

Estimación de la Entropía de Sonidos Respiratorios Directamente en un Smartphone

M. A. Falcón Saldaña^{1*}, J. S. Camacho Juárez¹, S. Charleston Villalobos²,
T. Aljama Corrales² y B. A. Reyes¹

¹Facultad de Ciencias, Universidad Autónoma de San Luis Potosí, S.L.P., México.

²Universidad Autónoma Metropolitana, Unidad Iztapalapa, Ciudad de México, México.

*miguel_mafs@hotmail.com

Resumen

El análisis de los sonidos respiratorios proporciona información acerca de diversas características de la respiración del paciente, como lo es el flujo respiratorio, haciendo esto útil en aplicaciones como el diagnóstico de enfermedades respiratorias. Además, su análisis cuantitativo permite eliminar diversas limitaciones respecto al método de auscultación tradicional mediante el empleo de sistemas computarizados. En este trabajo se muestran los resultados de una aplicación móvil para dispositivos Android que permite la adquisición, almacenamiento y análisis de sonidos respiratorios directamente en el dispositivo móvil. En particular, se presenta la implementación de estimaciones del flujo respiratorio mediante el cálculo de la entropía del sonido traqueal, cuyo funcionamiento podría extenderse a otro tipo de señales fisiológicas, e.g. el cálculo de la envolvente de una señal de electromiografía. Se corroboró que la entropía de Shannon del sonido respiratorio traqueal es una estimación del flujo respiratorio rectificado ($r = 0.918$). La comparación entre las señales de entropía obtenidas de la implementación del algoritmo en el smartphone con su contraparte en MATLAB mostró un bajo error absoluto, equivalente al 0.043% de la máxima amplitud, así como un alto índice de correlación cruzada igual a 0.996. Los resultados obtenidos corroboran la factibilidad de desarrollar sistemas computarizados para el análisis de sonidos respiratorios basados en dispositivos móviles.

Palabras clave: entropía, flujo, smartphone, sonidos respiratorios.

1. Introducción

El estetoscopio mecánico sigue siendo el instrumento más utilizado en medicina clínica y su uso durante la auscultación sigue siendo la guía en el diagnóstico de las enfermedades respiratorias cuando no existe la posibilidad de otro tipo de pruebas disponibles para determinar la función pulmonar [1]. A pesar de su utilidad, dicha auscultación presenta limitaciones, e.g. es un procedimiento que depende en gran medida de la experiencia y capacidad auditiva del médico y no permite el almacenamiento de los sonidos respiratorios escuchados para su posterior análisis [2].

Los sistemas computarizados para el análisis de sonidos respiratorios (*computerized respiratory sound analysis*, CORSA) han superado varias limitaciones del uso de los estetoscopios mecánicos en la práctica médica. Así, los sistemas CORSA permiten la adquisición y procesamiento de toda clase de sonidos respiratorios, definidos como aquellos sonidos asociados a la respiración, incluyendo los escuchados sobre la pared torácica, tráquea o en la boca, así como los sonidos adventicios (sonidos superpuestos a los sonidos de base) que pueden ser continuos, e.g. sibilancias, o discontinuos, e.g. crepitancias [3]. Los sonidos de la voz se excluyen de la definición de sonidos respiratorios. El procesamiento de los sonidos respiratorios en los sistemas CORSA suele incluir el análisis temporal, espectral y tiempo-frecuencia, tanto lineal como no lineal.

De forma simultánea a los sonidos respiratorios suele adquirirse el flujo respiratorio, generalmente mediante dispositivos de espirometría, tales como el neumotacógrafo, cánulas nasales conectadas a un transductor de presión, un termistor o mediante anemometría. También puede ser medido indirectamente por medio de la detección de movimientos torácicos o abdominales mediante pletismografía de inductancia respiratoria (PIR), extensómetros o magnetómetros [5]. En el contexto de sistemas CORSA, la utilidad de esta señal no sólo radica en brindar una referencia temporal para los eventos auditivos sino para cuantificar diversos tipos y grados de severidad de problemas ventilatorios. Sin embargo, la señal de flujo respiratorio no siempre está disponible.

