

Spectral Coherence as a Method for Evaluating Adaptive Filtering Techniques in Photoplethysmography

Minerva Vázquez , Juan-Gerardo Avalos , Juan-Carlos Sánchez , and Brayans Becerra 

Abstract— In this study, we introduce a method that utilizes spectral coherence as a metric for assessing the restoration of the photoplethysmographic (PPG) pulse signal morphology when filtering myokinetic noise using adaptive filtering techniques. Unlike other approaches that simply focus on detecting peaks and valleys after filtering, our research concentrates on recovering most of the components of the PPG pulse curve, as these reveal highly important information about cardiovascular health status, and which is essential for a proper diagnosis. To record PPG signals, a photoplethysmography system was placed on both hands of the subjects. On one hand, a three-axis accelerometer was also attached to capture the myokinetic motion, while the other hand remained stationary, allowing the PPG system to record a motion-free signal. After capturing the PPG signals with and without motion, we conducted an analysis by calculating the spectral coherence of the contaminated and recovered signals after adaptive filtering. We compared noisy PPG signals with the reference signal (myokinetic motion-free PPG signal). Based on the spectral coherence criterion, the affine projection algorithm and the variable step-size affine projection algorithm were found to be the most effective for filtering a PPG signal contaminated by myokinetic noise, achieving similarity scores of 94.25% and 94.67%, respectively, between the filtered signal and the motion-free pulse signal.

Link to graphical and video abstracts, and to code: <https://latamt.ieeer9.org/index.php/transactions/article/view/9211>

Index Terms— Adaptive Filtering, Motion Artifacts, Photoplethysmography, Power Spectral Density, Spectral Coherence.

I. INTRODUCCIÓN

LA onda de pulso sanguíneo permite obtener información sobre la salud del sistema cardiovascular de un individuo. Su morfología no solo ofrece una representación visual del flujo de sangre a través de las arterias, sino que también sirve como un indicador potencial de patologías subyacentes [1]. Por lo tanto, obtener una onda de pulso precisa y libre de ruido es crucial para una interpretación confiable de la actividad cardiovascular. Para lograr una evaluación detallada y exacta,

The associate editor coordinating the review of this manuscript and approving it for publication was Guadalupe Dorantes-Mendez (*Corresponding author: Minerva Guadalupe Vázquez Domínguez*).

Minerva Vázquez is with the Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional, Unidad Monterrey, Nuevo León, México (e-mail: minerva.vazquez@cinvestav.mx).

J. G. Avalos, and J. C. Sánchez are with the Instituto Politécnico Nacional ESIME Culhuacán, Ciudad de México, México (e-mails: javaloso@ipn.mx, and jcsanche@ipn.mx).

B. Becerra is with the Department of Electromechanical Instrumentation, National Institute of Cardiology "Ignacio Chávez", Ciudad de México, México (e-mail: brayans.becerra@tec.mx).

algunos estudios se han dedicado a mejorar la calidad de las señales fotoplethysmográficas (PPG) mediante técnicas de filtrado adaptativo, centrándose en mejorar la señal de entrada al filtro adaptativo [2] para obtener una mejor respuesta del mismo, o centrándose en obtener una estimación fiable de la frecuencia cardíaca [3-11], el cual es un parámetro fundamental en la evaluación de la salud cardiovascular.

Para esta última aplicación, la eficiencia de los algoritmos adaptativos se evalúa comúnmente comparando la frecuencia cardíaca obtenida de las señales PPG filtradas versus la frecuencia cardíaca medida en señales no contaminadas, y esta última, regularmente comparada contra métodos estandarizados de referencia como la electrocardiografía (ECG). Esta validación es esencial para garantizar la precisión de las mediciones y la confiabilidad de los resultados obtenidos a partir de las señales PPG. Sin embargo, es importante destacar que una señal de pulso clara y libre de interferencias contiene más información que simplemente la frecuencia cardíaca. Por ejemplo, el pico sistólico, la muesca dicrótica y el pico diastólico y distintas relaciones entre estos, son puntos notables que proporcionan información detallada sobre la función cardíaca y la salud arterial [12].

Para la evaluación de la frecuencia cardíaca, basta con conocer los picos de la señal PPG de pulso, pero la muesca dicrótica en particular, juega un papel crucial al ofrecer información sobre la duración y la estabilidad de la fase de contracción isovolumétrica del corazón, que es el período en el que las válvulas cardíacas están cerradas y no hay flujo sanguíneo hacia o desde las cavidades cardíacas, es decir, refleja la función contráctil del corazón [13]. En ese sentido, una meseta prolongada puede indicar problemas en la contracción cardíaca, como disfunción ventricular. Por otro lado, este componente proporciona información sobre la presión arterial sistémica [14]. De hecho, una meseta amplia y plana puede indicar una presión arterial alta, mientras que una meseta estrecha puede sugerir una presión arterial baja. Asimismo, puede utilizarse para evaluar la rigidez de las arterias periféricas porque una meseta bien definida y simétrica suele asociarse con arterias elásticas y saludables, mientras que una meseta irregular o atenuada puede indicar rigidez arterial y enfermedad vascular [15-16].

Por dichas razones, la validación de la calidad del filtrado de las señales PPG no se debe limitar solo a la precisión de la frecuencia cardíaca, puesto que las señales filtradas podrían carecer de elementos necesarios e importantes que aportan por demás información que abre nuevas posibilidades para una evaluación más completa de la actividad cardíaca y la detección temprana de enfermedades cardiovasculares. Por lo que, en este

trabajo se propone una metodología para verificar la calidad de la señal de pulso fotopleletismográfico filtrada, con la cual se logre observar la recuperación de los elementos morfológicos de la señal de pulso y sus componentes espectrales, esto desde el dominio de la frecuencia mediante la coherencia espectral. La metodología se aplicó a los principales algoritmos adaptativos de tipo lineal (en términos de la relación entre la señal de entrada y la señal de salida). Con esta metodología, se busca proporcionar una herramienta adicional que permita no solo recuperar las cimas y pies de la onda de pulso para calcular la frecuencia cardíaca, sino también recuperar otros elementos cruciales, como la muesca dicrótica, obteniendo así una información más completa sobre la salud cardiovascular.

II. PROGRESO EN LOS SISTEMAS OPTOELECTRÓNICOS PARA PPG

Las bioseñales registradas mediante sistemas optoelectrónicos, como las señales de pulso sanguíneo, son susceptibles a la contaminación por diversas fuentes, especialmente al ruido miocinético, o dicho de otra forma, al ruido introducido por el movimiento corporal [17]. Este ruido se superpone con la señal de interés y dificulta la obtención de información precisa. Dado que el ruido miocinético es variable en el tiempo y no se centra en una sola frecuencia, no puede ser eliminado con filtros de coeficientes fijos. En su lugar, se utilizan técnicas de filtrado adaptativo.

A continuación, se presentan los fundamentos teóricos necesarios para el desarrollo de la metodología propuesta.

A. Fotopleletismografía

La fotopleletismografía (PPG) es una técnica optoelectrónica no invasiva que se utiliza para medir cambios en el volumen sanguíneo en los vasos sanguíneos periféricos y tiene diversos usos clínicos [18]. Entre ellos se incluye el monitoreo de la frecuencia cardíaca, la medición del ciclo cardíaco, el seguimiento del flujo sanguíneo, la determinación de la saturación de oxígeno, la medición de la presión arterial, la evaluación del gasto cardíaco y el estudio de la salud del sistema arterial para la detección de enfermedades vasculares periféricas [19].

La técnica de PPG se basa en dos elementos: un emisor de luz y un fotodetector, que pueden disponerse en modo de transmisión o en modo de reflexión. En el modo de transmisión, la muestra de tejido se coloca entre la fuente y el detector, mientras que, en el modo de reflexión, la fuente y el detector se colocan uno al lado del otro, como se muestra en la Fig. 1.

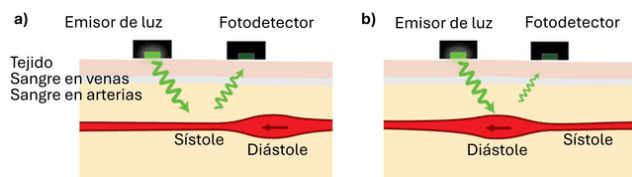


Fig. 1. Funcionamiento del fotopleletismógrafo en modo de reflexión. Disposición del emisor de luz y del fotodetector. Reflexión de luz durante el proceso de a) sístole y b) diástole. Modificada de [20].

