

Estimación de las Frecuencias Cardíaca y Respiratoria Instantáneas empleando Métodos de Fotopleletismografía de Imagen en un Smartphone

E. G. Hernández de la Cruz¹, S. Charleston Villalobos², A. T. Aljama Corrales² y B. Alexander Reyes¹

¹ Universidad Autónoma de San Luis Potosí, Facultad de Ciencias, San Luis Potosí, México

² Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Iztapalapa, Ciudad de México, México
eduardohernandez_0201@hotmail.com

Resumen

La frecuencia cardíaca (*heart rate*, HR) y la frecuencia respiratoria (*respiratory rate*, RR) son variables fisiológicas básicas de gran importancia para la valoración del sistema cardiorrespiratorio. En la actualidad existe un gran interés por parte de la sociedad en conocer sobre su estado de salud, de forma rápida y sencilla. En este estudio se evalúa la estimación de los valores instantáneos de HR y RR durante diferentes maniobras respiratorias utilizando una técnica de fotopleletismografía de imagen (*image photoplethysmography*, iPPG) en la modalidad de contacto directamente en un *smartphone*. Los resultados se contrastaron con los obtenidos con sensores biomédicos especializados como el electrocardiograma y banda de esfuerzos respiratorios, considerados como referencias. Para la estimación de HR se obtuvo un error absoluto promedio de 1.043 ± 0.393 latidos-por-minuto (media \pm desviación estándar); mientras que para la estimación de RR este fue de 0.006 ± 0.001 respiraciones-por-minuto. Los resultados obtenidos indican que la técnica de iPPG de contacto implementada directamente en el *smartphone* representa una buena opción accesible al común de la población para estimar los valores promedio e instantáneos de HR y RR fuera de entornos biomédicos especializados.

Palabras clave: iPPG, frecuencia cardíaca, frecuencia respiratoria, promediado de canal, *smartphone*.

1. Introducción

Existen diferentes métodos para la obtención de los valores de la frecuencia cardíaca (*heart rate*, HR) y de la frecuencia respiratoria (*respiratory rate*, RR), desde los que involucran la participación humana, e.g. auscultación convencional con estetoscopios o simplemente por observación, hasta el empleo de equipos especializados, e.g. electrocardiógrafos, oxímetros de pulso o métodos acústicos para estimar HR, y métodos de pletismografía por impedancia transtorácica, termocuplas nasales o capnografía para la estimación de RR [1]. Una desventaja en común de estos dispositivos es que no se pueden aplicar fácilmente fuera de entornos clínicos y de investigación para su uso diario, principalmente por ser costosos (por sus sensores y/o accesorios) o porque suelen ser incómodos para los usuarios.

La fotopleletismografía (*photoplethysmography*, PPG) es un método que utiliza una fuente de luz artificial y un elemento fotodetector para medir los cambios en el nivel de absorción de la luz, conforme los vasos sanguíneos se expanden por el flujo de la sangre [2]. Su uso más común es para la medición de la frecuencia de pulso (*pulse rate*, PR), equivalente a HR obtenido mediante electrocardiografía, su variabilidad (*pulse rate variability*, PRV), el nivel de saturación de oxígeno en la sangre, y recientemente para estimar la presión sanguínea cuando se encuentra calibrado de forma individual [3]. Las señales de PPG también se han utilizado para la estimación de RR [1].

Actualmente los avances tecnológicos han permitido que los *smartphones* puedan realizar operaciones computacionales complejas, a tal punto que existen aplicaciones móviles (*apps*)