En estudios acerca de la estimación del flujo respiratorio se han empleado características estadísticas de primero o segundo orden de los sonidos respiratorios, e.g. la amplitud promedio o la potencia promedio de la señal de sonido. Sin embargo, estas no representan totalmente las propiedades estadísticas de los sonidos respiratorios; mientras que la entropía es una medida que implica el cálculo de la función de densidad de probabilidad (*probability density function*, PDF), por lo que revela una mayor información estadística de la señal [6]. Cabe recordar que la entropía es un término surgido en termodinámica que representa el grado de incertidumbre (complejidad) del estado de un sistema, siendo una medida de la capacidad de una fuente para transmitir información. En el contexto de la estimación del flujo a partir del sonido respiratorio se usa la entropía por su definición matemática, requiriéndose así una estimación de la PDF, y aunque el histograma sea una forma fácil y rápida de estimar la PDF, su precisión disminuye cuando el número de muestras es bajo, por lo que se vuelve más conveniente utilizar otros estimadores no paramétricos como el método de ventanas de Parzen con un *kernel* de tipo Gaussiano [6]. Sin embargo, dicha estimación se ha realizado clásicamente en computadoras personales de escritorio o portátiles.

Hoy en día, los dispositivos móviles inteligentes, e.g. los *smartphones*, pueden ser aprovechados para la creación de aplicaciones médicas de automonitoreo, incluyendo la medición de signos vitales, debido a su poder de procesamiento, portabilidad, sensores periféricos rentables y no invasivos, facilidad de almacenamiento de datos y capacidades de comunicación inalámbricas [1]. Por ello, las tecnologías de salud móvil (*mobile health*, *mHealth*) tienen la capacidad de modificar la calidad y la forma en la que se realizan diversas investigaciones clínicas y en la que se proveen los servicios de salud [4]. En un trabajo previo de nuestro grupo de trabajo, se adquirieron sonidos respiratorios con *smartphones* y se calculó su entropía para propósitos de estimación de la frecuencia respiratoria y delimitación de las fases respiratorias [1]. Sin embargo, dicho cálculo se realizaba fuera de línea en una computadora personal. De acuerdo con nuestro conocimiento, no se han implementado estimadores de entropía de los sonidos respiratorios, ni basados en estimadores paramétricos o no paramétricos, que represente un estimado del flujo respiratorio normalizado, directamente en una app para smartphones. Así, la finalidad de este trabajo de investigación es la de presentar los resultados preliminares sobre el desarrollo de un sistema CORSA para dispositivos móviles inteligentes con sistema operativo Android, que permita la obtención de una estimación del flujo respiratorio absoluto mediante el cálculo de la serie de tiempo de la entropía de los sonidos respiratorios adquiridos, almacenados y procesados directamente en el mismo dispositivo móvil inteligente.

2. Metodología

2.1 Hardware

Para el funcionamiento del sistema CORSA propuesto es necesario contar con dos elementos de hardware: 1) un micrófono subminiatura electret (BT-2159000, Knowles Electronics, IL, Estados Unidos) encapsulado en una campana de plástico, con conexión a entradas de audio de 3,5 mm, y 2) un dispositivo móvil inteligente. Las características del sensor acústico para la adquisición adecuada de sonidos respiratorios se detallan en otro trabajo previo del grupo de trabajo [7]. Para el desarrollo e

implementación de la aplicación de este proyecto, se utilizaron dos *smartphones*: i) Moto C, fabricado por Motorola (Motorola, IL, Estados Unidos), con 1 GB de RAM, y ii) Huawei Y9, fabricado por Huawei (Shenzhen, China), con 3 GB de RAM, ambos con sistema operativo Android, con versiones 7.0 y 9.0, respectivamente. Los dispositivos fueron seleccionados para contrastar modelos de las gamas media y baja al realizar los distintos procesamientos necesarios para el cálculo de la entropía mencionados más adelante. En el sistema móvil se empleó una frecuencia de muestreo de 10 kHz.

