

Ultra-Short-Term Heart Rate Variability Analysis: Comparison between Poincaré and Frequency Domain Methods

José Gallardo, Giannina Bellone, Rubén Acevedo and Marcelo Risk

Abstract—Short-term (5 min) heart rate variability analysis (HRV) demand for monitoring people's health and well-being status is increasing due to portable sensors and mobile applications. Five minutes analysis is extensive compared to that used in measurements of glucose, blood pressure, temperature, etc. To reduce costs and achieve optimal performance in personal health assessment, ultra-short-term monitoring less than 5 min is suggested. The aim of this work is to establish the minimum ultra-short-term HRV analysis time required for LF/HF (LH) (frequency domain sympathy-vagal balance indicator) and SD21 (Poincaré graphic domain sympathy-vagal balance indicator) to be equivalent to those obtained by 5 min HRV.

From electrocardiograms (ECGs), processing of 23 subjects in the experiment and series of 60, 90, 120, 180, 240 and 300 s (5 min) were obtained. The HRV time series was calculated and each LH and SD21 indicator in each of the ultra-short series was compared with the 300 s (Gold Standard), using different concordance analysis methods, such as Pearson correlation, Bland Altman, Cohen Delta. The ultra-short-term HRV LH indicator is equivalent to short-term HRV (5 min) in series equal or greater than 180 s while SD21 was equivalent to series equal or greater than 120 s.

Index Terms—short-term heart rate variability, ultra-short-term heart rate variability, LF/HF, SD21.

I. INTRODUCCIÓN

La variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC) es un fenómeno fisiológico, en el cual la acción reguladora del sistema nervioso autónomo (SNA) sobre el nódulo sinusal y el sistema cardionector cardíaco, produce cambios latido a latido en la duración del período cardíaco. La VFC se analiza partiendo del registro del electrocardiograma de superficie (ECG), en cuyo trazado se identifican las ondas R. La duración de cada latido (período cardíaco) se define como la duración del

intervalo RR, es decir el lapso entre dos ondas R consecutivas. De concordancia con la duración de los registros, los estudios de la VFC se clasifican en estudios de largo plazo (registros de 24 h) [1] y estudios de corto plazo (aproximadamente 360 latidos consecutivos, o 5 min de registro ininterrumpido) [2], [3], [4].

Las demandas de análisis de la VFC a corto plazo para el monitoreo del estado de salud y bienestar de las personas están aumentando significativamente, debido al empleo de sensores portátiles y a las aplicaciones móviles, por lo que una evaluación de 5 min de la VFC es prohibitivamente extensa en comparación con las mediciones de glucosa en sangre, presión arterial, temperatura corporal, frecuencia cardíaca, saturación de oxígeno y peso corporal. Para reducir el costo de tiempo de la medición de la VFC y lograr un rendimiento óptimo en la evaluación de la salud personal, varios investigadores han estudiado el monitoreo a ultra corto plazo, con tiempos menores a 5 min. La grabación ultra corta puede permitir un monitoreo continuo y prácticamente en tiempo real del estado de bienestar de una persona (estado de ánimo, atención y niveles de estrés) [5]. Aunque hay una clara necesidad de tales métodos y tecnologías, existen aún problemas sin resolverse: a) No hay directrices claras sobre cómo analizar la VFC de plazo ultra corto (VFC-UC) y qué características de la VFC-UC pueden considerarse buenos sustitutos de las de la VFC de corto plazo, y b) No existe un algoritmo claro para identificar funciones de la VFC-UC confiables para la detección de un evento.

Los métodos estándar, no invasivos, para analizar la VFC incluyen: enfoque estadístico (dominio del tiempo), estimación espectral de potencia (dominio de la frecuencia), análisis geométrico y análisis no lineal. Los métodos de dominio de tiempo y frecuencia tienen algunas limitaciones técnicas como el requisito estacionario y los supuestos lineales en los que se basan estas técnicas y en algunos casos, estos métodos son insensibles y más susceptibles a las interferencias del ritmo ectópico [3], [6]. Del dominio frecuencial se obtienen parámetros que establecen un indicador de equilibrio entre las ramas del SNA, simpático-parasimpático, ampliamente utilizado [7], [8], [9].

El análisis de la trama de Poincaré es un método geométrico simple para evaluar la dinámica de la VFC, que se puede analizar visualmente o a través de cálculos de los parámetros de la trama. La gráfica de Poincaré proporciona información detallada latido a latido sobre el comportamiento del corazón y puede ser una mejor manera de monitorear el cambio

J. Gallardo es estudiante de doctorado, Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Buenos Aires y Magíster por la Facultad de Ingeniería, Universidad Nacional de Entre Ríos (UNER) y parte del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), Buenos Aires, Argentina (email:jmg@df.uba.ar).

G. Bellone es estudiante de doctorado en el Departamento de Ciencia y Tecnología de la Universidad Nacional de Quilmes e investigadora externa del Laboratorio de Cronofisiología del Instituto de Investigaciones Biomédicas de la Universidad Católica Argentina (BIOMED UCA-CONICET) Buenos Aires, Argentina (email:gbellone@uca.edu.ar).

R. Acevedo es Director del Laboratorio de Ingeniería en Rehabilitación e Investigaciones Neuromusculares (LIRINS), Presidente de la Sociedad Argentina de Bioingeniería (SABI), Entre Ríos, Argentina (email:racevedo@ingenieria.uner.edu.ar).

R. Risk es Director del Instituto de Medicina Traslacional e Ingeniería Biomédica (Hospital Italiano-CONICET) e investigador en el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), Buenos Aires, Argentina (email:marcelo.risk@hospitalitaliano.org.ar).

dinámico de la función autonómica [10]. Algunos autores consideran que con los parámetros extraídos del diagrama de Poincaré permiten establecer un indicador de balance simpato-vagal [11], [12], de manera similar al utilizado en el dominio frecuencial [13]. Estos indicadores, de la VFC de corto plazo (5 min), son muy utilizados, en estudios donde es necesario determinar somnolencia en conductores, estrés, sueño-vigilia, etc. [9], [13], [14], [15]. Por lo cual, reducir los tiempos en la medición, aumentaría el rendimiento al lograr resultados equivalentes pero en un tiempo menor, además disminuirían los costos computacionales del procesamiento de los datos y esto probablemente incrementaría su uso en la clínica médica.

Si bien aún no se ha llegado a establecer un estándar para la mediciones de la VFC-UC, algunos trabajos han sugerido longitudes mínimas de las series RR según el parámetro de la VFC a utilizar en el dominio temporal y frecuencial [6], pero son escasos los trabajos sobre la VFC-UC donde se analicen parámetros de Poincaré [16], en particular el considerado como indicador de actividad simpato-vagal. Por lo cuál el objetivo de este trabajo es establecer el mínimo tiempo de análisis de la VFC-UC, en el dominio frecuencial y geométrico de Poincaré, para que los indicadores de la actividad simpato-vagal, de nuestra muestra, sean equivalentes a los obtenidos mediante VFC de corto plazo, 5 min.

