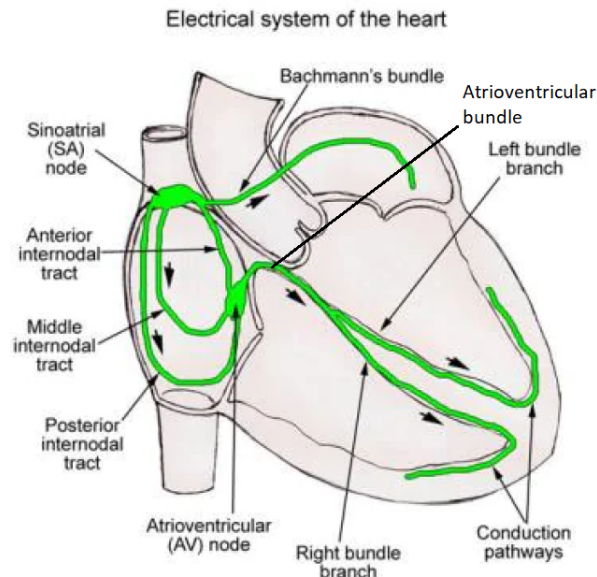


Figura 3: Ilustración esquemática del sistema de conducción cardíaca [7]

- Sistema de conducción eléctrica:

El sistema de conducción del corazón está constituido por células de músculo cardíaco y fibras conductoras. Estas fibras conductoras no son tejido nervioso, sino que están especializadas para iniciar y conducir impulsos por el corazón. Estas son las que mantienen el ciclo cardíaco al coordinar la contracción de las cámaras del corazón (ventrículos y aurículas) [7].

Los nodos principales de este sistema son el nodo sinoatrial (SA), ya descrito en el punto anterior, y el nodo atrioventricular (AV), estructura superficial ubicada abajo del endocardio de la aurícula derecha y anterior a la entrada del seno coronario [7] es parte vital del triángulo de Koch conectando aurículas y ventrículos para coordinar el latido [6].

El fascículo atrioventricular (Atrioventricular Bundle), usualmente llamado haz de His, una estructura que se conecta el nodo AV, ingresa en el cuerpo fibroso del corazón y se separa en su rama derecha e izquierda [7].

El sistema de conducción principal continúa desde el haz de His con las ramas subendocárdicas, conformadas por fibras Purkinje al igual que el fascículo AV, estas envuelven los ventrículos llegando así al resto del cuerpo membranoso del corazón [6] [7].

Resumiendo, el sistema de conducción eléctrica del corazón comienza en el nodo SA quien inicia el pulso y lo pasa al nodo AV y en consecuencia al triángulo de Koch, desde el nodo AV el impulso pasa al haz de His que se separa en dos ramas laterales penetrando en el cuerpo fibroso del corazón y luego extendiéndose por los ventrículos mediante las ramas subendocárdicas. Con este sistema el corazón logra tener contracciones coordinadas para generar el latido.

- Sistema nervioso autónomo:

Compuesto por el sistema nervioso simpático y el parasimpático, el sistema nervioso autónomo regula distintos procesos en el organismo, entre ellos la frecuencia cardíaca, de especial interés en este documento.

El sistema nervioso simpático es el encargado de preparar al organismo ante situaciones de emergencia y estrés inmediato. Por ejemplo, dado un evento estresante inmediato, el sistema nervioso simpático aumenta la frecuencia cardíaca, la fuerza con que se contrae el corazón y aumenta la presión arterial.

El sistema nervioso parasimpático controla los procesos del organismo en un contexto cotidiano. Por ejemplo, tras un evento como el anteriormente descrito el sistema nervioso parasimpático se encarga de alentar la frecuencia cardíaca y de disminuir la presión arterial [9].

Ritmo cardíaco Resumiendo, el corazón tiene distintos mecanismos que permiten, controlar e influyen sobre el ritmo cardíaco (HR). La estructura muscular del corazón, sus válvulas, ventrículos y aurículas permiten que se de un latido tras la acción de doble bombeo descrita en la primer sección del punto anterior. El nodo SA da inicio a la actividad eléctrica en cada uno de estos latidos la cual se distribuye gracias al resto del sistema de conducción eléctrica que permite coordinar el los bombeos del lado izquierdo y derecho. El sistema nervioso autónomo mediante su parte simpática y parasimpática influyen en la aceleración y desaceleración del HR.

Fuentes de variación del intervalo R-R La variabilidad en el ritmo cardiaco corresponde a fluctuaciones espontáneas en el HR debido a la continua actividad del sistema nervioso autónomo. Esta actividad modula el ritmo natural de la variación de los intervalos entre ondas R sucesivas [10]. Al activarse la rama simpática del sistema autónomo el HR aumenta, esto con una respuesta *lenta* (pocos segundos) mientras que la parasimpática hace que disminuya en una respuesta *rápida* (0.2 - 0.6 segundos) [11].

Debido a los cambios en el balance simpático-parasimpático el ritmo sinusal (ritmo normal del corazón, el ritmo que dicta el nodo SA) manifiesta fluctuaciones en el ritmo cardíaco. Los mecanismos de control cardiovascular hacen leves ajustes en el HR de forma frecuente lo que resulta en fluctuaciones periódicas en el HR. Las principales fuentes de alteración periódica están relacionadas con la arritmia sinusal respiratoria, y el barorreflejo arterial [1].

La respiración influye en la HRV de forma periódica en alta frecuencia y en baja frecuencia. La componente de alta frecuencia es la que viene por la influencia fisiológica de la respiración y está en el rango de 0.15 a 0.4 Hz. La componente de baja frecuencia va de 0.04 a 0.15 Hz [11]

El barorreflejo es un reflejo respuesta a los barorreceptores que se ubican en las paredes de algunos vasos sanguíneos grandes, estos barorreceptores perciben el estiramiento de los vasos provocados por el aumento en la presión. La actividad del sistema autónomo se ve influenciada por el estímulo de los barorreceptores [11].

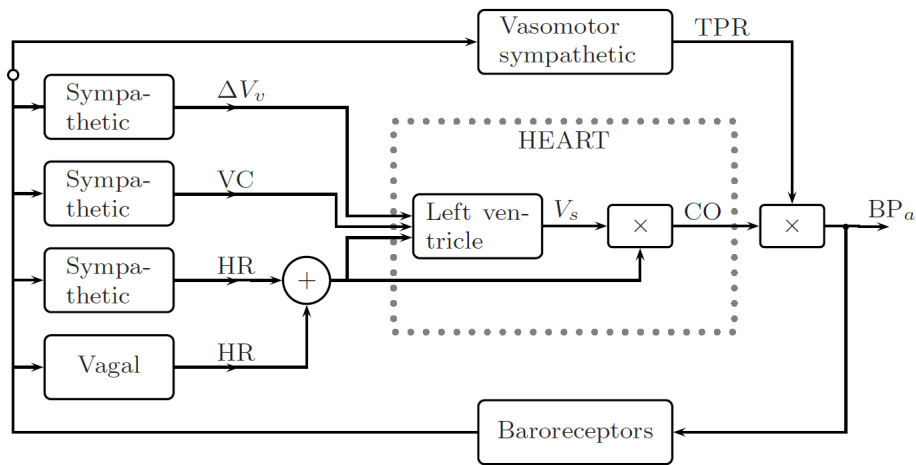


Figura 4: Las cuatro vías barorreflejas [11]. Variación en el volumen venoso (ΔV_v), contractilidad del ventrículo izquierdo (VC), control simpático y parasimpático (vagal) del ritmo cardíaco (HR), volumen sistólico (V_s), salida cardíaca (CO), resistencia periférica total (TPR), y presión sanguínea arterial (BP_a).

5.1.2. Electro-fisiología

La fisiología que describe las partes del electrocardiograma se puede observar en la figura 5, en donde se puede notar que la actividad del nodo SA se puede identificar en la primera onda del ECG, la onda P. El complejo de ondas QRS es la característica más notoria del ECG debido a lo pronunciado de la onda R. Estas son las dos características de mayor relevancia en el estudio de la HRV.

Para estimar la HRV lo ideal sería poder observar la actividad del nodo SA. Esto lamentablemente es prácticamente imposible, por lo cual se utilizan ECG. Si bien la onda P es la que mejor representa la actividad del nodo SA, su *signal to noise ratio* (SNR) es considerablemente menor al del complejo QRS, por lo cual se decide utilizar este para calcular el tiempo entre latidos. La parte del complejo QRS que se toma como punto de comparación para el procesamiento de la señal es la onda R debido a su destacable amplitud [11].

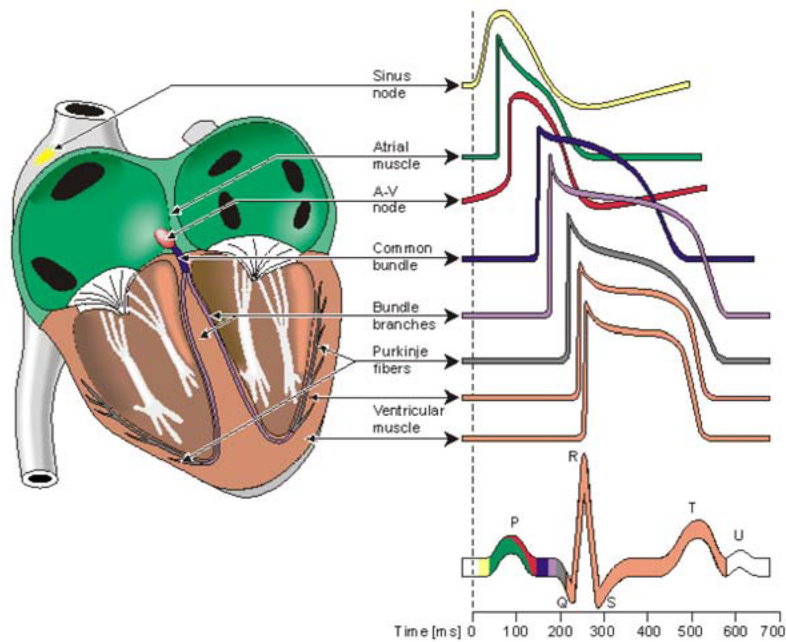


Figura 5: Electro-fisiología del corazón [11].

La precisión en la identificación de la onda R es de vital importancia entonces para la estimación de la HRV, debido a que cualquier error en su detección se traduce en un error en la estimación del HRV.

5.2. Métricas HRV

A continuación se presenta el resumen de los parámetros de análisis utilizados en [11].

5.2.1. Obtenidos de análisis en el dominio del tiempo

Estos métodos son directamente aplicados en los valores de los intervalos R-R consecutivos.

- \overline{RR} : Intervalo R-R promedio.
- SDNN (Standard deviation of normal-to-normal RR intervals): Desviación estándar de los intervalo R-R.
- \overline{HR} : Ritmo cardiaco promedio.
- STD HR (Standard deviation of heart rate): Desviación estándar de los valore instantaneos del ritmo cardiaco.
- RMSSD (Root mean square of successive RR interval differences): Raíz cuadrada de las diferencias medias cuadráticas entre intervalos R-R sucesivos.
- NN50: Número de pares de intervalos R-R consecutivos con separación mayor a 50 ms.
- pNN50: NN50 normalizado por el número de intervalos R-R total.

- TRINDEX (HRV triangular index): Integral del histograma de intervalo R-R dividido por la altura del histograma.
- TINN: Ancho de línea de base del histograma de intervalo R-R.

5.2.2. Obtenidos del análisis en el dominio de la frecuencia

El espectro se estima para la serie de intervalos R-R. Para la estimación se convierten los intervalos en muestras equidistantes mediante interpolación spline cúbica.

- Picos de VLF, LF y HF: Picos de frecuencia para bandas de frecuencias muy bajas (VLF), bajas (LF) y altas (HF).
- Potencia VLF, LF y HF: Potencia para bandas de frecuencias muy bajas (VLF), bajas (LF) y altas (HF).
- Potencia LF y HF: Potencia de las bandas bajas y altas normalizada.
- LF/HF: Razón entre la potencia de las bandas de baja y alta frecuencia.
- Potencia Total: Potencia total del espectro.
- EDR: Frecuencia respiratoria derivada del ECG.

5.3. Detección de Onda R en ECG

A continuación se presentan los algoritmos de detección de onda R a utilizar, su procedencia original y funcionamiento.

5.3.1. Hamilton

El detector del complejo QRS que se desarrolló en C, está basado en el detector QRS de Pam y Tompkins [15]. Este detector usa un solo canal de ECG y fue originalmente diseñado para operar a 200 Hz. Tiene la ventaja de ser eficiente y fácilmente modificable para frecuencia de muestreo (f_m) diferentes[12].

El funcionamiento de este viene dado por seis etapas que permiten detectar el complejo QRS y en consecuencia la onda R. La primer etapa es filtrado en una banda, primero se pasa por un filtro pasa bajos (frecuencia de corte: $f_c 16Hz$) y luego por uno pasa altos ($f_c 8Hz$).

Debido a que los filtros están basados en media de ventana móvil la f_m es fácilmente modificable puesto que solo requiere modificar el tamaño de la ventana. Tras el filtrado se obtiene la primer derivada de la señal para facilitar la detección de cambios en la amplitud, para facilitar la identificación de *peaks*.

En el siguiente paso se opta por usar 80 ms de ventana para calcular la media debido a una mejora encontrada en la detección del pulso con ventanas más angostas. Desde el promedio móvil se obtienen todos los *peaks* ocurridos y siguiendo reglas de detección se define cuales de estos corresponden a complejos QRS. Las reglas son las siguientes:

- 1.- Se ignoran todos los *peaks* que vengan luego de un *peak* más grande en menos de 200 ms.

- 2.- Si ocurre un *peak* se revisa si el ECG tiene pendientes positivas y negativas. Si no es así, se clasifica el *peak* como un desfase de línea de fase.
- 3.- Si el *peak* ocurrió a menos de 360 ms de la detección previa y la pendiente máxima es menos de la mitad que la máxima pendiente de la detección anterior entonces se clasifica como onda T.
- 4.- Si el *peak* es más grande que el umbral de detección, se clasifica como un complejo QRS, caso contrario es clasificado como ruido.
- 5.- Si en un intervalo de 1.5 veces el intervalo R-R promedio hubo un *peak* mayor a la mitad del umbral de detección y el *peak* siguió la detección previa por al menos 360 ms, entonces se clasifica como un complejo QRS.

El umbral de detección mencionado se calcula con estimaciones del *peak* del complejo QRS y de ruido. Todos los *peak* clasificados como complejos QRS se agregan a un *buffer* de largo ocho de tipo FIFO (First In First Out). De igual forma se hace con los clasificados como no QRS. El calculo del umbral viene dado por (1) [12].

$$DetectionThreshold = \overline{NoisePeak} + TH \cdot (\overline{QRSPeak} - \overline{NoisePeak}) \quad (1)$$

Con TH el coeficiente del umbral, entre 0,3125 y 0,475. El intervalo R-R se calcula con la media de los últimos ocho intervalos.

5.3.2. Christov

Detector del complejo QRS basado en la comparación entre valores absolutos de ECG diferenciados y sumados de uno o más canales de ECG y en un umbral adaptativo [13]. Este umbral adaptativo combina tres parámetros: Valor de *slew rate* adaptativo, un valor que aumenta cuando hay ruido de alta frecuencia, y uno encargado de detectar latidos de baja amplitud.

Para este proceso se desarrollaron dos algoritmos. El primer algoritmo detecta al ritmo actual y el segundo detecta en tiempo real ¹ con un evento adicional en caso de un pulso potencialmente perdido en el último análisis de intervalo R-R. Estos algoritmos se ajustan solos a los umbrales y a las constantes de ponderación independientemente de la resolución y la f_m . Operan con cualquier número L de canales ECG, auto-sincronizadas al complejo QRS o pendiente de latidos, y se adaptan a los intervalos latido a latido.

Algoritmo 1 El preprocesado es de tres partes. Primero está el filtrado por promedio móvil para interferencias de la red eléctrica. Promedia las muestras en un periodo de la frecuencia de la red eléctrica haciendo cero la amplitud de esta frecuencia. Segundo se obtiene el promedio móvil de las muestras en ventanas de 28 ms para el ruido proveniente de electromiogramas (EMG), con un primer cero a 35 Hz. Tercero, el promedio móvil del complejo de canales en ventanas de 40 ms, con el primer cero en 25 Hz para suprimir el ruido aumentado por el proceso de diferenciación usado en el proceso de síntesis del complejo de canales.

¹Es mencionado como *pseudo-real-time* en el texto.

El sistema funciona con un canal complejo Y el cual viene de L canales primarios. El canal complejo viene dado por (2)

$$Y(i) = \frac{1}{L} \sum_{j=1}^L \text{abs}(X_j(i+1) - X_j(i-1)) \quad (2)$$

Con $X_j(i)$ amplitud de la muestra i del canal j [13].

Umbral adaptativo de *slew rate* - M [13] Este umbral se inicializa en $M = 0,6 \cdot \max(Y)$ para los primeros 5 segundos donde deberían ocurrir al menos 2 complejos QRS. Se tiene un *buffer* y se establecen las siguientes reglas para detectar un pulso.

- 1.- Se detecta un complejo QRS si $Y_i \geq MFR$
- 2.- Se ignoran las detecciones 200 ms después de que ocurra una. En este tiempo se cambia el último valor del *buffer*, $M_5 = 0,6 \cdot \max(Y_i)$. Si este nuevo valor es mayor a 1.5 veces el anterior entonces se limita a 1.1 veces.
- 3.- Se calcula M como el promedio de los valores del *buffer*.
- 4.- M se reduce linealmente en un intervalo de 200 a 1200 ms luego del último complejo QRS detectado. Llegado los 1200 ms se deja en el 60% del valor inicial.
- 5.- Luego de llegar a su valor mínimo, se devuelve al valor anterior.

Umbral de integración adaptativo - F [13] El objetivo de este umbral es aumentar cuando la señal ECG venga con señal EMG. Se inicializa como el promedio de la velocidad pseudo-espacial Y para los primeros 350 ms.

