

FILTRADO ADAPTATIVO DE SEÑALES ELECTROMIOGRAFICAS Y VIBROMIOGRAFICAS MEDIANTE EL ALGORITMO LMS

M.A. Mañanas¹, J.A. Fiz², J. Morera², P. Laguna³, R. Jané¹ y P. Caminal¹

¹Dept. ESAII.CREB. Universitat Politècnica de Catalunya.Barcelona (manyanas@creb.upc.es)

²Servei de Pneumologia, Hospital Germans Trias i Pujol. Badalona.

³Dept. Ingeniería Electrónica y Comunicaciones, CPS, Universidad de Zaragoza.

Resumen: La actividad eléctrica y mecánica de músculos respiratorios como el esternocleidomastoideo está relacionada con las señales electromiográficas y vibromiográficas, respectivamente. Desplazamientos en frecuencia de sus densidades espectrales de potencia, medidos a partir de parámetros frecuenciales, indican actividad y fatiga muscular. Sin embargo, estas señales miográficas están contaminadas con señales cardíacas como la señal ECG y el pulso cardíaco, respectivamente. En este trabajo se aplican filtros adaptativos que utilizan el algoritmo LMS para reducir el efecto de esta interferencia. Se realiza un estudio comparativo de los resultados obtenidos con filtros de diferentes características, y se evalúa la influencia de la SNR en el cálculo de los parámetros frecuenciales.

Palabras clave: filtrado adaptativo, señal electromiográfica, señal vibromiográfica, cancelación de interferencias.

I. INTRODUCCION

El músculo esternocleidomastoideo (ECM) es un músculo respiratorio accesorio que contribuye a la función respiratoria a diferentes niveles de ventilación. El análisis de la actividad y fatiga muscular de este músculo constituye una herramienta de ayuda al diagnóstico muy interesante en patologías respiratorias como la enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC) [1]. Las señales electromiográfica (EMG) y vibromiográfica (VMG) corresponden a la actividad eléctrica y mecánica del músculo, respectivamente. En anteriores trabajos [2] [3], se estudió la función del músculo ECM mediante técnicas no invasivas gracias a su accesibilidad.

La densidad espectral de potencia (DEP) de las señales EMG y VMG, y sus desplazamientos en frecuencia durante un ejercicio físico está relacionado con los niveles de actividad y fatiga del músculo [2][3][4]. Dichos desplazamientos son medidos mediante parámetros frecuenciales calculados a partir de la DEP. Sin embargo, el estudio de estas señales miográficas se ve dificultado por la interferencia de otras señales biomédicas de origen distinto al de la actividad muscular, principalmente cardíaco. La señal EMG está claramente contaminada por la señal electrocardiográfica (ECG), especialmente a bajos niveles de ventilación, donde el músculo ECM desarrolla poca actividad. De igual manera, la señal VMG está contaminada por el pulso cardíaco (PC) que es registrado por el sensor sin que apenas haya actividad muscular.

El análisis de las DEP muestra un solapamiento en frecuencia entre la señal ECG y EMG; y entre el PC y la señal VMG. Por tanto, las señales cardíacas no pueden eliminarse mediante un sencillo filtro lineal e invariante en el tiempo. En este caso, los algoritmos adaptativos son los más adecuados. Estos filtros estiman la señal

determinista (señal miográfica) y elimina el ruido incorrelado con ésta (señal cardíaca). La hipótesis de la incorrelación entre señal contaminante y contaminada es perfectamente válida, porque el origen biológico de las señales es diferente: el músculo ECM y el corazón.

En este trabajo se utiliza un filtro adaptativo con estructura transversal, donde los pesos se ajustan utilizando el algoritmo de mínimos cuadrados (least mean squares: LMS) [5]. Es necesario un buen filtrado para obtener de la forma más exacta posible los parámetros frecuenciales que indiquen desplazamientos en frecuencia de las DEP debidos a las señales miográficas y no a las señales de interferencia. Para determinar las características de los filtros más adecuados, se realizará una simulación a partir de la generación artificial de señales miográficas contaminadas.