disponibles en el mercado que utilizan estos dispositivos inteligentes para estimar los promedios de HR y RR, pero no sus series de tiempo, utilizando la técnica de fotopleletismografía de imagen (*image photoplethysmography*, iPPG) [4]. La técnica de iPPG básicamente consiste en adquirir señales de video de una región del cuerpo con el propósito de analizar la absorción y reflexión de la luz por el tejido vivo. Existen dos modalidades de iPPG: 1) iPPG de contacto, donde el lente de la cámara de video y el LED se ubican sobre una misma región del cuerpo, principalmente el dedo índice, y 2) iPPG remoto o sin contacto, donde la cámara de video se encuentra a distancia del sujeto detectando los cambios en la coloración sobre una región del rostro debido al flujo sanguíneo (colorimetría) [3], [4]. Para sobrellevar algunas limitantes del iPPG remoto, e.g. alta susceptibilidad a la iluminación, artefactos de movimiento e incluso preocupaciones sobre la privacidad, en este trabajo se empleó el iPPG de contacto.

Las señales de ECG y la de PPG se encuentran moduladas en frecuencia por la señal respiratoria, por lo que es posible extraer la señal de respiración a partir del análisis de las series HR y PR [5]. La fluctuación en el intervalo del ciclo cardíaco sincronizada con la respiración se conoce como la arritmia sinusal respiratoria, que se describe como una aceleración cardíaca en la inspiración y la desaceleración cardíaca en la espiración [6]. Así, se han realizado diversos esfuerzos por estimar los valores promedio de HR y RR a partir de señales de iPPG [1], [3], [4]. Sin embargo, la mayoría de estos esfuerzos, como el realizado por un coautor de este trabajo empleando dos cámaras de un *smartphone* y estimación fuera de línea [4], no abordan la estimación de las series de tiempo de HR y RR, la cual es importante dado que no solamente permite conocer la frecuencia dominante en un periodo de tiempo, sino la capacidad de observar la dinámica temporal de estos parámetros durante su registro.

Este trabajo se enfoca en la estimación de los valores instantáneos de HR y RR, i.e. sus series de tiempo, a partir de señales de iPPG de contacto de sujetos sanos, obtenidas con un *smartphone*. Los resultados de la estimación se cuantificaron en términos de índices de desempeño y considerando la información de sensores biomédicos especializados como referencia. Inicialmente el análisis se realizó fuera de línea, pero posteriormente se implementaron todos los algoritmos necesarios en una *app* para el sistema operativo Android, de tal forma que las series de tiempo de HR y RR son estimadas directamente en el dispositivo. De acuerdo con nuestro conocimiento, actualmente no existe una *app* capaz de brindar tal información cardiorrespiratoria instantánea al común de la población.

2. Metodología

Como puede observarse en la Fig. 1, la metodología propuesta consta de cinco etapas principales: 1) adquisición de los datos, 2) extracción de señales de iPPG, 3) acondicionamiento de señales, 4) estimación de HR y RR instantáneas, y 5) análisis de desempeño.

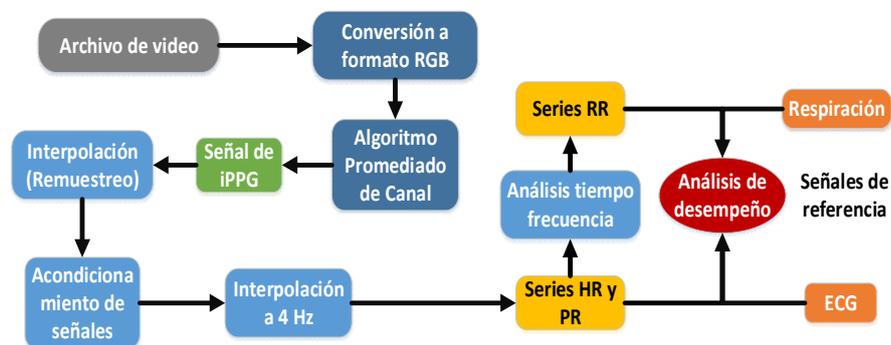


Fig. 1. Metodología propuesta para evaluar la estimación de HR/PR y RR.