II. MATERIALES Y MÉTODOS

A. Participantes

En el experimento participaron voluntariamente veintiséis sujetos, 12 mujeres y 14 hombres, de entre 21 y 25 años de edad. Los participantes en el estudio no tenían antecedentes de enfermedades cardíacas, hipertensión sistémica, trastornos metabólicos u otras enfermedades que pueden influir en la VFC. No eran obesos y no consumieron medicamentos, drogas o alcohol en las 24 h anteriores a los experimentos. Cada sujeto participante proporcionó su consentimiento por escrito, relativo a la privacidad de datos en la investigación con humanos antes de comenzar el experimento y todos los sujetos eran libres de terminar el experimento en el momento en que lo desearan. Este estudio fue aprobado por el Comité de Ética e Investigación de la Universidad de Quilmes, Buenos Aires, Argentina (04/07/2016/No.3).

B. Análisis de la VFC

La señal de ECG de cada sujeto se obtuvo en reposo. Previo al inicio de la medición y para evitar artefactos, cada participante se estabilizó durante aproximadamente 3 min y se verificó su condición basal. Luego, el ECG se registró durante 5 min (300 s) con un holter, marca Holtech modelo Hcaa348 hecho en Argentina, mediante la derivación DI, a una frecuencia de muestreo de 225 Hz y 8 bits de resolución. Esta señal fue procesada, se le aplicó un filtro notch de 50 Hz para quitar las interferencias de la red de alimentación eléctrica, se eliminó la tendencia no lineal del ECG mediante su diferencia con un polinomio de orden 6 previamente ajustado a la señal y luego sobre-muestreada a 1 KHz para mejorar la resolución del punto fiducial de la onda R [3]. Se empleó el algoritmo Pan-Tompkin modificado [17] para detectar los picos R, en el

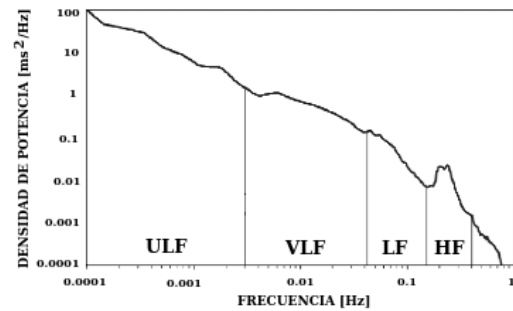


Fig. 1. Análisis espectral de potencia de una serie temporal de 24 h. Se distingue los componentes espectrales correspondientes a las diferentes bandas de frecuencias, ultra bajas (ULF), muy baja (VLF), baja (LF) y alta (HF). La potencia espectral por banda de frecuencia se calcula como el área bajo la curva en la banda de frecuencia de interés (extraído y modificado de [3]).

complejo QRS del ECG, seguido de una inspección visual, luego se calculó la serie de intervalos de tiempo RR. A esta serie se le eliminó la tendencia lineal y la componente continua, además para poder detectar los latidos atípicos se utilizó un filtro de rechazo de impulsos [18], [19]. Los latidos atípicos fueron reemplazados mediante interpolación por otro intervalo cuyo valor era el promedio de los seis intervalos RR vecinos al considerado artefacto [20], [21]. Se descartaron las series RR de 300 s, de 3 hombres cuya cantidad de artefactos era superior al 5% del total de los intervalos la serie RR, [22], reduciéndose el número de participantes a 23. Posteriormente, para el análisis de la VFC-UC, a cada serie de 300 s (las series "Gold Standard" (GS)) se le extrajeron ventanas de diferentes longitudes temporales (60, 90, 120, 180 y 240 s), comenzando desde el inicio por considerar la manera "natural" de realizar la medición y se calculó para cada serie, la frecuencia cardíaca media (FCm) en latidos por minuto (lpm).

1) *Dominio Frecuencial*: En el análisis del dominio de la frecuencia, se utilizó el periodograma de Lomb para estimar la densidad espectral de potencia (PSD) de las series RR no equiespaciadas; este método ha sido recomendado debido a sus ventajas cuando se trata de señales con ruido y porque, a diferencia del método FFT, no requiere un re-muestreo de la serie RR [23], [24]. Los índices resultantes del análisis PSD, Fig. 1, se pueden presentar en bandas de diferentes frecuencias: ultra baja frecuencia (ULF) (< 0.003 Hz), muy baja frecuencia (VLF) (0.003-0.04 Hz), baja frecuencia (LF) (0.04-0.15 Hz), alta frecuencia (HF) (0.15-0.4 Hz), con los parámetros normalizados (LFnu), (HFnu) y la relación LF/HF (LH), tradicionalmente utilizada como indicador de balance simpato-vagal [25].

2) *Dominio Geométrico de Poincaré*: La trama de Poincaré, Fig. 2, describe la naturaleza de las fluctuaciones del intervalo RR al graficar un cierto intervalo RR_n versus el siguiente RR_{n+1} . Para extraer los parámetros de la VFC, se ajusta la gráfica a una elipse donde el ancho respecto al eje $y=x$, es SD1 (Desviación Estándar intervalos RR a corto plazo) que refleja la actividad parasimpática. La longitud de la elipse sobre el eje es SD2 (Desviación Estándar intervalos RR a largo plazo) que refleja la modulación simpática, (1), (2).

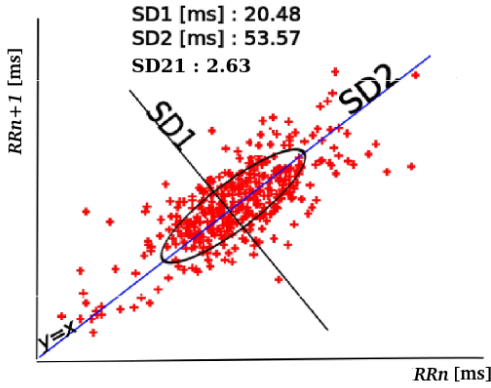


Fig. 2. Gráfico de Poincaré, empleado para la determinación de los parámetros de la VFC. Abscisa representa el intervalo temporal RRn , la ordenada el intervalo siguiente $RRn+1$. Se representa el ajuste a una elipse, la recta identidad $y=x$, SD1 ancho de la elipse (dispersión perpendicular de los intervalos RR), SD2 longitud de la elipse (dispersión longitudinal de los intervalos RR) respecto a la línea de identidad $y=x$. $SD21 = SD2/SD1$.

$$SD1 = \sqrt{\text{Var}\left(\frac{RRn - RRn+1}{\sqrt{2}}\right)} \quad (1)$$

$$SD2 = \sqrt{\text{Var}\left(\frac{RRn + RRn+1}{\sqrt{2}}\right)} \quad (2)$$

Donde RRn es el n -ésimo intervalo, $RRn+1$ es el intervalo siguiente al n -ésimo y Var representa la varianza [26].

La relación $SD2/SD1$ ($SD21$) es una medida de la relación entre la variabilidad a largo y corto plazo similar a la relación LH por su analogía y propiedades [13], [27], [28], [29], [30].