II. MATERIAL Y METODOS

A. Sujetos

Se ha estudiado una población de seis pacientes con EPOC estable y seis sujetos sanos. Todos eran varones y no fumadores. Sus datos clínicos espirométricos, en media y desviación estándar, se presentan en la tabla I.

TABLA I. DATOS CLINICOS DE LOS SUJETOS (MEDIA±SD)

	Sujetos Sanos	Pacientes EPOC
VEF ₁ (%)	91.4±4.0	57.6±18.3
CVF (%)	95.5±7.7	73.4±14.6
VEF ₁ /CVF (%)	75.6±5.62	55.4±11.4

VEF₁: Volumen espiratorio forzado en 1s, CVF: Capacidad vital forzada (en % de valores normales de población)

Los sujetos realizaron un protocolo incremental (PI) con umbrales de carga inspiratoria. Se inicia el test sin

carga y se añaden 50 g en intervalos de dos minutos. El test finaliza con la fatiga del sujeto.

B. Señales e instrumentación

Se registraron las siguientes señales: EMG, VMG, ECG, PC y presión inspiratoria en boca (P_{INS}). La señal EMG fue obtenida mediante dos electrodos (Ag-AgCl) situados sobre el músculo ECM. La señales VMG y PC se adquirieron mediante un sensor de contacto (HP 2105A) sobre el músculo ECM opuesto. Se registró mediante dos electrodos una derivación precordial de la señal ECG. La P_{INS} se obtuvo mediante un transductor de presión [2]. Los anchos de banda a -3 dB y las frecuencias de muestreo de la adquisición se presentan en la Tabla II.

TABLA II. CARACTERÍSTICAS DE LA ADQUISICIÓN

Señal	Ancho de banda	Frec. de muestreo
EMG	8-400 Hz	1000 Hz
VMG	5-32 Hz	80 Hz
ECG	8-400 Hz	1000 Hz
PC	5-32 Hz	80 Hz
P_{INS}	DC-20 Hz	40 Hz

En la fig.1, se muestran las diferentes señales correspondientes a cinco ciclos respiratorios. La carga soportada por el sujeto era de 200 g, suficientemente elevada para que las señales EMG y VMG correspondiesen básicamente a la actividad muscular.

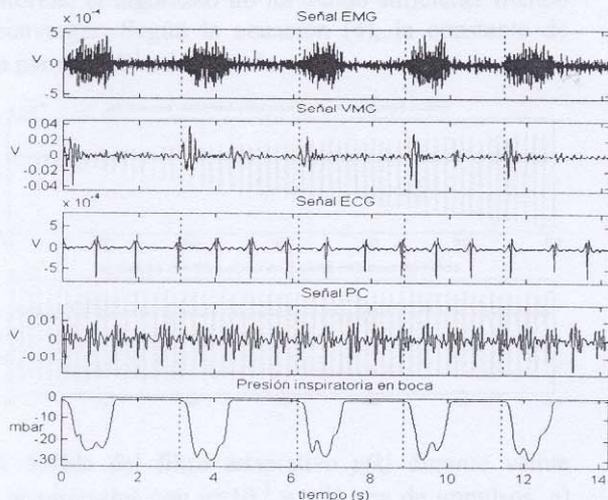


Fig. 1: Señales EMG, VMG, P_{INS} del tramo del PI con una carga inspiratoria de 200g; y señales ECG y PC.

C. Procesado de señal

La señal P_{INS} se procesó para detectar los inicios de inspiración y analizar la actividad ciclo a ciclo respiratorio. Se seleccionaron veinte ciclos respiratorios para cada carga en el PI. De éstos, sólo los últimos cinco se consideraron de interés respecto a la actividad del músculo ECM, al considerarse que el sujeto ya había superado el período de acomodación [2].

Los parámetros frecuenciales calculados a partir de la estimación de la DEP de las señales EMG y VMG son la frecuencia central (f_c), la frecuencia media (f_m) y el ratio de energía entre componentes a altas y bajas frecuencias

($ratio_{A/B}$) utilizando los rangos para señales EMG (B:20-40 Hz, A:120-238 Hz) y VMG (B:5-8 Hz, A:10-25 Hz) [2] [3]. La estimación de las DEP se realizó mediante modelos AR de orden 40.

