

Calibración Automática en Filtros Adaptativos para el Procesamiento de Señales EMG

Christian Salamea Palacios^{a,b*}, Santiago Luna Romero^b

^a *Speech Technology Group, Information and Telecommunications Center, Universidad Politécnica de Madrid, Ciudad Universitaria
Av. Complutense, 40, 28040, Madrid, Spain*

^b *Grupo de Investigación de Interacción, Robótica Automática (GIIRA), Universidad Politécnica Salesiana Sede Cuenca, Cuenca-Ecuador*

Resumen

En este trabajo se propone un filtrado adaptativo que incluye una etapa de calibración automática para la adquisición de señales EMG (Electromiografía). Se propone una técnica innovadora llamada “calibración automática” para minimizar el ruido provocado por el contacto de la piel con los sensores utilizados (electrodos) en condiciones de actividad física. Se utiliza filtrado adaptativo considerando que tanto la actividad física como la sudoración en personas son factores que alteran las condiciones de medición. La experimentación se ha realizado con personas que han desarrollado actividad física con diferentes condiciones de esfuerzo. Se ha utilizado la mejora relativa de la relación señal-ruido (RI-SNR) para comparar la técnica propuesta con filtros adaptativos que usan “ruido blanco” como señal de referencia. Este trabajo estuvo enfocado en los estimadores: Wiener, LMS y RLS, con mediciones realizadas antes y después de la actividad física. La técnica propuesta presenta una mejora de hasta un 45,49%, comparada con la correspondiente que utiliza “ruido blanco” para la calibración.

Palabras clave:

Filtrado Adaptativo, Análisis y Tratamiento de Señales, Control de Variables Fisiológicas y Clínicas, Perturbaciones, Ruido.

Automatic Calibration in Adaptive Filters to EMG Signals Processing

Abstract

In this work, an adaptive filtering that includes an automatic calibration process to acquire EMG (electromyography) signals has been implemented. We propose a novel technique called “autocalibration” to minimize the noise generated by the contact of the skin with sensors used (electrodes) during physical activities development. Adaptive filtering has been used considering both, physical activity and sweating in persons are factors that could change the measurement conditions. To evaluate the proposed technique, a group of persons have been selected to develop physical activities for different intensities of effort. Relative improvement of the signal to noise ratio (RI-SNR) has been used to compare both, the proposed technique and adaptive filters that use “white noise” as reference signal. This work is focused on Wiener, LMS and RLS estimators, with measurements performed before and after of the physical activities. Applying the autocalibration process in adaptive filtering, an improvement up to 45,49% compared with the corresponding that uses “white noise” for calibration has been obtained.

Keywords:

Adaptive Filters, Signal Processing, Control Applications, Perturbation, Noise.

1. Introducción

Se llaman señales EMG a los impulsos eléctricos producidos por los músculos durante los procesos de contracción y relajación muscular. Estas señales bioeléctricas se producen fisiológicamente y llevan información de la actividad muscular del ser humano al sistema nervioso central (Rangayyan, 2015).

Comúnmente, estas señales se obtienen mediante electrodos de superficie colocados sobre la piel, particularmente en los lugares de donde se pretende medir la actividad muscular. La

información obtenida a partir de señales EMG tiene una variedad amplia de usos, tanto en el ámbito de la ingeniería como en de la medicina. Sin embargo, las señales EMG suelen verse perturbadas por varios tipos de ruidos en el proceso de adquisición. Algunos de estos ruidos incluyen al causado por el contacto de la piel con los electrodos, a los provocados por la interferencia de las fuentes de alimentación y del entorno donde se realizan las mediciones (Meireles, Figueiredo, Lopes, & Almeida, 2016) (Wu, Rangayyan, Zhou, & Ng, 2009) (Drake & Callaghan, 2006).

*Autor para la correspondencia: csalamea@ups.edu.ec

Desde un punto de vista médico, una señal EMG alterada por ruido podría causar un error de diagnóstico del comportamiento muscular, mientras que, desde un punto de vista científico y tecnológico, con una señal EMG alterada no se puede garantizar que los resultados obtenidos con el procesamiento de la señal se correspondan con la medición de las variables deseadas, restando fiabilidad a los resultados obtenidos en la investigación (Limem, Hamdi, & Maaref, 2016) (Wu, Rangayyan, Zhou, & Ng, 2009) (Cheng & Yang, 1992).

La eliminación del ruido de las señales bioeléctricas producidas fisiológicamente es uno de los principales problemas relacionados con las tareas de procesamiento de señales digitales y por ello se han propuesto varias técnicas para reducirlo (Navarro, Porée, & Carrault, 2012) (Pongponsri & Yu, 2013). Entre las técnicas existentes están los filtros que se clasifican en: filtros digitales clásicos y filtros adaptativos (Marque, et al., 2005). Los filtros clásicos utilizan coeficientes de valores fijos que para nuestro caso no resultan efectivos en razón de que el comportamiento del sistema humano es altamente variable y la calibración continua de los filtros no es viable. Sin embargo, los filtros adaptativos utilizan y se configuran con coeficientes que adaptan a las condiciones de la señal de entrada manteniendo estable la respuesta del sistema. Así, se han constituido en uno de los métodos más eficientes y populares en la adquisición de señales fisiológicas (Limem, Hamdi, & Maaref, 2016) (Górriz, et al., 2009).