El análisis de la VFC de corto plazo, para las series de 300 s, GS, y el de ultra corto plazo, de las series de 60, 90, 120, 180 y 240 s, se realizó en el dominio frecuencial y se calcularon los índices LF, HF y el indicador LH. En el dominio geométrico de Poincaré se extrajeron los índices SD1, SD2 para calcular el indicador SD21. Todo el procesamiento de las señales y los cálculos de la VFC fueron realizados bajo entorno GNU/Linux, mediante algoritmos desarrollados en GNU Octave, versión 4.2.2, Copyright (C) 2018, John W. Eaton y otros.

C. Análisis Estadístico

Se utilizó la prueba de Shapiro–Wilk para analizar la normalidad de los datos y se aplicó la transformación logaritmo natural a LH y SD21 para obtener distribuciones normales [31]. Se calcularon los coeficientes de correlación de Pearson (r), entre los índices de la serie GS [28], además entre los indicadores $\ln(LH)$ y $\ln(SD21)$ del GS y el correspondiente indicador de cada serie de 60, 90, 120, 180 y 240 s.

Siendo que una correlación fuerte entre los parámetros no implica necesariamente un elevado grado de concordancia se empleó el método de Bland-Altman (BA) para calcular los límites de concordancia al 95% (LoA, del inglés, Limit of Agreement) [31], [16].

Se calculó para cada indicador, el sesgo de la medición, como la media de la diferencia entre las mediciones de la GS y las mediciones de la serie de periodos ultra cortos. Se utilizó la prueba de Student para analizar el sesgo de cada indicador. También se calculó la magnitud (Mag) como el valor medio del promedio de las mediciones de la GS y la serie ultra corta. Además el valor medio de relaciones, en porcentaje, sesgo/Mag y LoA/Mag que muestran el comportamiento del sesgo y del LoA en relación con el promedio de las mediciones de ambas series.

Se halló el delta de Cohen, (d), [32], [33] para cuantificar el tamaño del efecto, una medida cuantitativa de la magnitud de un fenómeno, en este caso, el sesgo de las mediciones del parámetro de VFC de diferentes longitudes y el GS [14]. El valor de d podría estar entre 1 y -1, el umbral propuesto por Cohen [32] es < 0.2 que considera un tamaño de efecto “insignificante”, < 0.5 “pequeño”, < 0.8 “medio” y “grande”, para otra situación. Para todas estas pruebas se consideró como estadísticamente significativos valores de $p < 0.05$. También se calculó, para cada indicador $\ln(LH)$, $\ln(SD21)$, el porcentaje de error relativo (e) entre la serie GS y cada una de las series RR ultra cortas, mediante (3) y (4), [34]:

$$e(\%) = \frac{\text{media}(GS_{LH}) - \text{media}(serieX_{sLH})}{\text{media}(GS_{LH})} * 100 \quad (3)$$

$$e(\%) = \frac{\text{media}(GS_{SD21}) - \text{media}(serieX_{sSD21})}{\text{media}(GS_{SD21})} * 100 \quad (4)$$

Con $X = 60, 90, 120, 180$ y 240 .

Todos los algoritmos para los cálculos estadísticos fueron desarrollados con software libre R version 3.6.3, Copyright (C) 2020. The R Foundation for Statistical Computing. Platform: x86_64-pc-linux-gnu (64-bit).

III. RESULTADOS

Las señales de los ECG fueron procesadas, Fig. 3, y se hallaron las series de intervalos temporales RR, no-equiespaciados, que previo al análisis de la VFC de corto plazo (5 min) se les aplicaron métodos de edición y corrección de artefactos, Fig. 4.

En la Tabla I se presentan las FCm, los índices del dominio frecuencial y gráfico de Poincaré en valor medio y desviación estándar (DE) para cada serie.

En la Tabla II se muestran los valores medios y DE de los indicadores LH y SD21 luego de aplicarles la transformación logaritmo natural (\ln) para las diferentes longitudes de las series de intervalos temporales RR, 60, 90, 120, 180, 240 y 300 s. Observándose un incremento en los valores medios de $\ln(LH)$, conforme aumenta la longitud temporal de la serie RR, con valor medio de 0.442 para la serie de 60 s, llegando a un valor medio de 0.858 para la series RR de 300 s de longitud, GS. El mismo comportamiento se observa en $\ln(SD21)$, con valor medio de 0.820 para la serie de 60 s incrementándose hasta 1.070 para la serie GS.

La Tabla III muestra las correlaciones halladas entre los parámetros del dominio frecuencial y el geométrico de

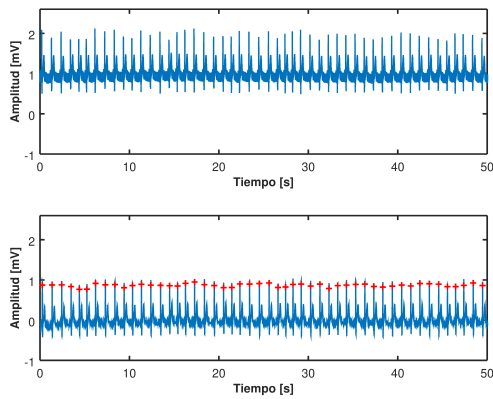


Fig. 3. Gráfico superior, señal cruda ECG, correspondiente a la medición durante 5 min de uno de los sujetos participantes del estudio. Gráfico inferior misma señal luego del procesamiento y detección de las ondas R.

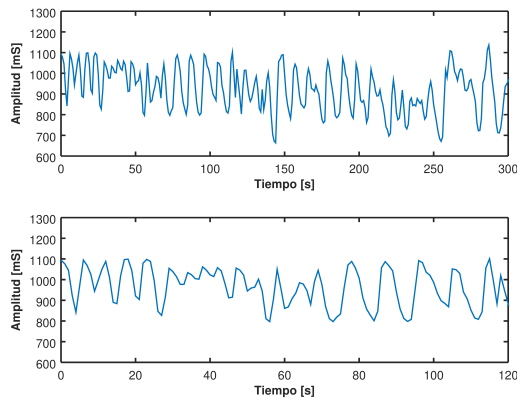


Fig. 4. Gráfico superior, serie RR con una longitud temporal de 300 s, obtenida de los intervalos temporales, entre ondas R de la señal del ECG, de la Fig. 3. Gráfico inferior, serie RR ultra corta de 120 s extraída de la serie de 300 s.

TABLA I

FCM E ÍNDICES DEL DOMINIO FRECUENCIAL LH, HF Y DEL GEOMÉTRICO DE POINCARÉ SD1, SD2. VALORES EXPRESADOS EN MEDIA Y DESVIACIÓN ESTÁNDAR (DE), CORRESPONDIENTES A LAS SERIES RR DE DIFERENTES LONGITUDES TEMPORALES

Series	FC (lpm) (DE)	LF (ms ²) (DE)	HF (ms ²) (DE)	SD1 (ms) (DE)	SD2 (ms) (DE)
60 s	72.938 (11.402)	1966.234 (1388.578)	1671.122 (1719.720)	35.000 (18.627)	74.412 (29.186)
90 s	73.033 (11.569)	1695.875 (928.737)	1172.453 (1021.521)	31.099 (15.894)	74.651 (24.798)
120 s	73.014 (11.645)	1749.568 (970.635)	1142.402 (952.375)	31.120 (15.888)	77.064 (23.350)
180 s	73.028 (11.653)	1841.070 (1192.235)	1146.078 (982.412)	30.921 (15.836)	77.707 (24.010)
240 s	73.275 (11.650)	1886.478 (1205.506)	1098.669 (967.581)	30.015 (15.294)	77.877 (23.811)
300 s	73.581 (11.544)	2060.090 (1346.574)	1084.197 (951.700)	29.996 (14.959)	81.348 (26.332)

Poincaré donde se observa una muy elevada correlación entre ln(LF) ln(SD2); ln(HF) ln(SD1) y alta entre ln(LH) ln(LH).