F se actualiza con cada muestra sumando el máximo de Y (Y_{max}) en los 50 ms más antiguos de los últimos 350 ms y substrayendo el Y_{max} de los últimos 50 ms al valor actual de F .

$$F = F + \frac{1}{150} \cdot (Y_{max}(50 : 350ms) - Y_{max}(50ms)) \quad (3)$$

Se normaliza con el coeficiente $\frac{1}{150}$ el cual es obtenido empíricamente.

Umbral de expectativa de latido adaptativo - R [13] Este umbral revisa los latidos de amplitud normal que son seguidos por latidos de baja amplitud, fenómeno observable como un comportamiento de los electrodos. Entonces, el umbral R protege contra detecciones erróneas.

Se utiliza un *buffer* de los últimos cinco intervalos R-R, este se actualiza en cada detección de un nuevo complejo QRS. Se obtiene R_m como el valor promedio de R .

Entre la última detección de QRS y $2/3$ del R_m se setea $R = 0$. Terminando el intervalo anterior hasta el valor de R_m se reduce linealmente R . Luego se devuelve a su valor.

Umbral adaptativo combinado - MFR [13] El umbral combinado es simplemente la suma de los tres umbrales descritos anteriormente.

$$MFR = M + F + R \quad (4)$$

Algoritmo 2 El segundo algoritmo tiene como objetivo revisar posibles latidos que se hayan pasado por alto. Se puede dar el caso de que una onda R no sea identificada debido a que el canal complejo Y este por debajo del umbral MFR . El algoritmo revisa los intervalos R-R de a pares ($t1$ y $t2$), comparando la duración del primero tal que $t1 > R_m$ ó $t1 > R_m \cdot 0,88$ (posible redundancia o fallo en el texto. pagina 5 [13]), en caso de que no se cumpla entonces $t1$ está acortado. El segundo intervalo es comparado con $|t2 - 2 \cdot R_m| < 0,5 \cdot R_m$ para revisar si el segundo intervalo puede contener un complejo entremedio.

Si algunas de las condiciones anteriores se cumple entonces se revisa cada canal primario en búsqueda de un *peak* pronunciado. Para que se pueda marcar como un complejo QRS perdido este debe cumplir con ser mayor que la tercera parte del valor promedio del *buffer* del umbral M .

5.3.3. Engelse y Zeelenberg

Este algoritmo es una implementación del trabajo de Engelse y Zeelenberg [20] con modificaciones realizadas para [14] basándose en el trabajo de Christov [13].

De Engelse y Zeelenberg se propuso utilizar la identificación de la onda R mediante la comparación de dos lóbulos de una versión diferenciada de las muestras con un umbral adaptativo basado en el trabajo de Christov [13] para obtener un umbral adaptativo enfocado en la componente M mencionada en la sección **Umbral adaptativo de *slew rate* - M** de este documento.

5.3.4. Pan y Tompkins

Detector del complejo QRS basado en análisis digital de pendiente, amplitud y ancho de este mismo. Tiene un filtro pasa banda digital que reduce las falsas detecciones causadas por interferencias presentes en las señales ECG. El filtrado permite tener umbrales bajos y, por lo tanto, sensibilidad de detección creciente. El algoritmo ajusta el umbral de forma automática y los parámetros periódicamente[15].

El sistema consta de cuatro partes principales, pre-procesamiento, fase de aprendizaje 1, fase de aprendizaje 2 y fase de detección.

Pre-procesamiento Primero se atenúa el ruido proveniente de los músculos, la red eléctrica y la onda T que vienen en la señal mediante un filtro pasa banda entre 5 y 15 Hz generado con un filtro pasa bajo y uno pasa alto en cascada. Luego se aproxima la derivada de la señal con el fin de obtener información sobre la pendiente de la señal. El siguiente paso es elevar al cuadrado la señal intensificando la pendiente lo que permite evitar falsos positivos por ondas T. Después se pasa la señal por un integrador de ventana móvil con el objetivo de obtener información sobre la forma de onda además de la pendiente de las ondas R [15].

Fase de aprendizaje 1 Esta fase requiere de 2 segundos para inicializar los umbrales de detección. Son dos umbrales de detección, el primero es el que detecta en primera instancia los complejos QRS basándose en la amplitud de la señal. Con el segundo umbral se detecta el *peak* más grande que no pase al primer umbral, esto para ser guardado y que en caso de no detectar ningún complejo QRS en un dado intervalo de tiempo que se fija en la fase de aprendizaje 2 se pueda asignar a este el complejo QRS del intervalo correspondiente [15].

Fase de aprendizaje 2 Esta fase requiere de 2 latidos para inicializar el intervalo R-R promedio y sus valores límites. Al igual que con los umbrales se mantienen dos intervalos R-R promedio, uno es el promedio de los 8 últimos latidos (PROMEDIO RR 1) y el otro es el promedio de los 8 últimos latidos que tengan intervalos R-R dentro de ciertos límites (PROMEDIO RR 2) [15].

Los límites del intervalo R-R vienen dadas por las siguientes relaciones.

- LIMITE BAJO RR = 92 % PROMEDIO RR 2
- LIMITE ALTO RR = 116 % PROMEDIO RR 2
- LIMITE PERDIDA RR = 166 % PROMEDIO RR 2

Se considera que no se encontró un complejo QRS cuando entre dos detecciones del primer umbral se pasó el LIMITE PERDIDA RR. Si los 8 últimos intervalos R-R se encuentran entre LIMITE BAJO RR y LIMITE ALTO RR, entonces se considera que el ritmo cardíaco es regular se le asigna

- PROMEDIO RR 2 \leftarrow PROMEDIO RR 1

Fase de detección La detección sigue la siguiente las siguientes reglas:

- Se considera *peak* a un máximo local cuando la señal cambia de dirección (pendiente pasa de positiva a negativa) dentro de un intervalo predefinido.
- Cada *peak* es clasificado entre ruido o señal al compararlo con el primer umbral (para clasificación directa en el primer análisis) o el segundo umbral en caso de que no se encontrara un complejo QRS dentro del LIMITE PERDIDA RR.
- Si un *peak* es clasificado como complejo QRS, entonces se tiene un periodo de no detección por 200 ms (periodo mínimo estimado para que ocurra otro complejo QRS por restricciones fisiológicas).
- Si ocurre una detección dentro de los 360 ms siguientes a la última detección QRS, esta es revisada para evitar una confusión con una onda T. El punto de comparación es la máxima pendiente de este *peak*, si este es menor a la mitad del QRS predecesor se marca como una onda T, caso contrario como complejo QRS.

5.3.5. Stationary Wavelet Transform

Es un detector QRS que usa la transformada estacionaria de ondículas² (SWT, por sus siglas en inglés) para una detección en tiempo real de latidos desde un solo canal ECG. Utiliza la información de los primeros 10 segundos como plantilla de aprendizaje para poder inicializar los umbrales de detección del algoritmo [16].

Este sistema es descrito en cuatro etapas: pre-procesamiento, cálculo de SWT, elevado al cuadrado y cálculo del promedio de ventana móvil, detección de onda R.

Pre-procesamiento El acondicionamiento se basa en muestrear la señal a 80 Hz. Esto es debido a que la mayor parte de la información está entre 0.05 y 40 Hz. Tiene dos ventajas principales, atenúa la amplitud del ruido de alta frecuencia y reduce el número de muestras lo que reduce el tiempo de cómputo en el cálculo de SWT [16].

Cálculo de la SWT Se calcula la SWT de dos niveles de la señal muestreada previamente usando como onda madre Daubechies 3 (db3) y se extraen coeficientes detallados de nivel 2. Estos son conocidos por tener la mayor cantidad de energía perteneciente al complejo QRS y por tanto, más apropiados para su detección [16].

Elevado al cuadrado y cálculo de la ventana promedio móvil Los coeficientes detallados se vuelven a mostrar a su frecuencia original y luego son elevados al cuadrado. Después se obtiene el promedio de la ventana móvil (MWA, Moving Window Averaging) para destacar los *peaks* del complejo QRS. La duración de la ventana es de 0.15 segundos y tras obtener el promedio, la ventana es normalizada entre 0 y 1 [16].

Detección de onda R Se siguen los siguientes pasos para la detección y clasificación de un *peak* como onda R.

- 1.- Se inicializan vectores, umbrales y parámetros estadísticos.
- 2.- Se identifican *peaks* bajo criterios de umbral mínimo y separación mínima entre *peaks* para añadirlos al vector de MWA.
- 3.- Se actualiza el vector de amplitudes con los *peaks* del punto anterior.
- 4.- Se actualiza el vector de intervalos *peak-to-peak*
- 5.- Se revisan los intervalos anteriores en búsqueda de latidos perdidos, se comparan con el umbral mínimo de tiempo entre latidos.
- 6.- Se revisan los *peaks* de los intervalos que acusan un latido perdido utilizando un umbral más bajo que el principal.
- 7.- Se actualizan los vectores de MWA, amplitud de *peaks* y intervalo *peak-to-peak* con lo obtenido de la revisión de latidos perdidos.

²ondas finitas

- 8.- Se actualizan los umbrales, para las etapas de aprendizaje y de detección.
- 9.- Por cada posición de los *peak* se calcula la posición correspondiente de la onda R como el índice del *peak* máximo entre los 0.1 segundos previos desde el *peak*.
- 10.- Si no se encontraron *peaks*, se escoge la ubicación con la máxima amplitud como la onda R.
- 11.- Se actualiza el vector de posiciones de onda R.
- 12.- Se determina el intervalo R-R desde las seis últimas ubicaciones de ondas R.
- 13.- Se actualiza el vector de variación estándar con los intervalos del punto anterior.
- 14.- Los datos actualizados se utilizan para detectar las ondas R de los tres segundos siguiente.

5.3.6. Two Moving Average

Detector QRS basado en tres etapas: filtrado de pasa banda, generación de bloques de potencial y umbrales de detección. La generación de los puntos de partida y fin de los potenciales complejos QRS se demarcan utilizando dos promedios móviles basados en la duración normal en un adulto saludable[17].

Filtrado pasa banda Se utiliza un filtro pasa banda Butterworth, en el texto en específico se utiliza para probar distintas bandas señaladas en la literatura sobre detección QRS por lo que no hay un rango específico utilizado [17].

Generación de bloques de potencial Son llamados bloques de potencial a dos bloques utilizados para demarcar potenciales secciones de muestras que podrían ser complejos QRS o latidos. Para demarcar el inicio y el final de los bloques de potencial, se utiliza dos ventanas de promedios móviles [17].

Se realizan dos integraciones de ventana móvil, la primera es utilizada para identificar complejos QRS.

$$MA_{QRS}[n] = \frac{1}{W_1}(y[n - (W_1 - 1)] + (y[n - (W_1 - 2)] + \dots + y[n]) \quad (5)$$

Con $W_1 = 44$ como el ancho de la ventana de un complejo QRS.

La segunda integración de ventana móvil tiene como propósito capturar el latido completo.

$$MA_{latido}[n] = \frac{1}{W_2}(y[n - (W_2 - 1)] + (y[n - (W_2 - 2)] + \dots + y[n]) \quad (6)$$

Con $W_2 = 231$ como el ancho de la ventana de un latido.

Se comparan las amplitudes de las dos ventanas, si la amplitud de la primer ventana es mayor que la de la segunda, se selecciona ese bloque como uno de interés. No todos los bloques de interés son bloques con complejo QRS, algunos los produce el ruido y estos deben ser descartados [17].

Umbrales Se rechazan todos los bloques que tengan menos muestras que el mínimo de 44 para complejos QRS. Los que son aceptados se considera que tienen onda R. En cada bloque se selecciona el máximo absoluto como la onda R [17].

5.3.7. Matched Filter

Detección mediante emparejamiento de filtros de respuesta de impulso finito usando plantillas de complejos QRS combinado con la transformada de Hilbert. Consta de 3 pasos, pre-procesamiento, detección de onda R y examinado de *peaks*[18].

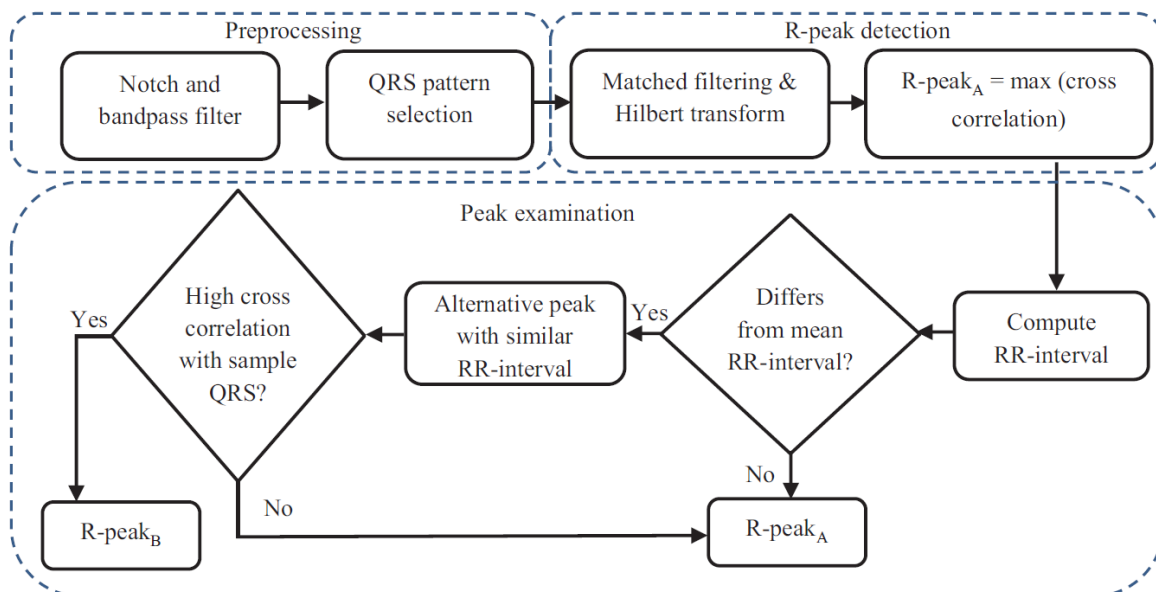


Figura 6: Diagrama de flujo procesos algoritmo [18]

Pre-procesamiento La señal es filtrada utilizando un filtro Notch para la frecuencia de la red eléctrica y un filtro pasa-banda de 8 a 30 Hz para obtener solamente las frecuencias que componen el complejo QRS. Ambos filtros son filtros Butterworth de sexto orden. En esta etapa también se realiza la selección del patrón de complejo QRS a utilizar para la identificación [18].

Detección de onda R Se crean dos ventanas para la detección de la onda R. Con la primer ventana se identifica la tendencia, con un rango de 2.5 segundos se abarca más de un ciclo ECG, lo cual es suficiente para estimar la tendencia local. Un diferencial de muestras consecutivas y la resta del promedio es aplicada a los datos en la primer ventana.

La segunda ventana es creada dentro de la primer ventana con una duración menor para poder limitar el mínimo y máximo ritmo cardiaco. Comienza al 20% del promedio de los intervalos R-R acumulados y termina al 150%. El primer intervalo R-R es ajustado a 1 segundo. El *Matched Filtering* (MF) y la transformada de Hilbert (HT) son aplicadas al patrón QRS y al ECG en la primer ventana. El resultado se utiliza para ubicar potenciales

ondas R en la segunda ventana usando un intervalo mínimo de 0.2 veces el promedio de intervalo R-R. Se definen nuevas duraciones del intervalo R-R desde las potenciales ondas R. Se obtienen las medias cuadráticas de la correlación cruzada entre el patrón QRS y cada potencial onda R. Este cálculo resulta en el grado de similitud de cada potencial onda R. La onda con mayor grado de similitud es seleccionada como la primer onda R [18].

Examinado de *peaks* El intervalo R-R se calcula como la diferencia entre los tiempos de las ondas R aceptadas en el paso anterior. Se examina por segunda vez las ondas cuando un intervalo R-R recientemente calculado difiere de un error definido. Ese error se define desde la desviación estándar de los intervalos R-R acumulados. Si alguna onda lleva a un intervalo R-R más cercano que el previamente calculado y tiene un grado de similitud alto, entonces este es seleccionado como onda R [18].

5.3.8. WQRS

Sistema de detección QRS basado en tres etapas: filtrado de pasa-bajos, transformación de longitud de curva escalada no lineal y reglas de decisión[19].

Filtro pasa-bajos En este sistema solo se utiliza un filtro pasa-bajos debido a que la transformación de la etapa siguiente eliminará frecuencias bajas. Se usa un filtro recursivo de segundo orden con una frecuencia de corte en los 16 Hz [19].

Transformación de longitud de curva escalada no lineal La teoría de los ECG propone que la actividad eléctrica del miocardio se puede ver como el vector de un dipolo eléctrico sintético moviéndose en un espacio conductor. Los potenciales de ECG se forman a partir de la proyección del lugar geométrico del vector en cada eje. Cuando se considera el tiempo como un parámetro variable y cada canal como una coordenada espacial, la curva espacial del movimiento del punto final del vector dipolo puede representado por los potenciales del ECG [19].

En una ventana móvil, el largo de curva correspondiente a los complejos QRS es generalmente más larga que en otras parte de una ventana. Si se escoge la ventana con una duración de un complejo QRS (130 ms en el caso de [19]) se obtienen largos de curva localmente máximas en las ubicaciones de los complejos QRS. La transformación del largo se puede realizar para un canal o para múltiples.

Reglas de decisión Las reglas de decisión se basan en dos procesos: encontrar posibles complejos QRS usando umbrales en las transformaciones de largo de las señales y buscar localmente el tiempo de inicio y la duración de los complejos QRS.

En el primer proceso un umbral base es iniciado como tres veces el promedio de la transformación de largo de la señal para los 10 primeros segundos. Luego se utiliza el tercio del umbral base como punto de comparación y la base se ajusta a partir de la máxima transformada de largo de un complejo QRS.