2.2 Cálculo de la Entropía de los Sonidos Respiratorios

Se empleó el método de entropía de Shannon (H) de los sonidos respiratorios [6] [8], en el cual la H de una señal aleatoria con una PDF p está definida como:

$$H(p) = - \sum_{i=1}^N p_i \cdot \log(p_i) \quad (1)$$

donde N es el número de resultados de la variable aleatoria con PDF p . La H es utilizada para cuantificar la incertidumbre o irregularidad de un proceso estocástico, en nuestro caso los sonidos respiratorios. Para ello, los sonidos respiratorios adquiridos fueron segmentados en ventanas de 25 ms con un 50 % de superposición entre ventanas sucesivas. Para cada una de las ventanas resultantes se realizó el cálculo de la H . La PDF de cada ventana en el sonido respiratorio se estimó usando el método de ventanas de Parzen con un *kernel* Gaussiano, donde la PDF se estima vía la suma total de contribuciones de las observaciones a esta ventana, y la ventana de Parzen \hat{p} estimada está dada por:

$$\hat{p}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{h} K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (1)$$

donde $h > 0$ es el ancho de la ventana del *kernel* K , que normalmente es una PDF por sí misma [6]. Cuando se usa un *kernel* Gaussiano, la ventana de Parzen queda dada por:

$$\hat{p}(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{h\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x - x_i}{h}\right)^2\right) \quad (2)$$

donde h es la desviación estándar del *kernel* Gaussiano, y fue establecido como:

$$h = 1.06 \cdot SD(x) \cdot n^{-\frac{1}{5}} \quad (3)$$

siendo $SD(x)$ la desviación estándar de la ventana del sonido respiratorio [6]. La H estimada de cada ventana del sonido respiratorio se asignó al instante temporal intermedio de la ventana, y fue interpolado usando *splines* cúbicos para recuperar la duración original [1]. La aplicación móvil también requirió la implementación del método de interpolación por *splines* cúbicos naturales.

Adicionalmente al cálculo de la H , se implementó un método de estimación basado en el logaritmo de la varianza (LV), mediante la ecuación:

$$LV(p) = 20 \cdot \log(p_i) \quad (4)$$

que calcula el logaritmo de la varianza en cada ventana del sonido respiratorio [6]. Basados en lo reportado en la literatura, se empleó un ventaneo de 25 ms con una superposición del 50 % entre ventanas sucesivas [1] [6].

A la señal resultante de cada método de estimación se le aplicó un filtro pasabajas por motivos de visualización y de disminución de ruido provocado por pequeñas variaciones presentes en la señal del sonido respiratorio. Dado el bajo contenido en frecuencia de las envolventes del sonido, se empleó un filtro digital con respuesta al impulso infinita (IIR) diseñado mediante la técnica de invarianza al impulso a partir de un filtro analógico Butterworth [9]. El filtro pasabajas utilizado se eligió de segundo orden, para una frecuencia de muestro de 10 kHz, con una frecuencia de corte de 2 Hz y una ganancia unitaria, resultando en los vectores de coeficientes del filtro dados por $A = [1.0000, -1.9982, 0.9982]$ y $B = [0.3944 \times 10^{-6}, 0.7889 \times 10^{-6}, 0.3944 \times 10^{-6}]$ en la ecuación de diferencias lineal.