D. Algoritmo LMS

El diagrama de bloques correspondiente al filtro adaptativo utilizado se muestra en la fig. 2. El filtro adaptativo tiene dos entradas. La entrada primaria $d(k)$ corresponde a la señal biomédica $s(k)$ (EMG o VMG) contaminada con ruido $n(k)$ (ECG o PC). La entrada de referencia $x(k)$ corresponde al ruido registrado u obtenido separadamente, que está correlado con la señal $n(k)$ e incorrelado con la señal $s(k)$ que se desea extraer. La salida del filtro $y(k)$ se expresa como [5]:

$$y(k) = \sum_{i=0}^{L-1} w_i(k)x(k-i+1) \quad (1)$$

donde $w_i(k)$ son los L pesos del algoritmo que varían en cada iteración i . El algoritmo intenta ajustar la salida del filtro con la señal de ruido, para que al sustraerla de la señal primaria, se obtenga una señal de error $e(k)$ que será la mejor aproximación en mínimos cuadrados a la señal $s(k)$ de interés. El algoritmo LMS modifica los pesos en cada iteración minimizando el valor cuadrático medio de la estimación de la señal de error $e(k)$:

$$w(k+1) = w(k) + 2\mu e(k)x(k) \quad (2)$$

siendo $w(k)$ el vector formado por los L pesos del filtro, y $x(k)$ el vector con las L últimas muestras de la señal de referencia. El parámetro μ es la ganancia del filtro [5].

E. Simulación

La señal $d(k)$ se genera mediante la adición de la señal miográfica (EMG o VMG) correspondiente a una carga alta soportada por el sujeto, y la señal cardíaca interferente (ECG o PC) que se muestran en la fig. 1.

En el filtrado de las señales EMG y VMG se aplican diferentes señales como entrada de referencia $x(k)$ que están sincronizadas con los latidos cardíacos mediante previa detección de los complejos QRS de la señal ECG: un tren de impulsos unitarios, y un tren de un latido promedio de la señal ECG obtenido tras realizar el promedio de todos los latidos de la señal ECG. Además, para el filtrado de la señal VMG, se utiliza una tercera señal $x(k)$ correspondiente a un tren de un latido promedio de la señal PC generado a partir del promedio de todos los latidos presentes en la señal PC. El número de pesos L escogidos es el número de muestras del latido de menor duración utilizado en la simulación.

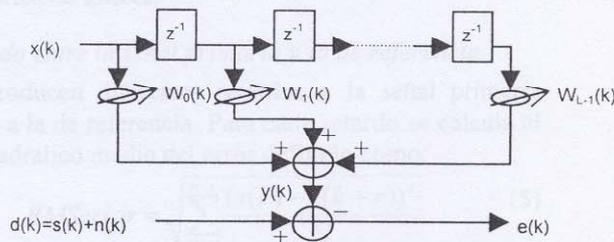


Fig. 2: Filtro adaptativo con estructura transversal.

III. RESULTADOS

A. Condiciones iniciales de los pesos

La condición que asegura la convergencia del algoritmo en media y variancia es [5]:

$$0 < \mu < \frac{1}{3 \text{tr}\{\mathbf{R}\}} = \frac{1}{3\sigma_x^2} \quad (3)$$

donde \mathbf{R} es la matriz de covariancias de la señal $x(k)$, y σ_x^2 es la energía de la señal correspondiente al vector $\mathbf{x}(k)$. Todas las señales utilizadas como entrada de referencia se normalizan para tener una energía de valor unidad. De esta forma, se garantiza la convergencia del algoritmo con una ganancia $\mu < 1/3$. Sin embargo la constante de tiempo τ de convergencia del algoritmo, en muestras, es:

$$\tau = \frac{L}{4\mu \text{tr}\{\mathbf{R}\}} = \frac{L}{4\mu\sigma_x^2} \quad (4)$$

El desajuste M es directamente proporcional a la ganancia μ . Por tanto, si se desea un desajuste pequeño el algoritmo no converge suficientemente rápido y no llega al régimen permanente en el filtrado del tramo de señales miográficas de interés, correspondiente a los últimos cinco ciclos respiratorios seleccionados en cada carga. En la figura 3a) se muestra la señal $y(k)$ al filtrarse la señal EMG contaminada con señal ECG. Puede observarse que en la duración correspondiente a veinte ciclos respiratorios, el algoritmo no ha tenido suficiente tiempo para converger. Según la ecuación (4), la constante de tiempo para $\mu=10^{-3}$ es $\tau=154.2s$.