Los filtros adaptativos son tratados como sistemas no lineales, su funcionamiento se basa en la aplicación de algoritmos que buscan adaptar los parámetros del filtro en cada muestra tomada, manteniendo así la señal de error en un nivel mínimo (Vaseghi, Least Square Error Wiener-Kolmogorov Filters, 2008). Mayor información acerca de los principios del filtrado adaptativo se puede encontrar en (Widrow, et al., 1975) y (Vaseghi, Adaptive Filters: Kalman, RLS, LMS, 2009).

Un ejemplo de uso de filtros adaptativos en señales fisiológicas lo podemos encontrar en la adquisición y eliminación de ruido producido por la presencia de señales electromiográficas en una señal bioeléctrica electro cardíaca ECG (Hashim, Soraghan, Petropoulakis, & Daud, 2014). En el mencionado trabajo se compara el rendimiento del sistema usando varios tipos de filtrado adaptativo escogiendo al final aquel con el que se obtiene mayor eficiencia. La señal ECG se adquiere en condiciones normales usando la técnica del triángulo de Einthoven y la señal de referencia de ruido producida por la señal EMG se obtiene de la diferencia aritmética de las señales obtenidas por los electrodos unidos a cada uno de los brazos del paciente. Así, con las señales obtenidas se procede a evaluar que filtro puede ser el más conveniente para eliminar el ruido de la señal.

Por otra parte, en (Limem, Hamdi, & Maaref, 2016) se puede ver el uso del filtrado adaptativo en estudios médicos y específicamente en el seguimiento del embarazo en mujeres. El filtrado adaptativo se usa para eliminar la señal EMG de la madre de la señal de ECG del feto para poder evaluar su evolución. En un primer momento se almacena la señal EMG obtenida de la madre antes de realizar las mediciones de la señal del ECG fetal, utilizándose esta señal como referencia de ruido. Luego, mientras se toman las señales ECG del feto, la señal de referencia de ruido generado por las señales EMG de la madre se usa para cancelar el ruido existente en las señales ECG. Para medir la efectividad del experimento, se llevó a

cabo una comparación de SNR por medio de un filtro de paso de banda clásico de 0,34 a 1 Hz comparado con el filtro adaptativo. A partir de los resultados de la experimentación en el trabajo (Limem, Hamdi, & Maaref, 2016) es posible afirmar que los filtros adaptativos son útiles en aplicaciones donde la señal de estudio lleva implícita una señal de ruido cuyo patrón puede determinarse en una medición preliminar.

En (Meireles, Figueiredo, Lopes, & Almeida, 2016) y (Lee & Lee, 2005) los filtros adaptativos se utilizan para eliminar las interferencias generadas por señales EMG inducidas debido al ruido generado por la red eléctrica al momento de medir señales de ECG. Para conseguirlo, se parte de la señal ECG, la cual es adquirida en tiempo real y se mide la señal de referencia de ruido EMG a través de un electrodo colocado en el antebrazo del sujeto o usando ruido blanco como señal de referencia.

Con lo expuesto, se comprueba la utilidad de usar filtros adaptativos para el tratamiento de señales EMG. En este trabajo se minimiza la interferencia producida por el contacto de la piel con los electrodos utilizando filtrado adaptativo pero con coeficientes que se calibren de manera automática. En este contexto, la señal obtenida de la piel se utiliza como referencia de ruido en un filtro adaptativo (Figura 1). Este trabajo compara el desempeño de la técnica propuesta de calibración automática, aplicándola sobre tres diferentes estimadores para filtrado adaptativo: el filtro de mínimos cuadrados (LMS), el recursivo de mínimos cuadrados (RLS) y el filtro Wiener.

Para comparar el rendimiento de la técnica propuesta de calibración automática con respecto a otras técnicas que usan el “ruido blanco” para la calibración se ha optado por utilizar la métrica de mejora relativa, ya que con ella se obtiene directamente una referencia cuantitativa de la utilidad de la técnica. Dado que lo que se busca es reducir el ruido mediante la calibración automática se ha elegido a la “relación señal a ruido” para las mediciones. A partir de los dos elementos se ha propuesto la métrica RI-SNR que engloba a los dos elementos, la mejora relativa en la relación señal a ruido.

Este estudio se distribuye en cuatro secciones, en la sección 1 se presenta una introducción, la sección 2 describe la técnica utilizada y la configuración del filtro adaptativo. La Sección 3 detalla los resultados obtenidos, en la Sección 4 presenta la discusión de la propuesta y en el 5 las conclusiones.