2.3 Aplicación móvil (app)

La *app* se desarrolló en el Entorno de Desarrollo Integrado (IDE) Android Studio (Google Inc., Mountain View, CA, USA) para dispositivos móviles con un sistema operativo Android 6.0 o superior, utilizando el lenguaje computacional Java y en una computadora personal con sistema operativo Windows 10 y 8 GB de RAM. A continuación, se describen los aspectos principales de la aplicación:

1) *Interfaz y actividades de la aplicación*: Al iniciar la aplicación, después de una pantalla de bienvenida (*splash screen*), se permite al usuario elegir entre dos opciones: i) acceder a la lista de pacientes disponibles, o ii) acceder a una lista de otras señales almacenadas en la en el dispositivo. En ambas opciones es posible realizar el cálculo de H y LV de la señal elegida. En la primera opción se permite elegir un paciente de la lista existente o, mediante un botón flotante en la esquina inferior derecha, agregar uno nuevo, en donde se tienen que ingresar sus datos esenciales, que son nombre completo, edad y género. Al seleccionar a un paciente de la lista de pacientes se observan los datos introducidos anteriormente y la fecha de registro, además de una lista de todas las señales de sonidos respiratorios adquiridos para ese paciente. Adicionalmente se brinda la opción de realizar una nueva adquisición o de procesar las señales ya adquiridas de ese paciente. En la segunda opción, se despliega una lista de las señales, cargadas previamente por el usuario mediante la adición de archivos de texto (.txt) a la carpeta correspondiente en el almacenamiento del dispositivo; en la aplicación se ingresa la frecuencia de muestreo a la que se adquirió la señal, y se brinda una lista de opciones de preprocesamiento, incluyendo filtrado pasabanda (recomendado únicamente para señales de audio debido al ancho de banda del filtro), una opción para quitar la media de la señal, y otra para normalizar la señal.

2) *Adquisición de las señales*: Los sonidos respiratorios se adquieren para posteriormente ser filtrados en la *app* con un filtro FIR diseñado mediante el método de ventanas, con una ventana Hamming, de 500 muestras de longitud y una banda de paso entre [75-1000] Hz, parámetros que resultan adecuados de acuerdo a la experiencia del grupo de trabajo en el campo de sonidos respiratorios. Cabe mencionar que la *app* implementada permite modificar todos los parámetros de diseño del filtro de acuerdo a la necesidad del usuario y el tipo de señales a analizar. Finalmente, los sonidos son almacenados en un archivo de audio (.wav), con un tamaño aproximado de 400 KB, y un archivo de texto (.txt), con un tamaño aproximado de 2.5 MB, en una carpeta específica del dispositivo, para su posterior procesamiento en la *app*. En caso de ser necesario, para sobrellevar la carencia de una señal de volumen o flujo respiratorio como referencia temporal, como ocurre regularmente en el primer punto de contacto clínico, los registros pueden realizarse mediante una maniobra que consiste en una fase de apnea inicial de 2 s de duración, seguida de 4 ciclos respiratorios con una duración de 3 s cada uno, con una relación I:E de 3:2, finalizando con otra fase de apnea de 2 s de duración, realizado en tiempo real con ayuda de la guía de una animación.

3) *Listado de pacientes*: El sistema de creación y listado de pacientes permite visualizar a los pacientes registrados y registrar a nuevos pacientes, cada uno con su propia lista de señales de sonidos respiratorios, creando una carpeta independiente en el almacenamiento del dispositivo que posee tanto los datos esenciales del paciente, como las señales adquiridas, almacenadas en subcarpetas para una mejor organización y transferencia de los datos para su visualización y análisis en otros sistemas.

4) *Visualización de las señales*: Al seleccionar la señal a procesar, se redirige a la pantalla en donde las señales se desplegarán en dos gráficas. Además, se permite realizar un acercamiento (*zoom*) de la señal en cualquier sección de ésta, pudiendo así realizar una revisión de forma visual tanto de la señal de sonido respiratorio como de su flujo estimado.