En Tabla IV, se presentan por un lado los resultados

TABLA II
PARÁMETROS LH Y SD21, TRANSFORMADOS MEDIANTE LA FUNCIÓN LN. VALORES EXPRESADOS EN MEDIA Y DESVIACIÓN ESTÁNDAR (DE), CORRESPONDIENTES A LAS SERIES RR DE DIFERENTES LONGITUDES TEMPORALES

Series	ln(LH)	ln(SD21)
60 s	0.442 (0.853)	0.820 (0.32)
90 s	0.606 (0.664)	0.954 (0.341)
120 s	0.647 (0.681)	0.988 (0.343)
180 s	0.680 (0.598)	1.000 (0.300)
240 s	0.762 (0.588)	1.029 (0.300)
300 s	0.858 (0.594)	1.070 (0.270)

TABLA III

CORRELACIÓN ENTRE PARAMETROS LN(LF), LN(HF), LN(LH) Y LN(SD1), LN(SD2), LN(SD21)) CORRESPONDIENTE A LOS 23 SUJETOS, *p < 0.001

Índices	ln(SD1)	ln(SD2)	ln(SD21)
ln(LF)	0.748*	0.900*	-0.092
ln(HF)	0.911*	0.821*	-0.686*
ln(LH)	0.647*	-0.388	0.756*

correspondientes al coeficiente de correlación de Pearson (*r*), entre ln(LH) de la serie GS y los ln(LH) de cada una de las series RR de diferentes longitudes temporales.

TABLA IV

CORRELACIÓN, TAMAÑO DEL EFECTO Y ERROR ENTRE LN(LH) DE LA SERIE PATRÓN Y LAS SERIES DE DIFERENTES LONGITUDES TEMPORALES

ln(LH)	Coefficiente Correlación (i.c. 95%)	Cohen (<i>d</i>) (i.c. 95%)	% de error (<i>e</i>)
300 s vs 60 s	0.568 (0.203 0.794)	-0.544 (-0.963 -0.125)	48.456
300 s vs 90 s	0.776 (0.536 0.900)	-0.396 (-0.688 -0.104)	29.392
300 s vs 120 s	0.848 (0.670 0.934)	-0.322 (-0.560 -0.085)	24.605
300 s vs 180 s	0.942 (0.865 0.975)	-0.298 (-0.445 -0.152)	20.735
300 s vs 240 s	0.966 (0.920 0.986)	-0.162 (-0.272 -0.052)	11.178

Donde se observa una relación positiva entre las variables y una baja correlación, *r* = 0.568, entre la serie GS y la correspondiente a 60 s de longitud, además que la correlación incrementa cuando las longitudes de las series ultra cortas aumentan, con un *r* = 0.942, ideal, para 180 s de longitud y *r* = 0.966 para 240 s de longitud temporal de las series RR., valores estadísticamente significativos pues los intervalos de confianza al 95% no incluyen el 0. Por otro lado, en esta misma tabla, se presentan los resultados de la comparación del tamaño de efecto de ln(LH) entre la serie GS y cada una de las ultra cortas, mediante la delta de Cohen (*d*).

El valor de *d* = -0.544 muestra una diferencia media entre la serie GS y la de 60 s de longitud. Con el incremento en las longitudes de RR se observa una disminución, en valor absoluto, del tamaño de efecto, existe una pequeña diferencia con GS para la serie de 90 s, *d* = -0.396 y es, también, pequeña la diferencia con GS para las series de 120 s y 180 s. Y es despreciable la diferencia de la serie de 240 s.

En esta Tabla IV, también se dan los resultados del porcentaje de error (e), del índice $\ln(\text{LH})$, de cada una de las series de tiempos ultra cortos con relación a la serie GS. Este porcentaje del error disminuye con el incremento de la longitud de la serie RR, siendo $e = 48.456\%$, para la serie de 60 s disminuyendo hasta un $e = 11.178\%$ para la serie de 240 s.

En la Tabla V se observan los resultados correspondientes a $\ln(\text{SD21})$, donde los coeficientes de correlación, todos positivos, se incrementan conforme se incrementan las longitudes de las series, con $r = 0.726$ para la serie de 60 s, $r = 0.877$ y resultando ideal para la serie de 120 s $r = 0.923$, $r = 0.938$ para la de 180 s y $r = 0.962$ para la serie de 240 s.

TABLA V

CORRELACIÓN, TAMAÑO DEL EFECTO Y ERROR ENTRE $\ln(\text{SD21})$ DE LA SERIE PATRÓN Y LAS SERIES DE DIFERENTES LONGITUDES TEMPORALES

$\ln(\text{SD21})$	Coefficiente Correlación (i.c. 95%)	Cohen (d) (i.c. 95%)	% de error (e)
300 s vs 60 s	0.726 (0.447 0.876)	-0.800 (-1.158 -0.443)	22.880
300 s vs 90 s	0.877 (0.727 0.947)	-0.333 (-0.547 -0.118)	10.434
300 s vs 120 s	0.923 (0.824 0.967)	-0.219 (-0.386 -0.052)	7.270
300 s vs 180 s	0.938 (0.857 0.974)	-0.219 (-0.369 -0.069)	6.108
300 s vs 240 s	0.962 (0.912 0.984)	-0.121 (-0.237 -0.005)	3.424

Los resultados de la comparación del tamaño de efecto de $\ln(\text{SD21})$ entre la serie GS y cada una de las ultra cortas, mediante la delta de Cohen (d), muestra un $d = -0.800$, una gran diferencia entre la serie GS y la de 60 s de longitud, pero aquí también los resultados de d disminuyen en valor absoluto a medida que se incrementan las longitudes de las series RR, con $d = -0.333$ para la serie de 90 s, $d = -0.219$ para la de 120 s y $d = -0.219$ para la de 180 s todas diferencias pequeñas y $d = -0.121$ para la serie de 240 s diferencia despreciable con GS. El porcentaje de error (e), del indicador $\ln(\text{SD21})$, de cada una de las series de tiempos ultra cortos con relación a la serie GS disminuye con el incremento de la longitud de la serie RR, siendo $e = 22.880\%$, para la serie de 60 s disminuyendo hasta un $e = 3.424\%$ para la serie de 240 s. Las Fig. 5, muestra una de las gráficas de Bland-Altman, en este caso, la resultante del análisis de concordancia del indicador $\ln(\text{LH})$ entre la serie GS, de 5 min o 300 s y la serie de 120 s.