El sistema de registro contiene dos emisores de luz infrarroja

con longitudes de (940 nm) y roja de (660 nm) dirigidos hacia una zona del cuerpo. La luz atraviesa el tejido, llega a la sangre de las venas y finalmente a la sangre arterial [21]. La sangre absorbe parte de la luz irradiada, y la luz restante es reflejada fuera del tejido. El fotodetector recibe el remanente de luz irradiada. Dado que el flujo sanguíneo varía con los procesos de sístole y diástole, la cantidad de luz reflejada también fluctúa. Esto genera una señal eléctrica variable en el tiempo, con ondas de mayor amplitud, correspondientes a la sístole, y ondas de menor amplitud asociadas a la diástole, como se muestra en la Fig. 2.

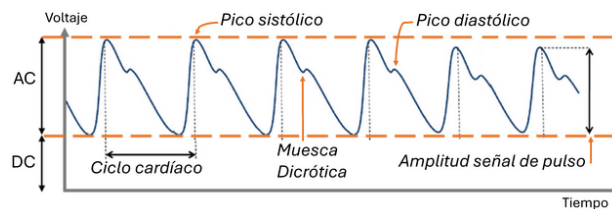


Fig. 2. Señal de onda de pulso, mostrando el componente de nivel DC y el componente pulsátil AC. La onda principal se debe a la sístole, mientras que la muesca dicrótica corresponde a la diástole.

Dado el fenómeno de sístole y diástole, la señal de PPG se conforma de componentes frecuenciales debidas a las ondas altas de la sístole y otras debidas a las ondas menores de la diástole. Esto sucede en el mejor de los casos, pero el sujeto puede presentar diferentes situaciones en el sistema cardiovascular que produzcan algunas otras contribuciones frecuenciales. Todo esto forma parte del monitoreo de la salud del individuo.

Las curvas de PPG se componen básicamente de dos elementos: un nivel de corriente directa (DC) que surge de las señales ópticas reflejadas o transmitidas por los tejidos y depende de los volúmenes de sangre promedio en venas y arterias durante el ciclo sistólico; y un nivel de corriente alterna (AC) que corresponde a la parte pulsátil de la señal dadas las variaciones temporales en el volumen sanguíneo durante el ciclo diastólico [22].

Para el registro de PPG, este puede ser tomado en distintas partes del cuerpo como la frente, lóbulo de la oreja, pantorrilla [23], o como en el caso de este estudio, en el dedo, de modo que con esta señal se tiene un estudio de variación del volumen de sangre que pasa por las arterias en dicha zona de monitoreo.

B. Filtrado Adaptativo

El filtrado adaptativo es una técnica de procesamiento de señales que ajusta automáticamente sus características en respuesta a las variaciones en las características de la señal o del entorno. Es útil en situaciones en donde se desconocen las especificaciones fijas como ancho de banda o frecuencia de corte del sistema, por lo que, a diferencia de los filtros con coeficientes fijos, sus coeficientes son resultado de una adaptación de estos, de acuerdo con las variables que se presentan en el entorno y a una señal de error que funciona como retroalimentación para monitorear el funcionamiento del filtro [24].

Otra aplicación que tienen los filtros adaptativos se da

cuando la información que necesitamos extraer de una señal comparte componentes en frecuencia, en un determinado ancho de banda, con otra señal no deseada. En este caso no se podrían separar dichas señales con filtros convencionales, pues la señal deseada y la señal contaminante comparten las mismas frecuencias [25].

Las situaciones antes mencionadas, se dan entre las señales deseadas PPG y las señales contaminantes de movimiento miocinético. Lo que se espera filtrando las señales PPG de esta manera, es que se retire la contribución de la señal de movimiento, dejando así intactas las componentes frecuenciales de la onda de pulso, que como ya se mencionó, todas nos dan información importante.

Cabe destacar que, los filtros adaptativos se componen básicamente de dos elementos: un algoritmo adaptativo que es el encargado de realizar el cálculo y actualización de los coeficientes y una estructura de filtrado digital que recibe los coeficientes. La estructura se muestra en la Fig. 3.

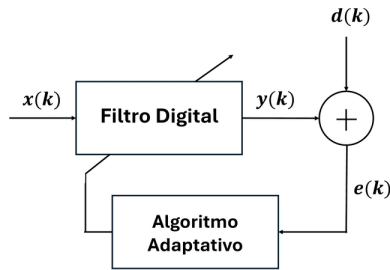


Fig. 3. Esquema fundamental del filtrado adaptativo [26].

Existen distintos algoritmos adaptativos y su diferencia radica en las condiciones o reglas bajo las cuales estos calculan los coeficientes adaptativos. Los algoritmos utilizados en este estudio son: el Algoritmo de Mínimos Cuadrados Promediados (Least Mean Square - LMS) [27], el Algoritmo del Signo del Error (Sign Least Mean Square - SLMS) y el Algoritmo de Signo - Signo (Sign-Sign Least Mean Square - SSLMS) [26], el Algoritmo de Mínimos Cuadrados Promediados Normalizado (Normalize Least Mean Square - NLMS) [26], el Algoritmo de Proyecciones Afines (Affine Projection Algorithm - APA) [26], la Variante del Algoritmo de Proyecciones Afines (VAPA) [28], el Algoritmo de Paso Variable APA (Variable Step Size APA - VSSAPA) y el Algoritmo de Paso Variable NLMS (Variable Step Size NLMS - VSSNLMS) [29].

Investigaciones previas, ya han hecho uso de algunos de estos algoritmos. Por ejemplo, para mejorar la estimación de la variabilidad de la frecuencia cardíaca, atenuando la influencia de la respiración [30]. En otros casos se pueden identificar y eliminar, o bien identificar y reconstruir la señal de interés. Se ha demostrado que esto reduce el error en las mediciones de la frecuencia cardíaca y la saturación de oxígeno (SpO2) [31]. El uso de estos filtros también mejora la identificación de los picos y pies del pulso, lo que a su vez mejora la estimación de la frecuencia cardíaca o la identificación de sus puntos notables [32].

C. Densidad Espectral de Potencia

La densidad espectral de potencia (power spectral density - PSD), permite determinar la distribución de la potencia de una señal a lo largo de un intervalo de frecuencias. Para el caso de una señal PPG, se tendrán principalmente potencias debidas a las ondas de la sístole y otras potencias debidas a la diástole. Cuando la señal PPG se contamina, el espectro de frecuencias refleja una combinación de potencias de la señal PPG y de la señal de movimiento. Al calcular su densidad espectral de potencia, se puede observar que la forma característica del espectro cambia con la contaminación, pero se recupera al filtrar la señal, ya que los elementos de la onda de pulso permanecen. El nivel de recuperación de las potencias de la señal PPG dependerá de las características del filtrado adaptativo.

La PSD de la señal $x(t)$, denotada como $PSD(f)$, se calcula usando la técnica no paramétrica del teorema de Wiener-Khinchin, el cual define a la densidad espectral de potencia como la transformada de Fourier de la función de autocorrelación $r_{xx}(\tau)$ de la señal $x(t)$. La función de autocorrelación con desfase τ se expresa en (1).

$$r_{xx}(\tau) = \sum_{k=1}^N x(k)x(k-\tau) \quad (1)$$

Por lo tanto, la PSD se define según (2):

$$PSD(f) = \sum_{k=1}^N r_{xx}(k)e^{-i2\pi fk} \quad (2)$$

Para estimar la PSD, se utiliza la técnica del periodograma de Welch [33]. Este método es una mejora del periodograma estándar, ya que reduce la varianza del estimador de la densidad espectral al dividir la señal en segmentos superpuestos, aplicar una ventana a cada segmento y promediar los periodogramas resultantes. La ventana utilizada en este periodograma es una ventana de Hamming y se aplica a cada segmento para reducir el efecto de discontinuidades en los bordes del segmento, suavizando así la estimación espectral. De esta forma, se obtiene un resultado más suave y confiable de la PSD, que es una función de la frecuencia f .

D. Coherencia Espectral

La coherencia de magnitud cuadrada o coherencia espectral determina la similitud en frecuencia de dos señales [34] y se define mediante (3):

$$C_{xy}(f) = \frac{|PSD_{xy}(f)|^2}{PSD_{xx}(f)PSD_{yy}(f)} \quad (3)$$

donde $|PSD_{xy}(f)|$ representa el valor absoluto de la PSD cruzada entre las señales X y Y , mientras que $PSD_{xx}(f)$ y $PSD_{yy}(f)$ son la PSD de las señales X y Y respectivamente [35].