3. Resultados y Discusión

Inicialmente, se verificó que la entropía de los sonidos respiratorios adquiridos mediante la *app* correspondiese a una estimación del flujo respiratorio rectificado, como se ha reportado en la literatura [6] [8] [10]. Con ese fin, se adquirió un registro de sonidos traqueales de un sujeto voluntario sano empleando un sistema de espirometría previamente calibrado (ADInstruments, Inc., Dunedin, Nueva Zelanda) a una frecuencia de muestreo de 10 kHz. Simultáneamente al flujo respiratorio, se adquirieron los sonidos traqueales empleando el sistema CORSA propuesto. El protocolo de adquisición se basó en [1], y se solicitó al voluntario respirar por la boca durante 120 s, con la nariz ocluida por una pinza desechable y a través de un filtro desechable hacia la boquilla del espirómetro, a diferentes flujos respiratorios pico en el rango de 0.5 a 2.5 L/s, aproximadamente.

En la Fig. 1.a se muestra un segmento del sonido traqueal adquirido, así como del flujo respiratorio asociado en naranja, mientras que en rojo se muestra el flujo respiratorio rectificado. Por su parte, la Fig. 1.b muestra el análisis de regresión lineal entre el flujo respiratorio rectificado y la *H* calculada en la *app* móvil, donde se obtuvo un índice de correlación lineal igual a $r = 0.918$ y un

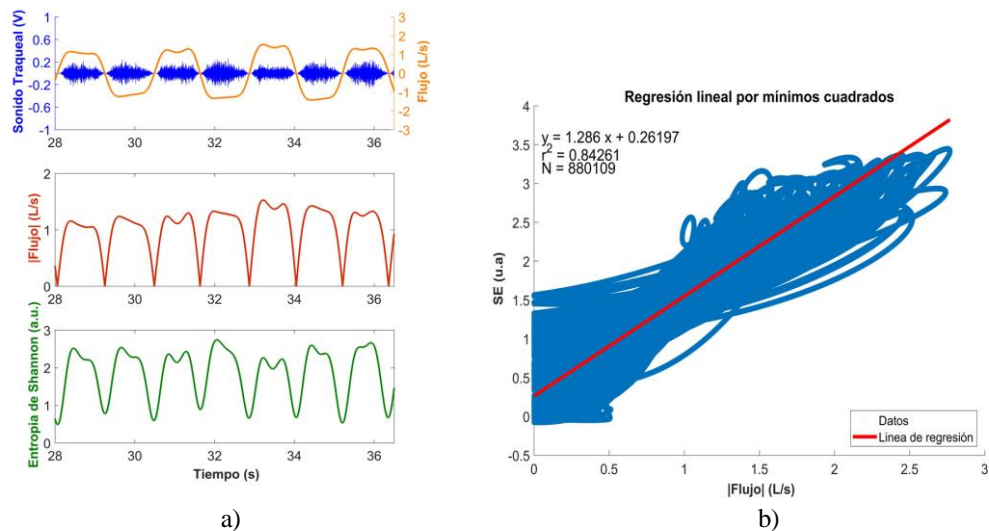


Fig. 1. Ejemplo de sonido respiratorio adquirido y su flujo respiratorio asociado. a) Señales adquiridas y cálculo de la entropía de Shannon (azul: sonido traqueal, naranja: flujo, rojo: flujo rectificado, verde: serie de tiempo de la entropía de Shannon). b) Regresión lineal por mínimos cuadrados entre la entropía de Shannon y el flujo respiratorio rectificado.