2.1 Adquisición de datos

Para este estudio se solicitó la colaboración voluntaria de 5 sujetos sanos de entre 22 a 27 años (media \pm desviación estándar) 23.8 ± 1.64 años, peso 73.2 ± 11.96 kg y altura 1.68 ± 0.11 m, a quienes se les informó previamente del protocolo de adquisición y dieron su consentimiento informado de participación en el estudio. El protocolo involucró la adquisición de secuencias de video mediante la cámara de un *smartphone* a partir de las cuales se procedió a estimar HR y RR instantáneas. Simultáneamente, se adquirieron de forma no invasiva señales de electrocardiografía (ECG) y de respiración, las cuales se consideraron como referencias para la estimación de HR y RR, respectivamente. Para la adquisición de las señales de referencia se utilizó el sistema inalámbrico BiosignalPlux (PLUX Wireless Biosignal S.A., Lisboa, Portugal) a una frecuencia de muestreo de 1000 Hz. El registro de ECG correspondió a la derivación I y la señal de respiración se obtuvo a partir de una banda elástica colocada alrededor del tórax del voluntario. Para la adquisición de los archivos de videos se utilizó la cámara principal de un *smartphone* de la marca Huawei modelo P9 Lite 2017 con 3 GB de memoria RAM y un procesador octa-core 64 bits a 2.1 GHz. Este modelo de *smartphone* de gama baja fue seleccionado debido a su disponibilidad en el laboratorio. La resolución del video se configuró en QVGA (320 x 240 pixeles) a 30 *fps* (*frames-per-second*), basados en los hallazgos reportados [1].

A cada voluntario se le solicitó realizar dos maniobras respiratorias. La primera maniobra consistió en una respiración controlada a una frecuencia fija de 0.2 Hz (12 respiraciones-por-minuto, rpm), con la ayuda audiovisual de un metrónomo. La segunda maniobra consistió en un cambio abrupto de frecuencia respiratoria, donde en el primer minuto se respira a 0.3 Hz y en el segundo minuto a 0.4 Hz (18 y 24 rpm, respectivamente), y fue realizada para evaluar la capacidad de estimar HR y RR ante una variación temporal notoria, i.e. la capacidad de seguimiento (*tracking*) de estos parámetros. Para cada maniobra, la adquisición tuvo una duración de 2 minutos, y mientras el voluntario permaneció sentado y con el brazo izquierdo apoyado sobre una superficie plana, se le solicitó colocar su dedo índice izquierdo sobre el *smartphone* de tal forma que cubriera tanto el lente de la cámara como el flash, ejerciendo una ligera presión uniforme para evitar movimientos durante el registro. En la primera etapa del proyecto, los videos se procesaron en MATLAB (R2017a, The MathWorks, MA, Estados Unidos).

2.2 Extracción de señales iPPG

Cada archivo de video es dividido en N fotogramas (*frames*), donde cada fotograma contiene los tres canales de colores RGB representados como tres matrices de pixeles separadas. Se tomó como entrada la secuencia de los fotogramas donde el n-ésimo fotograma, con $n = 1, 2, \dots, N$, consiste en los pixeles dados por un vector $c_{i,j}[n] = [r_{i,j}[n], g_{i,j}[n], b_{i,j}[n]]^T$ donde $r_{i,j}[n]$, $g_{i,j}[n]$, $b_{i,j}[n]$ son los canales R, G y B, respectivamente, para los pixeles con coordenadas $[i, j]$ [7]. Se empleó la información del canal verde (G) para extraer las señales de iPPG debido a que se ha reportado ser menos susceptible a ruido por movimiento y presentar mayor uniformidad en diferentes dispositivos móviles [1]. El primer paso del algoritmo de promediado de canal consiste en seleccionar la región de interés (*Region of Interest, ROI*) como los pixeles que contienen mayor información de la señal PPG, y calcular el promedio de las intensidades de color mediante (1) dada por