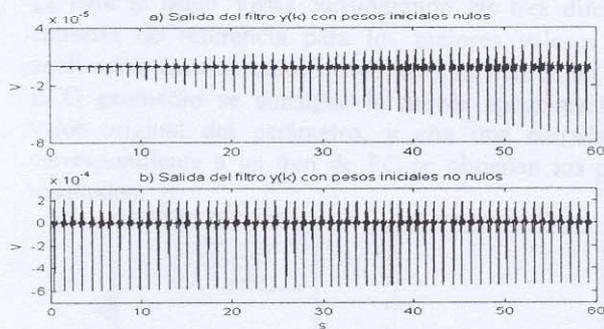


Fig. 3: Salida del filtro adaptativo $y(k)$ durante veinte ciclos respiratorios con $\mu=10^{-3}$ y $x(k)$ tren de impulsos. a) Se considera condiciones iniciales nulas en los pesos del algoritmo. b) Se introducen los pesos $w_i(0)$ adecuados para iniciar el algoritmo próximo a la situación óptima.

Se propone la búsqueda de condiciones iniciales de los pesos que permita al algoritmo comenzar en régimen permanente, donde los valores $w_i(k)$ están cercanos al óptimo. En régimen estacionario, el vector $\mathbf{w}(k)$ prácticamente no varía con sucesivas iteraciones, por lo que $\mathbf{w}(k+1) \approx \mathbf{w}(k)$. Como puede observarse en la ecuación (1), los pesos corresponden a la respuesta impulsional de una sistema cuya entrada es la señal $x(k)$, y la salida es la señal $n(k)$. La búsqueda de los pesos iniciales se basa en la identificación de la respuesta impulsional de un sistema, resuelto en el presente trabajo en el dominio frecuencial mediante el método de correlación [6].

En la fig.4 se presentan las estimaciones de las respuestas impulsionales que se introducen como pesos iniciales, $w_i(0)$, en el algoritmo. En la parte superior aparecen los pesos correspondientes al filtrado de la señal EMG contaminada con la señal ECG y en la parte inferior los de la señal VMG interferida por el PC. En el caso de ser $x(n)$ un tren de impulsos, los pesos convergen al latido promedio de la señal ECG o PC a eliminar. Si $x(n)$ es un tren de un latido ECG promedio (o PC promedio en la señal VMG), los pesos convergen a una función próxima al impulso situado en el retardo entre la señal de salida del sistema, $n(k)$, y la entrada, $x(k)$, que en este ejemplo es de 200 muestras para la señal EMG y 16 para la señal VMG. En el filtrado de la señal VMG, cuando $x(k)$ es un tren de un latido de señal ECG, la respuesta impulsional del sistema refleja el retardo entre la señal ECG y PC.

