

Algoritmo rápido para extracción de características de señal mioeléctrica empleando coeficientes cepstrales

ARROYO-DÍAZ, Salvador Antonio†*, ROJAS-RODRÍGUEZ, Rafael, ORTÍZ-CARRANCO, Araceli y CORTÉS-ABURTO, Obed

Universidad Politécnica de Puebla

Recibido 11 de Abril, 2017; Aceptado 29 de Junio, 2017

Resumen

Se presenta una plataforma Hardware/Software con un amplificador de instrumentación para señal mioeléctrica superficial, elemento de procesamiento para pre-procesamiento y extracción de características de 8 canales en menos de 250ms y una tasa del 94% de clasificaciones correctas con tan solo 10 o 20 coeficientes.

Señal mioeléctrica superficial, extracción de características, procesamiento en tiempo real, coeficientes cepstrales

Abstract

A Hardware/Software platform with an instrumentation amplifier for surface myoelectric signal, preprocessing and features extraction of 8-channel in less than 250ms and a 94% rate of correct classifications with only 10 to 20 coefficients.

Surface myoelectric signal, feature extraction, rt, cepstrum coefficients

Citación: ARROYO-DÍAZ, Salvador Antonio, ROJAS-RODRÍGUEZ, Rafael, ORTÍZ-CARRANCO, Araceli y CORTÉS-ABURTO, Obed. Algoritmo rápido para extracción de características de señal mioeléctrica empleando coeficientes cepstrales. Revista de Ingeniería Tecnológica 2017. 1-2:33-43

*Correspondencia al Autor (Correo Electrónico: salvador.arroyo@uppuebla .edu.mx)

† Investigador contribuyendo como primer autor.

Introducción

Para el control de dispositivos tales como prótesis, en especial prótesis paralelas, brazos robots, y mecanismos paralelos, existen técnicas como son los comandos por voz, las contracciones voluntarias (señal mioeléctrica) mediante técnicas invasivas o no invasivas entre otras.

El uso de las señales mioeléctricas es de las más utilizadas [1]; esto se debe en parte a que se puede adquirir por métodos no invasivos [2] sin perder información que se pueden emplear como características para clasificar el tipo de movimiento que se desea realizar.

La adquisición de la señal mioeléctrica de forma no invasiva o superficial (sMES), para emplearla como señal de control es un método reciente, ya que aunque la sMES contienen una gran cantidad de información y gran número de características se puede extraer de ella, el tiempo de procesamiento puede ser mayor a 250ms haciendo que el control no se realice en el llamado tiempo real. Por lo que es importante que se implemente una técnica que permita la extracción de características de varios canales de sMES (por lo menos 4) en un tiempo de procesamiento menor al cuarto de segundo, para que no se perciba la sensación de retardo entre el momento en que se realiza la contracción y la activación del sistema a ser controlado.

A continuación describimos el sistema tanto en su parte hardware como software que nos permite extraer las características de la señal y utilizarlas para control de prótesis o sistemas mecánicos paralelos. El módulo hardware estará conformado por filtros y amplificadores; mientras que la parte de software que también es implementada en hardware dedicado, mostrara las operaciones que se realizan para obtener las características tanto en tiempo como en frecuencia de la sMES.

Método de extracción de sMES

En la figura 1 se muestra un diagrama a bloques del sistema completo, tanto la parte hardware como parte de los algoritmos de procesamiento que se realizarán dentro de un ordenador o dentro de un DSPic; dispositivo que se emplea para realizar el procesamiento de la señal.

De izquierda a derecha, la primera parte del microsistema, muestra el sensor mioeléctrico, que es portátil, superficial, de grado médico, y construido con una aleación de Ag/AgCl, de 15mm de diámetro y una separación de 20mm entre cada uno de ellos.