En el segundo proceso, cuando una señal transformada pasa el umbral se marca como posible complejo QRS. Desde este punto se busca el mínimo 125 ms atrás y el máximo 125 ms adelante. La diferencia positiva $LA = L_{max} - L_{min}$ se calcula. Se busca hacia atrás Qb que

se da en la amplitud $L_{min} - LA/100$ y hacia adelante se busca Sb que se da en la amplitud $L_{max} - LA/20$. Qb y Sb son ubicaciones en el tiempo, consideradas como el punto de inicio y la duración del complejo QRS respectivamente. Luego de encontrado un complejo, se limita la detección por los siguientes 250 ms debido a que no es posible otro QRS por razones fisiológicas [19].

6. Metodología

6.1. Electrocardiogramas

Los electrocardiogramas procesados provienen de dos fuentes distintas. El primer grupo de ECG es sintético, generados mediante el algoritmo creado por Mc Sharry et al. [21] disponible en [22]. El segundo grupo de ECG es de la base de datos de Glasgow University disponible en el repositorio de datos de investigación de acceso abierto de la misma universidad [23].

6.1.1. ECG sintético

El algoritmo de Mc Sharry et al. [22] recibe como parámetros de entrada la frecuencia de muestreo, número de pulsos, especificaciones sobre las ondas P, Q, R, S y T, la desviación estándar del ritmo cardiaco (STDHR), el ruido blanco aditivo (AddN) y la frecuencia cardiaca promedio (HR). Devuelve el ECG junto con las marcas de tiempo de cada una de las ondas. Las marcas de tiempo de las ondas R se consideran como *Ground Truth* en este proyecto. Estas marcas se obtienen de las versiones sin ruido de cada ECG debido a que el algoritmo utiliza un algoritmo simple de detección de máximos por ventanas (ventanas conocidas por la configuración de las ondas) [21].

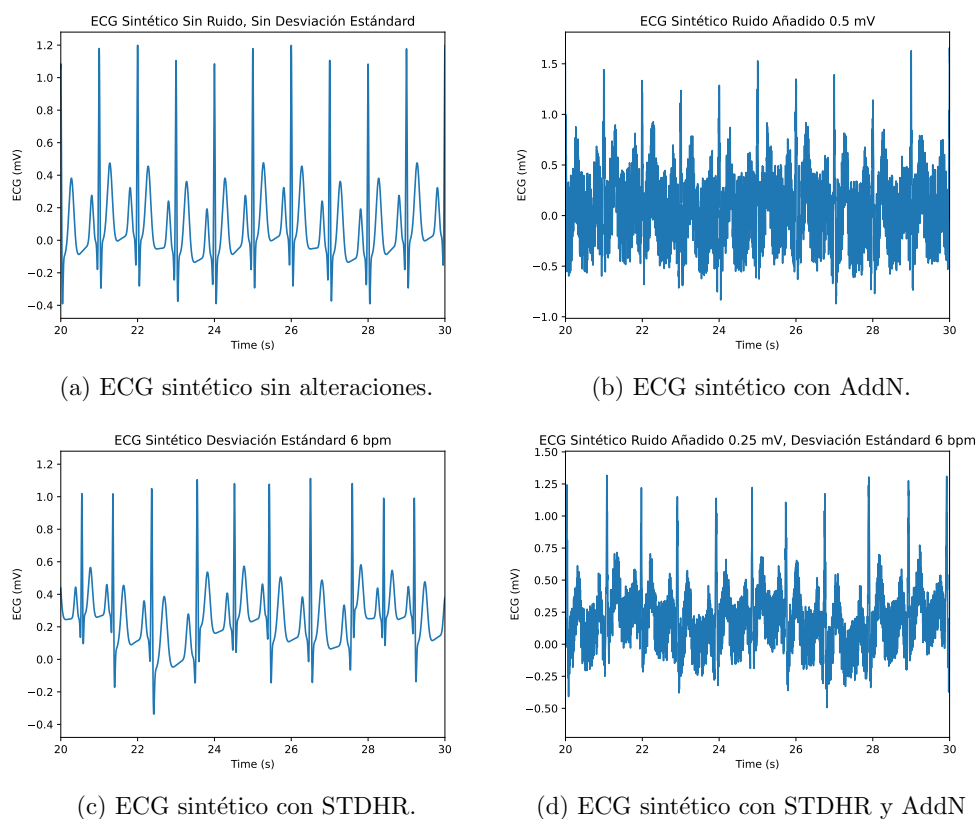


Figura 7: Comparación de la alteración de parámetros en ECG sintético con HR de 60 bpm.

manualmente revisado y corregido [23]. Estas anotaciones se consideran como *Ground Truth* en este proyecto.

6.2. Detección de Onda R

La detección se realizó con el repositorio [28] el cual cuenta con los ocho algoritmos de detección de onda R explorados en el estado del arte 5.3. Los algoritmos de detección (con el nombre utilizado por el autor del repositorio) son los siguientes: Hamilton, Christov, Engelse & Zeelenberg, Stationary Wavelet Transform, Two Moving Average, Matched Filter y WQRS. En la figura 9 se muestra un ejemplo de la detección con el método Two Average en un ECG de la base de datos. Se puede distinguir como el método detecta correctamente la onda pero no el máximo de esta. El como esta diferencia influye sobre las métricas HRV es lo que se busca estudiar en este proyecto.

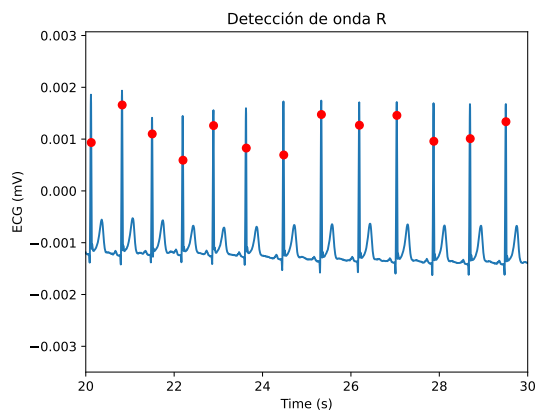


Figura 9: Ejemplo de detección, ECG real, sujeto sentado

6.3. Cálculo de métricas HRV

Las métricas calculadas en este proyecto corresponden a las métricas HRV en el dominio del tiempo y de la frecuencia. Del total de métricas mostradas en el estado del arte 5.2 se escogieron las seis más relevantes y representativas de cada dominio. Se dejan fuera las métricas que son parte de otras métricas. El cálculo de métricas que son estadísticas comunes (promedio, desviación estándar) se realiza con las funciones nativas de MATLAB. Para las demás se utiliza el toolbox de Marcus Vollmer *HRVTool* [30] [31]. Las métricas que no son estadísticas comunes y no se encuentran en el toolbox se desarrollaron en MATLAB en base a la documentación del software para análisis HRV *Kubios HRV* [11].

Las métricas HRV en el dominio del tiempo seleccionadas son:

- Promedio de los intervalos RR.
- Desviación estándar de los intervalos RR.

- Raíz cuadrada de las diferencias medias cuadráticas entre intervalos RR (RMSSD).
- Normalización de pares de intervalos RR consecutivos con separación mayor a 50 ms (pNN50).
- Integral del histograma de intervalo RR dividido por la altura del histograma (TRIN-DEX).
- Ancho de línea de base del histograma de intervalo RR (TINN).

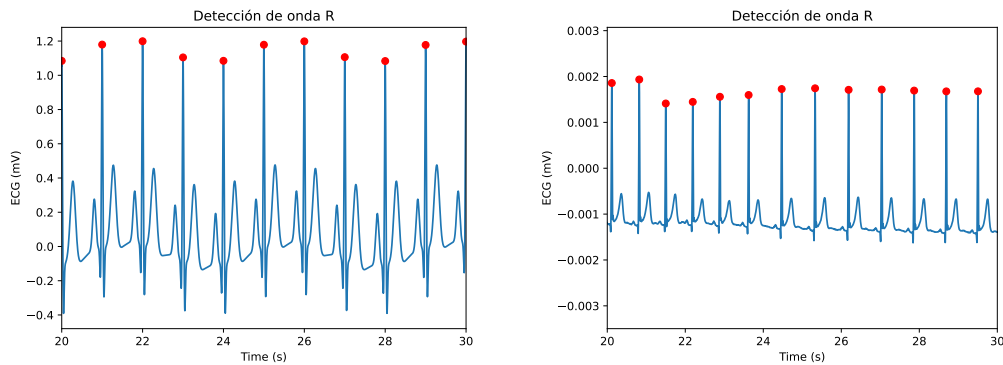
Las métricas HRV en el dominio de la frecuencia seleccionadas son:

- Frecuencia pico (FP) para bandas de frecuencias bajas (LF).
- Frecuencia pico (FP) para bandas de frecuencias altas (HF).
- Potencia normalizada (NP) de la banda LF.
- Potencia normalizada (NP) de la banda HF.
- Razón entre la potencia de las bandas LF y HF (LF/HF).
- Potencia total del espectro (TP).

Los resultados generales mostrados en la sección de resultados 7 se presentan como el error absoluto (ecuación 7) de cada una de las métricas. Se escoge usar el error absoluto debido a que más de una métrica toma valor igual a cero, por lo que no se pueden calcular errores relativos. Para cada combinación de variación de parámetros (en el caso de los ECG sintéticos) y para cada tipo de actividad realizada por los sujetos (en el caso de los ECG reales).

$$\epsilon = |x_{GroundTruth} - x_{Muestra}| \quad (7)$$

El error se calcula con las marcas de tiempo que devuelve el algoritmo sintetizador de ECG y con las anotaciones de las ondas R de la base de datos. Las figuras 10a y 10b muestran las ondas R identificadas utilizando los valores *Ground Truth* mencionados previamente.



(a) Ejemplo de *Ground Truth*, ECG sintético, (b) Ejemplo de *Ground Truth*, ECG real, sujeto sentado. HR = 60.

7. Resultados

7.1. Distribución de errores de métricas HRV en el dominio del tiempo

7.1.1. ECG sintéticos

Caso sin alteraciones: La figura 11 muestra el caso de control. El único detector que consigue mantener su desempeño con bajo error para todas las métricas y todas las HR es **Two Average**. Los detectores **Hamilton**, **Matched Filter**, **Pan Tompkins** y **SWT** son los que muestran los mayores errores. El detector **WQRS** presenta su errores para el caso específico de HR 180 bpm. La métrica **TINN** presenta la distribución más dispersas de errores. Los detectores **Christov**, **Engzee**, **Matched Filter** tienen su mejor desempeño en todas las HR para las métricas **PNN50** y **TRINDEX**.

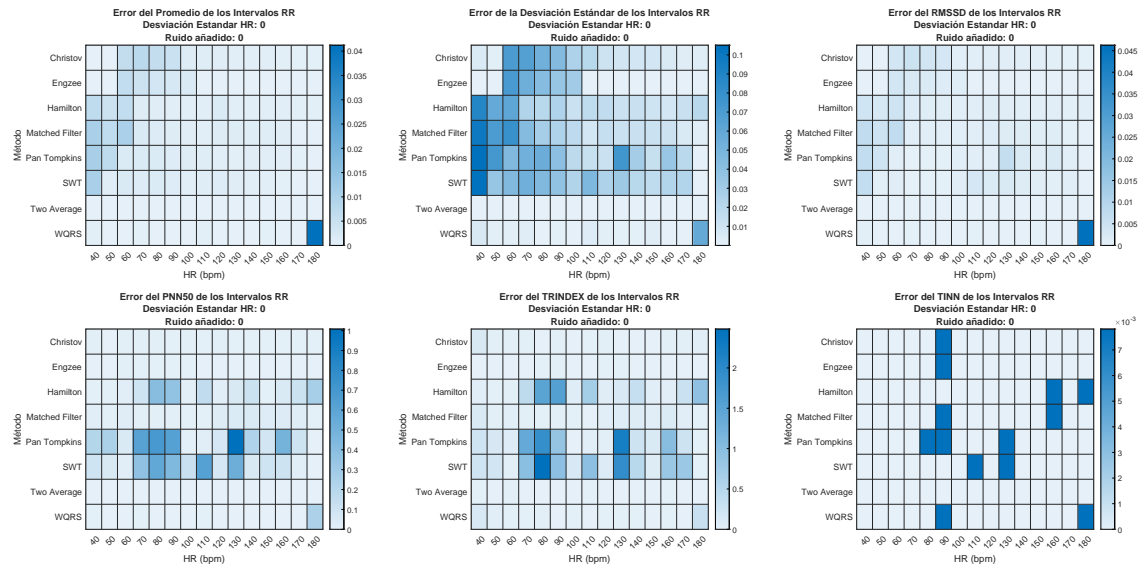


Figura 11: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.

Máxima desviación estándar del ritmo cardiaco: La figura 12 muestra la distribución con una STD_{HR} de 6 bpm. El detector **Christov** presenta una falla distintiva para HR 50 bpm a través de todas las métricas. La métrica de desviación estándar tiene los peores resultados, particularmente los detectores **Christov**, **Engzee**, **Pan Tompkins** y **SWT**. Estos dos últimos también son los con peor desempeño en la métrica **PNN50**.

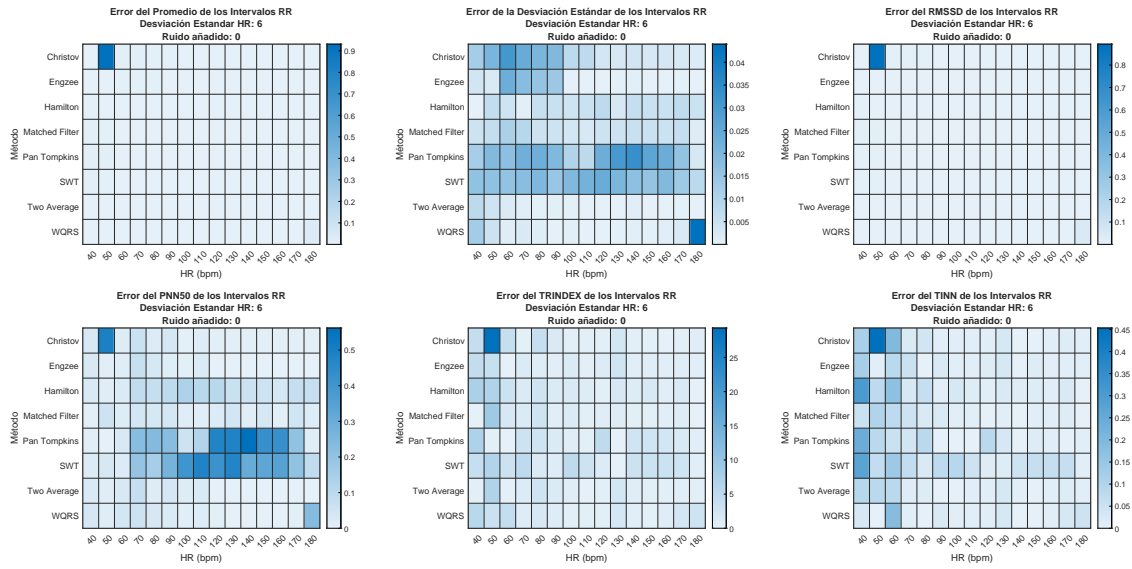


Figura 12: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.

Máximo ruido añadido: La figura 13 muestra la distribución con un AddN de 0.75 mV. En todas las métricas exceptuando la TINN se tiene que los detectores tienen un peor desempeño a bajas HR. El detector **Engzee** tiene un peor desempeño que los demás detectores en las métricas de desviación estándar y PNN50. En la métrica PNN50 todos los detectores funcionan con un error cercano. El detector **Two Average** tiene errores destacables para HR 40 y 50 bpm en la métrica TRINDEX y para HR 40 bpm en la métrica TINN.

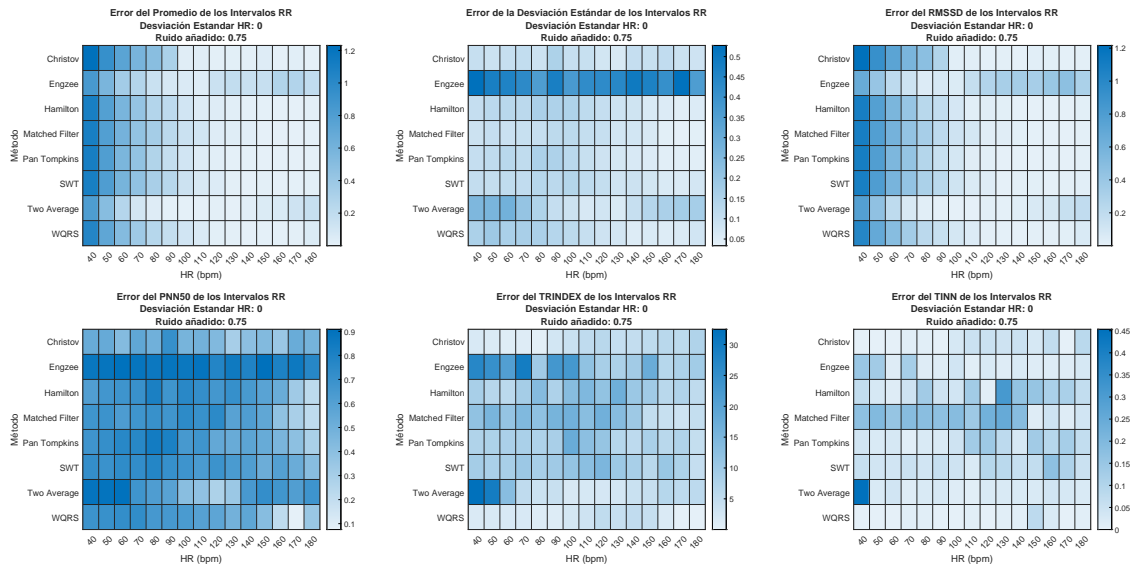


Figura 13: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.75.

Máxima desviación estándar del ritmo cardiaco y máximo ruido añadido: La figura 14 muestra la distribución cuando ambos parámetros (STDHR y AddN) están alterados. En este caso se tiene una distribución de errores similar a la de máximo ruido añadido. Para la métrica PNN50 a bajos HR es menor el error de todos los detectores. En las métricas TRINDEX y TINN los detectores **Christov** y **WQRS** tiene un error más alto para la primer mitad de HR.