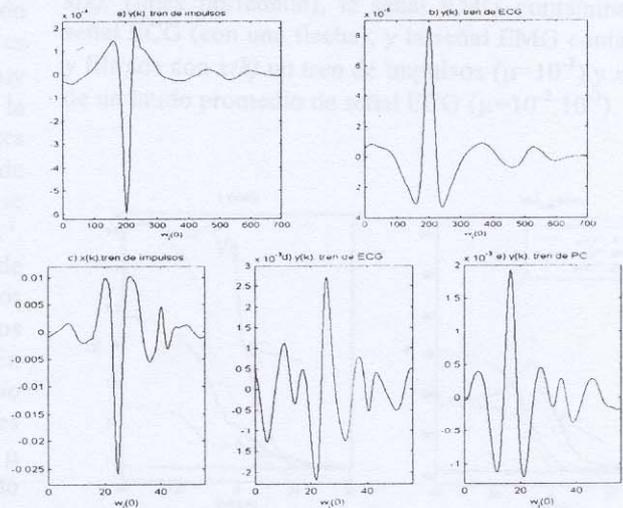


Fig. 4: Pesos $w_i(0)$ para el filtrado de la señal EMG ($L=697$, retardo de 200 muestras de la señal $d(k)$ respecto a $x(k)$) Señales de referencia utilizadas: a) tren de impulsos, b) tren de un latido promedio de la señal ECG. Pesos $w_i(0)$ para el filtrado de la señal VMG ($L=56$, retardo de 16 muestras de la señal $d(k)$ respecto a $x(k)$). Señales de referencia aplicadas: a) tren de impulsos, b) tren de un latido promedio de la señal ECG, c) tren de un latido promedio de la señal PC.

En la fig. 3b) se muestra la salida del filtro $y(k)$ para el mismo caso que en la fig. 3a) pero considerando $w_i(0)$ no nulos. Puede observarse cómo el algoritmo inicia las iteraciones próximo al óptimo, por lo que se asegura la convergencia durante los últimos cinco ciclos respiratorios de interés.

B. Retardo entre la señal primaria y la de referencia

Se introducen diferentes retardos a la señal primaria respecto a la de referencia. Para cada retardo se calcula el valor cuadrático medio del error definido como:

$$RMSError = \sqrt{\frac{\sum_{k=0}^{N-1} (s(k) - e(k+r))^2}{N}} \quad (5)$$

donde r es el retardo en muestras y N el número de muestras total en los cinco ciclos respiratorios de interés.

La fig. 5 muestran los valores de mayor interés obtenidos de $RMSerror$ para diferentes retardos y ganancias μ en el filtrado de la señal EMG y VMG, en la parte superior e inferior, respectivamente, para un paciente. El resto de sujetos presentan curvas similares.

Para un retardo superior a 200 muestras en la señal EMG e inferior a 30 muestras en la señal VMG, se obtienen valores de $RMSerror$ mínimos y casi constantes para las diferentes entradas de referencia. Se alcanzan valores más bajos de $RMSerror$ con ganancia μ pequeñas y similares entre las diferentes señales $x(k)$.

C. Influencia de la SNR en los parámetros frecuenciales

En la fig. 6 se visualizan los parámetros f_c y $ratio_{A/B}$ medidos a partir de la señal EMG filtrada y se compara con el valor del parámetro de la señal original y el de la señal contaminada con ECG antes de filtrarla. Dichos cálculos se realizan para diferentes valores de relación señal, $s(k)$, y ruido, $n(k)$, (SNR); y para diferentes valores de μ y de señales $x(k)$. La evolución de la f_m resultó muy similar a la de la f_c . Para cualquier tipo de filtrado, la estimación de los parámetros frecuenciales se encuentra más próxima al valor real de la señal original que a la de la señal contaminada. Para $x(k)$ un tren de impulsos, se obtienen curvas casi idénticas con ganancias de $\mu < 10^{-2}$. Este último caso son las características que calculan de forma más próxima el valor real de ambos parámetros frecuenciales para valores de $SNR > 0dB$ que son los casos más habituales en los estudios de actividad muscular. En la fig. 7 se muestra de forma análoga curvas de f_c y $ratio_{A/B}$ para la señal VMG considerando las tres diferentes entradas de referencia para los mejores valores de μ analizados. En este caso, siendo $x(n)$ un tren de un latido ECG promedio se consigue la mayor aproximación al valor original del parámetro, y con una entrada $x(n)$ correspondiente a un tren de PC se obtienen los peores resultados.