La coherencia espectral se utiliza para verificar si la relación entre la entrada y la salida de un sistema es lineal. Si la

coherencia es alta (cerca a 1) en ciertas bandas de frecuencia, sugiere que existe una relación lineal entre una señal x y una señal y en esas bandas, además de una máxima correspondencia. Si la coherencia es baja (cerca a 0), indica que la relación no es lineal o que el ruido es predominante en esas frecuencias. En el caso de este estudio, el método propuesto con la coherencia espectral nos sirve para saber qué tanta correlación hay aún entre el ruido y las señales PPG tras el filtrado adaptativo y en qué anchos de banda se encuentran aún las potencias contaminantes. De esta forma, dependiendo de donde se presenten las mayores correlaciones de estas dos señales, se sabrá el nivel de recuperación de cada elemento de la señal de pulso PPG, en el dominio de la frecuencia.

E. Media Ponderada

La media ponderada \bar{x} es un promedio en el que a cada elemento del conjunto de datos x se le asigna un peso w proporcional a su importancia relativa, como se define en (4). Esto resulta útil cuando algunos elementos tienen mayor influencia en el cálculo de la media.

$$\bar{x} = \frac{\sum_{k=1}^N x(k)w(k)}{\sum_{k=1}^N w(k)} \quad (4)$$

III. METODOLOGÍA PROPUESTA

A. Descripción de Participantes

Como parte de una prueba de concepto, se registró la señal de pulso fotopleletismográfico en 7 participantes (6 mujeres y 1 hombre), con edades entre 25 y 55 años, bajo el protocolo 13-820 aprobado por el Comité de Ética del Instituto Nacional de Cardiología “Ignacio Chávez”. Se incluyó población joven y adulta sin patologías cardiovasculares conocidas, excluyendo mayores de 70 años por la posible ausencia de elementos de la onda de pulso, como la muesca dicrótica, y aquellos con movimientos que contaminaran más de un eje de movimiento.

B. Descripción del Registro

Se contó con dos sistemas de fotopleletismografía de tipo reflexión, cuyo diseño se realizó según lo descrito en [36]. Cada uno se colocó en cada una de las manos del sujeto, tal como se muestra en la Fig. 4.



Fig. 4. Distribución de los elementos para la toma de los registros. Modificada de [21].

La frecuencia de muestreo se estableció en 100 muestras por segundo y todos los registros tuvieron una duración de 2

minutos. En promedio, se evaluaron alrededor de 160 latidos por sujeto, considerando que los participantes presentaron una frecuencia cardíaca de aproximadamente 80 latidos por minuto.

Con el sistema de la mano izquierda se registró la señal de PPG en condiciones de reposo, solicitando al sujeto que durante el registro mantuviera la mano inmóvil para evitar contaminar los datos. Esta señal se utilizó como la señal de pulso de referencia.

Simultáneamente, se efectuó el registro de la señal PPG en el dedo índice de la mano derecha utilizando un segundo sistema de fotopleletismografía. Se instruyó a la persona para que moviera únicamente ese dedo, solicitándole que los movimientos fueran en dirección arriba-abajo, generando así una señal PPG contaminada con ruido por movimiento miocinético semicontrolado. El movimiento se registró utilizando un acelerómetro capacitivo de tres ejes, montado en el sistema de fotopleletismografía de la mano derecha. Este dispositivo capturó las señales de movimiento en los tres ejes coordenados (aunque mayoritariamente en el eje “Y”, debido a la naturaleza del movimiento solicitado). El acelerómetro se configuró para detectar aceleraciones de hasta 1.5 g, lo cual cubre el rango de movimientos registrados y opera a 3.3 volts con un consumo de corriente de 400 μ A. Además, se limitó su ancho de banda a un rango de 0.1 a 45 Hz.

La Fig. 5 muestra el conjunto de señales simultáneas obtenidas tras el registro. Todas fueron normalizadas y se les retiró la media de la señal para mejorar el proceso de filtrado con los filtros adaptativos como se menciona en [2].

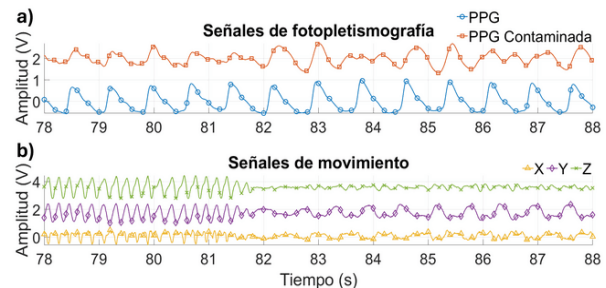


Fig. 5. Conjunto de señales obtenidas de manera simultánea tras el registro. En a) se muestra la señal de referencia y la señal contaminada y en b) las señales de movimiento obtenidas con el acelerómetro para los ejes x, y, z. Todas las gráficas presentadas en esta figura se encuentran normalizadas con respecto a su máximo, y con un valor de offset adicionado para mejorar su visualización.

C. Distribución de Señales en el Esquema Cancelador de Ruido

La Fig. 6 muestra la distribución de las señales utilizadas en el esquema cancelador de ruido. La señal $x(k)$ es la señal de entrada al filtro adaptativo y corresponde a la señal de movimiento en un eje, obtenida a partir del acelerómetro de tres ejes. El filtro adaptativo produce una señal $y(k)$ que se asemeja a la señal de movimiento. Partiendo de que la señal de pulso contaminada está compuesta por una señal de pulso no contaminada y una señal de movimiento que la contamina, se resta la señal generada por el filtro adaptativo de la señal contaminada, obteniendo así una señal de pulso fotopleletismográfico filtrada del ruido por movimiento. Ésta

última señal denotada como $e(k)$, se retroalimenta al algoritmo adaptativo para calcular los coeficientes utilizados en el filtro adaptativo.

Es importante destacar que tanto la señal de movimiento como la señal PPG contaminada, procesadas en este esquema pertenecen a un único voluntario en cada caso y el procedimiento se repitió de forma individual para las señales de los 7 participantes.

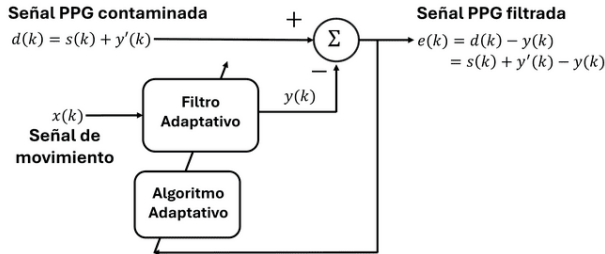


Fig. 6. Esquema cancelador de ruido donde se muestra la disposición de las señales a utilizar.

D. Densidad Espectral de Potencia de Señales de Movimiento y de Pulso Fotoplestismográfico

Se realizó el filtrado de todos los registros de PPG, utilizando los algoritmos antes mencionados y se observó la atenuación del ruido con la gráfica de la densidad espectral de potencia, como se muestra en la Fig. 7a donde se utilizó el algoritmo LMS.

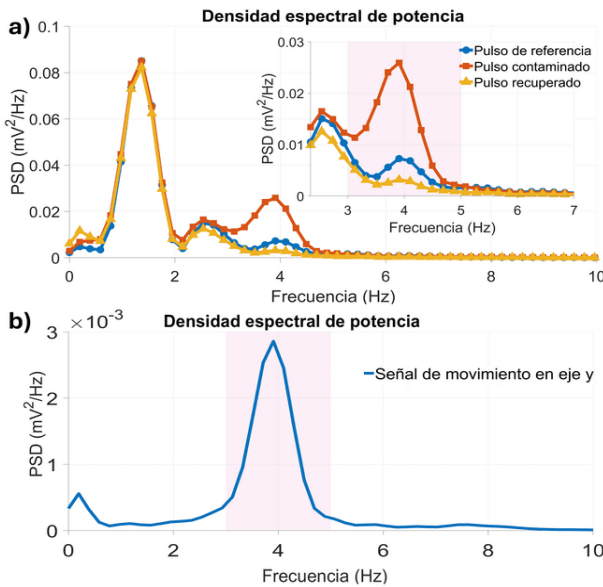


Fig. 7. a) Densidad espectral de potencia de la señal de referencia, contaminada y recuperada. b) Densidad espectral de potencia de la señal de movimiento en el eje y.