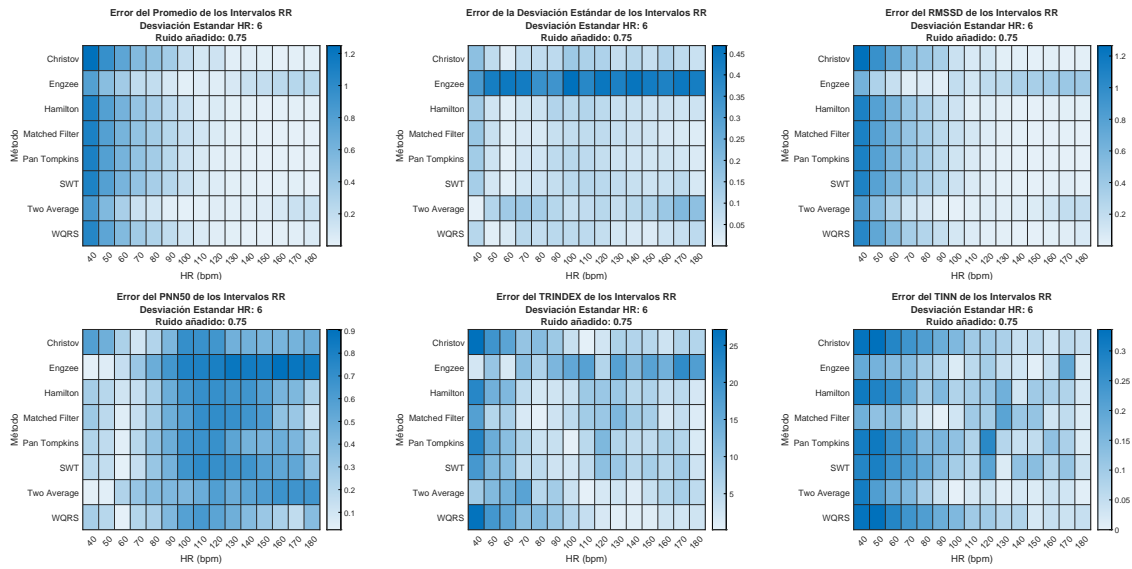


Figura 14: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.75.

7.1.2. ECG reales

Caso único: En la figura 15 se tiene la distribución de cada actividad en cada métrica. para las métricas de promedio, desviación estándar y RMSSD el detector **Engzee** tiene el peor desempeño de todos. En las métricas de PNN50, TRINDEX Y TINN los detectores **Pan Tompkins** y **SWT** tienen los peores desempeños, en especial para las actividades donde el sujeto se está moviendo constantemente.

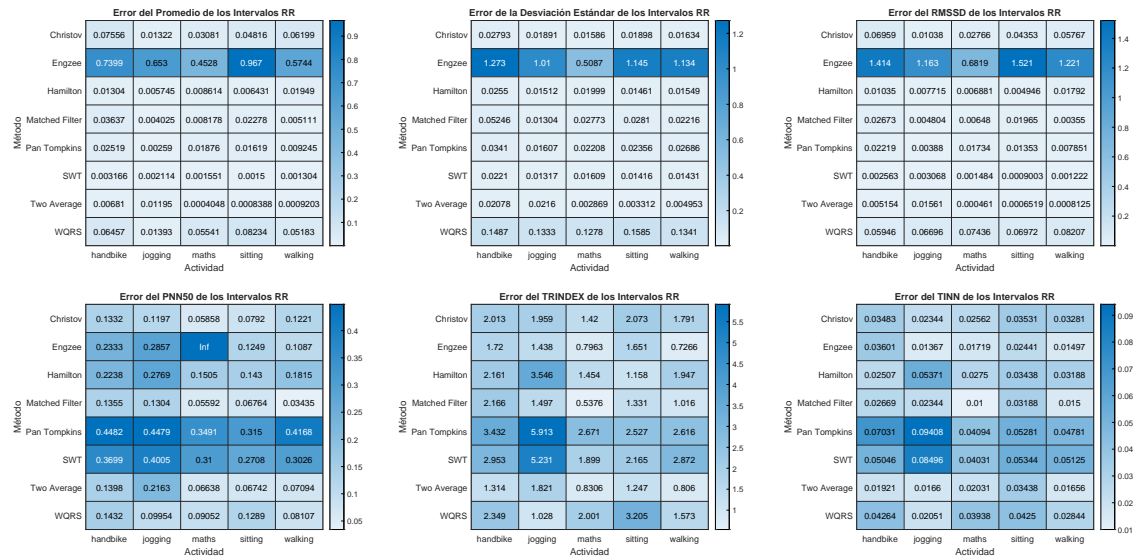


Figura 15: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para ECG reales.

7.2. Distribución de errores en métricas HRV en el dominio de la frecuencia

7.2.1. ECG sintéticos

Caso sin alteraciones: En la figura 16 se muestra el caso de control. Para HR 60 bpm se tiene en todas las métricas que los datos no son calculables. La distribución de errores parece ser relativamente similar entre detectores y depende más de la HR. Los detectores que sobresalen por tener mejor desempeño no siguiendo la tendencia anteriormente descrita son **Engzee** y **Two Average**.

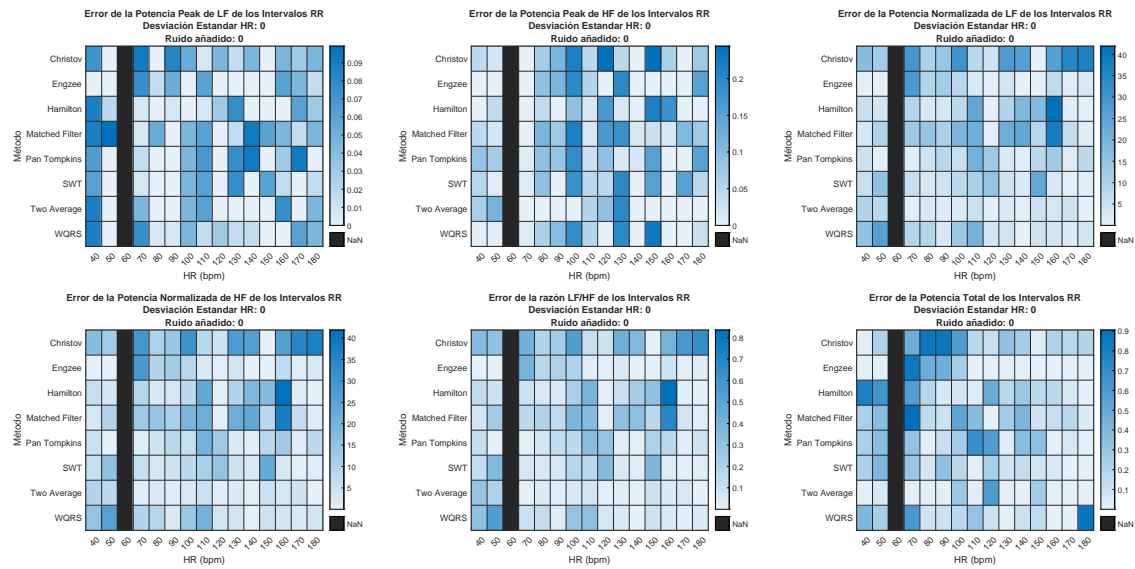


Figura 16: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.

Máxima desviación estándar del ritmo cardiaco: En la figura 17 se muestra la distribución con una STDHR de 6 bpm. El detector **Christov** aumenta el error para una HR de 50 bpm en las métricas de potencia peak (LF), potencia normalizada (LF y HF) y razón LF/HF. El detector **WQRS** aumenta el error para HR de 170 - 180 bpm. Los detectores tienen un error no despreciable y homogéneo para HR de 90, 140, 150, 160 bpm en la métrica de potencia peak (LF). Los detectores **Hamilton**, **Matched Filter**, **Pan Tompkins** y **SWT** aumentan el error para altos HR en la métrica de potencia total (con aún mayor intensidad **Pan Tompkins** y **SWT**).

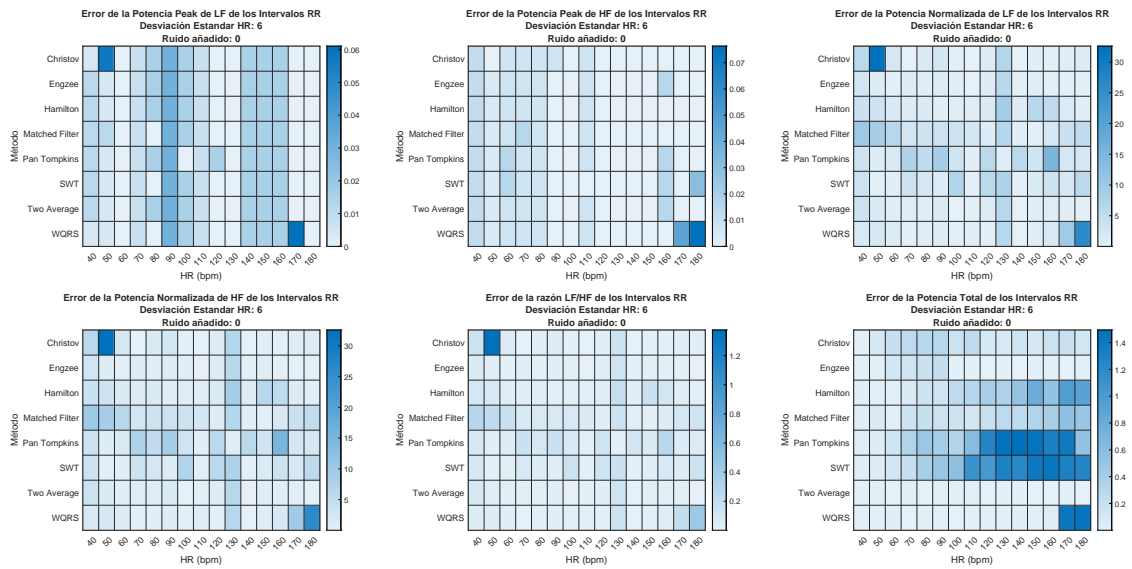


Figura 17: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.

Máximo ruido añadido: En la figura 18 se muestra la distribución con AddN de 0.75 mV. Para HR 60 bpm se tiene en todas las métricas que los datos no son calculables. Los errores aumentan sin patrón aparente en las métricas de potencia peak (LF y HF). El detector **Christov** aumenta el error para bajos HR en la métrica de potencia normalizada (LF y HF) y razón LF/HF. En la métrica de potencia total todos los detectores aumentan el error, especialmente el detector **Engzee** para altos HR.

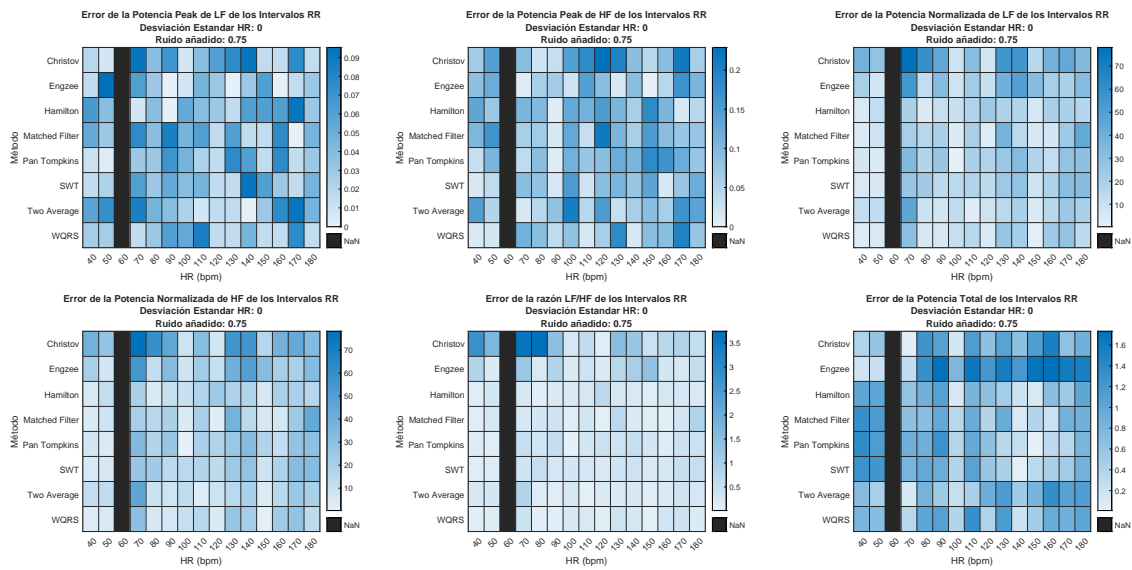


Figura 18: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.75.

Máxima desviación estándar del ritmo cardiaco y máximo ruido añadido: En la figura 19 se muestra la distribución cuando ambos parámetros (STDHR y AddN) están alterados. Las métricas de potencia peak (LF y HF) tienen un error sin patrón aparente. El detector **Christov** aumenta el error para bajos HR en la métrica de potencia normalizada (LF y HF) y razón LF/HF. En la métrica de potencia total todos los detectores aumentan el error, exceptuando el detector **Engzee**.

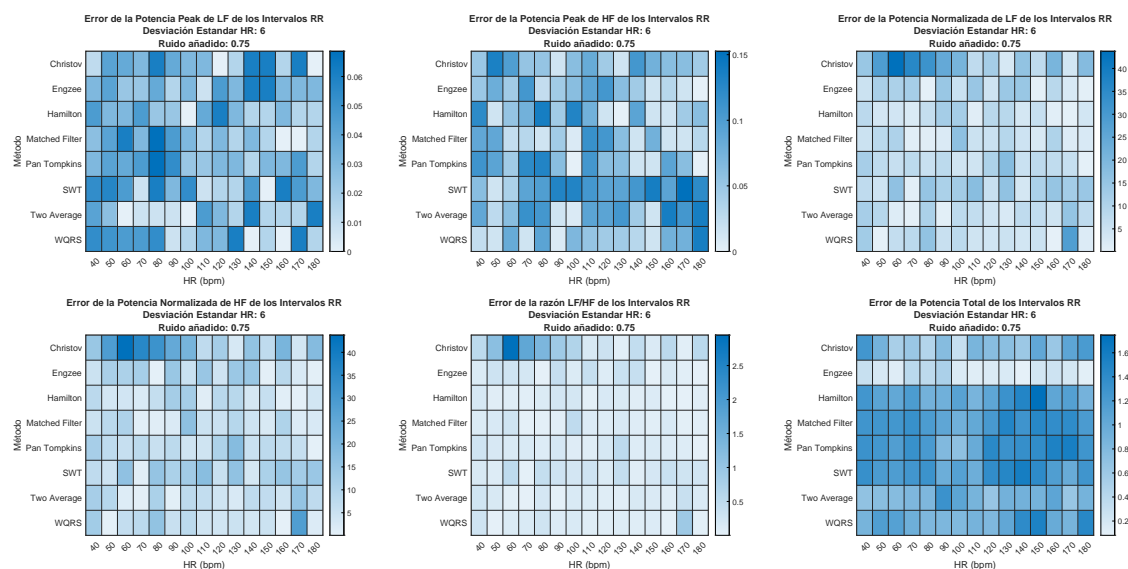


Figura 19: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.75.

7.2.2. ECG reales

Caso único: En la figura 20 se tiene la distribución de cada actividad en cada métrica. En la métrica de potencia peak (HF) el detector **Pan Tompkins** tiene el peor desempeño, seguido por **SWT**. En la métrica de potencia total los detectores **Pan Tompkins** y **WQRS** son los que tienen los peores desempeños.

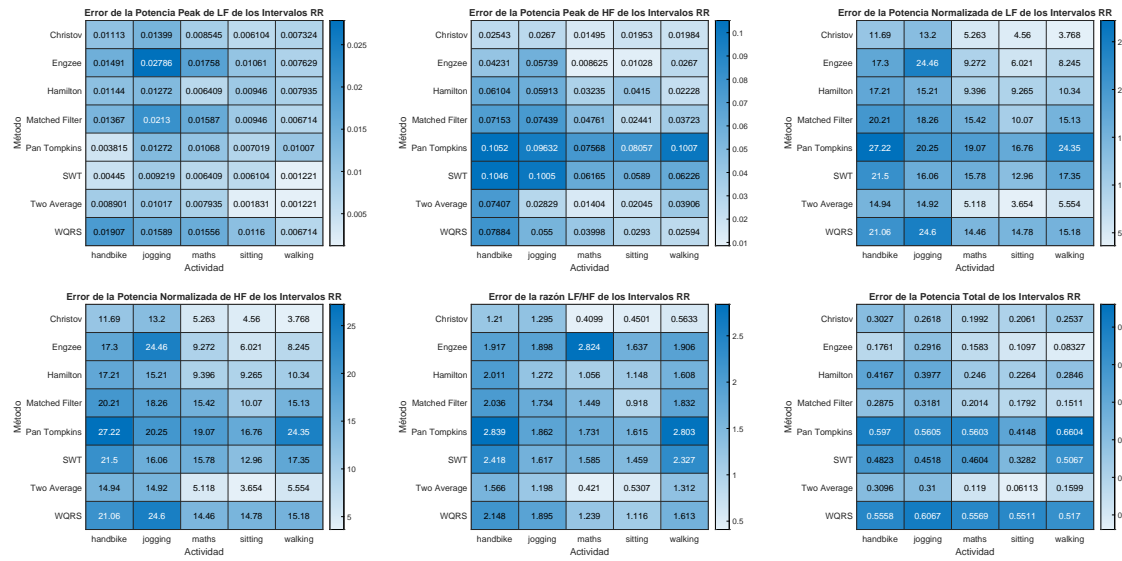
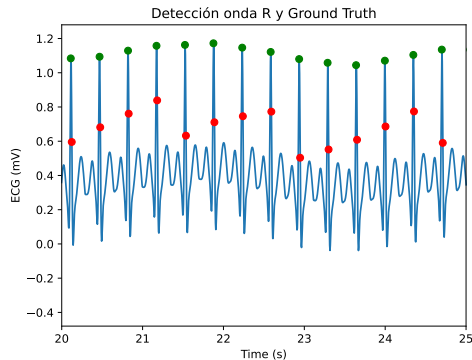


Figura 20: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para ECG reales.