2. Descripción de la técnica

La calibración automática propuesta en este trabajo se implementa en sistemas de filtrado adaptativo que están estimados mediante los modelos LMS, RLS y Wiener. En este capítulo se expone el funcionamiento de los filtros adaptativos y el método usado para incluir la calibración automática en ellos.

El filtrado adaptativo requiere de una señal de referencia que esté correlacionada con el ruido presente en la señal que se intenta filtrar. Para mostrar el funcionamiento del filtrado adaptativo se presenta la Figura 1, en la cual, la entrada al sistema se corresponde con una señal sin ruido $Y(n)$ la cual es perturbada por una señal de ruido representada por $R'(n)$. Esta señal $R'(n)$ es el resultado de la aplicación de una relación f sobre la señal de ruido de entrada $R(n)$. De esta manera, la señal $Y(n)+R'(n)$ es la señal combinada que tiene que ser corregida por el filtro. La señal de ruido $R(n)$ es la señal de referencia que también es la entrada al filtro adaptativo donde

se simula el efecto de la relación f entre las señales $R(n)$ y $R'(n)$ para tratar de eliminar el ruido a la salida. La señal de error $e(n)$ es el parámetro con el cual el filtro adaptativo busca ajustarse a la relación f mencionada (Cruz & Herrera, 2011).

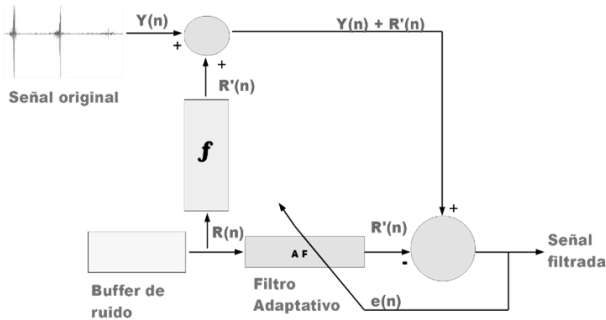


Figura 1: Esquema de filtrado adaptativo.

La topología del sistema utilizado es la que se muestra en la Figura 1, donde se proponen dos señales de entrada, una EMG de entrada $Y(n)$ que en la práctica se corresponde con la señal que obtenemos de la piel y una señal de ruido de referencia $R(n)$ de la que se requiere que esté correlacionada con el ruido real que contamina la señal de entrada EMG para poder eliminarlo. Este ruido de referencia es el que se genera por medio de la técnica de calibración automática propuesta. La generación se realiza a partir de mediciones realizadas en condiciones de absoluto reposo del brazo de la persona que va a llevar a cabo la actividad física y se considera como el ruido de referencia que perturba la señal EMG de entrada.

Para cuantificar la eficiencia del sistema propuesto, se ha llevado a cabo una fase de experimentación basada en ejercicios de acondicionamiento físico ejecutados por un grupo de personas y realizando mediciones antes y durante la actividad física realizada. La primera evaluación consistió en determinar la eficiencia del sistema utilizando “ruido blanco” como señal de referencia para la calibración del filtro adaptativo, tanto en las mediciones llevadas a cabo antes y durante la actividad física. Mientras que en un segundo momento se ha utilizado el método de calibración automática para generar la señal de referencia con la que se ha ajustado el filtro adaptativo, así mismo para las mediciones llevadas a cabo antes y durante la actividad física. En cada proceso de evaluación se han usado tres estimadores de filtrado adaptativo: LMS, RLS y Wiener.

La métrica utilizada para evaluar el procedimiento propuesto y la convergencia del filtro es la relación señal / ruido (SNR) y el error cuadrático medio (MSE), respectivamente. En lo que se refiere a la adquisición de la señal EMG, esta se lleva a cabo por medio de un electrodo seco de superficie, para luego ser filtrada usando un filtro analógico pasa bajos que nos permite suavizar la señal. La señal analógica resultante se convierte en digital por medio de un conversor analógico digital (ADC), para luego ser procesada por un microcontrolador y transmitida al ordenador usando el protocolo inalámbrico Bluetooth. La información obtenida es aquella sobre la que hemos implementado el filtro adaptativo.

El proceso de adquisición y transmisión se muestra en la Figura 2 y corresponde a la arquitectura del dispositivo usado, el MYO ARMBAND (Kim, Lee, & Kim, 2017).

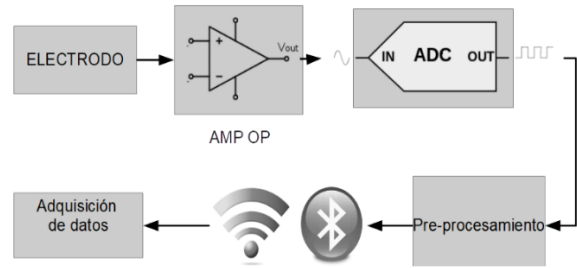


Figura 2: Proceso para adquirir la señal EMG.