coeficiente de determinación igual a $r^2 = 0.843$, indicando que alrededor del 84% de los datos pueden explicarse mediante el modelo de regresión lineal. Los intervalos de confianza al 95%, considerando un nivel de significancia $\alpha = 0.05$, obtenidos para la pendiente y la ordenada al origen fueron de [1.285-1.287] y [0.261-0.264], respectivamente. Puede observarse que la señal de entropía se correlaciona linealmente con el flujo respiratorio rectificado, corroborando los hallazgos reportados en la literatura. Cabe señalar que las implementaciones de los estimadores de H y LV se contrastaron con su contraparte implementada en MATLAB (The Mathworks, MA, Estados Unidos) y se obtuvo un error absoluto máximo de los valores en unidades arbitrarias obtenidos en la *app* junto con los obtenidos directamente en MATLAB, de 5.60×10^{-4} u.a. (o bits como se emplea en teoría de la información), donde dicho valor corresponde al 0.043% de la amplitud máxima de la señal de entropía. El índice de correlación cruzada entre las señales de entropía obtenidas con ambas implementaciones fue de 0.996.

En la Fig. 2.a se muestran los componentes del sistema móvil propuesto. En la Fig. 2.b se muestra una captura de pantalla con una señal de sonidos respiratorios adquirida de un sujeto voluntario sano mediante la *app* desarrollada. El cálculo de la entropía de Shannon y del logaritmo de la varianza de la señal adquirida fue realizado directamente en la *app* y se muestra en la captura de pantalla de la Fig. 2.c, en donde se muestra un offset de -0.3 u.a., agregado para mejorar la visualización debido a la diferencia de unidades. Nuevamente, se puede observar que las estimaciones de H y LV corresponden a una estimación del flujo respiratorio rectificado.

Adicionalmente a sonidos respiratorios, la *app* permite procesar otras señales almacenadas en el *smartphone* en un archivo de texto. Para ilustrar esto, se cargó una señal de electromiografía del músculo bíceps, adquirida con un dispositivo Biopac (Biopac Systems, CA, Estados Unidos), a una frecuencia de muestreo de 1000 Hz. En la Fig. 3.a se muestran capturas de pantalla con las opciones de preprocesamiento de la señal, en donde se seleccionaron las tres opciones, conociendo que el ancho de banda del filtro utilizado resulta adecuado para esta señal específica, para obtener las gráficas mostradas en la Fig. 3.b. Es posible observar que ambos métodos generan envolventes del EMG, mismos que se han reportado como correlacionado con la fuerza generada por el músculo.

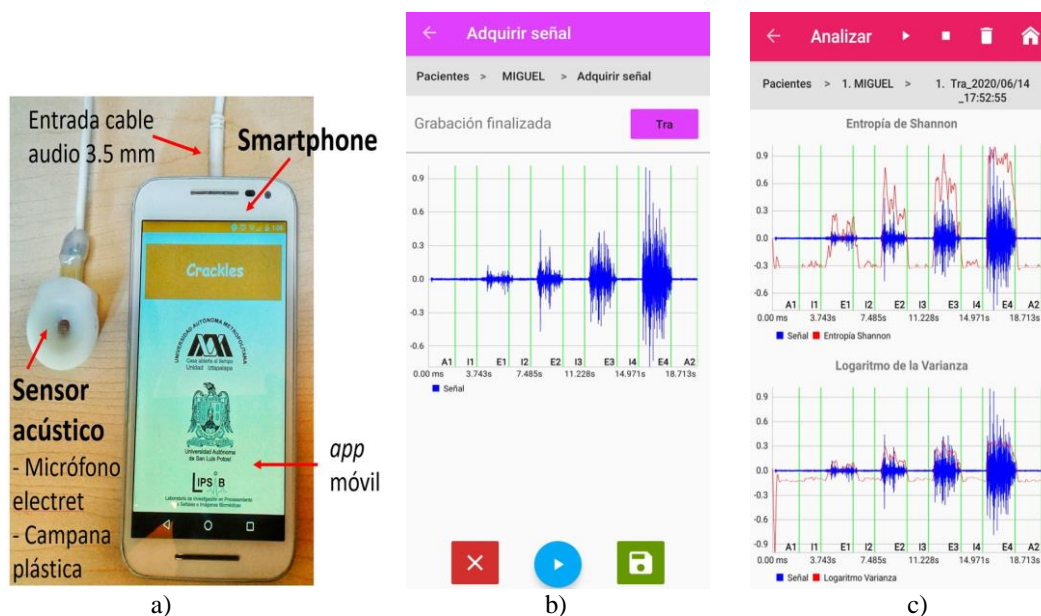


Fig. 2. Sistema CORSA empleado y capturas de pantalla de la *app* para la estimación de los subrogados del flujo respiratorio. a) Componentes del sistema. b) Sonido respiratorio adquirido con la *app*. c) Entropía de Shannon y logaritmo de la varianza calculados en la *app*.