Se observa que la señal de pulso fotoplestismográfico sin ruido, contiene dos contribuciones principales en la densidad espectral de potencia, debidas a la onda de la sístole y a la onda de la diástole, respectivamente.

Por otro lado, la densidad espectral de potencia de la señal de pulso contaminada conserva las contribuciones de la señal de pulso, pero presenta potencias adicionales en frecuencias

mayores, las cuales corresponden a la señal de movimiento. Muchas veces, las potencias de la señal de movimiento y la señal de pulso se solapan, por lo que se utilizan filtros adaptativos. Para identificar el ancho de banda y la potencia de la señal de movimiento, se calculó su densidad espectral de potencia, como se muestra en la Fig. 7b, donde el área sombreada corresponde a este rango. En la Fig. 7a), se observa que la señal de movimiento contamina en cierto ancho de banda, lo que se refleja en el espectro de la señal contaminada. Además, en ese mismo rango es donde se atenúa la potencia del ruido en la señal recuperada.

De aquí en adelante llamaremos ancho de banda 2 al rango donde se da la mayor potencia de la señal de movimiento, y ancho de banda 1 al rango desde 0 Hz hasta la frecuencia inicial del ancho de banda 2.

E. Correlación en Frecuencia entre Señal de Movimiento y Señal Contaminada

Para determinar qué señal de movimiento utilizar como entrada al filtro adaptativo, se evaluó la coherencia espectral de cada señal (una por cada eje coordenado) con la señal contaminada, de forma individual. Luego, se compararon las coherencias para identificar cuál mostraba mayor correlación en frecuencia con la señal de pulso contaminada. Esta comparación permitió identificar la señal de movimiento que contribuía más significativamente a la contaminación, por lo que se utilizó esa señal para filtrar la señal contaminada, al ser la principal fuente de interferencia.

F. Correlación en Frecuencia entre Señales Recuperadas y Señales de Movimiento

Se calculó la coherencia espectral entre las señales recuperadas y su respectiva señal de movimiento como se observa en la Fig. 8.

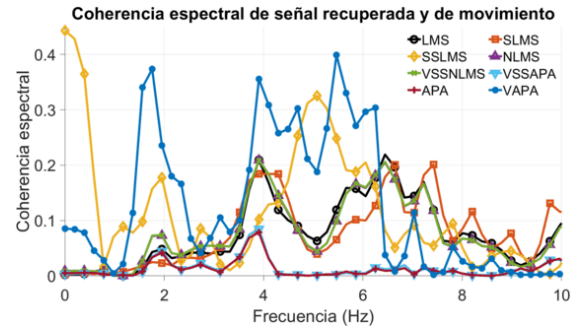


Fig. 8. Coherencia espectral entre las señales recuperadas con cada filtro adaptativo y su correspondiente señal de movimiento.

El análisis buscó determinar la ausencia de correlación en frecuencia entre ambas señales, bajo la premisa de que la señal recuperada no debe contener componentes de la señal de movimiento. Para ello, se consideró que valores bajos de coherencia espectral indican un mejor desempeño del filtrado, al favorecer una mayor claridad en los elementos de la señal de pulso y una recuperación más precisa de su morfología.

G. Correlación en Frecuencia entre Señales de Referencia y

Las Recuperadas

Por otro lado, para determinar el nivel de recuperación obtenido con cada filtro adaptativo, en ambos anchos de banda, se calculó la coherencia espectral entre la señal recuperada y la respectiva señal de referencia, como se observa en la Fig. 9.

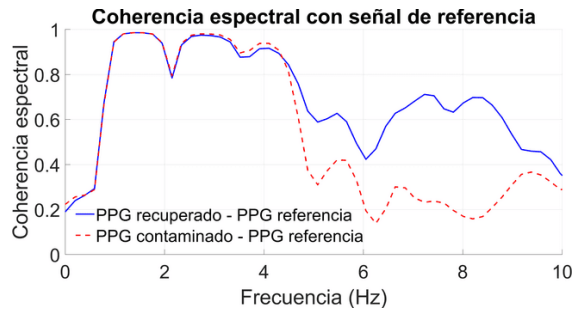


Fig. 9. Coherencia espectral entre la señal recuperada con el filtro LMS y su correspondiente señal de referencia.

Se buscó obtener altos valores de coherencia espectral entre las dos señales en ambos anchos de banda. Esto asegura que la señal recuperada conserve las mismas componentes frecuenciales que la señal de referencia. En el ancho de banda 2, donde la señal contaminada presenta potencias atribuidas al ruido de movimiento, se busca que la señal recuperada mantenga una coherencia elevada con la señal de referencia. Por otro lado, en el ancho de banda 1, que incluye tanto las frecuencias de la señal PPG como posibles componentes debido al movimiento, también se espera una alta coherencia, ya que ambas señales contienen elementos de la señal PPG.

De este modo, se garantiza que el proceso de filtrado preserve la amplitud de los componentes del pulso, mientras atenúa el ruido por movimiento, permitiendo recuperar tanto los elementos de la señal de pulso como su morfología. El nivel de coherencia espectral entre las señales describe su similitud frecuencial, y buscamos que esta sea alta en todo el espectro de frecuencias para optimizar la recuperación de la señal.

H. Estadística con La Media Ponderada de Las Coherencias Espectrales

Para calcular los valores promedio de la coherencia espectral obtenida con todos los diferentes filtros adaptativos, se realizó una media ponderada de la coherencia espectral en los anchos de banda 1 y 2.

El cálculo se basó en (4), donde la señal x representa los valores de coherencia y los pesos son w . El objetivo es determinar qué filtro adaptativo genera una media ponderada de la coherencia espectral entre la señal recuperada y la señal contaminada, similar a la media ponderada de la coherencia espectral entre la señal contaminada y la señal de referencia. Esta comparación permite evaluar si la señal recuperada presenta un comportamiento similar al de la señal de referencia en relación con la señal contaminada, lo que indica que ambas comparten la misma correlación con la señal contaminada en los dos anchos de banda y, por lo tanto, las morfologías de la señal de referencia y la recuperada contienen los mismos elementos destacados.

Los pesos se definieron considerando que las coherencias por

debajo de 0.25 indican que las dos señales no se asemejan en frecuencia por lo que pueden ser excluidas. Así, se asignó un valor de peso de 0 para coherencias espectrales entre 0 - 0.25, un peso de 1 para 0.25 - 0.5, un peso de 2 para 0.5 - 0.75 y un peso de 3 para 0.75 - 1.

IV. RESULTADOS

Se trabajó con siete conjuntos de señales y se registró la señal de movimiento a utilizar como entrada al filtro adaptativo y el ancho de banda donde la señal de movimiento tiene mayor potencia. Posteriormente, esta señal se utilizó para filtrar la señal PPG contaminada con cada algoritmo adaptativo. Los parámetros de cada algoritmo se determinaron mediante un proceso de prueba y error, eligiendo aquellos que ofrecieron el mejor rendimiento. En todos los casos, se utilizó un orden de 200 para los filtros adaptativos. Los valores finales de los parámetros se presentan en la Tabla I.

TABLA I
PARÁMETROS USADOS EN CADA ALGORITMO ADAPTATIVO

ALGORITMO	PARÁMETROS
LMS	$\mu = 0.02$
SLMS	$\mu = 0.002$
SSLMS	$\mu = 0.015$
NLMS	$\mu = 0.03, \gamma = 0.0005$
APA	$\mu = 0.03, \gamma = 0.002, L = 10$
VAPA	$sf = 0.00264, L = 10$
VSSAPA	$\mu_{max} = 0.03, C = 0.002, \gamma = 0.002, \alpha = 0.2, L = 10$
VSSNLMS	$\mu_{max} = 0.03, C = 0.0001, \alpha = 0.001$

La gráfica de la Fig. 10 muestra los valores de coherencia espectral entre las señales de pulso recuperadas con cada algoritmo adaptativo y la señal de movimiento correspondiente, resaltando el ancho de banda de esta última con líneas verticales.