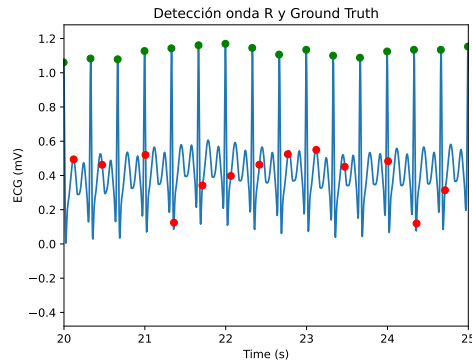
8. Discusión y Conclusiones

En la sección de resultados 7 se realiza un análisis descriptivo de la distribución de errores en cada una de las métricas a través de las distintas configuraciones utilizadas y actividades realizadas por sujetos de prueba para generar los ECG. De este análisis se notan eventos particulares y eventos generales. Los eventos generales, como el aumento del error en un detector para más de una HR, se toman como el comportamiento intrínseco de cada detector. A continuación se revisarán los eventos particulares.

WQRS con HR 180 bpm: En el caso sin alteraciones (7.1.1) el detector WQRS tiene un error distintivo a 180 bpm. En las figuras 21a y 21b se tienen en rojo las detecciones que realiza el detector WQRS cuando la HR es 170 y 180 bpm respectivamente. Para el caso de 170 bpm se nota que la detección está alejada del máximo de la onda R (pero en la onda R) y genera un patrón escalonado con sus detecciones. A 180 bpm deja de detectar en la onda R y pasa a detectar en cualquiera de las otras ondas, manteniendo el patrón escalonado. Aún cuando el error que presenta en los datos no es alto, esto es debido a que sigue detectando en base a una ventana móvil de ancho estimado en la cual se detecta un máximo [5.3.8].



(a) Detección WQRS, HR 170



(b) Detección WQRS, HR 180

Christov con HR 50 bpm: En el caso con máxima STDHR (7.1.1) se nota que el detector Christov tiene un error distintivo a 50 bpm. En la figura 22 se observan las detecciones en rojo y el Ground Truth en verde. Si bien el detector a 50 bpm si parece marcar el máximo brevemente antes de tiempo, su diferencia con 60 bpm es pequeña en comparación con el caso de 40 bpm. En este se tiene que el detector realiza entre 5 y 6 detecciones falsas por pulso.

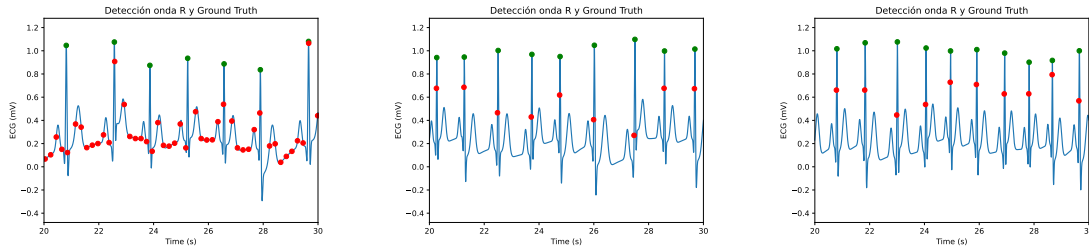


Figura 22: Comparación detección Christov, 40, 50 y 60 bpm.

Two Average con HR 40 bpm: En el caso con máximo AddN (7.1.1) se nota que el detector Two Average tiene un error distintivo a 40 y 50 bpm. En la figura 23 se tienen las detecciones a 40, 50 y 100 bpm respectivamente. En las dos primeras se ve claramente que el ruido le impide al detector realizar la detección correctamente. Para 100 bpm, donde el error es menor, las detecciones ocurren cercanas a la marca de tiempo de la onda R verdadera. No obstante, las detecciones no son en la ubicación correcta en la mayoría de casos. Entonces, aún cuando resulte en errores bajos, estos pueden deberse a la periodicidad de las ventanas del método Two Average 5.3.6 y no a que efectivamente detecte los peak.

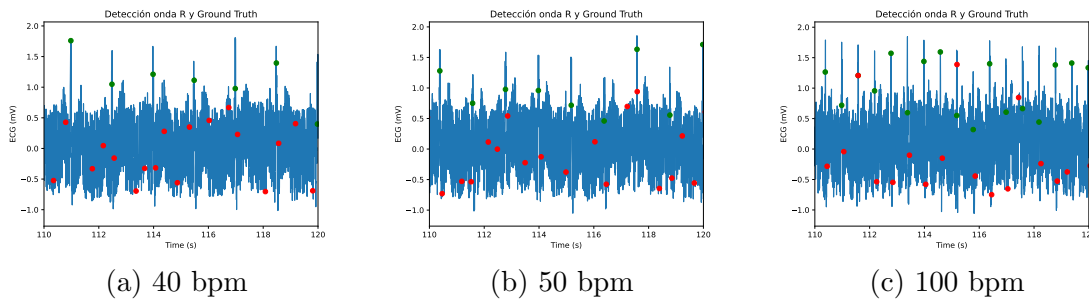
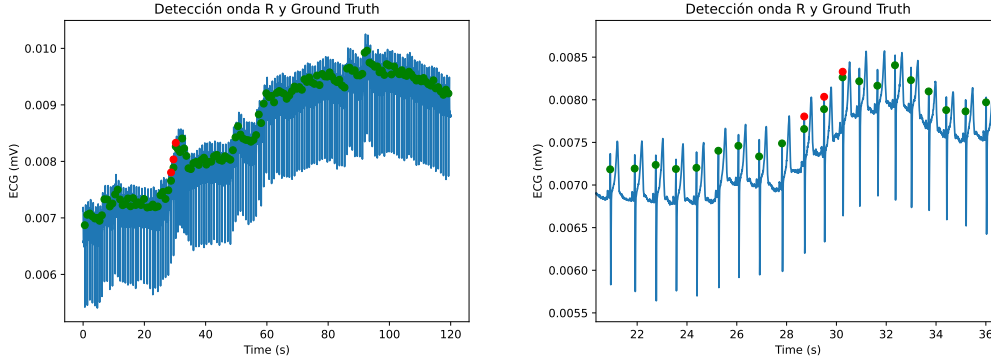


Figura 23: Comparación detección Two Average, 40, 50 y 100 bpm.

Engzee, prueba de matemáticas: En el caso real (7.1.2) en la prueba de matemáticas, el detector Engzee presenta un error infinito en la métrica PNN50. Al revisar los datos se encuentra que el detector Engzee, arroja un error infinito al ser usado en el ECG del sujeto 21. La figura 24b muestra el ECG completo con el *Ground Truth* en verde y las detecciones realizadas por el detector Engzee en rojo. Al ser tan pocas detecciones, los intervalos RR que se utilizan para calcular la métrica PNN50 son solamente dos. La función utilizada para calcular el PNN50 requiere un mínimo de cuatro muestras para generar una respuesta. Este error del detector puede ser atribuido al nivel medio de la señal que es fluctuante a lo largo de la muestra, apreciable en la figura 24a.



(a) Detección Engzee, prueba matemáticas, sujeto 21
(b) Detección Engzee, prueba matemáticas, sujeto 21, zoom

Métricas no calculables en el dominio de la frecuencia, HR 60 bpm: En los casos sin alteración de la STDHR (7.2.1) no es posible calcular las métricas en el dominio de la frecuencia para HR 60 bpm. Las funciones en el dominio de la frecuencia normalizan los datos calculando sus *z-scores* [32]. Los *z-scores* se calculan según 8 donde Y corresponde a los datos, M_Y a la media de los datos y S_Y a la desviación estándar. Sin desviación estándar el caso de HR 60 bpm es el único que tiene siempre una desviación estándar exactamente igual a 0 y una media exactamente igual a 1, lo que provoca que Z sea indeterminado al cada dato de Y ser también igual a 1.

$$Z = \frac{Y - M_Y}{S_Y} \quad (8)$$

Esto nos permite estipular que los datos entregados por los detectores tienen un error lo suficientemente bajo como para que al ser procesados todos pasen como intervalos RR de media 0 y desviación estándar 1 por lo cual todos deberían detectar correctamente en este caso.

A partir del análisis realizado en la sección 7 de resultados, se concluye que en general el detector **Two Average** cumple de manera satisfactoria el objetivo de entregar un tacograma adecuado para el cálculo de las métricas HRV. Esto debido a que es el detector que consistentemente entrega los errores más bajos en la mayor cantidad de métricas para la mayor cantidad de condiciones. Aún así este detector no es perfecto y se advierte sobre su falla a frecuencias cardiacas demasiado bajas (40 - 50 bpm) cuando el ruido de la señal es demasiado grande (0.75 mV). De forma complementaria se tiene el detector **WQRS** que funciona levemente peor que **Two Average** en general, pero sin presentar sus problemas específicos.

El detector con peor desempeño es el detector **Engzee** el cual en repetidos escenarios destacó siendo el único con errores elevados. Se detectó una incapacidad de detectar las ondas R en un caso con ECG reales lo que podría explicar su desempeño en el resto de escenarios. No obstante, este detector si desempeño de forma destacable y positiva en condiciones de alta desviación estándar para las métricas HRV del dominio de la frecuencia.

Detectores que tuvieron un desempeño similar a través de las pruebas realizadas son **Hamilton**, **Matched Filter**, **Pan Tompkins** y **SWT**. Detectores con excepciones de las cuales

se advierten sus fallas son: **WQRS** a frecuencias cardiacas muy altas (170-180 bpm), **Christov** a frecuencias cardiacas muy bajas (40-60 bpm), **Two Average** a frecuencias cardiacas muy bajas y con mucho ruido (40-60 bpm), **Engzee** en ECG con niveles medios fluctuantes.

Condiciones que generaron una respuesta similar en todos los detectores son: el ruido de alto nivel, provocando mayores errores a bajas frecuencias cardiacas en las métricas del dominio del tiempo; alta desviación estándar con bajo ruido en niveles intermedios de frecuencias cardiacas en las métricas del dominio de la frecuencia.

9. Bibliografía

Referencias

- [1] van Ravenswaaij-Arts, Conny M. A. (1993). Heart Rate Variability. *Annals of Internal Medicine*, 118(6), 436–. doi:10.7326/0003-4819-118-6-199303150-00008
- [2] P. S. Hamilton and W. J. Tompkins, *Quantitative Investigation of QRS Detection Rules Using the MIT/BIH Arrhythmia Database*, in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-33, no. 12, pp. 1157-1165, Dec. 1986, doi: 10.1109/TBME.1986.325695.
- [3] <https://revcorsalud.sld.cu/index.php/cors/article/view/736/1318>
- [4] Ho, Siew Yen; Sánchez-Quintana, Damián (2016). Anatomy and pathology of the sinus node. *Journal of Interventional Cardiac Electrophysiology*, 46(1), 3–8. doi:10.1007/s10840-015-0049-6
- [5] Hudson, R. E. B. (1960). THE HUMAN PACEMAKER AND ITS PATHOLOGY. *Heart*, 22(2), 153–167. doi:10.1136/hrt.22.2.153
- [6] Padala, Santosh K.; Cabrera, José Angel; Ellenbogen, Kenneth A. (2020). Anatomy of the cardiac conduction system. *Pacing and Clinical Electrophysiology*, (), pace.14107–. doi:10.1111/pace.14107
- [7] Assadi, R., Motabar, A., & Lange, R. A. (2016). *Conduction System of the Heart*. David Geffen School of Medicine.
- [8] <https://www.texasheart.org/heart-health/heart-information-center/topics/anatomia-del-corazon/>
- [9] <https://www.msmanuals.com/es-cl/hogar/enfermedades-cerebrales,-medulares-y-nerviosas/trastornos-del-sistema-nervioso-aut%C3%B3nomo/introducci%C3%B3n-al-sistema-nervioso-aut%C3%B3nomo#>
- [10] Kiing-Ing Wong, *Real-time heart rate variability detection on sensor node*, 2009 IEEE Sensors Applications Symposium, New Orleans, LA, USA, 2009, pp. 184-187, doi: 10.1109/SAS.2009.4801803.
- [11] Tarvainen, M. P., Lipponen, J., Niskanen, J.-P., & Ranta-aho, P. O. (2018, February 27). *Kubios HRV Analysis User's Guide*. Recuperado de http://www.kubios.com/downloads/Kubios_HRV_Users_Guide_3_1_0.pdf
- [12] P. Hamilton, *Open source ECG analysis* *Computers in Cardiology*, Memphis, TN, USA, 2002, pp. 101-104, doi: 10.1109/CIC.2002.1166717.
- [13] Christov, I.I. *Real time electrocardiogram QRS detection using combined adaptive threshold*. *BioMed Eng OnLine* 3, 28 (2004). <https://doi.org/10.1186/1475-925X-3-28>.
- [14] A. Lourenco, H. Silva, P. Leite, R. Lourenco and A. Fred, *Real Time Electrocardiogram Segmentation for Finger Based ECG Biometrics*, *BIOSIGNALS* 2012, pp. 49-54, 2012.

- [15] Jiapu Pan and Willis J. Tompkins. *A Real-Time QRS Detection Algorithm*. In: IEEE Transactions on Biomedical Engineering BME-32.3 (1985), pp. 230–236.
- [16] Vignesh Kalidas and Lakshman Tamil. *Real-time QRS detector using Stationary Wavelet Transform for Automated ECG Analysis*. In: 2017 IEEE 17th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE).
- [17] Elgendi, Mohamed and Jonkman, Mirjam and De Boer, Friso. (2010). *Frequency Bands Effects on QRS Detection* The 3rd International Conference on Bio-inspired Systems and Signal Processing (BIOSIGNALS2010). 428-431.
- [18] T. Chanwimalueang, W. von Rosenberg and D. P. Mandic, *Enabling R-peak detection in wearable ECG: Combining matched filtering and Hilbert transform* 2015 IEEE International Conference on Digital Signal Processing (DSP), Singapore, 2015, pp. 134-138, doi: 10.1109/ICDSP.2015.7251845.
- [19] Zong, GB Moody, D Jiang. *A robust open-source algorithm to detect onset and duration of QRS complexes*. In: 2003 IEEE.
- [20] W. Engelse and C. Zeelenberg, *A single scan algorithm for QRS detection and feature extraction*, IEEE Comp. in Cardiology, vol. 6, pp. 37-42, 1979
- [21] P. E. McSharry, G. D. Clifford, L. Tarassenko and L. A. Smith, *A dynamical model for generating synthetic electrocardiogram signals* in IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 50, no. 3, pp. 289-294, March 2003, doi: 10.1109/TBME.2003.808805.
- [22] <https://www.physionet.org/content/ecgsyn/1.0.0/>
- [23] <https://researchdata.gla.ac.uk/716/>
- [24] Nunan D, Sandercock GR, Brodie DA. *A quantitative systematic review of normal values for short-term heart rate variability in healthy adults*. Pacing Clin Electrophysiol. 2010 Nov;33(11):1407-17. doi: 10.1111/j.1540-8159.2010.02841.x. PMID: 20663071.
- [25] Cavalieri, Ricardo Nogueira, & Bertemes Filho, Pedro. (2020). *Determination of maximum noise level in an ECG channel under SURE Wavelet filtering for HRV extraction*. Revista mexicana de ingeniería biomédica, 41(2), 66-72. Epub 09 de noviembre de 2020. doi: 10.17488/rmib.41.2.5
- [26] Kusumoto, F, Schoenfeld, M, Barrett, C. et al. *2018 ACC/AHA/HRS Guideline on the Evaluation and Management of Patients With Bradycardia and Cardiac Conduction Delay*. A Report of the American College of Cardiology/American Heart Association Task Force on Clinical Practice Guidelines and the Heart Rhythm Society. J Am Coll Cardiol. 2019 Aug, 74 (7) e51–e156. <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2018.10.044>
- [27] Shookster D, Lindsey B, Cortes N, Martin JR. *Accuracy of Commonly Used Age-Predicted Maximal Heart Rate Equations*. Int J Exerc Sci. 2020 Sep 1;13(7):1242-1250. PMID: 33042384; PMCID: PMC7523886.
- [28] <https://github.com/berndporr/py-ecg-detectors>

- [29] <https://www.attys.tech>
- [30] Vollmer, Marcus. *HRVTool - an Open-Source Matlab Toolbox for Analyzing Heart Rate Variability*. 2019 Computing in Cardiology Conference (CinC), Computing in Cardiology, 2019, doi:10.22489/cinc.2019.032.
- [31] Vollmer, Marcus. *A Robust, Simple and Reliable Measure of Heart Rate Variability Using Relative RR Intervals*. 2015 Computing in Cardiology Conference (CinC), IEEE, 2015, doi:10.1109/cic.2015.7410984.
- [32] Abdi, Hervé. *Z-scores*. Encyclopedia of measurement and statistics 3 (2007): 1055-1058.

10. Anexos

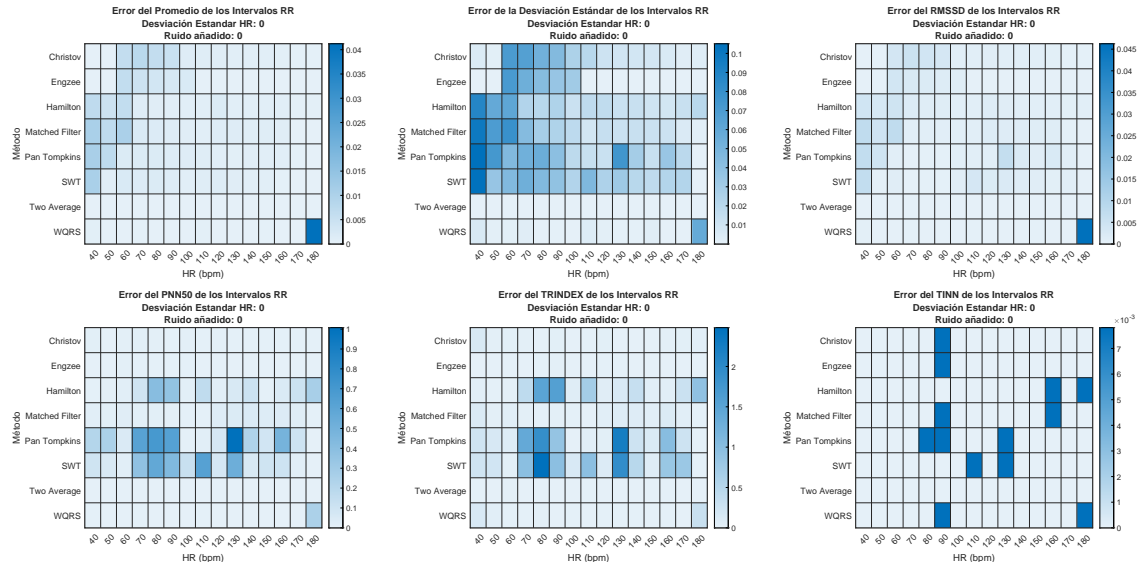


Figura 25: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.