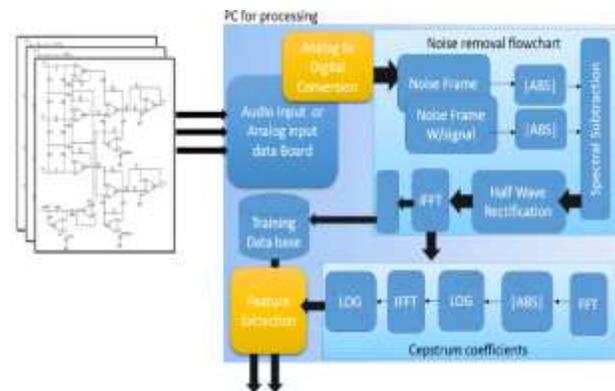


Figura 1 Diagrama a bloques del sistema

Sistema completo de procesamiento y extracción de características de sMES

Para poder definir las siguientes etapas del bloque de adquisición es necesario conocer las características de la señal en tiempo y frecuencia. La señal mioeléctrica tiene un rango de operación de 0.05Hz a 500Hz con tan solo una amplitud de 5mV si se adquiere desde la superficie de la piel por métodos no invasivos, con los electrodos antes mencionado, con una configuración bipolar para obtener la mayor resolución espacial y mejorar el rechazo al ruido en modo común [3].

Estudios como en [4] demuestran que la mayor cantidad de información de la sMES se encuentra en el rango de 61Hz a 500Hz; por lo que será necesario un amplificador dedicado solo a la eliminación de las señales en la frecuencia de 60Hz.

El diagrama del primer filtro que se tiene a la entrada de los dos electrodos se muestra en la figura 2; este circuito consta de las siguientes etapas: es un circuito denominado “Front-end” para el acoplamiento de las cargas, seguido de un amplificador de instrumentación diferencial; con retroalimentación mediante un amplificador diferencial o DRL (Driven-Right-leg) y por último un filtro pasas bajas de cuarto orden. Se empleó el amplificador de instrumentación CMOS con matrícula TLC2274 para cada uno de los amplificadores necesarios de este módulo. Es importante destacar que se requiere la misma cantidad de componentes por cada canal, y en este diseño se requieren por lo menos 8 canales de señal.

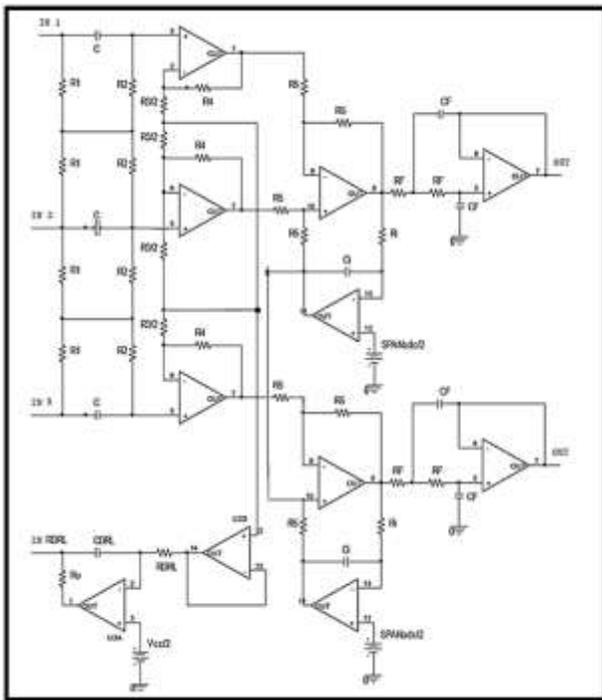


Figura 2 Amplificador de instrumentación

Esquemático de las etapas del amplificador de instrumentación por cada uno de los canales de señal mioeléctrico. Al unir los diferentes canales, el amplificador etiquetado como DRL se comparte.