2.1. Configuración del filtro

Inspirados en el método propuesto por Hashim en (Hashim, Soraghan, Petropoulakis, & Daud, 2014), se ha analizado el desempeño de los filtros Wiener, LMS y RLS con el fin de evaluar las mejores características de cada uno y determinar cuál se adapta mejor a nuestras necesidades.

Respecto al filtro Wiener, es posible mencionar que está ideado para transformar una señal de entrada en una salida lo más cercana posible a la señal deseada siempre y cuando la señal de entrada y la deseada estén relacionadas por medio de un filtro lineal e invertible (Vaseghi, Least Square Error Wiener-Kolmogorov Filters, 2008). La configuración de un filtro Wiener depende de su orden. Para definirlo, se ha seguido el procedimiento descrito en (Golabbakhsh, Masoumzadeh, & SABAHI, 2011), el cual consiste en variar el orden del filtro y observar cómo cambia la relación señal a ruido, y así, dependiendo del mayor valor SNR se selecciona el orden del filtro determinándose que el mejor orden para el filtro es 1.

El filtro LMS por su parte, es un filtro que usa el algoritmo del gradiente descendiente de la función del error cuadrático medio entre cada muestra para adaptar sus parámetros y reducir el error a su salida (Vaseghi, Adaptive Filters: Kalman, RLS, LMS, 2009). La configuración de un filtro LMS depende de dos factores: el factor de aprendizaje α y el número de orden del filtro. El factor de aprendizaje se elige en función del valor de potencia de la señal que se desea filtrar considerando que la relación entre ellos es inversamente proporcional.

Para el caso, dado que la señal EMG varía dependiendo de cada persona, el valor del factor de aprendizaje no puede ser fijo y por ello se ha seguido el método propuesto en (KARABOĞA & Cetinkaya, 2011), donde el valor del factor de aprendizaje se consigue mediante la aplicación de la ecuación (1):

$$0 < \alpha < \frac{2}{P_s} \quad (1)$$

Donde P_s es la potencia de la señal obtenida a partir del Teorema de Parseval. En lo que se refiere al orden del filtro se ha usado la misma configuración llevada a cabo para el filtro Wiener (Golabbakhsh, Masoumzadeh, & SABAHI, 2011). Así, se obtuvieron los resultados mostrados en la Tabla 1.

Tabla 1: Parámetros del filtro LMS

Parámetros	Valores
Factor de aprendizaje (α)	0.1
Orden del filtro	1

Por último, el filtro recursivo de mínimos cuadrados (RLS) puede aplicarse tanto para señales estacionarias, como para no

estacionarias. Para las primeras los resultados del filtro RLS convergen a los mismos valores del filtro Wiener según como es explicado en (Vaseghi, Adaptive Filters: Kalman, RLS, LMS, 2009). Para las no estacionarias, rastrea las variaciones estadísticas de tiempo de la señal a filtrar con relación a la señal de referencia de ruido, siendo su ventaja la rápida convergencia para reducir el error. La convergencia del filtro RLS se consigue mediante el control de dos parámetros: el factor de olvido (α) y el orden del filtro. En lo que se refiere al orden del filtro se ha utilizado la misma condición práctica del filtro LMS. En relación al factor de olvido (μ), es necesario analizar la variación de la relación señal a ruido provocada, así como el número de retardos. Luego de este análisis se han definido los mejores parámetros que se pueden observar en la Tabla 2:

Tabla 2: Parámetros del filtro RLS

Parámetros	Valores
Factor de Olvido (μ)	25
Orden del filtro	26

2.2. Etapa de calibración automática

El proceso de calibración automática descrito anteriormente, se lleva a cabo de la siguiente manera: las señales obtenidas antes del inicio de la actividad física en el estado de total reposo descrito en la sección 2, se han almacenado en un buffer de 600 muestras a una frecuencia de muestreo de 100Hz, esto con la intención de obtener el ruido de referencia $R(n)$ correlacionado con la señal de entrada EMG. En la Figura 1 se muestra el modelo del sistema, $Y(n)$ representa a una señal EMG limpia que es contaminada con $R(n)$. La suma de estas señales representa una señal EMG real, el bloque f representa la relación entre la señal almacenada en durante el proceso de calibración automática y el ruido real que presenta la señal de entrada EMG. Una condición importante es que, si el buffer que almacena la señal adquirida en la etapa de calibración automática alcanza su última posición, el buffer reinicia el conteo desde la primera muestra, logrando así una señal permanente.

3. Resultados

La información de base para la experimentación se obtuvo de 25 sujetos con diferentes características físicas y antropométricas. El rango de las medidas antropométricas de los pacientes es mostrado en la Tabla 3.