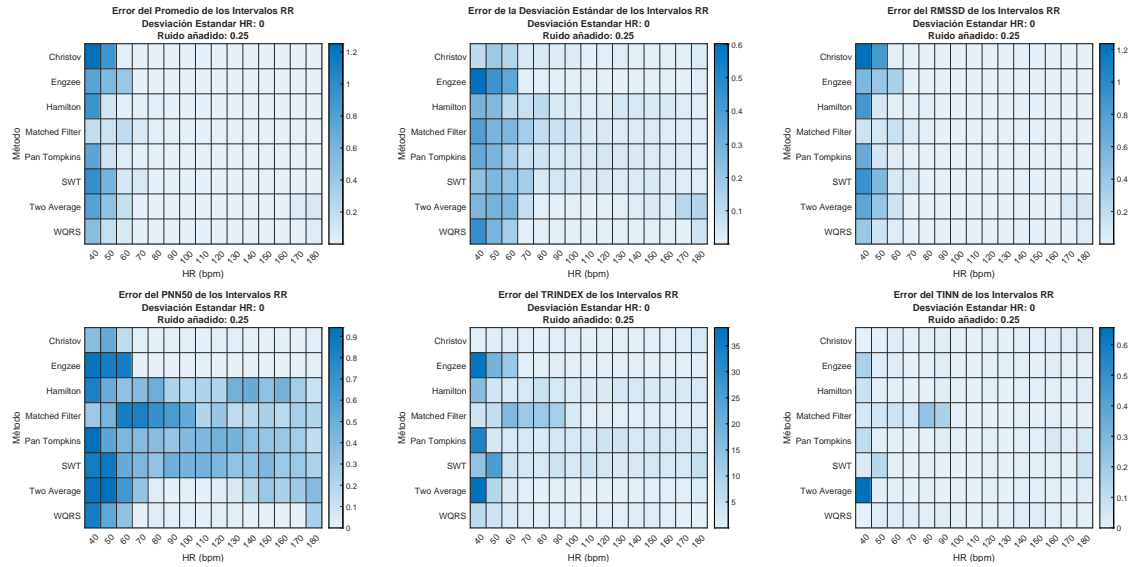


Figura 26: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.25.

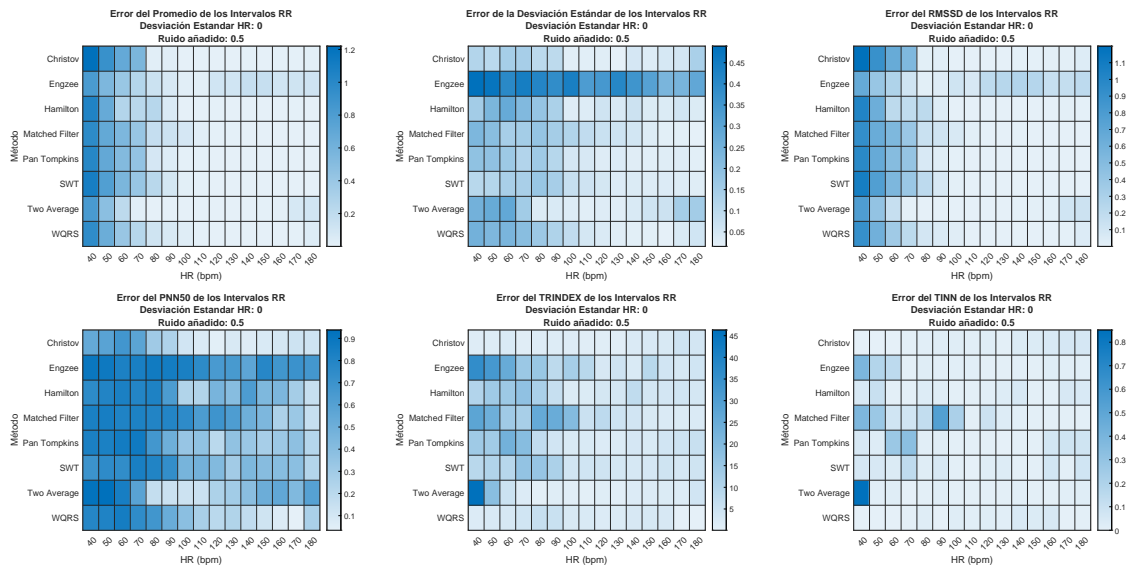


Figura 27: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.5.

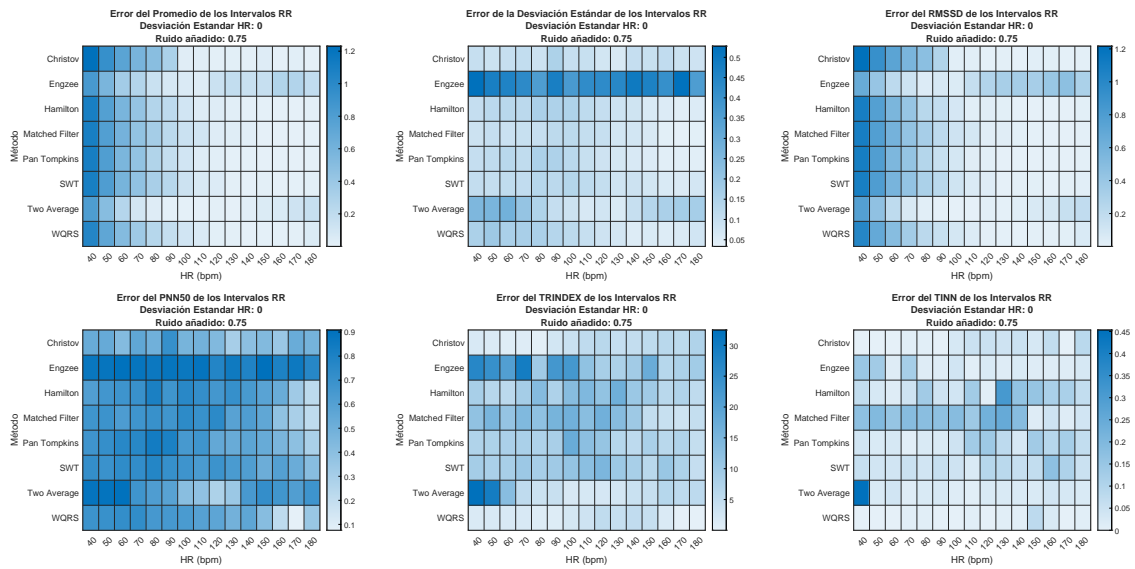


Figura 28: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.75.

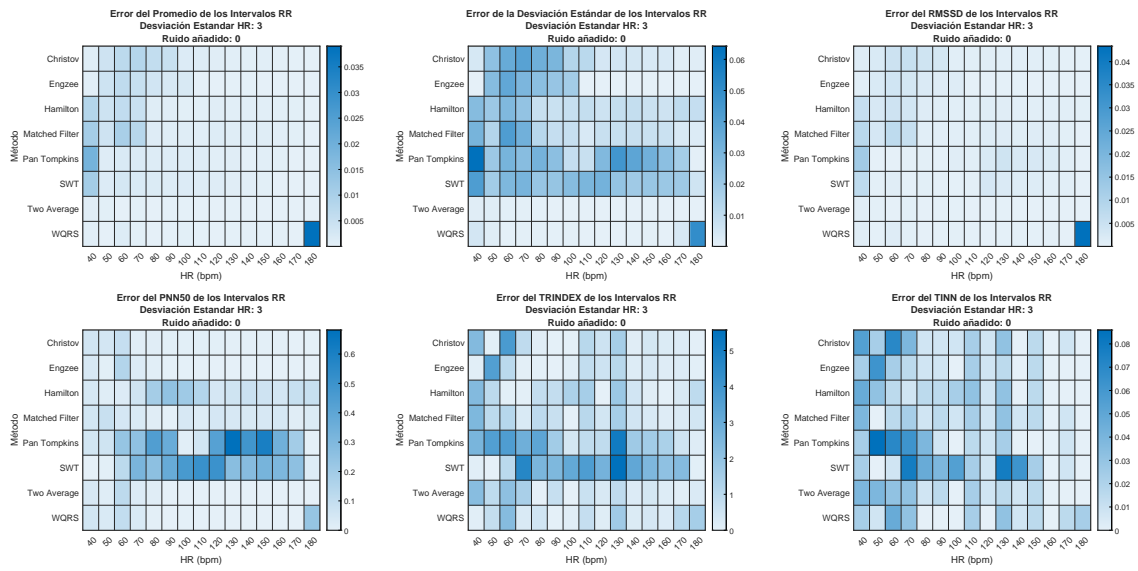


Figura 29: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 3 y ruido añadido = 0.

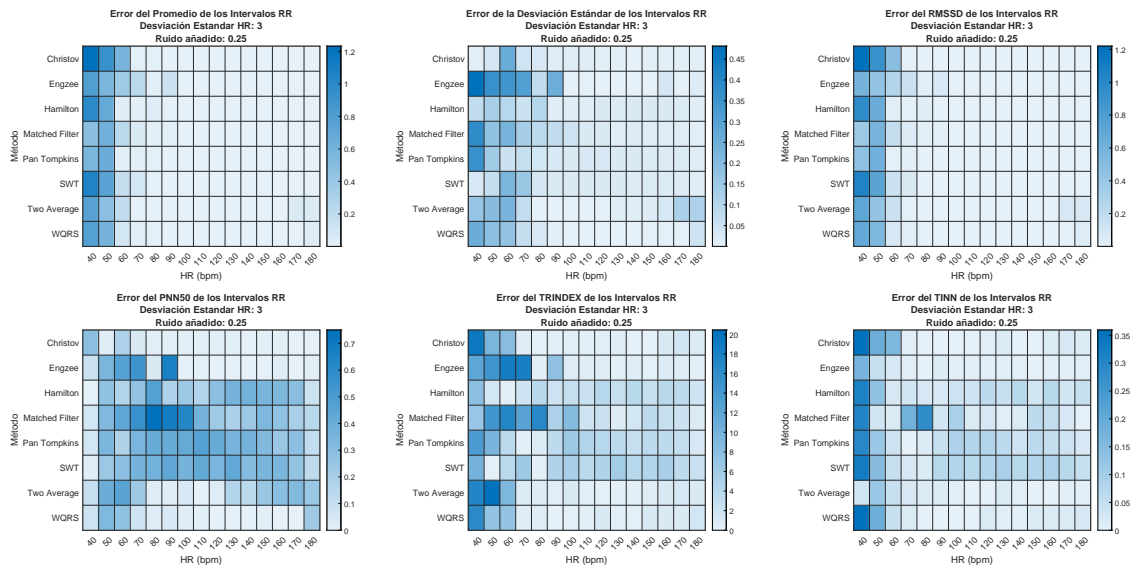


Figura 30: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 3 y ruido añadido = 0.25.

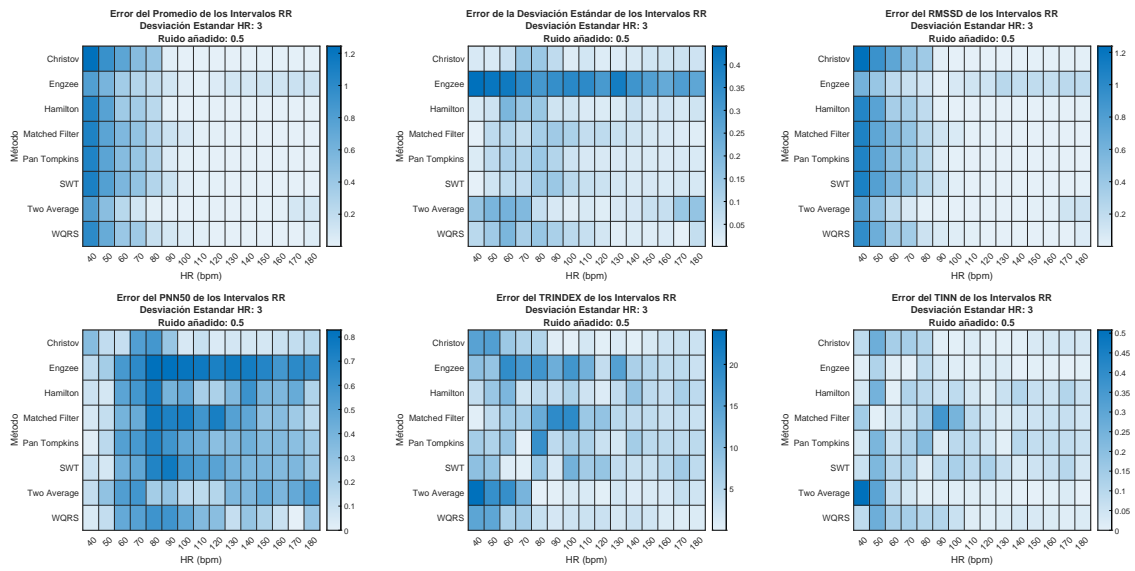


Figura 31: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 3 y ruido añadido = 0.5.

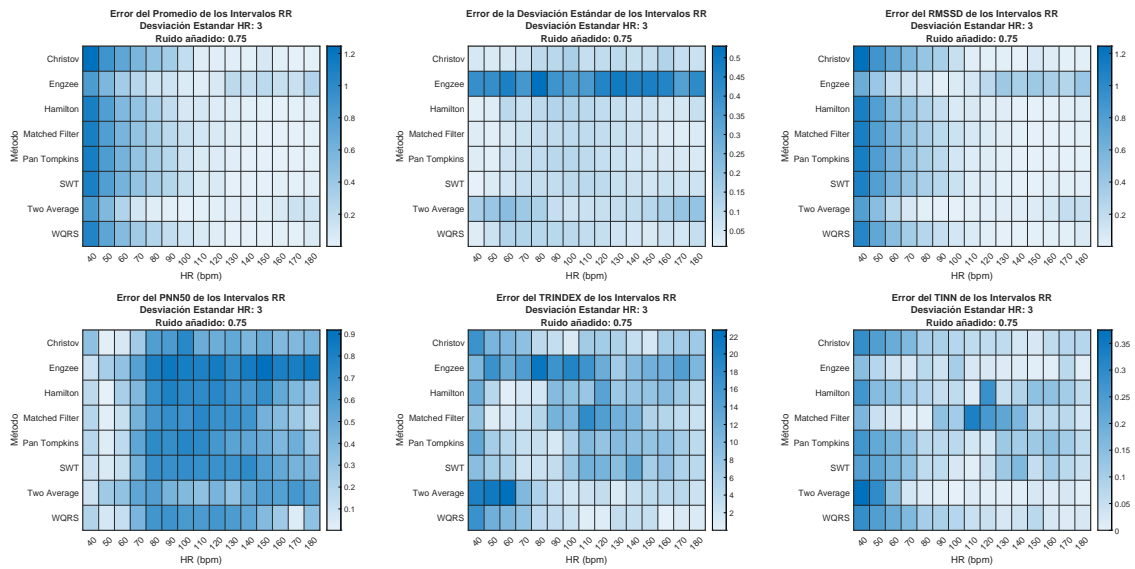


Figura 32: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 3 y ruido añadido = 0.75.

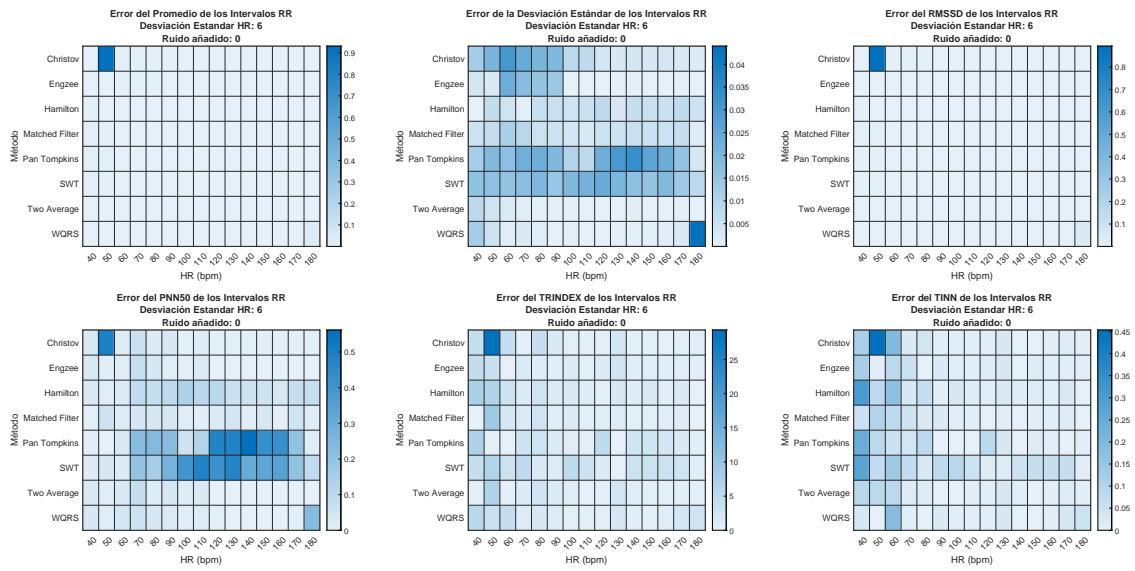


Figura 33: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.