Dado el rango de frecuencia de operación de la sMES y el rango en el que la mayor cantidad de características registra la señal, como parte del pre-procesamiento de la señal esta la conversión analógica a digital, y la frecuencia de muestreo, en este caso respetando el teorema de Nyquist [4] se emplea una frecuencia de muestreo a 1KHz, cada contracción sostenida se realiza pro 5seg.

El tiempo de cada contracción está dividido en ventanas de 256ms (256 muestras cada uno) con un traslape del 33% y una ventana de haming para disminuir el ruido inherente al proceso de ventaneo [5] obteniendo un total de 19 a 20 ventanas por contracción.

Procesamiento de la señal para extracción de características

Para describir matemáticamente el procesamiento a la señal sMES, se comienza por describir que la sMES la representamos como $X(t)$ ya que está en el dominio del tiempo; de los continuos, y se mostrara como $X(n)$ si ya está discretizada. En la ecuación 1 se muestra el modelo matemático de la señal descrita en [6] sin ningún tipo de procesamiento:

$$x(n) = \sum_{r=0}^{N-1} h(r)e(n-r) + w(n) \quad (1)$$

Donde $x(n)$ es la sMES “cruda”, la función exponencial $e(n)$ representa el punto específico en el que se tiene un disparo o impulso de la señal al momento de realizar la contracción; esta función está acompañada de un corrimiento “ r ” dado por el retardo en el tiempo de cada impulso; la función $h(r)$ es la respuesta al impulso de cada uno de los potenciales de acción por unidad motora (“motor unit action potential”) y por ultimo a toda la función se agrega el termino $w(n)$ que es el ruido Gaussiano con obviamente una densidad de probabilidad que responde a una distribución normal y media en cero.

Por ultimo el El otro elemento técnico importante es la selección de una frecuencia de muestreo adecuada. Con el fin de transformar con precisión el espectro de frecuencia completo de una señal, la tasa de muestreo a la que la tabla A / D determina el voltaje de la señal de entrada debe ser al menos el doble de alta que la frecuencia máxima esperada de la señal. Esta relación es descrita por el teorema de muestreo de Nyquist: muestrear una señal a una frecuencia que es demasiado baja da como resultado efectos de “aliasing”.

Para EMG casi toda la potencia de la señal se encuentra entre 10 y 250 Hz y las recomendaciones de los científicos (SENIAM, ISEK) sugieren un ajuste de la banda del amplificador de 10 a 500 Hz. Esto daría lugar a una frecuencia de muestreo de al menos 1000 Hz o incluso 1500Hz para evitar la pérdida de señal. La base de datos final que se construyó, consta de 4 canales de sMES, con los sensores colocados en el antebrazo (parte superior, inferior, izquierda y derecha) los movimientos realizados se realizaron cada uno durante 5 segundos y se realizan en el orden siguiente: apertura, cierre, rotación, izquierda, rotación derecha, muñeca arriba, muñeca abajo.

Metodología a desarrollar

El trabajo de extraer las características permite identificar cuantas características en el dominio del tiempo o de la frecuencia son las representativas para cada movimiento, estimando frecuencias, ángulos, cruces por cero, entre otros. Es necesario identificar y probar diferentes métodos tales como: algoritmos basados en transformada wavelet, o solamente tiempo como puede ser métodos clásicos estadísticos en el dominio del tiempo, o como reportan algunos autores, alguna combinación de diferentes métodos, con el afán de optimizar el espacio de características.

Antes de aplicar los métodos de extracción de características, se procede a eliminar las frecuencias con valores de cero como en [7], seleccionar la forma correcta de realizar la cuantificación sea uniforme, no uniforme o logarítmica; todos estos procesos se muestran en el diagrama de flujo de la figura 3.