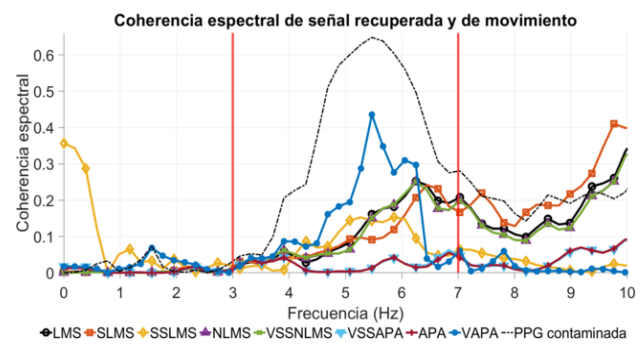


Fig. 10. Coherencia espectral entre las señales recuperadas y la de movimiento para cada filtro adaptativo. La línea punteada representa la coherencia entre la señal de movimiento y la contaminada.

Asimismo, se presenta una gráfica punteada en la Fig. 10, que muestra los valores de coherencia espectral de la señal de movimiento con la señal contaminada, permitiendo comparar la correlación en frecuencia inicial con la señal de ruido y el resultado después del filtrado. Por su parte, la Tabla II muestra la media ponderada de la coherencia espectral de estas dos señales, evaluada en el primer y segundo ancho de banda de

todos los registros.

TABLA II

ANCHO DE BANDA Y MEDIA PONDERADA DE COHERENCIA ESPECTRAL DE SEÑAL CONTAMINADA Y SEÑAL DE MOVIMIENTO PARA CADA VOLUNTARIO

REGISTRO	ANCHO DE BANDA 1	COHERENCIA ESPECTRAL 1	ANCHO DE BANDA 2	COHERENCIA ESPECTRAL 2
1	0 - 4 Hz	0.03	4 - 7 Hz	0.35
2	0 - 3 Hz	0.28	3 - 7 Hz	0.68
3	0 - 2.3 Hz	0.07	2.3 - 7 Hz	0.55
4	0 - 3 Hz	0.37	3 - 7 Hz	0.70
5	0 - 4 Hz	0.51	4 - 7 Hz	0.76
6	0 - 3.5 Hz	0.46	3.5 - 7 Hz	0.64
7	0 - 3.5 Hz	0.33	3.5 - 8 Hz	0.06

En la Tabla III se presentan los porcentajes de la media ponderada de la coherencia espectral entre las señales filtradas con todos los algoritmos y la señal de movimiento, en comparación con la coherencia espectral entre la señal contaminada y la de movimiento, evaluada en ambos anchos de banda. Los valores mostrados en esta tabla son el promedio de las coherencias obtenidas con los 7 registros analizados. Los valores ideales son los más bajos posibles, ya que un porcentaje bajo indica que la señal filtrada se asemeja menos a la coherencia espectral de la señal contaminada y la de movimiento, lo que sugiere que se han removido de manera efectiva las componentes asociadas al ruido por movimiento.

TABLA III

PORCENTAJE DE MEDIA PONDERADA DE COHERENCIA ESPECTRAL ENTRE SEÑAL FILTRADA Y SEÑAL DE MOVIMIENTO POR CADA ALGORITMO

ALGORITMO	PORCENTAJE DE COHERENCIA ESPECTRAL EN ANCHO DE BANDA 1	PORCENTAJE DE COHERENCIA ESPECTRAL EN ANCHO DE BANDA 2
LMS	23.00 %	14.88 %
SLMS	28.61 %	17.23 %
SSLMS	57.42 %	47.40 %
NLMS	16.84 %	16.96 %
VSSNLMS	17.12 %	16.99 %
VSSAPA	12.49 %	13.24 %
APA	12.37 %	13.04 %
VAPA	44.97 %	26.40 %

En este sentido, los algoritmos SSLMS y VAPA presentan los valores más altos en ambos anchos de banda, lo que refleja que las señales recuperadas con estos algoritmos mantienen una alta coherencia con la señal contaminada. Este resultado indica que dichos algoritmos no son adecuados para este sistema adaptativo, ya que no logran eliminar eficazmente el ruido y no permiten una buena preservación de la morfología de la señal PPG.

Por otro lado, los algoritmos APA y VSSAPA muestran los valores más bajos de porcentaje en la Tabla III, evidenciando una mejor remoción de las componentes frecuenciales de la señal contaminante. Esto sugiere que las señales filtradas por estos algoritmos conservan las potencias representativas de los elementos de la onda PPG, mientras eliminan las asociadas al movimiento.

Estos resultados se respaldan visualmente en la Fig. 10, donde se observa cómo las señales recuperadas con los algoritmos APA y VSSAPA presentan un comportamiento espectral más consistente con una señal recuperada, con niveles

de coherencia espectral menores en comparación con los demás algoritmos.

La Fig. 11 muestra la coherencia espectral entre la señal de referencia y las señales recuperadas por los algoritmos adaptativos, junto con la coherencia entre la señal contaminada y la de referencia en línea punteada.

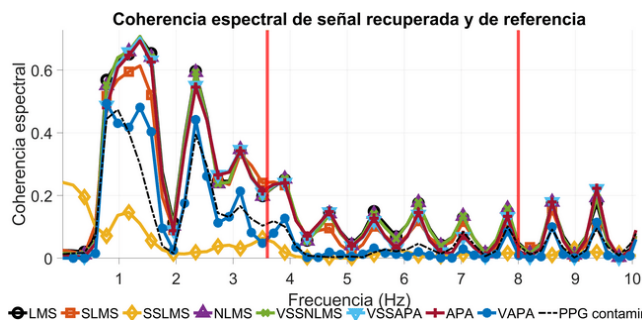


Fig. 11. Coherencia espectral entre señales recuperadas y de referencia para cada algoritmo adaptativo. La línea punteada indica la coherencia entre la señal contaminada y la de referencia.

Para este último caso se observa una alta coherencia en el ancho de banda 1 que disminuye en el 2, tendencia que también se refleja numéricamente en la Tabla IV, donde se presenta la media ponderada de la coherencia espectral entre la señal contaminada y la señal de referencia para todos los registros.

TABLA IV

ANCHO DE BANDA Y MEDIA PONDERADA DE COHERENCIA ESPECTRAL DE SEÑAL CONTAMINADA Y SEÑAL DE REFERENCIA PARA CADA VOLUNTARIO

REGISTRO	ANCHO DE BANDA 1	COHERENCIA ESPECTRAL 1	ANCHO DE BANDA 2	COHERENCIA ESPECTRAL 2
1	0 - 4 Hz	0.82	4 - 7 Hz	0.58
2	0 - 3 Hz	0.60	3 - 7 Hz	0.29
3	0 - 2.3 Hz	0.72	2.3 - 7 Hz	0.44
4	0 - 3 Hz	0.38	3 - 7 Hz	0.10
5	0 - 4 Hz	0.56	4 - 7 Hz	0.10
6	0 - 3.5 Hz	0.58	3.5 - 7 Hz	0.10
7	0 - 3.5 Hz	0.65	3.5 - 8 Hz	0.40

En la Tabla V se presentan los porcentajes de coherencia espectral entre las señales filtradas con cada algoritmo y la señal de referencia, en comparación con la coherencia espectral entre la señal contaminada y la de referencia. Los datos corresponden al promedio de los resultados obtenidos en los 7 registros analizados. Los valores ideales en la Tabla V son del 100% en ambos anchos de banda, ya que esto indica que la señal filtrada conserva el mismo comportamiento frecuencial que la señal de referencia.

Un porcentaje mayor en ambos anchos de banda, donde se encuentran las frecuencias asociadas a la señal de pulso y donde se da la mayor potencia de las frecuencias del movimiento, sugiere una mayor similitud de la señal filtrada con la señal de referencia.

Un bajo porcentaje de similitud en ambos anchos de banda indica que no se ha logrado una remoción completa de las componentes debidas al movimiento. En este contexto, como se observa en la Tabla V, los algoritmos APA y VSSAPA muestran los mejores resultados, con los valores más cercanos

al 100% en ambos anchos de banda. Este comportamiento se observa en la Fig. 11. Esto evidencia que estos algoritmos preservan mejor las características frecuenciales clave de la onda PPG, logrando una mejor recuperación de sus elementos representativos.