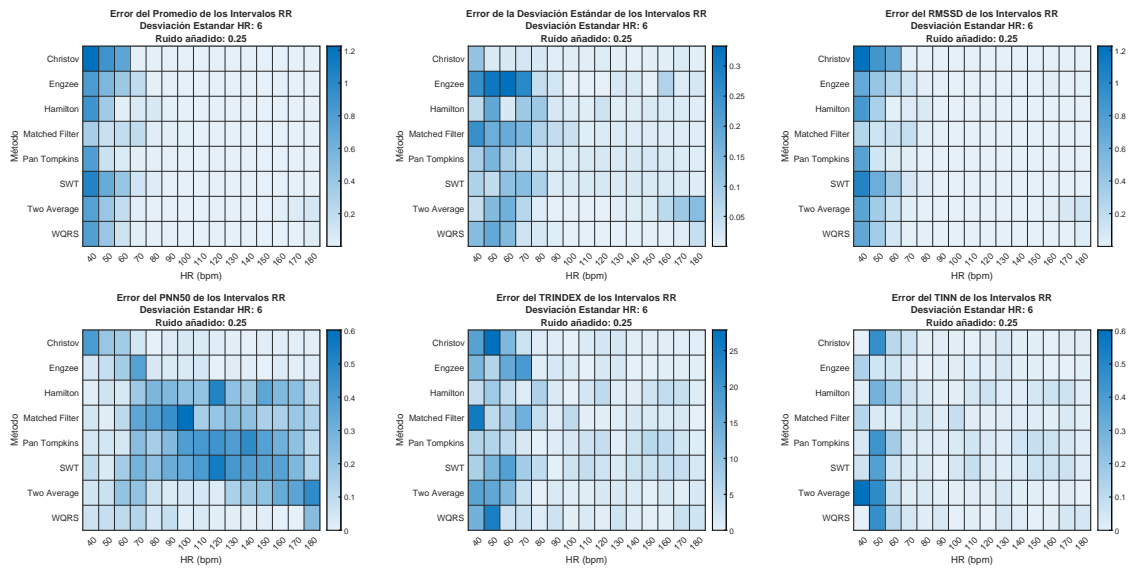


Figura 34: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.25.

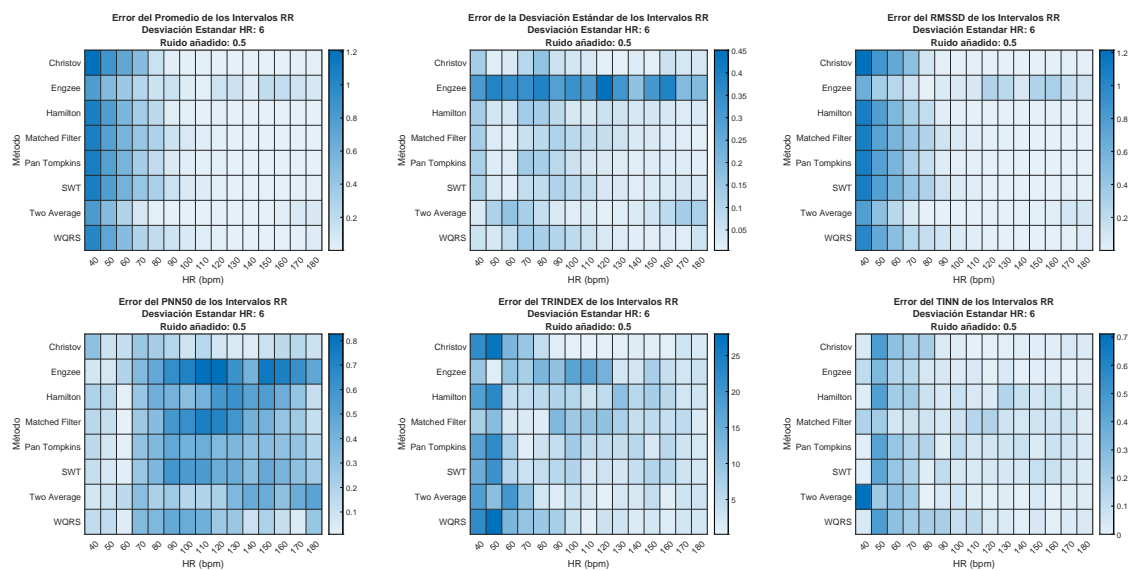


Figura 35: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.5.

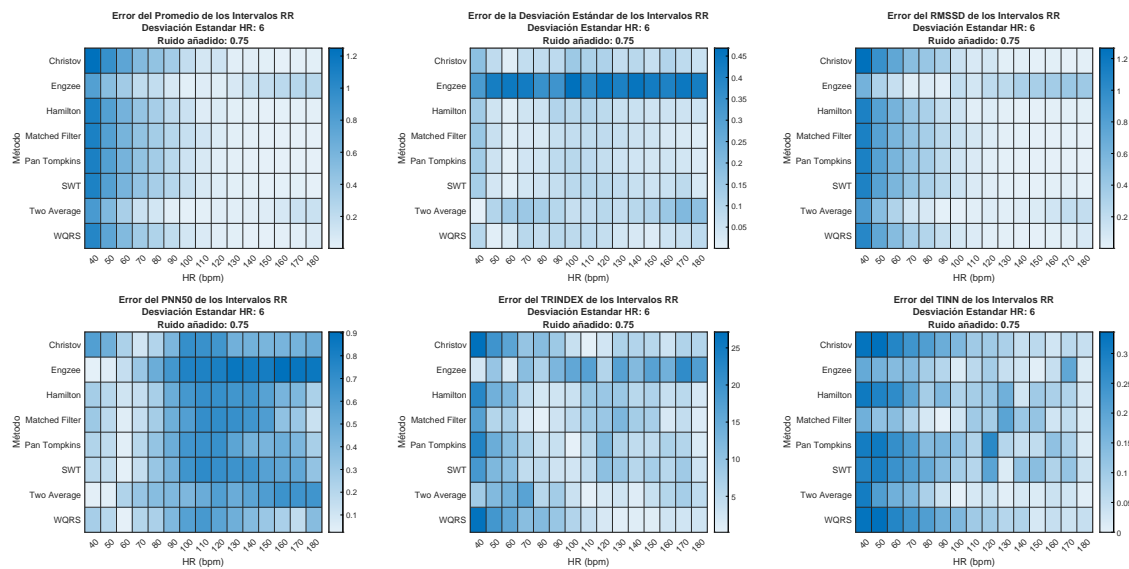


Figura 36: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.75.

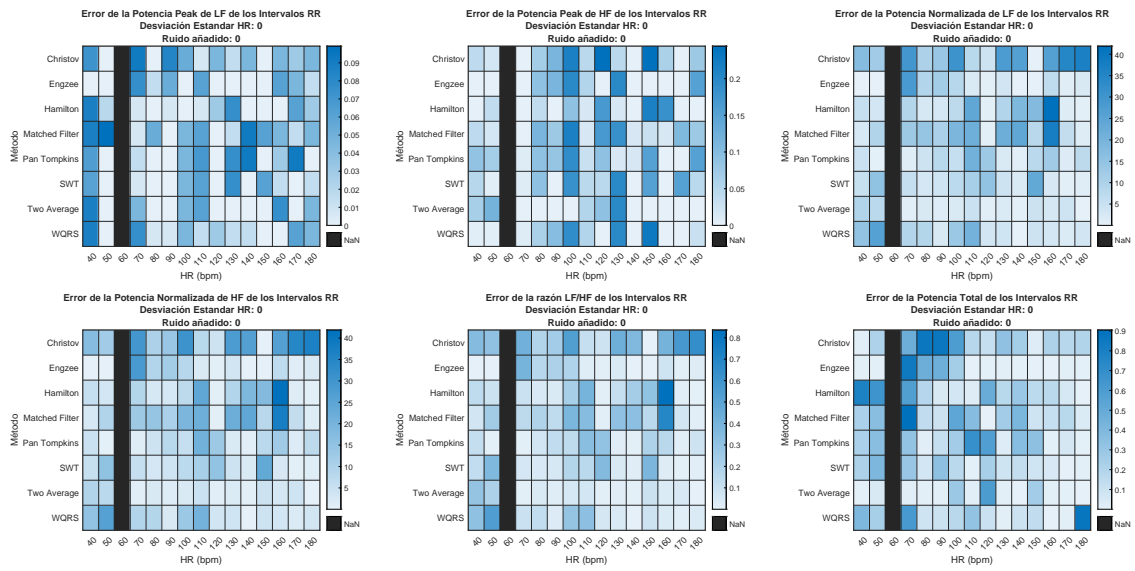


Figura 37: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.

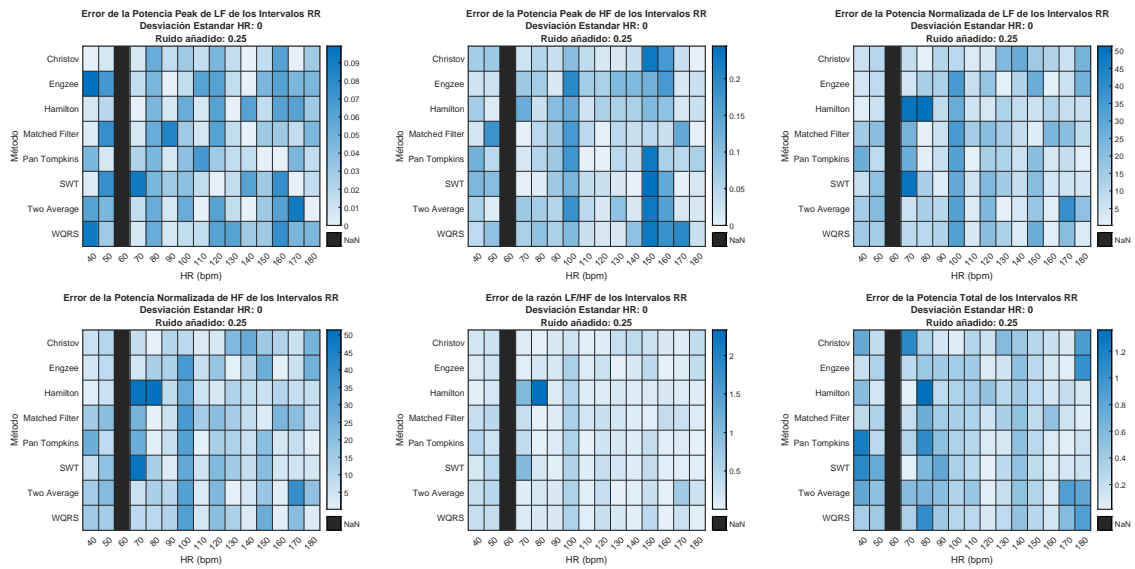


Figura 38: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.25.

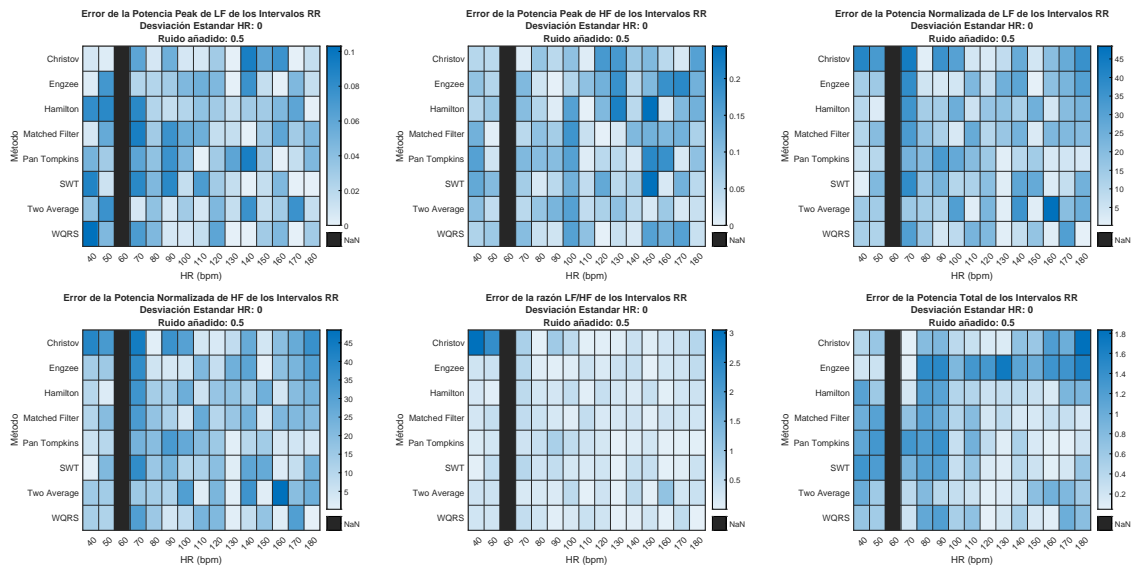


Figura 39: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.5.

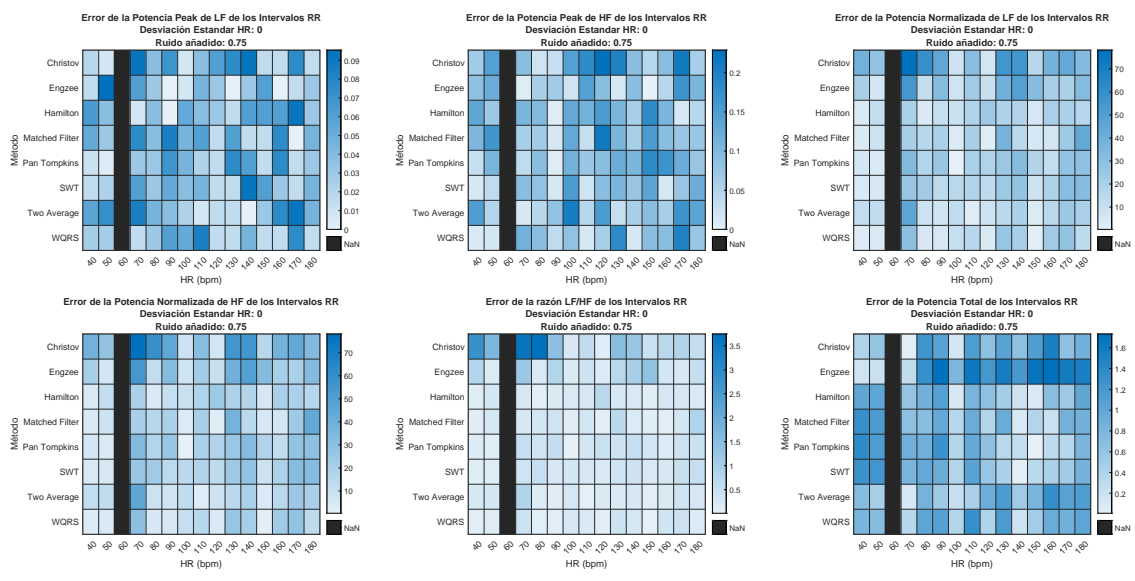


Figura 40: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 0 y ruido añadido = 0.75.

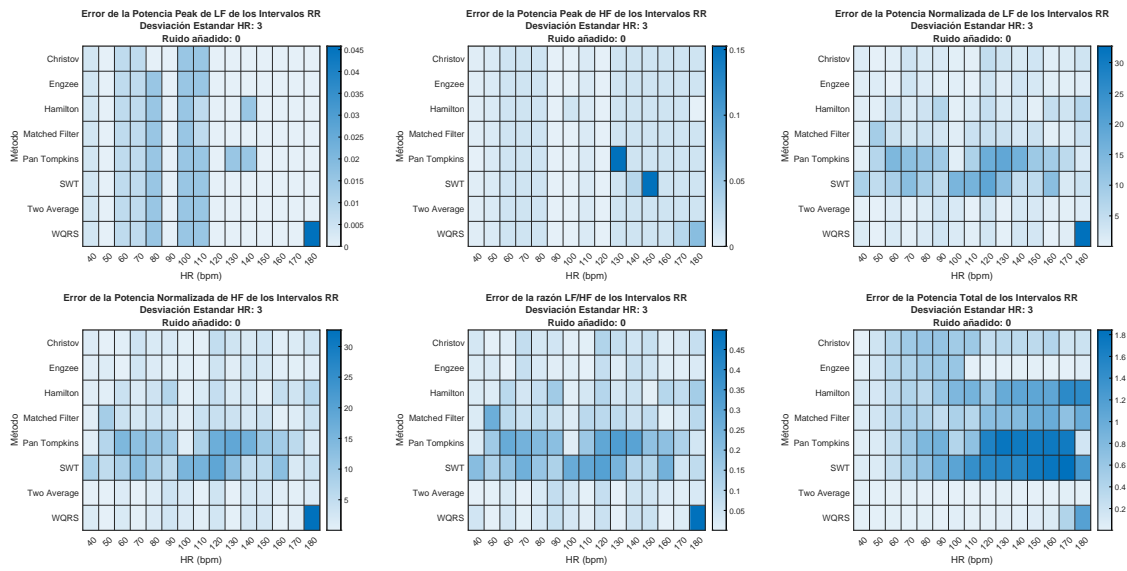


Figura 41: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 3 y ruido añadido = 0.