Como se muestra en la figura 3 el bloque de muestro y cuantización, al cuantificar el valor de cada muestra de señal se representa como un valor seleccionado de un conjunto finito de valores posibles. Se conoce como error de cuantificación (o ruido), a la diferencia entre la señal de entrada (no cuantificada) y la señal de salida (cuantificada), que se refiere a que el ruido es lo más bajo posible. Para lograr esto y dependiendo de la aplicación a desarrollar, se pueden utilizar diversas técnicas de cuantificación: uniformes, logarítmicos, no uniformes y cuantificación vectorial.

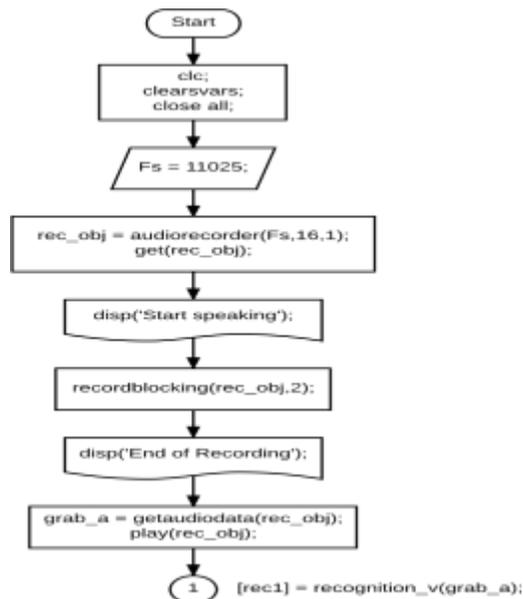


Figura 3 Diagrama de flujo

Flujo de las etapas de procesamiento para preparar la señal antes de extraer sus características

Cuantificación Uniforme: En los cuantificadores uniformes, la de distancia lineal entre los niveles de reconstrucción es siempre la misma, la mayoría de uso de un número de niveles es una potencia de 2. En este caso, no es necesario hacer ninguna suposición sobre la señal a cuantificar, por lo tanto, no proporcionan los mejores resultados. Pero es más fácil y menos costoso de implementar [7].

La Cuantificación logarítmica: Se emplea para evitar el desperdicio de niveles de reconstrucción y ancho de banda, por lo que se utiliza un método simple para aumentar la distancia entre los niveles de reconstrucción con el aumento de la amplitud de la señal. Para conseguirlo, se pasa por una señal de compresor logarítmico antes de la cuantificación. Esta señal comprimida se puede cuantificar uniformemente.

Un sistema de salida de la señal pasa a través de un expansor. Esta técnica se llama compresión [8]. Por último tenemos la técnica de vector de cuantización; este método cuantifica los datos en bloques de N muestras. En dicha cuantificación, el bloque de N muestras se trata como un vector N -dimensional. Es la cuantificación que se realizará para nuestro procesamiento; lo importante es encontrar el valor ideal para N dado todos los parámetros que determinan las características de la señal, como pueden ser frecuencia o amplitud entre otras [9]. Este proceso se realiza midiendo la señal de los momentos que presente periodicidad o se obtiene directamente del periodo según sea el caso.

Extracción de Características

Consiste en formar un subconjunto de parámetros que describen de manera ideal la información más descriptiva que tiene la función en ese instante que realiza un movimiento específico de la articulación sobre la cual se esté tomando la sMES [9].

Módulo de reducción de ruido: Esto es, cualquier componente de voltaje o intensidad no deseada que se superpone con el componente de señal procesada o que interfiera con el proceso de medición. El ruido de un sistema puede clasificarse en uno de los siguientes grupos:

Ruido interno o inherente: correspondiente al generado en los dispositivos electrónicos por su naturaleza física (ruido térmico, cargas de ruido de cuantificación, semiconductores de ruido, etc.). El ruido inherente es de naturaleza aleatoria [10].

Ruido externo o interferencia: correspondiente a la que se genera en un punto del sistema como resultado del acoplamiento eléctrico o magnético con otro punto en el propio sistema, o con otros sistemas naturales (maquinas, luces, corriente alterna, artefactos por movimiento, etc.) o hechos por el hombre (motores, equipos, Etc.).