$$iPPG[n] = \frac{1}{|ROI|} \sum_{[i,j] \in ROI} g_{i,j}[n] \quad (1)$$

donde $|ROI|$ denota el número de pixeles en la $iPPG[n]$. El promediar la ROI reduce el ruido y preserva la morfología de la señal iPPG [2]. Se han propuesto diversos métodos para seleccionar la ROI (búsqueda por umbrales, análisis por distribución de intensidades, entre otros [8]), con el propósito de descartar los pixeles que se encuentren saturados o se mantengan con valores constantes en el tiempo, sin embargo, para aplicaciones móviles existen limitaciones en el hardware que no los hacen viables

computacionalmente, por lo que se recurre a métodos de selección más sencillos. Es importante considerar que una ROI de gran tamaño incrementa el número de operaciones computacionales. Para este trabajo se consideró una ROI concéntrica de 50 x 50 píxeles, de acuerdo con un estudio previo [1].

2.3 Acondicionamiento de señales

Después de extraer las señales de iPPG, estas se remuestrearon a una frecuencia igual a la de las señales de referencia, i.e. 1000 Hz, únicamente para facilitar la comparación entre datos. Esta etapa es necesaria porque la velocidad con la que se adquiere cada fotograma puede verse afectada por la carga computacional de los procesos internos del dispositivo móvil, o por su capacidad de procesamiento. En general, cuando la frecuencia de muestreo con la que un *smartphone* captura video reduce, un algoritmo de *splines* cúbicos puede ser utilizado para interpolar la señal a una frecuencia superior y así, poder estimar HR y RR [4]. El acondicionamiento consistió de una serie de subetapas necesarias tanto para las señales de referencia como las de iPPG, consistentes en:

- Filtrado de señales. Las señales de iPPG fueron filtradas con un filtro Butterworth pasabanda de 4° orden con banda de paso 0.3 – 5 Hz. Para las señales de referencia se utilizó un filtro del mismo tipo, pero con una banda de paso entre 0.5 – 40 Hz para las señales de ECG y 0.05 – 1.5 Hz para las señales de respiración.
- Alineación automática de las señales iPPG y ECG/respiración (referencias).
- Detección y corrección de picos/máximos en las señales de ECG y iPPG.

Los filtros implementados en las señales de iPPG consideran los componentes de frecuencia en la banda de HR humana (40- 240 BPM, que corresponden a 0.65- 4 Hz), y para RR de 6 a 60 rpm (que corresponde a 0.1 – 1 Hz). En la Fig. 2 se observa una comparación entre las señales de ECG e iPPG antes y después de la etapa de acondicionamiento.

Finalmente, la etapa de alineación se requirió dado que las señales de referencia y las de iPPG no se encontraban alineadas temporalmente entre sí al ser adquiridas con diferentes equipos, así como por diferencias en los tiempos de inicio de adquisición. Así, la alineación fue necesaria para poder calcular de forma correcta los índices de desempeño entre las series de tiempo correspondientes.

2.4 Estimación de HR instantánea

Para obtener las series PR a partir de las señales de iPPG, los intervalos entre los máximos consecutivos encontrados en la señal se interpolaron a 4 Hz mediante *splines* cúbicos [4], sin embargo, algunos de los principales problemas en las señales de iPPG son las ligeras oscilaciones en la línea base, la presencia de cambios bruscos en la señal causados por movimientos del sujeto bajo medición o variaciones en la intensidad de luz ambiental. Esto suele complicar la búsqueda de valores máximos cuando se utilizan algoritmos automáticos. Si un máximo no es detectado de forma correcta en la señal

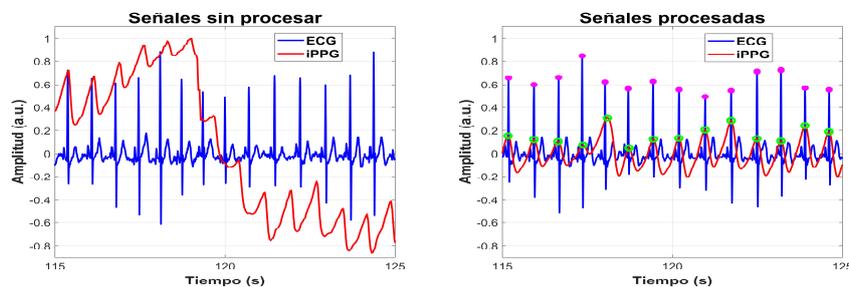


Fig. 2. Comparación entre señales de ECG e iPPG antes (izquierda) y después (derecha) de la etapa de acondicionamiento.