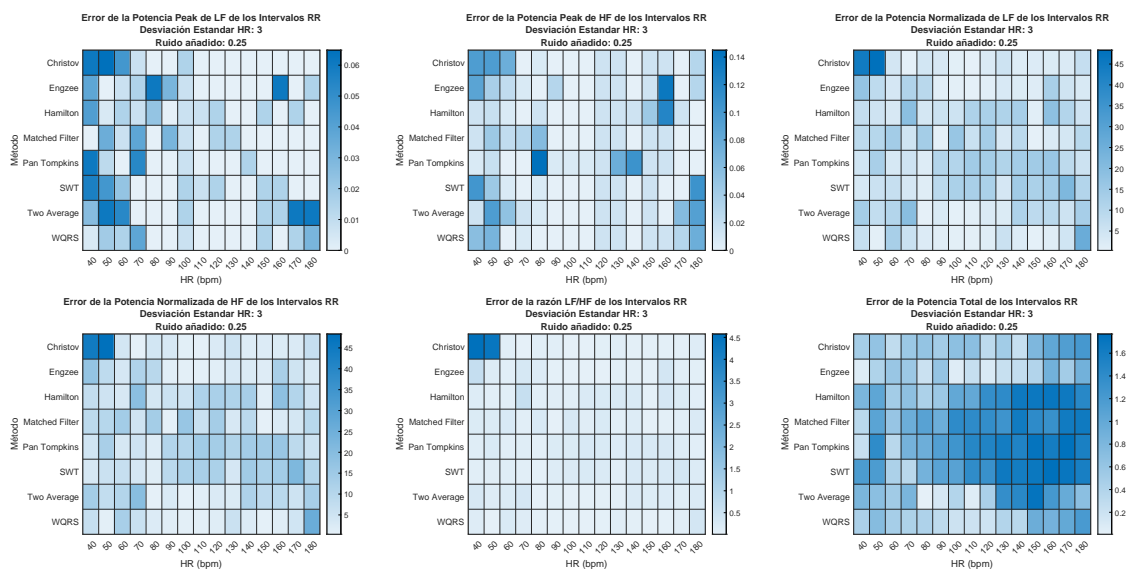


Figura 42: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 3 y ruido añadido = 0.25.

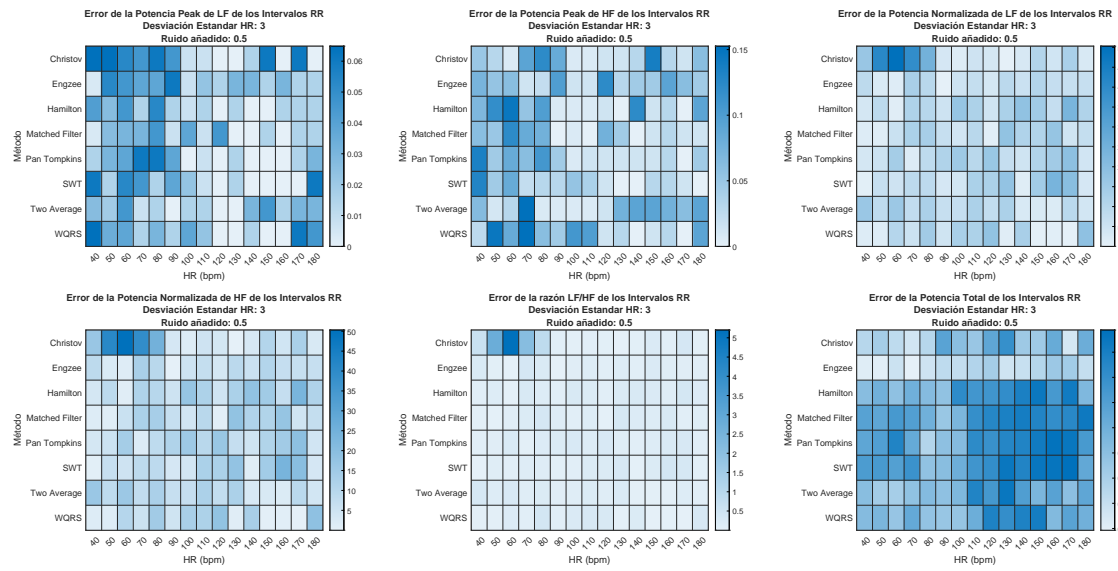


Figura 43: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 3 y ruido añadido = 0.5.

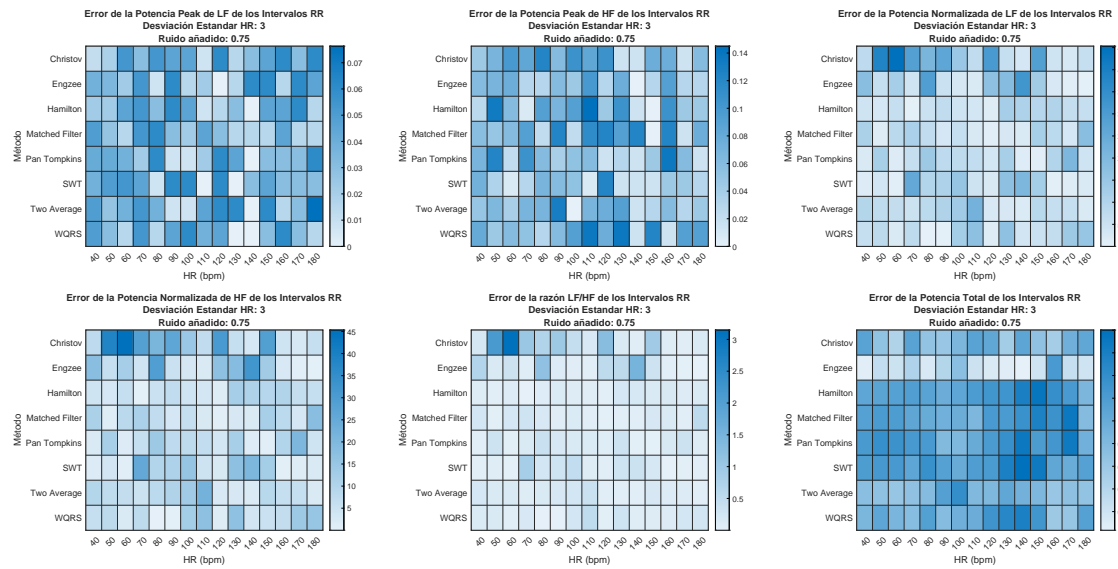


Figura 44: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 3 y ruido añadido = 0.75.

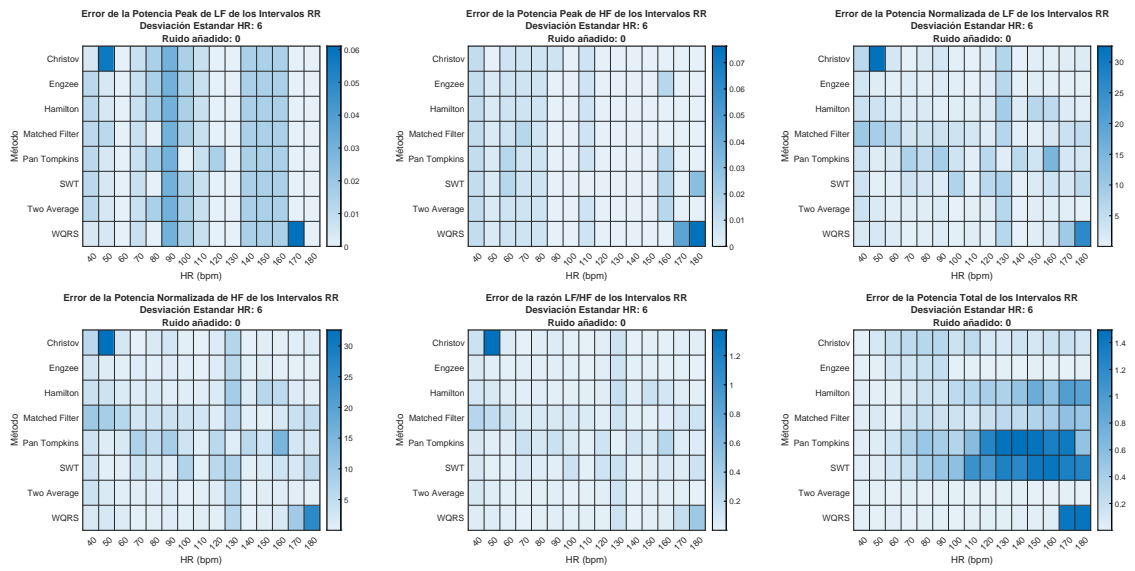


Figura 45: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.

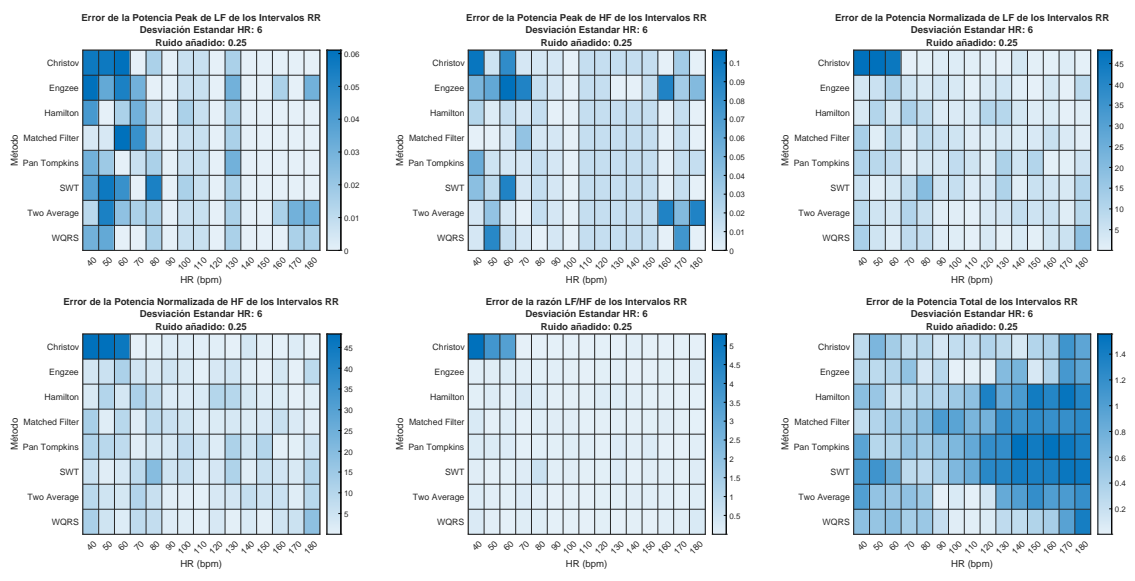


Figura 46: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.25.

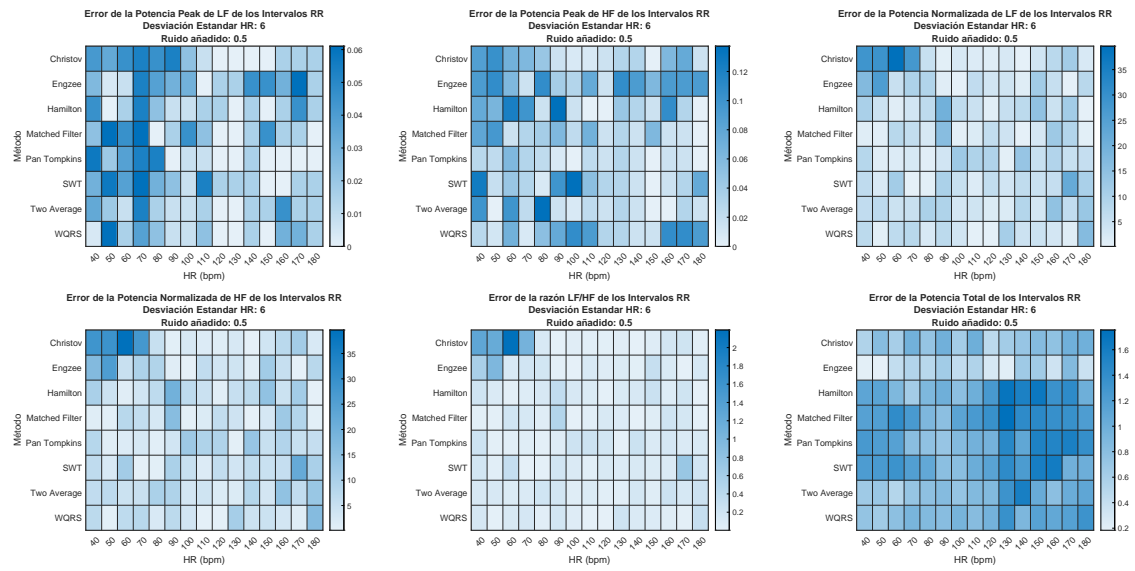


Figura 47: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.5.

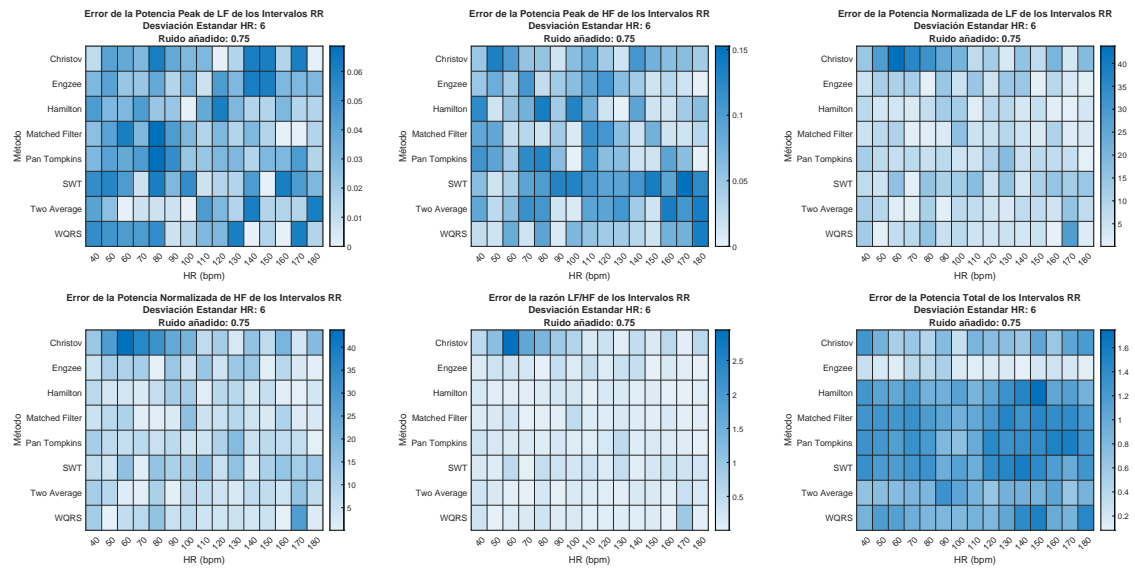


Figura 48: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para desviación estándar = 6 y ruido añadido = 0.75.

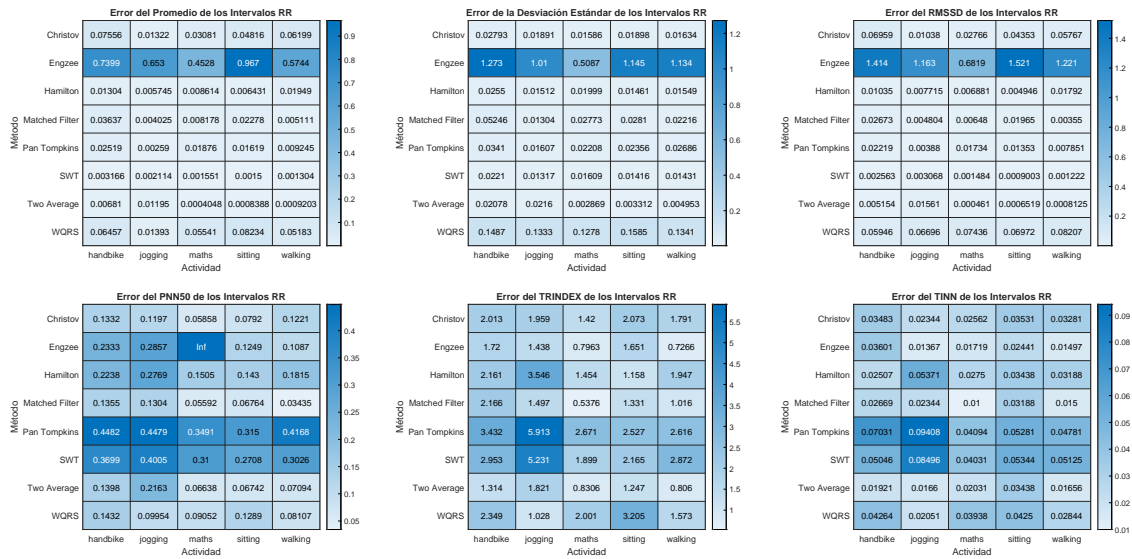


Figura 49: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio del tiempo para ECG reales.

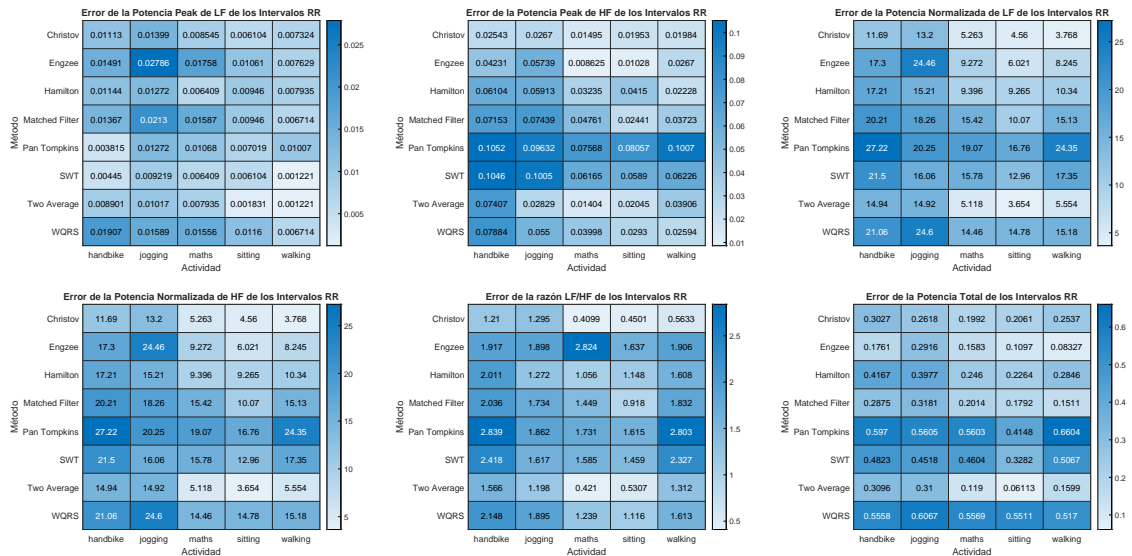


Figura 50: Distribución de errores de las métricas HRV en el dominio de la frecuencia para ECG reales.