La interferencia de ruido puede ser periódica, intermitente o aleatoria. Por lo general se reduce, minimizando el acoplamiento eléctrico o electromagnético, ya sea a través de blindaje o con la reorientación adecuada de los diversos componentes y conexiones [11].

El ruido puede ser abordado desde dos perspectivas:

- Utilizar métodos que intenten reducir las fuentes de ruido y la propagación, tales como técnicas de cableado, blindaje o diseño de dispositivos con poco ruido. Estas técnicas son las más óptimas ya que no degradan el sistema de rendimiento, aunque su aplicación no siempre es efectiva o posible.

El método de filtrando y promediando la señal, para amortiguar el nivel de ruido contra la señal que se está procesando. Estas técnicas son generalmente las más completa y eficaz, pero a menudo reducen los beneficios (eliminación de los bordes de la señal) del sistema [11].

Para nuestro caso, el sistema a tratar es interno, por lo tanto, se utilizarán el filtrado y el promedio de la señal como se muestra en la figura 5, donde está el diagrama de flujo completo. Para ello se escaneará la señal digitalizada y se eliminarán las zonas silenciosas calculando la energía en un corto tiempo [11].

En este caso se utilizarán segmentos de 10 ms, para calcular la energía media de una señal continua, empleando la ecuación completa. Eq (2):

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} |x(t)|^2 dt \quad (2)$$

Los límites de integración son infinitos, pero es obvio que no es conveniente manejarlos de esta manera para una trama discreta. Para resolver esta ecuación por ser una integral impropia se propone un límite variable cuando tiende a esos valores, Entonces, en una señal digital, la misma ecuación puede definirse como una suma en lugar de completa. Para una señal discreta $x[n]$, finalmente, Como el cálculo de potencia promedio se hará por segmentaciones, entonces la ecuación es como:

$$E = \sum_{k=1}^W |x(k)|^2 w(n-k) \quad (3)$$

Donde k es tamaño total de la señal, w siendo una función que depende de la substracción $n-k$ (segmentos), esto significa que la energía media se medirá en segmentos partiendo de un límite inferior ($k = 1$) donde la variable k será desplazar todos los valores enteros a Wn que es la longitud total de nuestros segmentos en cada intervalo de tiempo arbitrario (10 ms en este caso) en la señal [12].

En nuestro caso, hemos grabado previamente conjuntos de datos que nos permiten investigar qué características presenta y que función de mapeo utilizar en un sistema como este. La mayor parte del pre-procesamiento ya está completado, pero puede ser refinado [11].

Necesitamos agregar nuevas características e intentar encontrar un subconjunto adecuado que contenga tanta información para que una función de mapeo pueda crear con éxito una estimación del movimiento que el usuario (en nuestro caso el sujeto de prueba) intenta realizar. En la búsqueda de esto, se encuentra la función de mapeo óptima.

En el camino de reconocer las características de la sMES, la señal preprocesada se introduce en un nuevo bloque para producir una secuencia de vectores o grupos de valores llamados parámetros, los cuales deberían representar la información contenida en el espectro envolvente [12].

El número de parámetros debe ser reducido para evitar saturar la base de datos, porque cuantos más parámetros tienen menos fiables son la representación de resultados y la implementación más costosa [13]. Existen diferentes métodos de análisis para la extracción de características, y se centran en diferentes aspectos representativos.

En este caso analizamos los dos más importantes para el análisis de señal mioeléctrica: Análisis de predicción lineal (LPC), transformada de Fourier (FFT) coeficientes cepstrales en frecuencias específicas. En este documento nos centraremos solo en el último método los coeficientes cepstrales CCFM por sus siglas en ingles.