Tabla 3: Características Antropométricas del grupo de análisis

Genero	Edad (Años)	Peso (Kg)	Altura (m)	IMC (kg/m)
Hombres	18-27	58-81	1.54-1.85	18-27
Mujeres	20-26	49-62	1.45-1.68	18-26

Los sujetos fueron sometidos a dos niveles de intensidad o esfuerzo durante la actividad física, cada nivel tuvo una duración de 10 minutos. El primero se llevó a cabo en una máquina caminadora estática donde inicialmente para los primeros 5 minutos se realizó una caminata a ritmo normal, mientras que en los siguientes 5 minutos se les pidió que aumenten su velocidad máxima según las capacidades de cada persona. La idea de este aumento en el esfuerzo buscaba conseguir un efecto de transpiración, por medio del cual

podríamos obtener la información de ruido más adecuada para cancelar el correspondiente que se encuentra mezclado con la señal EMG de entrada. Cabe recalcar que el sistema fue calibrado antes de la ejecución del ejercicio.

En la Figura 3 es posible observar el comportamiento de las señales EMG adquiridas de una persona luego de haber aplicado los métodos de filtrado descritos en la sección 2.1 utilizando “ruido blanco” como señal de referencia, mientras que en la Figura 4 encontramos las mismas señales, pero obtenidas a partir de la calibración automática propuesta.

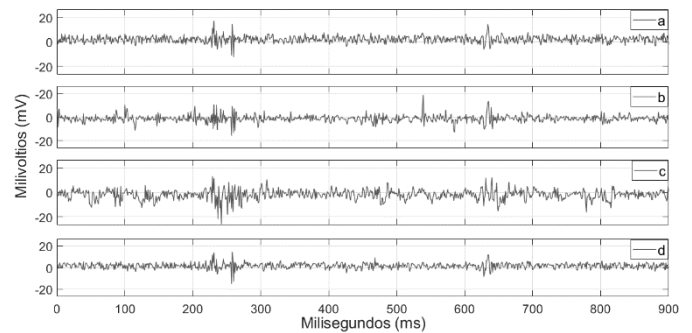


Figura 3: Estimadores para filtrado adaptativo con ruido blanco, señal a: señal no filtrada, señal b: filtrado LMS, señal c: filtrado RLS, señal d: filtrado Wiener.

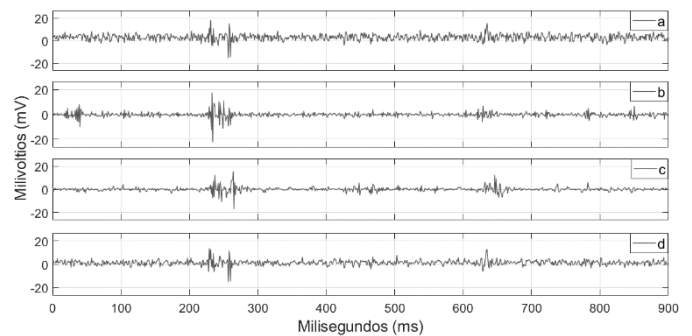


Figura 4: Estimadores para filtrado adaptativo con calibración automática, señal a: señal no filtrada, señal b: filtrado LMS, señal c: filtrado RLS, señal d: filtrado Wiener.

Tanto en la Figura 3 y 4, a) representa una señal EMG no filtrada, se puede notar que el ruido de la señal es alto y dificulta identificar la actividad muscular presente. En cambio, en la Figura 3 b) se ve el resultado de la aplicación del filtrado LMS a la señal de entrada EMG, se puede notar que la actividad muscular tiene bajo ruido relativo, en la Figura 4 b) se nota el mismo efecto, pero de una manera más significativa.

En la Figura 3 c) y 4 c) por su parte, vemos la señal resultante después de utilizar el filtro RLS, en ella se puede notar que la señal de actividad muscular tiene menos ruido que el obtenido con el filtrado LMS, siendo más significativo en 4 c). Y, tanto en la Figura 3 d) como 4 d) se ve la señal resultante al aplicar el filtro Wiener, donde se puede notar que no existe una variación relativa significativa respecto a la señal original.

4. Discusión

Como se describió en la sección 2, la métrica que se ha usado para evaluar el comportamiento del filtrado ha sido la relación señal a ruido (SNR), que para nuestro caso fue obtenida en cada minuto de actividad. Esto con el fin de observar sus posibles variaciones a causa de la sudoración

provocada por la actividad física desarrollada, variación que podría alterar el comportamiento del filtro. Para comprobar la utilidad de la técnica de la calibración automática se van a comparar sus resultados frente a los obtenidos por filtros adaptativos que utilizan “ruido blanco” para la calibración. Esto en razón de que es un método frecuentemente utilizado en el procesamiento de señales biomédicas (Meireles, Figueiredo, Lopes, & Almeida, 2016) y (Chang, 2010).