de iPPG, se observan variaciones bruscas en la serie PR que no son causadas por la respiración, llevando a una incorrecta estimación de RR. Por esta razón, una vez que se han encontrado los picos candidatos, se incluyó un algoritmo automático para corrección de picos que establece valores umbrales con información de la primera y segunda derivada de la serie PR, que encuentra la posición de los picos faltantes. Se aplicó un procedimiento similar para obtener las series HR a partir de las señales de ECG, donde los picos R se detectaron mediante un algoritmo automático basado en banco de filtros disponible en la librería BioSig para MATLAB [9]. En la Fig. 2 puede observarse una señal de iPPG con ruido en la línea base, probablemente causado por movimiento del dedo durante la adquisición, sin embargo, con los algoritmos implementados se logran detectar todos los máximos de la señal. Se aplicó un procedimiento similar para obtener las series HR a partir de los intervalos RR del ECG.

2.5 Estimación de RR instantánea

Las modulaciones causadas por la respiración en la frecuencia, amplitud y línea base de las señales de ECG e iPPG, y consecuentemente en las series de HR y PR, ofrecen la base para obtener la serie de tiempo de RR [6]. En este trabajo, RR instantánea se estimó de la modulación en frecuencia de las series HR (ECG) y PR (iPPG) vía la representación tiempo-frecuencia denominada espectrograma, la cual es una transformación cuadrática que brinda información acerca de los instantes de tiempo donde están presentes los componentes en frecuencia de una señal [10], y que para una señal $s[n]$, se calcula mediante la ecuación (2) dada por

$$SP[\omega, n] = \left| \sum_{m=0}^{L-1} s[n]h[n-m]e^{-j\omega m} \right|^2 \quad (2)$$

donde $s[n]$ representa la señal de interés HR o PR con sus respectivos componentes de DC eliminados, $h[m]$ denota la ventana de análisis de longitud L , m denota el tiempo corriente, y n y ω representan las variables de tiempo discreto y frecuencia digital, respectivamente. Se sabe que el espectrograma presenta un compromiso en la resolución temporal y espectral, para una longitud de la ventana dada. Para este trabajo se utilizó una ventana Hamming de 8 s de longitud, con 7 s de traslape entre ventanas adyacentes, basados en hallazgos previos del grupo de trabajo [11]. Los renglones de la matriz de espectrograma $SP[\omega, n]$ obtenida representan el vector de frecuencia, mientras que las columnas el vector de tiempo. Tomando en cuenta que solamente se estiman valores de frecuencia respiratoria normales, se toman una sub-matriz en la frecuencia $SP_{Resp}[n, \omega_{Resp}]$, donde $f_{Resp} \in [0, 1]$ Hz, y $\omega_{Resp} = 2\pi f_{Resp}$. La serie RR se estimó encontrando los valores máximos en cada instante de tiempo (columnas) de la sub-matriz, para cada serie PR y de HR.

3. Resultados

Para evaluar la similitud entre las series PR y RR derivadas del iPPG con sus contrapartes derivadas de las referencias, se emplearon tres índices de desempeño comúnmente reportados en la literatura: 1) el coeficiente de correlación (ρ), 2) la raíz del error cuadrático medio normalizado (NRMSE), y 3) el error medio absoluto (MAE). En la Fig. 3 se observa un ejemplo de la comparación entre las series HR (obtenida del ECG) y PR (derivada del iPPG) obtenidas durante una maniobra respiratoria controlada a 0.2 Hz. Puede observarse como la señal PR logra seguir las mismas oscilaciones en la frecuencia cardíaca que la serie HR de referencia, a partir de las cuales es posible estimar la RR instantánea. La Tabla 1 muestra los resultados obtenidos para la estimación instantánea de HR/PR durante ambas maniobras respiratorias propuestas. Se puede observar que la similitud entre las series HR y PR es muy elevada (coeficiente ρ cercano a 1), y que ambos errores alcanzan en general un valor muy bajo.