La parte real del cepstrum utiliza la función logarítmica definida por valores reales, mientras que su parte compleja utiliza la función logarítmica compleja definida para valores complejos. La parte compleja del cepstrum contiene la información sobre la magnitud y fase inicial del espectro, permitiendo la reconstrucción de una señal; su parte real utiliza solamente las magnitudes del espectro [12].

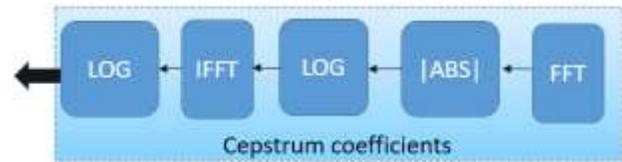


Figura 4 Diagrama a bloques

Flujo del proceso para calcular el cepstrum de una señal

Desde el punto de vista de bloque hardware la parte de minimizar el costo computacional es que con etapas de “pipeline”, en el mismo bloque de preprocesamiento, segmentación y reducción de ruido, se implementa el algoritmo cepstrum, por lo que se convierte en un método fácil y rápido para obtener las características mioeléctricas. Como se muestra en la figura 6, el algoritmo consiste en transformadas rápidas de Fourier.

A la salida de este último bloque se obtiene por tanto:

$$c(n) = \frac{1}{N_S} \sum_{K=0}^{N_S-1} \log |S_{med}(k)|^2 e^{j \frac{2\pi}{N_S} Kn} \quad (4)$$

Donde el valor $c(n)$ se conoce como coeficientes cepstrales derivados de la transformada de Fourier. N es el número de puntos que se calcula la transformación. Esta ecuación puede simplificarse convenientemente considerando que el espectro logarítmico es una función simétrica real.

En los cálculos es habitual utilizar sólo los primeros términos ($20 \leq n$). Además, $I(k)$ representa una función que traduce la posición de un valor de frecuencia en el rango en el que este contenido. Es posible, al calcular un coeficiente cepstral, transformar el espectro usando escalas definidas por las bandas de Mel [14].

En este caso, este tipo de parámetro se conoce como coeficientes cepstrales a menudo escala de Mel (MFCC). Basándose en el análisis de la predicción lineal también es posible obtener la expresión de los coeficientes cepstrales asociados:

$$C(i) = -\alpha(i) - \sum_{j=1}^{i-1} (1 - \frac{j}{i}) \alpha(j) c(i-j) \tag{5}$$

Este rango es adecuado para preservar la transición de información entre contracciones o mvc (MCV siglas de Máxima Contracción Voluntaria). Sólo se utilizan los primeros dos coeficientes polinomio ortogonal.

Los coeficientes a y b representan el promedio de la función de tiempo de cada coeficiente cepstral en cada segmento, respectivamente. La función de características en realidad se trata de un vector en tiempo de los coeficientes cepstrales y $x_t(i)$ y coeficientes polinomiales de primer orden que se representan por $b(i)$, donde t es el número de segmento e i es el índice de los coeficientes Cepstral. Como el valor de p se elige como 10, la representación resultante es una función del tiempo de 20 características de los elementos.

$$a = \frac{(\sum x_j)}{9} \quad b = \frac{(\sum x_i t_i)}{(\sum t_i^2)} \tag{6}$$

Dar el significado de las variables en redacción lineal y es importante la comparación de los criterios usados

Comparacion y Resultados

La base de datos de entrenamiento se almacena en un archivo “*.mat”, todas estas muestras fueron tomadas con el mismo paciente.

La base de datos se almacena una vez y se puede modificar o expandir como sea necesario, ya que cada usuario tiene su propio archivo M. Las señales se tomaron con el amplificador descrito en la primera sección del trabajo. El programa utiliza herramientas y funciones de procesamiento de señales. Para evaluar el sistema, se obtiene una muestra de señal y se eliminan las características (que se muestran en la figura 5) de esta señal para compararlas con cada una de las características almacenadas en la base de datos. Para esta comparación se utiliza una medida de distancia euclidiana. La medida de distancia más pequeña representa la más similar [15]. La siguiente Tabla 1 enumera las características extraídas (en total 16) con el tiempo de cálculo asociado. Es una medida sobre el tiempo que se tarda en calcular una característica para los 4 canales de sMES y un marco de ventana igual al muestreo descendente.