Los resultados se pueden ver en la Figura 5 y 6, ahí se muestran los promedios de la SNR obtenida de todos los pacientes para cada uno de los filtros analizados en este trabajo tanto para el sistema de base que usa el “ruido blanco” en la adaptación del filtro, como para el sistema propuesto que usa la “calibración automática” para la adaptación. La Figura 5 a) y 6 a) muestran la SNR de la señal original antes del filtrado, mientras que en las correspondientes B, C y D se puede ver la SNR de cada uno de los estimadores de filtrado. En la Figura 6 se puede ver como la técnica de calibración automática mejora el índice de SNR para todos los estimadores, principalmente para LMS y RLS en relación con la de base que usa ruido blanco para la calibración.

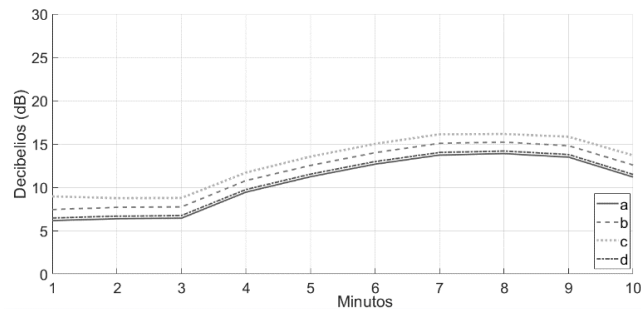


Figura 5: SNR cada minuto usando “ruido blanco”, señal a: SNR original, señal b: SNR de la señal con filtrado LMS, señal c: SNR de la señal con filtrado Wiener, Señal d: SNR de la señal con filtrado RLS.

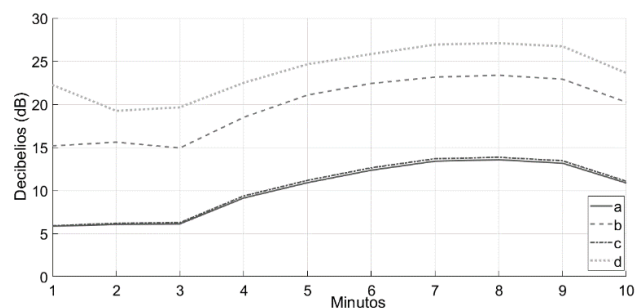


Figura 6: SNR cada minuto usando “calibración automática”, señal a: SNR original, señal b: SNR de la señal con filtrado LMS, señal c: SNR de la señal con filtrado Wiener, Señal d: SNR de la señal con filtrado RLS.

Luego de haber determinado la SNR para cada tipo de filtro, se ha procedido a compararlos y para ello se ha usado la métrica de mejora relativa de la relación señal a ruido (RI-SNR) en cada filtro. La RI-SNR se calcula por medio de la ecuación 2, utilizando la media del SNR para cada caso.

$$RI_{SNR} = \frac{SNR_{DESPUES} - SNR_{ANTES}}{SNR_{DESPUES}} \quad (2)$$

Las mejoras obtenidas por cada uno de los estimadores de filtrado en relación a la señal original, tanto para el método de “ruido blanco” como para el de “calibración automática” se pueden ver en la Tabla 4:

Tabla 4: Comparativa entre filtros y método de calibración

Calibración	Estimador	SNR antes	SNR después	Mejora Relativa
RuidoBlanco	LMS	10,11 dB	11,43 dB	11,54%
Automática	LMS	10,11 dB	18,93 dB	46,59 %
RuidoBlanco	RLS	10,11 dB	12,51 dB	19,18 %
Automática	RLS	10,11 dB	22,95 dB	55,95 %
RuidoBlanco	Wiener	10,11 dB	10,28 dB	1,6 %
Automática	Wiener	10,11 dB	10,23 dB	1,2 %

Como se puede ver en la Tabla 4, la calibración automática funciona mejor que la calibración con “ruido blanco” para los estimadores LMS y RLS. Mientras que respecto al filtrado Wiener tiene un rendimiento muy similar. En lo que se refiere al filtrado LMS la mejora relativa conseguida con la calibración automática llega a ser hasta de un 46,59%, mientras que con el RLS llega hasta 55,95% de mejora relativa, ambos al ser comparadas con la señal original sin filtrado.

Habiendo comprobado la utilidad de la calibración automática en el filtrado adaptativo, se ha evaluado el rendimiento de ésta frente a la que utiliza “ruido blanco” para la calibración. El resultado se muestra en la Tabla 5:

Tabla 5: Comparativa del método con “calibración automática” y con “ruido blanco”

Estimador	Ruido Blanco	Calibración automática	Mejora Relativa
LMS	11,43 dB	18,93 dB	39,62 %
RLS	12,51 dB	22,95 dB	45,49 %
Wiener	10,28 dB	10,23 dB	-0,4 %

Como se puede ver en la Tabla 5, entre el método de “calibración automática” y el de “ruido blanco” existe una mejora relativa muy significativa en los estimadores de filtrado LMS y RLS de un 39,62% y 45,49% respectivamente.