Respecto a la estimación instantánea de RR, en la Tabla 2 se observan los índices obtenidos con la maniobra respiratoria con cambio abrupto de frecuencia respiratoria donde se compara la serie RR de la señal respiratoria de referencia con las series RR derivadas a partir de las señales de ECG e iPPG. Un ejemplo de las series RR estimadas se observan en la Fig. 3. En general se obtuvieron resultados muy similares entre ambas estimaciones. Por ejemplo, utilizando la señal de ECG sólo se obtiene un NRMSE 0.62 % menor que al utilizar señales de iPPG. Tanto el coeficiente ρ como el MAE son prácticamente idénticos para ambos casos.

Es importante mencionar que las estimaciones de RR obtenidas con la maniobra respiratoria a frecuencia fija no solamente alcanzan un menor nivel de NRMSE en comparación con la maniobra con cambio abrupto de frecuencia, sino que también presenta valores menos dispersos. Esta diferencia se debe a que, en la maniobra con cambio abrupto de frecuencia, la detección en los cambios en la frecuencia respiratoria conlleva limitaciones en la estimación temporal debido a la ventana de análisis empleada en el espectrograma de las series RR derivadas de señales de ECG e iPPG.

En la etapa final del proyecto se desarrolló una *app* utilizando el IDE Processing for Android (versión 3.5.4, The Processing Foundation). La *app* implementada permite extraer las señales de iPPG de forma directa desde la cámara principal, obtener la serie PR, así como desplegar su espectrograma, donde pueden observarse las variaciones de RR a través del tiempo, como se observa en la Fig. 4. Las librerías necesarias para las etapas de procesamiento de señal fueron desarrolladas por el grupo de trabajo y contrastadas con sus contrapartes implementadas en MATLAB. Adicionalmente la aplicación permite mostrar la frecuencia cardíaca y respiratoria promedio con el periodograma de Welch.

A pesar de que la cámara de video se configuró a 30 *fps*, este valor no pudo ser alcanzado por el *smartphone* aun sin incluir las etapas de adquisición y procesamiento de señal, registrando un máximo de 25 *fps* aproximadamente. Durante la adquisición de señales iPPG, la frecuencia de muestreo redujo a valores cercanos a 22 *fps*, sin embargo, las señales siempre son interpoladas a 30 *fps*.

Tabla 1. Índices de desempeño para la estimación de HR instantánea con las señales de iPPG de ambas maniobras respiratorias propuestas. Se considera el ECG como referencia.

	Respiración con frecuencia fija			Respiración con cambio de frecuencia		
	ρ	NRMSE [%]	MAE [lpm]	ρ	NRMSE [%]	MAE [lpm]
Sujeto 1	0.999	1.665	1.002	0.999	2.107	1.313
Sujeto 2	0.999	1.831	1.101	0.999	2.589	1.498
Sujeto 3	0.999	1.682	0.920	0.999	2.871	1.726
Sujeto 4	0.999	0.880	0.552	0.999	0.669	0.383
Sujeto 5	0.999	2.434	1.641	0.999	2.103	1.272
Media	0.999	1.698	1.043	0.999	2.068	1.239
Desv. Est.	0.001	0.554	0.393	0.001	0.848	0.511

Tabla 2. Índices de desempeño de la estimación de RR instantánea (estimadas con señales de ECG e iPPG) para la maniobra respiratoria con cambio abrupto de frecuencia.