Las Tablas VI y VII presentan a modo de resumen los resultados más relevantes extraídos del análisis de las gráficas de Bland Altman de todas las series para el indicador $\ln(\text{LH})$.

En la Tabla VI se muestran los resultados del análisis de concordancia entre la serie GS y las series ultra cortas para el índice $\ln(\text{LH})$. Se observa que el sesgo disminuye al incrementar la longitud de la serie que se compara con la GS. El sesgo tiende a "0" con el aumento de la longitud temporal de las series y denota una sobre estimación de los valores de $\ln(\text{LH})$, de la serie GS frente a los de las series ultra cortas. La prueba de Student aplicada a los valores entre las diferencias de las series, representada por sus intervalos de confianza del

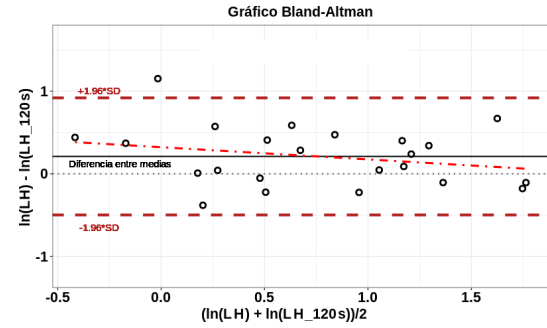


Fig. 5. Gráfico de BA entre los valores de $\ln(\text{LH})$ de la serie GS y la serie de 120 s de longitud temporal. En la abscisa se representa los valores del promedio de $\ln(\text{LH})$ de la serie GS y $\ln(\text{LH})$ de la de 120 s. En la ordenada la diferencia entre $\ln(\text{LH})$ de la serie GS y $\ln(\text{LH})$ de la serie de 120 s. La línea punteada corresponde al valor 0 de la diferencia entre los valores medios de las series. La línea gruesa corresponde al valor medio de las diferencias (sesgo) del índice LH entre las series GS y la de 120 s, la línea roja raya punto raya, corresponde a la línea de regresión calculada para las diferencias, las líneas a rayas, rojas, corresponden a los valores del 95% del límite de concordancia (LoA).

TABLA VI
ANÁLISIS DATOS CORRESPONDIENTES AL INDICADOR $\ln(\text{LH})$
EXTRAÍDOS DE LAS GRÁFICAS DE BA

$\ln(\text{LH})$	T test sesgo (i.c. 95%)	Sesgo (i.c. 95%)	Mag
300 s vs 60 s	(0.108 0.723)	0.416 (0.267 0.564)	0.650
300 s vs 90 s	(0.068 0.436)	0.250 (0.136 0.341)	0.732
300 s vs 120 s	(0.055 0.367)	0.211 (0.136 0.286)	0.752
300 s vs 180 s	(0.090 0.266)	0.178 (0.135 0.220)	0.769
300 s vs 240 s	(0.029 0.163)	0.096 (0.064 0.128)	0.81

95% permiten establecer que el sesgo pasara más alejado para la serie de 60 s, algo menos alejado para la de 90 s más próximo para la de 120 s y 180 s, el sesgo eventualmente podrá valer "0" para la comparación entre GS y la serie de 240 s, los valores son estadísticamente significativos dado que intervalos de confianza del 95% incluyen el 0 a excepción de la serie de 60 s. Se aprecia en la Tabla VI que valor de la magnitud (Mag) se incrementa conforme aumenta la longitud temporal de la serie ultra corta. En la Tabla VII se observa que los límites de concordancia disminuyen con el incremento de las series también se visualizan variaciones del Sesgo/Mag*100 en las series correspondientes a 60 s, 90 s y 120 s siendo su valor mucho menor para las series de 180 s y 240 s. Los valores de LoA/Mag*100 muestran una disminución a medida que se incrementan las longitudes de las series.

En la Tabla VIII y Tabla IX se muestran los resultados extraídos de las gráficas de BA correspondiente al análisis de concordancia entre el GS de $\ln(\text{SD21})$ y las series ultra cortas de este indicador.

En la Tabla VIII se observa que el sesgo es menor que para $\ln(\text{LH})$ y de manera similar tiende a "0" con el aumento de la longitud temporal de las series y denota una sobre estimación de los valores de $\ln(\text{SD21})$ de la serie GS frente a los de

TABLA VII
ANÁLISIS DATOS CORRESPONDIENTES AL INDICADOR LN(LH)
EXTRAÍDOS DE LAS GRÁFICAS DE BA

ln(LH)	LoA 95%	Sesgo/Mag*100	LoA/Mag*100
300 s vs 60 s	(-0.977 1.809)	-83.330	428.587
300 s vs 90 s	(-0.583 1.087)	296.130	228.131
300 s vs 120 s	(-0.497 0.919)	-314.083	188.200
300 s vs 180 s	(-0.221 0.577)	-6.055	103.772
300 s vs 240 s	(-0.207 0.398)	-8.438	74.711

TABLA VIII
ANÁLISIS DATOS CORRESPONDIENTES AL INDICADOR LN(SD21)
EXTRAÍDOS DE LAS GRÁFICAS DE BLAND-ALMANT

ln(SD21)	T test sesgo (i.c. 95%)	Sesgo (i.c. 95%)	Mag
300 s vs 60 s	(0.146 0.341)	0.244 0.197 0.291	0.944
300 s vs 90 s	(0.039 0.183)	0.111 (0.076 0.146)	1.010
300 s vs 120 s	(0.0174 0.138)	0.077 (0.049 0.106)	1.023
300 s vs 180 s	(0.020 0.110)	0.065 (0.043 0.087)	1.033
300 s vs 240 s	(0.001 0.072)	0.036 (0.019 0.054)	1.047

TABLA IX
ANÁLISIS DATOS CORRESPONDIENTES AL INDICADOR LN(SD21)
EXTRAÍDOS DE LAS GRÁFICAS DE BA

ln(SD21)	LoA 95%	Sesgo/Mag*100	LoA/Mag*100
300 s vs 60 s	(-0.200 0.686)	32.451	93.762
300 s vs 90 s	(-0.214 0.437)	15.359	64.478
300 s vs 120 s	(-0.195 0.350)	11.300	53.035
300 s vs 180 s	(-0.140 0.270)	7.480	39.679
300 s vs 240 s	(-0.126 0.200)	4.404	30.977

las series ultra cortas, igual a lo ocurrido con ln(LH). La prueba de Student aplicada a los valores entre las diferencias de las series, representada por sus intervalos de confianza del 95% permiten establecer que el sesgo pasara más alejado para la serie de 60 s, algo menos alejado para la de 90 s y muy próximo para las series de 120 s, 180 s y 240 s donde sus valores son estadísticamente significativos por que sus intervalos de confianza al 95% incluyen el 0 a excepción de la serie de 60 s con un valor no significativo. Se aprecia en la Tabla VIII que la magnitud (Mag) se incrementa conforme aumenta la longitud temporal de la serie ultra corta. La Tabla IX muestra que los límites de concordancia disminuyen al incrementar la longitud de la serie que se compara con la GS siendo menores que para el caso de ln(LH), también es posible observar una disminución del Sesgo/Mag*100 con el incremento de las series, siendo sus valores menores y sin presentar variaciones como en el análisis del indicador ln(LH). Los valores LoA/Mag*100, disminuyen con el incremento temporal de las series ultra cortas y son menores a los observados para ln(LH).