TABLA V

PORCENTAJE DE MEDIA PONDERADA DE COHERENCIA ESPECTRAL ENTRE SEÑAL FILTRADA Y SEÑAL DE REFERENCIA POR CADA ALGORITMO

ALGORITMO	PORCENTAJE DE COHERENCIA ESPECTRAL	
	EN ANCHO DE BANDA 1	EN ANCHO DE BANDA 2
LMS	91.88 %	59.05 %
SLMS	79.55 %	61.48 %
SSLMS	73.18 %	53.37 %
NLMS	88.44 %	56.51 %
VSSNLMS	93.48 %	62.86 %
VSSAPA	94.67 %	64.97 %
APA	94.25 %	63.84 %
VAPA	81.06 %	73.84 %

Por el contrario, el algoritmo SSLMS presenta un comportamiento menos deseable. Obtiene el menor porcentaje de similitud con la coherencia de la señal de referencia en el ancho de banda 1 y 2, alcanzando un 73.18% y 53.37%, respectivamente. Este resultado indica que el filtrado con este algoritmo elimina no solo las componentes asociadas al movimiento, sino también parte de las frecuencias representativas de la señal de pulso. Además, su comportamiento espectral difiere notablemente del de la señal de referencia, como se ilustra en la Fig. 11.

Por su parte, la Fig. 12 muestra la señal de referencia, la señal contaminada, y las señales filtradas mediante los filtros adaptativos APA y VSSAPA. Todas las señales están normalizadas respecto a su máximo y se les removió la media. Esta figura ilustra cómo los algoritmos afectan la forma de la señal PPG contaminada.

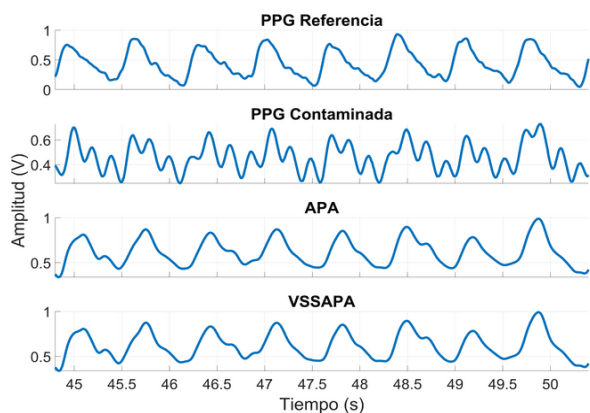


Fig. 12. Señales de pulso temporales y normalizadas con respecto al máximo de cada señal, sin ruido, contaminada y recuperada con el filtro APA y VSSAPA.

Las señales filtradas por APA y VSSAPA mantienen una estructura consistente con la señal de referencia, sugiriendo una remoción efectiva de las componentes no deseadas asociadas al movimiento. Estos resultados visualizan el comportamiento espectral de los algoritmos con un desempeño superior en la reducción del ruido, tal como se discute en las tablas anteriores.

La Fig. 13 presenta la señal de pulso contaminada y la recuperada con el filtro APA, ambas normalizadas respecto a su máximo. Esta figura muestra el resultado final del análisis, destacando la recuperación de la muesca dicrótica y del pico diastólico. El resultado corresponde al mejor algoritmo identificado a través del método propuesto basado en la coherencia espectral. Así, se observa la eficacia del método al representar, en el dominio temporal, los elementos clave discutidos sobre coherencia espectral.

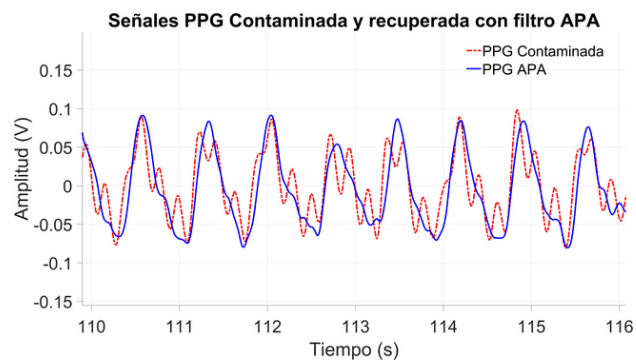


Fig. 13. Comparación entre la señal PPG contaminada y la recuperada con el filtro APA.

V. DISCUSIÓN

Los resultados de la coherencia espectral ayudaron a determinar relaciones en frecuencia de distintos conjuntos de señales. Primero entre la señal de movimiento y la señal contaminada, esto para saber qué señal de movimiento contaminaba mayormente la señal PPG y elegirla como entrada del esquema cancelador de ruido. La coherencia espectral entre las señales recuperadas y sus respectivas señales de movimiento se evaluó para analizar el remanente de ruido. Idealmente, esta coherencia debería ser menor que la inicial entre la señal de movimiento y la señal contaminada, lo que indicaría una adecuada reducción del ruido. En este sentido, la coherencia espectral más baja fue obtenida con el filtro APA. Este se parece solo en un 12.3% a la coherencia espectral con la contaminada para el ancho de banda 1 y en un 13% para el ancho de banda 2. En el caso contrario, de las señales con las que se obtuvieron altas coherencias, se podrá decir que no están en sus mejores condiciones y que la recuperación de su morfología no se realizó con éxito. Este es el caso de la señal recuperada con el filtro SSLMS, que presenta un porcentaje de similitud con la señal contaminada del 57.4% en el ancho de banda 1 y de 47.4% en el ancho de banda 2.

Por último, la coherencia entre las señales recuperadas y su correspondiente señal de referencia, en comparación con la coherencia entre la señal contaminada y la señal de referencia, permitió identificar el comportamiento esperado de las señales recuperadas respecto a la señal contaminada. El nivel de coherencia espectral entre señales recuperadas y de referencia, va de la mano con la semejanza en la morfología de estas dos señales si se analiza separando los anchos de banda donde se presenta la señal de movimiento. La coherencia espectral obtenida con el filtro APA tiene un 94.25% de semejanza con la señal de referencia para el ancho de banda 1 y presenta un

63.84% de semejanza en el ancho de banda 2.

Sobre el algoritmo APA, este demuestra su capacidad para reutilizar datos antiguos de una señal de entrada, debido a sus operaciones matriciales, lo que contribuye a una convergencia rápida, especialmente cuando la señal de entrada muestra correlación. Esta característica es esencial para tratar de manera eficaz el ruido miocinético dentro de la banda de frecuencias de la señal PPG. Además, al trabajar con todos los datos de la señal de entrada, el APA evita la pérdida de información en el proceso de filtrado, lo que respalda su superioridad sobre los demás algoritmos usados en este trabajo.

Con el método aquí propuesto con la coherencia espectral, en especial con el caso de la coherencia entre la señal de movimiento y la señal filtrada, se puede ver qué tanto de la señal contaminada queda en la señal de pulso tras ser filtrada, lo cual es primordial para determinar el nivel de filtrado que se puede obtener con un filtro adaptativo. Además, al dividir el espectro en dos anchos de banda, es posible identificar las frecuencias afectadas por la señal de movimiento. Esto permite evaluar el desempeño de los filtros adaptativos bajo condiciones de alta influencia de ruido (ancho de banda 1) y bajo la combinación de ruido con componentes de la señal de pulso (ancho de banda 2). Además, con este método, especialmente al examinar la coherencia espectral entre la señal filtrada y la de referencia, se puede verificar si, en el ancho de banda 1, esta coherencia espectral supera a la coherencia con la señal contaminada. Si esto ocurre, indica que la señal ha sido filtrada y con altos valores de coherencia entre estas dos señales, se referirá a que la señal no presenta componentes no deseados que interfieren con la señal de pulso. Por otro lado, si la coherencia es menor a la de la señal contaminada, esto nos hace saber que el filtro atenuó frecuencias debidas a la señal contaminante, pero también a la señal misma de PPG, lo cual es importante de vigilar para asegurarse de mantener la amplitud de la señal de pulso. Además, los niveles de coherencia espectral en este ancho de banda son muy característicos debido a la onda mayor, producto del proceso de sístole y a la onda menor debida a la diástole. En todo caso en el que la coherencia no siga estos niveles de manera particular, se referirá al caso de una onda distorsionada, como en el caso de la señal recuperada con el filtro SSLMS en la Fig. 11. En cuando al ancho de banda 2, si la coherencia obtenida con la señal filtrada es menor que la obtenida con la señal contaminada, sucede que el filtrado distorsionó la señal de pulso. Si, por el contrario, esta coherencia está por encima de la obtenida con la señal contaminada, quiere decir que el filtrado mejoró la señal y que logró remover componentes frecuenciales de la señal de movimiento.