	RR Vs RR (ECG)			RR Vs RR (iPPG)		
	ρ	NRMSE [%]	MAE [rpm]	ρ	NRMSE [%]	MAE [rpm]
Sujeto 1	0.999	3.750	0.005	0.998	5.260	0.006
Sujeto 2	0.999	4.363	0.004	0.998	6.324	0.006
Sujeto 3	0.999	3.448	0.007	0.999	2.968	0.006
Sujeto 4	0.999	4.167	0.004	0.999	4.444	0.004
Sujeto 5	0.997	7.254	0.007	0.997	7.088	0.007
Media	0.998	4.597	0.005	0.998	5.217	0.006
Desv. Est.	0.001	1.528	0.002	0.001	1.611	0.001

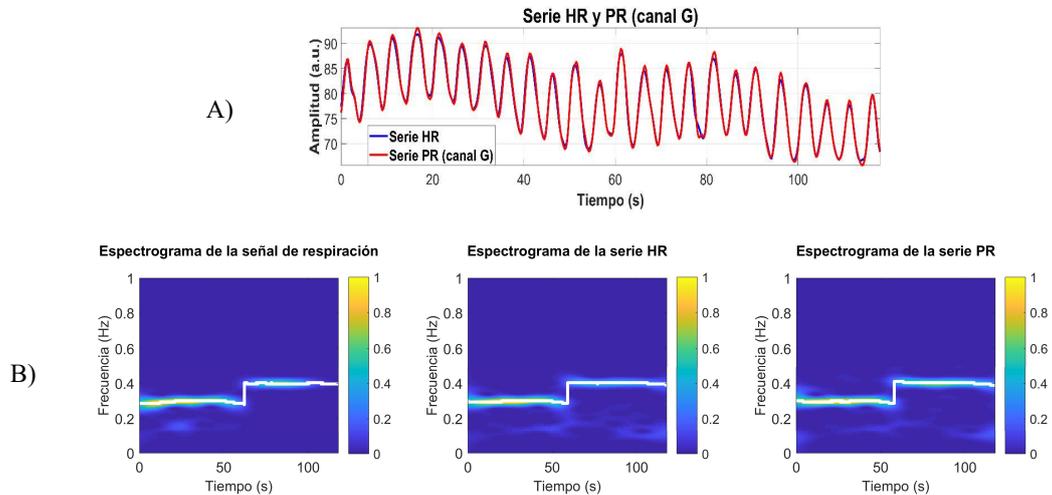


Fig. 3. A) Ejemplo comparativo entre series PR (obtenida a partir de la señal de iPPG) y HR (obtenida a partir del ECG, referencia). B) Serie RR obtenida con el espectrograma de la señal de respiración y de las series HR y PR, para una maniobra con cambio en la frecuencia.



Fig. 4. Aplicación móvil desarrollada para Android. A) Ejemplo de adquisición de señal iPPG. B) Estimación de RR instantánea en la *app* para tres cambios de frecuencia (0.1, 0.2 y 0.3 Hz).

La señal de iPPG, y las series de PR y RR estimadas son almacenadas en la memoria interna del dispositivo móvil en un archivo de texto .csv, lo que permitió verificar la correcta implementación de la *app* para Android. Se compararon las series PR y RR obtenidas directamente en el *smartphone* con sus contrapartes de MATLAB para la maniobra respiratoria con cambio en la frecuencia. Para la serie de tiempo PR se obtuvieron los índices de desempeño $\rho=0.991\pm 0.004$ y $MAE=0.302\pm 0.092$ lpm, y para la serie de tiempo RR de $\rho=0.974\pm 0.021$ y $MAE=0.022\pm 0.012$ rpm. Así, se obtuvieron altos índices de correlación y bajos errores absolutos entre ambas implementaciones. Cabe mencionar que la *app* emplea datos tipo *float* de 4 bytes, mientras que en MATLAB datos tipo *double* de 8 bytes.