IV. DISCUSIÓN

LH es un indicador de la VFC del dominio frecuencial, asociado con el equilibrio simpático-vagal. Estudios previos informaron una fuerte asociación entre la potencia de HF y la actividad parasimpática cardíaca y han relacionado a la potencia de LF como un índice de modulación de la rama simpática [3], aunque actualmente, se la analiza como un indicador de la modulación de las ramas simpática y parasimpática, reflejando una mezcla compleja de factores simpáticos, parasimpáticos y otros no identificados [9]. El índice SD1, extraído del diagrama de Poincaré, representa el componente de variabilidad a corto plazo y está relacionado con la actividad parasimpática, similar a la HF y el SD2 está influenciado por tonos tanto parasimpáticos como simpáticos, similar a LF [30], por lo que, la relación entre ambos, SD21, podría considerarse como una medida alternativa al indicador LH, [13], [28]. Los resultados obtenidos en las correlaciones entre los GS de LH y SD21, corroboran los hallazgos observados por [28], [29] y [30].

Hay autores como [6], que sugieren tiempos mínimos de medición requeridos para índices en los diferentes dominios, 2 min para LF y 1 min para HF, por lo que es esperable que LF y SD2 dependan en gran parte del tiempo de medición y en menor medida dependan HF y SD1, reflejándose, esto, en el incremento de ln(LH) y ln(SD21).

En el trabajo de [6], se registraron 5 min de ECG en reposo de 38 estudiantes universitarios sanos. Correlacionaron índices de la VFC (dominio temporal, frecuencial, no lineal y geométrico) de series de 10, 20, 30, 60, 90, 120, 180 y 240 s con índices de 5 min. Los autores seleccionaron un criterio conservador de $r = 0.90$ para garantizar que los valores de muy corto plazo representarían al menos el 81% de la variabilidad en los valores de 5 min. Y se concluyó que eran necesarios 180 s para obtener $r \geq 0.90$ para LH y una longitud mínima de 90 s en la serie RR para estimar SD1 y SD2, no dando información para SD21.

Por otro lado, en el trabajo de [34] quienes generaron series RR simuladas y compararon parámetros de Poincaré, como SD12 (inversa de SD21), calculados en series de 15 a 60 s, con los hallados en series de 1 h, mediante análisis de errores, correlación y BA. El estudio muestra que SD12 de una serie RR de más de 35 s, se puede intercambiar con los de la serie de 1h, con una alta correlación de Spearman $\rho = 0.994$ y un error, $e = 3.130\%$ para una serie de 60 s. Sin embargo, el resultado de SD12 de datos reales, de 27 sujetos sanos, para una serie de 60 s resultó con $\rho = 0.961$ y $e = 14.470\%$, concluyendo los autores que el uso de los parámetros de Poincaré en el análisis de la VFC-UC es equivalente a los de VFC de corto plazo para el reconocimiento de emociones.

Recientemente en [16] analizan estos trabajos y demuestran que en general existe una falta de métodos rigurosos para evaluar de manera confiable la validez de las características de la VFC-UC y proponen una serie de algoritmos para evaluar si la VFC-UC puede considerarse un buen sustituto de la VFC de corto plazo. Para lo cual se requiere implementar un criterio de validez concurrente riguroso al evaluar los niveles de concordancia. La validez concurrente mide qué tan bien los resultados de una prueba determinada se corresponde con una

medida validada previamente.

En nuestro estudio de comparación entre el análisis de los indicadores $\ln(\text{LH})$ y $\ln(\text{SD21})$ de VFC de corto plazo (5 min) y cada una de las series, se adoptó como criterio de corte en el análisis un valor de $r = 0.900$, como mínimo, [6].

En el trabajo, el análisis de $\ln(\text{LH})$, mostró que la serie de 60 s tiene un $r = 0.568$, el cual consideramos bajo, un $d = -0.544$ que refleja una diferencia media con la serie GS, un $e = 48.456\%$, que consideramos elevado, además una sobre estimación en la medición del GS, con un sesgo elevado y no constante de 0.416. Para el caso de la serie de 90 s se obtuvo un $r = 0.776$, el cual consideramos, si bien algo más elevado que en la de 60 s, bajo aún, un $d = -0.396$ lo cual arroja una diferencia pequeña con la serie GS, un $e = 29.398\%$, que consideramos alto, una sobre estimación en la medición, con un sesgo casi constante de 0.250.

La serie de 120 s posee un $r = 0.848$, el cual es elevado, un $d = -0.322$ el cual muestra una diferencia pequeña con la serie GS, un $e = 24.605\%$, que consideramos alto, una sobre estimación en la medición, con un sesgo bajo no constante de 0.211 y muy próximo al valor nulo.

La serie de 180 s posee un $r = 0.942$, el cual es prácticamente ideal, un $d = -0.298$ el cual muestra una diferencia pequeña con la serie GS, un $e = 20.735\%$, menor que la serie 120 s pero que consideramos alto, una sobre estimación en la medición, con un sesgo bajo constante de 0.178 y que puede tener valor nulo. Por último la serie de 240 s posee un $r = 0.966$, el cual es elevado y prácticamente ideal, un $d = -0.162$ el cual muestra una diferencia despreciable con la serie GS, un $e = 11.178\%$, que consideramos medio, una sobre estimación en la medición, con un sesgo muy bajo, constante de 0.096, que puede eventualmente tener valor nulo. Los análisis de las relaciones del Sesgo y del LoA respecto a Mag permiten establecer una dispersión en torno a la diferencias entre las series y una concentración de estas diferencias sobre todo en series mas cortas.

El análisis de $\ln(\text{SD21})$ mostró que la serie de 60 s tiene un $r = 0.726$, el cual consideramos alto, un $d = -0.800$ que refleja una diferencia grande con la serie GS, un $e = 22.880\%$, que consideramos elevado, además una sobre estimación en la medición del GS, con un sesgo elevado y no constante de 0.244. Para el caso de la serie de 90 s se obtuvo un $r = 0.877$, el cual consideramos alto un $d = -0.333$ lo cual arroja una diferencia pequeña con la serie GS, un $e = 10.434\%$, que consideramos medio, una sobre estimación en la medición, con un sesgo no constante de 0.111. La serie de 120 s posee un $r = 0.923$, el cual es casi ideal, un $d = -0.219$, el cual muestra una diferencia pequeña con la serie GS, un $e = 7.270\%$, que consideramos bajo, una sobre estimación en la medición, con un sesgo pequeño no constante de 0.077 muy próximo al valor nulo. La serie de 180 s posee un $r = 0.938$, el cual es igual que la serie de 120 s prácticamente ideal, un $d = -0.219$ el cual muestra una diferencia pequeña con la serie GS, un $e = 6.108\%$, que consideramos muy bajo, una sobre estimación en la medición, con un sesgo bajo constante de 0.065 y que puede tener valor nulo. La serie de 240 s posee un $r = 0.962$, el cual es elevado y prácticamente ideal, un $d = -0.121$ el cual muestra una diferencia despreciable con la