Por todo lo anterior, la metodología propuesta brinda la posibilidad de un análisis completo del filtrado adaptativo y la recuperación de la morfología de la señal PPG.

El filtrado adaptativo es una herramienta comúnmente utilizada para procesar señales PPG afectadas por ruido miocinético [37-39], con diversos algoritmos adaptativos diseñados para eliminar artefactos de movimiento. En [40], se presenta una comparación del desempeño de distintos algoritmos de gradiente descendente para filtrar estas señales.

Además, existen otros estudios [41-43] que proponen nuevos algoritmos adaptativos con el mismo objetivo, contribuyendo a la mejora de los métodos de filtrado en este contexto. Sin embargo, hasta ahora no se había realizado un análisis para evaluar la calidad de la recuperación de los principales componentes de la onda de pulso de la señal PPG utilizando algoritmos adaptativos. Dada la importancia de contar con señales PPG óptimas para extraer información relevante en el ámbito médico, este estudio se centró en evaluar diversos algoritmos para el procesamiento digital de las señales PPG.

Es importante destacar que este estudio se ha llevado a cabo como una prueba de concepto, utilizando procesamiento digital de señales fuera de línea, ya que no requería un análisis en tiempo real. Sin embargo, para futuras investigaciones, se requiere ampliar la muestra de señales para obtener estadísticas más robustas, implementar un sistema para el filtrado en línea utilizando el mejor algoritmo identificado en este trabajo, explorar la recuperación de la morfología en señales PPG contaminadas con ruido miocinético de mayor intensidad o en sujetos con movimientos involuntarios y examinar la recuperación de la morfología de la señal PPG con la coherencia espectral debida a combinaciones convexas de los algoritmos más efectivos para medir la mejora del filtrado de la señal PPG.

VI. CONCLUSIONES

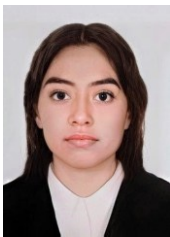
El análisis de coherencia espectral es una herramienta clave para evaluar la calidad de las señales PPG recuperadas mediante diferentes algoritmos adaptativos. Permite identificar los componentes de la señal de pulso que fueron restaurados y el nivel de similitud alcanzado con respecto a la señal de referencia, ofreciendo una comparación objetiva del desempeño de los algoritmos. Según esta métrica, los algoritmos APA y VSSAPA destacan por su eficacia, logrando una similitud con la señal de referencia de 94.67% y 94.25% y reduciendo la similitud con la señal de movimiento en un 87.6% y 86%, obtenidos de la Tabla III. Esto demuestra su capacidad para preservar la morfología de la señal PPG mientras atenúan de manera efectiva el ruido.

REFERENCIAS

- [1] A. A. Alian and K. H. Shelley, "Photoplethysmography," *Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology*, vol. 28, 2014, doi: 10.1016/j.bpa.2014.08.006.
- [2] B. Becerra-Luna, R. Martínez-Memije, J. C. Sánchez, and O. Infante, "Miokinetic noise attenuation in photoplethysmographic pulse signals by LMS adaptive filtering with adequacy of the input signals," in *VI Latin American Congress on Biomedical Engineering CLAIB 2014*, Paraná, Argentina, 29-31 October 2014, Springer International Publishing, 2015, pp. 128-131, doi: 10.1007/978-3-319-13117-7_33.
- [3] Y. Chen, Y. Zheng, S. Johnson, et al., "A comparative study of accuracy in major adaptive filters for motion artifact removal in sleep apnea tests," *Medical & Biological Engineering & Computing*, vol. 62, no. 4, pp. 829-842, 2024, doi: 10.1007/s11517-023-02979-9.
- [4] Y. Ye, Y. Cheng, W. He, M. Hou, and Z. Zhang, "Combining nonlinear adaptive filtering and signal decomposition for motion artifact removal in wearable photoplethysmography," *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 19, pp. 7133-7141, 2016, doi: 10.1109/jsen.2016.2597265.

- [5] S. Fallet and J. M. Vesin, "Robust heart rate estimation using wrist-type photoplethysmographic signals during physical exercise: an approach based on adaptive filtering," *Physiological Measurement*, vol. 38, no. 2, pp. 155, 2017, doi: 10.1088/1361-6579/38/2/155.
- [6] C. Wan, D. Chen, and J. Yang, "Pulse rate estimation from forehead photoplethysmograph signal using RLS adaptive filtering with dynamical reference signal," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 71, pp. 103189, 2022, doi: 10.1016/j.bspc.2021.103189.
- [7] K. R. Arunkumar and M. Bhaskar, "Heart rate estimation from photoplethysmography signal for wearable health monitoring devices," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 50, pp. 1-9, 2019, doi: 10.1016/j.bspc.2019.01.021.
- [8] M. R. Ram, K. V. Madhav, E. H. Krishna, N. R. Komalla, and K. A. Reddy, "A Novel Approach for Motion Artifact Reduction in PPG Signals Based on AS-LMS Adaptive Filter," *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 61, no. 5, pp. 1445-1457, May 2012, doi: 10.1109/tim.2011.2175832.
- [9] K. R. Arunkumar, R. Srivathsa, and M. Bhaskar, "Improved heart rate estimation from photoplethysmography during physical exercise using combination of NLMS and RLS adaptive filters," in *TENCON 2018-2018 IEEE Region 10 Conference*, 2018, pp. 0420-0424, doi: 10.1109/tencon.2018.8650495.
- [10] P. Kumar, A. Komaragiri, and M. Kumar, "A review on computation methods used in photoplethysmography signal analysis for heart rate estimation," *Archives of Computational Methods in Engineering*, vol. 29, no. 2, pp. 921-940, 2022, doi: 10.1007/s11831-021-09597-4.
- [11] S. Ismail, U. Akram, and I. Siddiqi, "Heart rate tracking in photoplethysmography signals affected by motion artifacts: A review," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2021, no. 1, p. 5, 2021, doi: 10.1186/s13634-020-00714-2.
- [12] M. Elgendi, "On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals," *Curr Cardiol Rev.*, vol. 8, no. 1, pp. 14-25, Feb. 2012, doi: 10.2174/157340312801215782.
- [13] D. E. M. Taylor, "Blood Flow in Arteries," 2nd ed. Edward Arnold, London, *Quarterly Journal of Experimental Physiology And Cognate Medical Sciences*, vol. 60, no. 1, p. 65, 1975. doi: 10.1113/expphysiol.1975.sp002291.
- [14] W. B. Gu, C. C. Y. Poon, and Y. T. Zhang, "A novel parameter from PPG dicrotic notch for estimation of systolic blood pressure using pulse transit time," 2008 5th International Summer School and Symposium on Medical Devices and Biosensors, Hong Kong, vol. 86, no. 1, p. 88, 2008. doi: 10.1109/ISSMDBS.2008.4575023.
- [15] Q. Yousef, M. B. I. Reaz, and M. A. M. Ali, "The Analysis of PPG Morphology: Investigating the Effects of Aging on Arterial Compliance," *International Journal of Electronics and Telecommunications*, vol. 58, no. 4, pp. 266-271, Dec. 2012. doi: 10.2478/v10048-012-0036-3.
- [16] J. W. Cunningham, P. Di Achille, V. N. Morrill, L.-C. Weng, S. H. Choi, S. Khurshid, V. Nauffal, and S. A. Lubitz, "Machine learning to understand genetic and clinical factors associated with the pulse waveform dicrotic notch," *Circulation: Genomic and Precision Medicine*, vol. 16, no. 1, 2023. doi: 10.1161/CIRCGEN.121.003676.
- [17] S. Tarantino, F. Clemente, D. Barone, *et al.*, "The myokinetic control interface: tracking implanted magnets as a means for prosthetic control," *Scientific Reports*, vol. 7, no. 1, p. 17149, 2017. doi: 10.1038/s41598-017-17464-1.
- [18] J. Allen, "Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement," *Physiological Measurement*, vol. 28, no. 3, pp. R1-R39, 2007, doi: 10.1088/0967-3334/28/3/r01.
- [19] P. H. Charlton, P. A. Kyriacou, J. Mant, V. Marozas, P. Chowienzyk, and J. Alastruey, "Wearable Photoplethysmography for Cardiovascular Monitoring," *Proceedings of the IEEE*, vol. 110, 2022, doi: 10.1109/jproc.2022.3149785.
- [20] T. Collins, S. I. Woolley, S. Oniani *et al.*, "Version Reporting and Assessment Approaches for New and Updated Activity and Heart Rate Monitors," *Sensors (Basel)*, vol. 7, 2019, doi: 10.3390/s19071705.
- [21] J. Park, H. S. Seok, S. S. Kim, and H. Shin, "Photoplethysmogram Analysis and Applications: An Integrative Review," *Frontiers in Physiology*, vol. 12, 2022, doi: 10.3389/fphys.2021.808451.
- [22] R. Sahni, "Noninvasive Monitoring by Photoplethysmography," *Clinics in Perinatology*, vol. 39, 2012, doi: 10.1016/j.clp.2012.06.012.
- [23] P. H. Charlton, K. Pilt, and P. A. Kyriacou, "Establishing best practices in photoplethysmography signal acquisition and processing," *Physiological Measurement*, vol. 43, no. 5, May 2022. doi: 10.1088/1361-6579/ac6cc4.
- [24] J. Gerardo, J. C., and J. Velazquez, 'Applications of Adaptive Filtering', *Adaptive Filtering Applications*. InTech, Jun. 24, 2011. doi: 10.5772/16873.
- [25] C. Zong and R. Jafari, "Robust heart rate estimation using wrist-based PPG signals in the presence of intense physical activities," in *37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2015, doi: 10.1109/embc.2015.7320268.
- [26] P. S. R. Diniz, *Adaptive Filtering: Algorithms and Practical Implementation*, 4th ed., Springer, 2013.
- [27] B. Widrow and M. E. Hoff, "Adaptive switching circuits," *IRE WESCON Convention Record*, vol. 4, pp. 96-104, 1960.
- [28] M. Z. A. Bhotto and A. Antoniou, "Affine-Projection-Like Adaptive-Filtering Algorithms Using Gradient-Based Step Size," *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, vol. 61, no. 7, pp. 2048-2056, July 2014, doi: 10.1109/tcsi.2014.2304665.
- [29] H. C. Shin and W. J. Song, "Variable step-size NLMS and affine projection algorithms," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 11, 2004, doi: 10.1109/lsp.2003.821722.
- [30] R. Cassani, P. Mejia, J. A. Tavares, J. C. Sanchez, and R. Martinez, "Adaptive filtering for respiration influence reduction on Heart Rate Variability," in *8th International Conference on Electrical Engineering, Computing Science and Automatic Control*, 2011, doi: 10.1109/iceee.2011.6106707.
- [31] P. M. Mohan, A. A. Nisha, V. Nagarajan, and E. S. J. Jothi, "Measurement of arterial oxygen saturation (SpO2) using PPG optical sensor," 2016 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP), pp. 1136-1140, 2016. doi: 10.1109/ICCSP.2016.7754330.
- [32] B. Becerra, R. Martínez, R. Cartas, and O. Infante, "Increase in the effectiveness of identifying peaks and feet in the photoplethysmographic pulse by reconstructing it through adaptive filtering," *Archivos de Cardiología de México*, vol. 87, 2017, doi: 10.1016/j.acmx.2016.10.005.
- [33] P. Welch, "The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms," *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, vol. 15, 1967, doi: 10.1109/tau.1967.1161901.
- [34] L. B. White and B. Boashash, "Cross spectral analysis of nonstationary processes," *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 36, no. 4, pp. 830-835, 1990, doi: 10.1109/18.53742.
- [35] P. Stoica and R. L. Moses, *Spectral analysis of signals*, Prentice Hall, 2005.
- [36] B. Becerra-Luna, J. C. Sánchez, R. Martínez-Memije, and O. Infante, "Photoplethysmographic fingertip with miokinetic noise attenuation using an accelerometer and adaptive filtering techniques," in *Proc. 2013 Pan American Health Care Exchanges*