4. Conclusiones

Los resultados obtenidos permiten corroborar que las señales de iPPG de contacto no solamente son un subrogado de las señales ECG para la estimación de HR, sino que también permiten estimar la RR instantánea con un bajo nivel de error, inclusive desde una *app* móvil, para las maniobras respiratorias

estudiadas. La *app* desarrollada con el IDE Processing for Android permitió calcular de forma exitosa los parámetros HR y RR, simplemente colocando el dedo índice sobre la cámara principal e implementando el algoritmo de promediado de canal G; sin embargo, su principal problema es la elevada sensibilidad a los movimientos por parte del usuario. Por lo tanto, como trabajo a futuro se sugiere implementar otras estrategias para la elección de la ROI, así como otros métodos robustos para extraer señales de iPPG, e.g. ICA (*Independent Component Analysis*), que permitan contender con artefactos de movimiento. Además, migrar a Java o Kotlin permitiría no solamente mejorar el diseño de la interfaz de usuario, sino también un mayor control del hardware, y adaptación al 100% de las funcionalidades en los dispositivos móviles. También, la implementación de subprocesos o hilos (*threads*), principalmente para las etapas de adquisición y procesamiento de señales iPPG, podrían mejorar la variación en la frecuencia de muestreo de la *app* durante la adquisición. Finalmente, consideramos que esfuerzos similares al realizado en este trabajo continuarán contribuyendo a brindar alternativas de monitoreo de parámetros cardiorrespiratorios a la población en general.

Declaración de conflictos de interés

Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés para este trabajo.

Referencias

- [1] Y. Nam, J. Lee, and K. H. Chon, "Respiratory rate estimation from the built-in cameras of smartphones and tablets," *Ann. Biomed. Eng.*, vol. 42, no. 4, pp. 885–898, 2014.
- [2] R. B. Northrop, *Non-invasive instrumentation and measurement in medical diagnosis*. CRC press, 2017.
- [3] N. V. Hoan, J.-H. Park, S.-H. Lee, and K.-R. Kwon, "Real-time Heart Rate Measurement based on Photoplethysmography using Android Smartphone Camera," *Rev. Multimed. Tesis*, vol. 20, no. 2, pp. 234–243, 2017.
- [4] Y. Nam, Y. Kong, B. Reyes, N. Reljin, and K. H. Chon, "Monitoring of heart and breathing rates using dual cameras on a smartphone," *PloS One*, vol. 11, no. 3, p. e0151013, 2016.
- [5] P. H. Charlton *et al.*, "Breathing rate estimation from the electrocardiogram and photoplethysmogram: A review," *IEEE Rev. Biomed. Eng.*, vol. 11, pp. 2–20, 2017.
- [6] J. A. Hirsch and B. Bishop, "Respiratory sinus arrhythmia in humans: how breathing pattern modulates heart rate," *Am. J. Physiol.-Heart Circ. Physiol.*, vol. 241, no. 4, pp. H620–H629, 1981.
- [7] A. M. Unakafov, "Pulse rate estimation using imaging photoplethysmography: generic framework and comparison of methods on a publicly available dataset," *Biomed. Phys. Eng. Express*, vol. 4, no. 4, p. 045001, 2018.
- [8] W. Karlen, J. M. Ansermino, G. A. Dumont, and C. Scheffer, "Detection of the optimal region of interest for camera oximetry," in *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2013, pp. 2263–2266.
- [9] C. Vidaurre, T. H. Sander, and A. Schlögl, "BioSig: the free and open source software library for biomedical signal processing," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2011, 2011.
- [10] B. Boashash, "Estimating and interpreting the instantaneous frequency of a signal. I. Fundamentals," *Proc. IEEE*, vol. 80, no. 4, pp. 520–538, 1992.
- [11] B. A. Reyes, S. Charleston-Villalobos, R. González-Camarena, and T. Aljama-Corrales, "Assessment of time–frequency representation techniques for thoracic sounds analysis," *Comput. Methods Programs Biomed.*, vol. 114, no. 3, pp. 276–290, 2014.