serie GS, un $e = 3.424\%$, que consideramos pequeño, una sobre estimación en la medición, con un sesgo muy bajo, no constante de 0.036, que puede eventualmente tener valor nulo. Los análisis de las relaciones del Sesgo y del LoA respecto a Mag permiten establecer una baja dispersión en torno a la diferencias entre las series y sin una concentración a lo largo del promedio de las mediciones. En el análisis de los resultados se observa en general un incremento en todos los indicadores de los niveles de concordancia calculados; conforme se incrementa la longitud de la serie tanto para $\ln(\text{LH})$ como $\ln(\text{SD21})$, sin embargo la serie ultra corta, del indicador $\ln(\text{LH})$, cuyo valor de correlación que cumple con el criterio de validez concurrente se da a partir de la serie de 180 s coincidiendo con el trabajo de [6] donde además se observa el mejor comportamiento de los valores para d y los extraídos de los gráficos de BA con excepción de los valores correspondiente al e , posiblemente debido a valores mas dispares en las mediciones del GS, aun así el nivel de concordancia es bueno entre esta serie ultra corta de 180 s y la serie de 300 s (GS). En el caso del indicador $\ln(\text{SD21})$ el valor de correlación se cumple desde la serie de 120 s donde el comportamiento de los valores de d , e y los extraídos del análisis de BA muestran un elevado nivel de concordancia entre esta serie ultra corta de 120 s y la serie de 300 s (GS). Esto posibilita el intercambio de una serie por otra. Por lo tanto, el análisis de los resultados permite establecer que la serie RR de longitud ultra corta que cumple con las condiciones de un comportamiento equivalente a la serie GS de 5 min, para el indicador LH, es aquella cuya longitud temporal mínima sea de 180 s y de 120 s para el caso del indicador SD21.

Este estudio es preliminar y posee limitaciones, por un lado, el tamaño de la muestra de 23 sujetos que debería ser mayor para investigar el efecto de las variables asociadas a la VFC, como la edad, el sexo, la actividad física, etc.. Por otro lado nuestra muestra solo está compuesta por individuos sanos, incluir muestras clínicas como por ejemplo diabetes, estrés, en comparación con individuos sanos, podría incrementar el interés por la aplicación clínica de los análisis de la VFC-UC. Además, para este análisis, no se empleó otra posición que la supina, como tampoco otro segmento de la señal diferente al inicio, si bien, consideramos posible que manteniendo estable la señal de ECG, evitando artefactos y utilizando métodos robusto para el pre-procesamiento y edición de la serie RR, GS, los resultados de la comparación entre las series presenten niveles de concordancia similares. Sin embargo, todas estas limitaciones requieren de nuevos estudios.

V. CONCLUSIÓN

En este trabajo, se hallaron las longitudes mínimas de las series para el cálculo de indicadores en el análisis de la VFC-UC, logrando la reducción del tiempo de medición y procesamiento.

La evidencia de este estudio sugiere que para establecer de manera eficaz la equivalencia entre las series, se requiere implementar un criterio de validez concurrente riguroso al evaluar los niveles de concordancia.

Los tiempos hallados fueron, de 180 s para LH indicador del dominio frecuencial y de 120 s para SD21 indicador del dominio gráfico de Poincaré.

La reducción en los tiempos de medición permitirá un incremento en el empleo de la VFC-UC para el monitoreo del estado de salud y bienestar de las personas.

Los resultados obtenidos motivan la realización de nuevos estudios para analizar el comportamiento de estos indicadores en diferentes poblaciones y con el empleo de distintos métodos de pre-procesamiento de las series RR.