En lo que respecta a la convergencia del proceso de filtrado, se ha utilizado la métrica del error cuadrático medio, tanto en los instantes anteriores como posteriores a la sudoración. En las Figuras 7 y 8 se puede ver dicho proceso de convergencia, tanto para el método de “ruido blanco” como para el de “calibración automática, donde se puede notar que el error cuadrático medio en el método de “calibración automática” es más cercano a cero que en el caso del método de “ruido blanco”, con lo que se garantiza que la señal medida representa fielmente a la señal EMG tomada, tanto, en el instante inicial antes de producirse la transpiración o sudoración como después de producirse este evento, manteniendo en ambos casos un tiempo similar de convergencia.

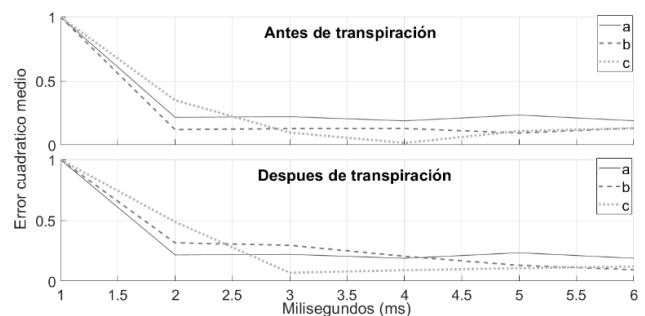


Figura 7: Error medio cuadrático para el método “ruido blanco”, Señal a: filtrado Wiener, señal b: filtrado LMS, señal c: filtrado RLS.

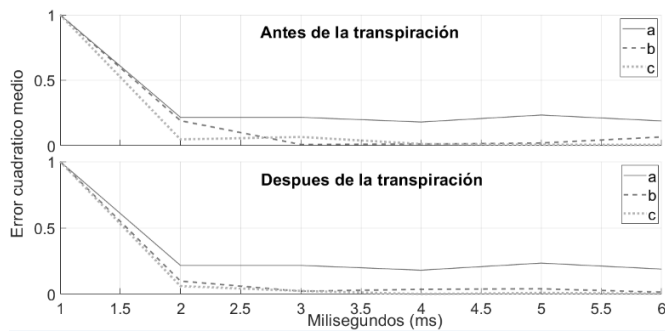


Figura 8: Error medio cuadrático para el método “calibración automática”. Señal a: filtrado Wiener, señal b: filtrado LMS, señal c: filtrado RLS.

Como se puede observar las Figuras 7 y 8, la convergencia para todos los estimadores es similar antes y después de la sudoración, estando alrededor de los 2 milisegundos y manteniéndose constante y permanente en el tiempo.

5. Conclusiones

En este trabajo, se propuso una metodología para minimizar el ruido provocado por el contacto de la piel con los electrodos en la adquisición de señales EMG, a través de una etapa de calibración automática que se basa en la generación de una señal que tenga relación con el ruido que afecta a la señal EMG original y utilizándola como referencia en un filtrado adaptativo.

Se presentó el análisis de desempeño y rendimiento de la etapa de calibración automática mediante tres estimadores de filtrado adaptativos: Wiener LMS y RLS. Mediante una fase de experimentación basada en la mejora relativa de la relación señal a ruido (RI-SNR) antes y después del filtrado al compararla con la señal original sin filtrado, se comprobó que esta metodología minimiza el ruido en una señal EMG. El filtro RLS con una mejora de hasta 55.95% es el que presenta la mayor RI-SNR comparada con los otros dos filtros, seguido por el LMS con 46.59% de mejora relativa.

El filtro Wiener presenta una mejora mínima debido a que la señal de ruido generada en la etapa de calibración automática no es estacionaria, sino que es una señal permanente formada por una serie de repeticiones de un periodo fijo de muestreo.

Por otra parte, se ha evaluado la convergencia del filtrado antes y después de la transpiración producida durante la actividad física encontrándose que todos los filtros convergen adecuadamente en un tiempo máximo de 3 milisegundos. Con la aplicación de las técnicas propuestas se ha conseguido obtener una señal EMG a un nivel de ruido mínimo, independientemente de si la persona comienza a transpirar después de la calibración del sistema. En razón de todo lo expuesto, se puede recomendar el método de calibración automática en sistemas de extracción de características y de clasificación de señales EMG.

Agradecimientos

El trabajo que conduce a estos resultados ha recibido financiación de la Universidad Politécnica Salesiana y apoyo de los proyectos ASLP-MULÁN (TIN2014-54288-C4-1-R), NAVEGABLE (MICINN, DPI2014-53525-C3-2-R), y MA2VICMR (Comunidad Autónoma Madrid, S2009/TIC-1542).