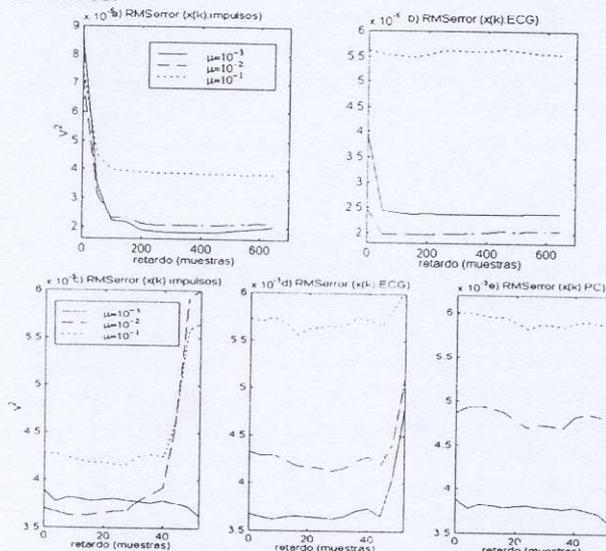


Fig. 5: $RMSerror$ con diferentes ganancias de μ (10^{-1} , 10^{-2} y 10^{-3}) para la señal EMG (a, y b) y VMG (c, d, e) dependiendo del retardo en muestras entre la señal primaria y la de referencia. Señales de referencia: a),c) tren de impulsos; b), d) tren de un latido promedio de la

señal ECG; y e) tren de un latido promedio de la señal PC. Se considera una SNR entre señales EMG y ECG; y VMG y PC de 0 dB.

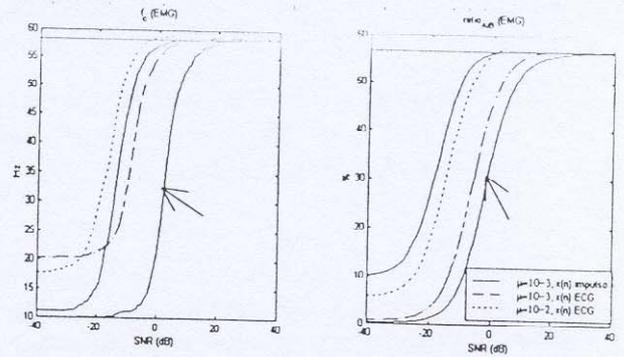


Fig. 6: f_c y $ratio_{A/B}$ de las DEP de la señal EMG original, $s(k)$, (línea horizontal), la señal EMG contaminada con señal ECG (con una flecha), y la señal EMG contaminada y filtrada con $x(k)$ un tren de impulsos ($\mu = 10^{-3}$) y $x(k)$ tren de un latido promedio de señal ECG ($\mu = 10^{-2}$, 10^{-3}).

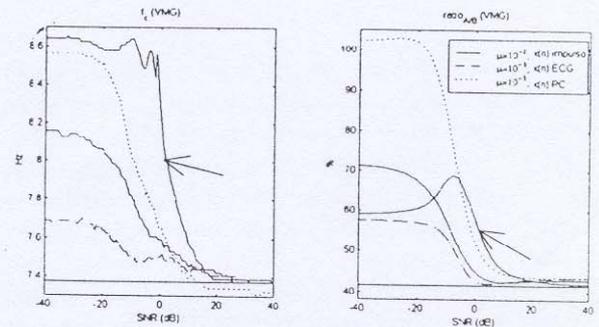


Fig. 7: f_c y $ratio_{A/B}$ de las DEP de la señal VMG original, $s(k)$, (línea horizontal), la señal VMG contaminada con señal PC (señalasa con una flecha), y la señal VMG contaminada y filtrada con $x(k)$ un tren de impulsos ($\mu = 10^{-3}$); $x(k)$ un tren de un latido promedio de la señal ECG ($\mu = 10^{-3}$); y $x(k)$ un tren de un latido promedio de la señal PC ($\mu = 10^{-3}$).

IV. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Se ha aplicado el algoritmo LMS para el filtrado adaptativo de la señal EMG contaminada con señal ECG, y la señal VMG interferida por la señal de PC. Se han encontrado las condiciones iniciales de los pesos del algoritmo que le permite converger con gran rapidez.

La introducción de un retardo superior a 200 muestras en la señal primaria EMG e inferior a 30 muestras en la señal VMG disminuye el error en la extracción de las señales miográficas. Finalmente, mediante un estudio comparativo, se obtienen los parámetros frecuenciales de la señal miográfica filtrada más próximos a los valores reales cuando la señal EMG es filtrada mediante un tren de impulsos como entrada de referencia y $\mu < 10^{-2}$. En el filtrado de la señal VMG se obtienen los mejores resultados siendo $x(n)$ un tren de un latido promedio de la señal ECG y $\mu = 10^{-3}$.