Los resultados preliminares son prometedores respecto a la utilización de un sistema CORSA portátil capaz de estimar un subrogado del flujo respiratorio, en el sentido de una señal de remplazo que brinde información similar al flujo, mediante una señal de sonidos respiratorios adquirida utilizando el mismo dispositivo, además de poder ser almacenada permitiendo su revisión y/o análisis posterior, reduciendo algunas de las limitaciones que posee el método de auscultación tradicional. Una limitación del sistema propuesto es la utilización de un sensor acústico alámbrico; sin embargo, a futuro se plantea la posibilidad de utilizar un sensor inalámbrico. Cabe señalar que la *app* realiza adecuadamente la adquisición, procesamiento, almacenamiento y lectura de los datos, pudiendo comprobarse mediante los archivos de texto generados que pueden ser exportados a otros programas.

Una de las desventajas de utilizar un sistema CORSA en un *smartphone* radica en que, aunque es posible realizar el procesamiento en cualquier dispositivo computarizado que cumpla con los requerimientos mínimos establecidos por los grupos de trabajo expertos y con los requisitos mínimos establecidos en la *app* (1 GB de memoria RAM, Android 6.0), el tiempo de procesamiento puede incrementarse en dispositivos de gama baja o media. Se encontró que al realizar el procesamiento de la señal mostrada en la Fig. 2, en el *smartphone* Huawei Y9, considerado de gama media, el tiempo de procesamiento fue de 1 min y 28.436 s, mientras que en el dispositivo de gama baja Moto C, el tiempo de procesamiento empleado fue significativamente mayor (12 min y 34.108 s).

La implementación de la carga y lectura de señales almacenadas en el dispositivo resultó ser una herramienta que permite no sólo poder procesar señales de sonidos respiratorios adquiridas de forma externa a la aplicación, ya sea por algún otro dispositivo de medición o por la aplicación siendo utilizada en otro *smartphone*, algo que resultaría útil en caso de ser necesaria la transferencia de datos entre especialistas de la salud, sino también por el hecho de poder extender el uso de la aplicación a distintos tipos de señales, e.g. señales de electromiografía, en donde la envolvente de la señal calculada mediante la H o el LV representa una estimación de la fuerza ejercida por el músculo.

Actualmente, se está trabajando en mejorar la eficiencia y velocidad de la aplicación, en añadir otras técnicas de procesamiento para sonidos respiratorios, e.g. la transformada de Hilbert, así como en extender la aplicación a otros sistemas operativos, e.g. iOS. Finalmente, a futuro se plantean mejoras tanto en el hardware del sensor acústico, e.g. cancelación de ruido, así como en el software.