REFERENCIAS

- [1] M. Risk, J. Sobh, "Variabilidad de las señales cardiorespiratorias. Parte 2: Variabilidad a largo plazo." *Revista Argentina de Bioingeniería*, vol.2, no.2, 1996.
- [2] M. Risk, J. Sobhet, "Variabilidad de las señales cardiorespiratorias. Parte 1: Variabilidad a corto plazo." *Revista Argentina de Bioingeniería*, vol.2, no.1, 1996.
- [3] M. Malik, "Heart rate variability guidelines: standards of measurement, physiological interpretation, and clinical use." *European Heart Journal*, vol. 17, pp. 354–381, Mar 1996.
- [4] L. Gamero, M. Risk, "Heart rate variability analysis using wavelet transform." *Computers in Cardiology*, Indianapolis, IN, USA, 1996, pp. 177-180, doi: 10.1109/CIC.1996.542502.
- [5] S. Massaro, L. Pecchia, "Heart Rate Variability (HRV) Analysis: A Methodology for Organizational Neuroscience." *Organizational Research Methods*, vol. 22, no. 12, December 2016.
- [6] F. Shaffer and J. P. Ginsberg, "An Overview of Heart Rate Variability Metrics and Norms." *Frontiers in Public Health*, vol. 5, pp. 1-17, September 2017.
- [7] M. Risk, V. Bril, "Heart rate variability measurement in diabetic neuropathy: review of methods." *Diabetes technology & therapeutics*, vol. 3, no. 1, pp. 6–76, 2001.
- [8] I. Bonyhay, M. Risk and R. Freeman, "High-pass filter characteristics of the baroreflex a comparison of frequency domain and pharmacological methods." *PLoS one*, vol., no, pp. 8–11, e79513. doi:10.1371/journal.pone.00795132013, 2013.
- [9] R. Buendia, F. Forcolin, J. Karlsson, "Deriving heart rate variability indices from cardiac monitoring—An indicator of driver sleepiness." *Traffic Injury Prevention*, vol. 20, no. 3, pp. 249–254, 2019.
- [10] U. Bracale, M. Rovani, M. Bracale, "Totally laparoscopic gastrectomy for gastric cancer: meta-analysis of short-term outcomes." *Minimally Invasive Therapy Allied Technol*, vol. 21, no. 3, pp. 150-160, May 2012.
- [11] P. Melillo, A. Jovic, N. De Luca, "Automatic classifier based on heart rate variability to identify fallers among hypertensive subjects." *Healthc. Technol. Lett.*, vol. 2, no. 4, pp. 89-94, Aug 2015.
- [12] Q. Xu, T. L. Nwe, and C. Guan, "Cluster-based analysis for personalized stress evaluation using physiological signals," in *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, vol. 19, no. 1, pp. 275-281, Jan 2015.
- [13] J. Gallardo, G. Bellone, S. Plano, D. Vigo and M. Risk, "Heart Rate Variability: Influence of Pre-processing Methods in Identifying Single-Night Sleep-Deprived Subjects." *J. Med. Biol. Eng.*, <https://doi.org/10.1007/s40846-020-00595-8>, Jan 2021.
- [14] S. Mayya, V. Jilla, et al, "Continuous monitoring of stress on smartphone using heart rate variability," in *2015 IEEE 15th International Conference on Bioinformatics and Bioengineering (BIBE)*, Belgrade, 2015, pp. 1-5. doi: 10.1109/BIBE.2015.7367627.
- [15] J. Vicente, P. Laguna, "Drowsiness detection using heart rate variability." *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 54 no. 6, pp. 927-937, 2016.
- [16] L. Pecchia, R. Castaldo, L. Montesinos and P. Melillo, "Are ultra-short heart rate variability features good surrogates of short-term ones? State of the art review and recommendations." *Healthcare Technology Letters*, vol. 5, no. 3, pp. 94-100, Jun 2018.
- [17] L. Sathyapriya, L. Murali, and T. Manigandan, "Analysis and detection R-peak detection using Modified Pan-Tompkins algorithm," in *Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Advanced Communication, Control and Computing Technologies, ICACCT 2014*, (978), pp. 483-487.
- [18] J. McNames, T. Thong, and M. Aboy, "Impulse rejection filter for artifact removal in spectral analysis of biomedical signals," in *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, San Francisco, 2004., CA, USA, vol. 1, pp. 145-8.
- [19] R. A. Thuraisingham, "Preprocessing RR interval time series for heart rate variability analysis and estimates of standard deviation of RR intervals." *Computer Methods and Programs in Biomedicine* vol. 83, no. 1, pp. 78-82, July 2006.
- [20] D. Wejer, D. Makowiec, Z. R. Struzik, and M. Żarczyńska-Buchowiecka, "Impact of the Editing of Patterns with Abnormal RR intervals on the Assessment of Heart Rate Variability." *Acta Physica Polonica B*, vol. 45, no. 11, pp. 2103, 2014.
- [21] A. E. Aubert, D. Ramaekers, and F. Beckers, "Analysis of heart rate variability in unrestrained rats. Assessment of method and results." *Med. Biol. Eng. Comp.*, vol. 60, no. 3, pp. 197-213, Nov. 1999.
- [22] M. A. Peltola, "Role of editing of R-R intervals in the analysis of heart rate variability." *Frontiers in Physiology*, vol.3, pp. 148, May 2012.
- [23] P. Laguna, G. B. Moody, R. G. Mark, "Power spectral density of unevenly sampled data by least-square analysis: Performance and application to heart rate signals." *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 45, no. 6, pp. 698–715, 1998.
- [24] B. Saini, D. Singh, "Improved Power Spectrum Estimation for RR-Interval Time Series." *Int. J. Electr. Comput. Energ. Electron. Commun. Eng.*, vol. 2, no. 10, pp. 154–158, 2008.
- [25] J. Camm, "Guidelines Heart rate variability." *Eur. Heart J.*, vol. 17, pp. 354–381, 1996.
- [26] M. Brennan, M. Palaniswami and P. Kamen, "Do existing measures of Poincaré plot geometry reflect nonlinear features of heart rate variability?," in *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 48, no.11, pp. 1342-1347, Nov. 2001. doi: 10.1109/10.959330
- [27] P. K. Stein, P. P. Domitrovich, "Traditional and nonlinear heart rate variability are each independently associated with mortality after myocardial infarction." *J. Cardiovasc. Electrophysiol*, vol. 16, no. 1, pp. 13–20, 2005.
- [28] P. Guzik, J. Piskorski, "Correlations between the Poincaré Plot and Conventional Heart Rate Variability Parameters Assessed during Paced Breathing." *J. Physiol. Sci.*, vol. 57, no. 1, pp. 63–71, 2007.
- [29] C. H. Hsu, M. Y. Tsai, "Poincaré plot indexes of heart rate variability detect dynamic autonomic modulation during general anesthesia induction." *Acta Anaesthesiol. Taiwanica*, vol. 50, no 1, pp. 12–18, 2012.
- [30] R. A. Hoshi, C. M. Pastre, "Poincaré plot indexes of heart rate variability: Relationships with other nonlinear variables." *Auton. Neurosci. Basic Clin.*, vol. 177, no. 2, pp. 271–274, 2013.
- [31] J. M. Bland and D. G. Altman, "Measuring agreement in method comparison studies." *Statistical Methods in Medical Research*, vol. 8, pp. 135-160, Jun. 1999.
- [32] J. Cohen, *Statistical power analysis for the behavioral sciences*. United States of America: Lawrence Earlbaum Associates. Hillsdale, NJ, 1988.
- [33] M. Muñoz, A. Van Roon, H. Riese, "Validity of (Ultra) Short recordings for heart rate variability measurements." *PLoS ONE*, vol. 10, no. 9, pp. 1-15, Sep. 2015.
- [34] M. Nardelli, A. Greco, J. Bolea, "Reliability of Lagged Poincaré Plot parameters in ultra-short Heart Rate Variability series: Application on Affective Sounds," *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 22, no. 3, pp. 741-749, May 2018.



José Gallardo cursó estudios de Ingeniería en Electrónica en la Facultad Buenos Aires de la Universidad Tecnológica Nacional (FRBA-UTN), donde actualmente realiza un Doctorado en Ingeniería, además posee una Maestría en Ingeniería Biomédica por la Facultad de Bioingeniería de la Universidad Nacional de Entre Ríos (FIUNER). Es Profesional Principal en el Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET) y docente e investigador en la Universidad de la Marina Mercante, en Buenos Aires, Argentina.



Giannina Bellone es Licenciada en Psicología por la Universidad Católica Argentina (UCA) y Periodista (TEA), actualmente esta finalizando su Doctorado en Ciencia y Tecnología en la Universidad Nacional de Quilmes (Argentina). Además es Especialista en Prevención de Accidentes Laborales y Viales e investigadora en el Laboratorio de Cronofisiología de BIOMED-UCA-CONICET. Es Docente de Psicología Laboral en la carrera de Psicología de la UCA y Vicepresidenta en la Filial Saavedra de Cruz Roja Argentina.



Rubén Acevedo Rubén Acevedo obtuvo su Ph.D. por la Universidad Nacional del Litoral (Argentina) en el área de Señales, Sistemas y Artificiales Inteligencia. Además, posee un Máster en Ingeniería Biomedicina por la Universidad Autónoma Metropolitana (México) y es Bioingeniero por la Universidad Nacional de Entre Ríos, Argentina. Las líneas de investigación de su interés, actualmente, incluyen interfaces cerebro-computadora, señales biomédicas procesamiento e inteligencia computacional.



Marcelo Risk es actualmente director del Instituto de Medicina Traslacional e Ingeniería Biomédica (IMTIB), asociado al Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), Instituto Universitario del Hospital Italiano de Buenos Aires y al Hospital Italiano de Buenos Aires, Argentina, director y Profesor dedicación completa, en el programa de Ingeniería Biomédica del IUHIBA. El Sr. Marcelo Risk posee un PhD por la Facultad de Medicina de la Universidad de Buenos Aires, un ScD en Bioingeniería por la Universidad Nacional

de Córdoba, un MBA por la Universidad de Palermo, y un grado en Ingeniería en Electrónica por la Universidad Tecnológica Nacional, Argentina.