- (PAHCE), Medellin, Colombia, 2013, pp. 1–5. doi: 10.1109/PAHCE.2013.6568307.
- [37] X. Zheng, V. M. Dwyer, L. A. Barrett, M. Derakhshani, and S. Hu, "Adaptive notch-filtration to effectively recover photoplethysmographic signals during physical activity," *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 72, 2022, doi: 10.1016/j.bspc.2021.103303.
- [38] C. C. Wu, I. W. Chen, and W. C. Fang, "An implementation of motion artifacts elimination for PPG signal processing based on recursive least squares adaptive filter," in *2017 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS)*, Turin, Italy, 2017, doi: 10.1109/biocas.2017.8325141.
- [39] S. Ismail, U. Akram, and I. Siddiqi, "Heart rate tracking in photoplethysmography signals affected by motion artifacts: a review," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2021, no. 5, 2021. doi: 10.1186/s13634-020-00714-2.
- [40] M. Vázquez, J. C. Sánchez, G. Avalos, and B. Becerra, "Filtering of photoplethysmographic pulse signals with downward gradient algorithms," *2022 IEEE International Conference on Engineering Veracruz (ICEV)*, Boca del Río, Veracruz, Mexico, 2022, pp. 1–6, doi: 10.1109/ICEV56253.2022.9959719.
- [41] Peng et al., "Motion artifact removal from photoplethysmographic signals by combining temporally constrained independent component analysis and adaptive filter," *BioMedical Engineering OnLine*, vol. 13, p. 50, 2014. doi: 10.1186/1475-925X-13-50.
- [42] M. R. Ram, K. V. Madhav, E. H. Krishna, N. R. Komalla and K. A. Reddy, "On the performance of AS-LMS based adaptive filter for reduction of motion artifacts from PPG signals," *2011 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference*, Hangzhou, China, 2011, pp. 1–4, doi: 10.1109/IMTC.2011.5944259.
- [43] L. Zhang, X. Yu, H. Xie, J. Lin and Z. Wang, "Removal of Motion Artifacts in PPG Signals Based on the CEEMDAN-MPE and VS_LMS Adaptive Filter," in *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 73, pp. 1–10, 2024, Art no. 4010610, doi: 10.1109/TIM.2024.3453341.



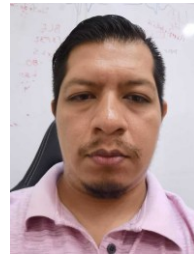
Minerva Gpe. Vázquez Domínguez was born in Mexico in 1997. She received her B.Sc. degree in Applied Physics from the Benemérita Universidad Autónoma de Puebla (BUAP) in 2021, her M.Sc. degree in Microelectronics Engineering from the Instituto Politécnico Nacional (IPN) in 2023 and is currently a Ph.D. student at the Centro de Investigación y de Estudios Avanzados del Instituto Politécnico Nacional (CINVESTAV). Her research focuses on biomedical signal processing.



Juan Gerardo Avalos was born in Mexico in 1984. He obtained the Master of Science degree in Microelectronics at the National Polytechnic Institute, in Mexico 2010 and the PhD degree in Electronics and Communications Engineering at the National Polytechnic Institute in Mexico 2014. From 2011 to 2012 he was a visiting researcher at the Technical University of Vienna, Austria. He currently works as a Professor in the Department of Computer Engineering at the National Polytechnic Institute in Mexico.



Juan Carlos Sánchez García received the degree of Electronic Engineer and the degree of Doctor of Science from the Universidad Autónoma Metropolitana, Mexico City, Mexico, in 1987 and 2000, respectively. From 1987 to 1997 he was a professor at the same institution. Since 1997 he has been a research professor in the Graduate Studies and Research Section, ESIME Culhuacán, Instituto Politécnico Nacional (IPN), Mexico. He received the 1999 Research Award in the area of Telecommunications, Computing and Teleinformatics from the IPN and has been a member of the Mexican National System of Researchers. His area of interest is in signal processing and the development of analog and digital circuits for communications, medicine and control. He is president of the Circuits and Systems Chapter of the IEEE Mexico Section.



Brayans Becerra Luna received the Master of Science degree in Microelectronics at the National Polytechnic Institute, in Mexico 2014 and the PhD degree in Electronics and Communications Engineering at the National Polytechnic Institute in Mexico 2021. Has been working since 2010 as a researcher at the Instituto Nacional de Cardiología "Ignacio Chávez" in Mexico City. Additionally, he is a professor at the Instituto Tecnológico de Estudios Superiores de Monterrey in the Biomedical Engineering program in Mexico City. Additionally, he is a member of the National System of Researchers of Mexico.