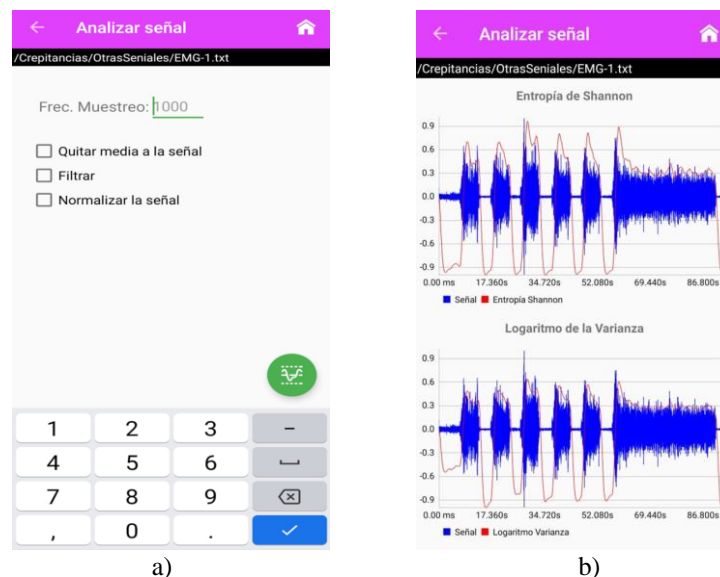


Fig. 3. Estimación de la envolvente en una señal de EMG. a) Captura de pantalla con las opciones de preprocesamiento. b) Señal de EMG y estimados de su envolvente.

4. Conclusiones

El método de la auscultación convencional con el estetoscopio mecánico continúa siendo una herramienta útil en la práctica clínica. Consideramos que al auxiliarse con los sistemas CORSA móviles, como el planteado en este proyecto, resultará beneficioso para la detección temprana y el seguimiento de patologías respiratorias, donde el procesamiento cuantitativo de las señales tiene el potencial de ser una herramienta para extraer información difícilmente accesible fuera de entornos clínicos y de investigación especializados, e.g. una estimación del flujo respiratorio como en el caso de este trabajo. Aún existen detalles por mejorar, como lo son la optimización y reducción de tiempos de procesamiento, sin embargo, los resultados son prometedores y cumplen el objetivo planteado.

Declaración de conflictos de interés

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

Referencias

- [1] B. A. Reyes, N. Reljin, y K. H. Chon, "Tracheal sounds acquisition using smartphones," *Sensors*, vol. 14, no. 8, pp. 13830–13850, 2014.
- [2] H. Pasterkamp, S. S. Kraman, y G. R. Wodicka, "Respiratory Sounds: Advances Beyond the Stethoscope," *Am J. Respir Crit. Care Med*, vol.156, no. 3, pp. 974–987, 1997.
- [3] A. R. A. Sovijärvi, *et al.*, "Definition of terms for applications of respiratory sounds," *Eur. Respir.*, vol. 10, no. 77, pp. 597–610, 2000.
- [4] S. R. Steinhubl, E. D. Muse, y E. J. Topol, "The emerging field of mobile health," *Sci. Transl. Med.*, vol. 7, no. 283, p. 283, 2015.
- [5] S. Tarrant, R. Ellis, F. Flack, y W. Selley, "Comparative review of techniques for recording respiratory events at rest and during deglutition," *Dysphagia.*, vol. 12, no. 1, pp. 24–38, 1997.
- [6] A. Yadollahi, y Z. M. Moussavi, "A robust method for estimating respiratory flow using tracheal sounds entropy," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 53, no. 4, pp. 662–668, 2006.
- [7] B. A. Reyes, *et al.*, "A Smartphone-Based System for Automated Bedside Detection of Crackle Sounds in Diffuse Interstitial Pneumonia Patients," *Sensors.*, vol. 18, no. 11, p. 3813, 2018.
- [8] AA. Yadollahi y Z. M. K. Moussavi, "Acoustical Respiratory Flow," *IEEE Eng. Med. Biol. Mag.*, vol. 26, no. 1, pp. 56–61, 2007.
- [9] E. K. Subin, S. Renuka, y K. Chaitanya, "Java implementation of low pass Butterworth filter for biomedical applications," *International Journal of Computer Science and Information Technologies.*, vol. 7, no. 5, 2287–2289, 2016.
- [10] L. Yu, *et al.*, "Using the Entropy of Tracheal Sounds to Detect Apnea during Sedation in Healthy Nonobese Volunteers," *Anesthesiology*, vol. 118, no. 6, pp. 1341–1349, 2013.