Referencias

- Chang, K.-M. (2010). Arrhythmia ECG noise reduction by ensemble empirical mode decomposition. *Sensors*, 10, 6063-6080.
- Cheng, K.-s., & Yang, W.-Y. (1992). Using adaptive filter for extracting the surface diaphragmatic EMG signal. *Engineering in Medicine and Biology Society, 1992 14th Annual International Conference of the IEEE*, 6, págs. 2604-2605.
- Chicas, Z. a. (2004). Diseño de un filtro digital adaptativo como cancelador de ruido basado en el algoritmo LMS. Ph.D. dissertation, Universidad de El Salvador.
- Cruz, P. P., & Herrera, A. (2011). *Inteligencia artificial con aplicaciones a la ingeniería*. Marcombo.
- Devore, J. L. (2008). *Probabilidad y estadística para ingenierías y ciencias*. Cengage Learning Editores.
- Drake, J. D., & Callaghan, J. P. (2006). Elimination of electrocardiogram contamination from electromyogram signals: an evaluation of currently used removal techniques. *Journal of electromyography and kinesiology*, 16, 175-187.
- Golabbakhsh, M., Masoumzadeh, M., & SABAHI, M. O. (2011). ECG and power line noise removal from respiratory EMG signal using adaptive filters.
- Górriz, J. M., Ramírez, J., Cruces-Alvarez, S., Puntonet, C. G., Lang, E. W., & Erdogmus, D. (2009). A novel LMS algorithm applied to adaptive noise cancellation. *IEEE Signal Processing Letters*, 16, 34-37.
- Hashim, F. R., Soraghan, J. J., Petropoulakis, L., & Daud, N. G. (2014). EMG cancellation from ECG signals using modified NLMS adaptive filters. *Biomedical Engineering and Sciences (IECBES), 2014 IEEE Conference on*, (págs. 735-739).
- KARABOĞA, N. U., & Cetinkaya, M. B. (2011). A novel and efficient algorithm for adaptive filtering: artificial bee colony algorithm. *Turkish Journal of Electrical Engineering & Computer Sciences*, 19, 175-190.
- Kim, H. J., Lee, Y. S., & Kim, D. (2017). Arm Motion Estimation Algorithm Using MYO Armband. *Robotic Computing (IRC), IEEE International Conference on*, (págs. 376-381).
- Lee, J.-W., & Lee, G.-K. (2005). Design of an adaptive filter with a dynamic structure for ECG signal processing. *International Journal of Control, Automation, and Systems*, 3, 137-142.
- Limem, M., Hamdi, M. A., & Maaref, M. A. (2016). Denoising uterine EMG signals using LMS and RLS adaptive algorithms. *Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP), 2016 2nd International Conference on*, (págs. 273-276).
- Marque, C., Bisch, C., Dantas, R., Elayoubi, S., Brosse, V., & Perot, C. (2005). Adaptive filtering for ECG rejection from surface EMG recordings. *Journal of electromyography and kinesiology*, 15, 310-315.
- Meireles, A., Figueiredo, L., Lopes, L. S., & Almeida, A. (2016). ECG denoising with Adaptive Filter and Singular Value Decomposition techniques. *Proceedings of the Ninth International C* Conference on Computer Science & Software Engineering*, (págs. 102-105).
- Navarro, X., Porée, F., & Carrault, G. (2012). ECG removal in preterm EEG combining empirical mode decomposition and adaptive filtering. *Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2012 IEEE International Conference on*, (págs. 661-664).
- Poungponsri, S., & Yu, X.-H. (2013). An adaptive filtering approach for electrocardiogram (ECG) signal noise reduction using neural networks. *Neurocomputing*, 117, 206-213.
- Rangayyan, R. M. (2015). *Biomedical signal analysis (Vol. 33)*. John Wiley & Sons.
- Thakor, N. V., & Zhu, Y.-S. (1991). Applications of adaptive filtering to ECG analysis: noise cancellation and arrhythmia detection. *IEEE transactions on biomedical engineering*, 38, 785-794.
- Vaseghi, S. V. (2008). *Least Square Error Wiener-Kolmogorov Filters. Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction, Fourth Edition*, 173-191.
- Vaseghi, S. V. (2009). *Adaptive Filters: Kalman, RLS, LMS. Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction, Fourth Edition*, 193-225.
- Widrow, B., Glover, J. R., McCool, J. M., Kaunitz, J., Williams, C. S., Hearn, R. H., . . . Goodlin, R. C. (1975). Adaptive noise cancelling: Principles and applications. *Proceedings of the IEEE*, 63, 1692-1716.
- Wu, Y., Rangayyan, R. M., Zhou, Y., & Ng, S.-C. (2009). Filtering electrocardiographic signals using an unbiased and normalized adaptive noise reduction system. *Medical Engineering & Physics*, 31, 17-26.
- Zarzoso, V., & Nandi, A. K. (2001). Noninvasive fetal electrocardiogram extraction: blind separation versus adaptive noise cancellation. *IEEE Transactions on biomedical engineering*, 48, 12-18.