Rango	Coefficientes	Tiempo	Características
1	AR coefficients	0.04002	5
2	Average Amplitude Value	0.0403	10
3	Average Amplitude Change	0.0422	10
4	Variance	0.0456	1
5	Cepstrum coefficients	0.0561	5
6	Wavelength	0.0566	40

Tabla 1 Tiempo de cálculo de características

Se toma un segmento de muestra de 10 segundos que se muestra a continuación de la persona 1 que muestra el canal 1 que está alimentando la actividad del pronator. Las ventanas muestran características a 20Hz.

Con el fin de evaluar los resultados, se llevará a cabo un examen más detallado del ángulo de flexión / extensión de la muñeca. Este ángulo se comportó mejor y fue válido para ambos clasificadores.

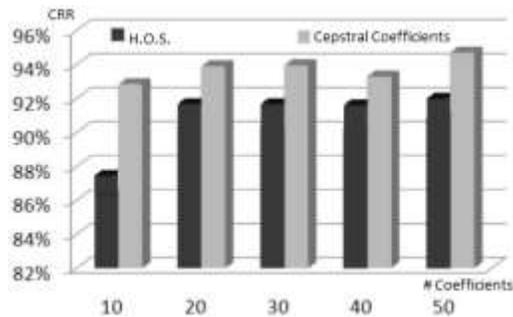


Gráfico 1 Tasa de Reconocimiento

Reconocimiento correcto de sMES utilizando un número diferente de coeficientes ceptrales y frecuencias

En el primer experimento, el número de componentes de la mezcla, M , se fijó en 13 y se variaron el número de coeficientes ceptrales y la varianza o las Estadísticas de alto orden. La figura 8 muestra que el rendimiento de ambos sistemas permanece relativamente estancado a partir de 20 coeficientes en adelante. Es interesante observar que a pesar de que el MFCC es principalmente lineal por debajo de 100 Hz, muestra una ganancia de rendimiento constante sobre el coeficiente cepstral.

Estos resultados son buenos; y mas considerando que la Varianza es casi lineal dentro del ancho donde residen frecuencias como las del corazón y por lo tanto los resultados no deben diferir mucho de los coeficientes ceptrales. Se hace otra prueba cuando se expande el ancho de banda para obtener los coeficientes.

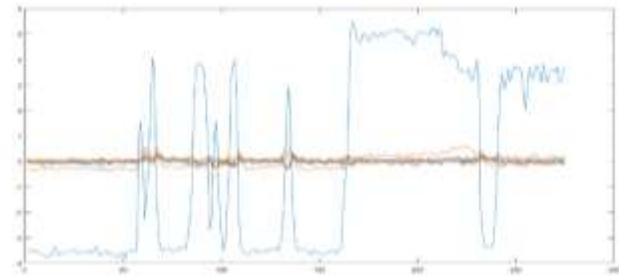


Figura 5 Características extraídas

Primeros coeficientes ceptrales de la sMES realizando MCV de un solo canal colocado en el antebrazo del usuario sin lesión en extremidad derecha.

En la segunda prueba se amplía a toda la gama de frecuencias de 512,5 Hz. Se muestran en la figura 9 los cinco primeros coeficientes de cepstrum tiene las características más importantes de la señal, por lo que el algoritmo de clasificación sólo necesita procesar la característica de cepstrum para obtener un 88% por ciento de la clasificación correcta con mucho menos proceso computacional.

Conclusiones

En este trabajo se compara el rendimiento de dos técnicas de extracción de características ampliamente utilizadas para la clasificación de sMES en un sistema biométrico de PCG. En el sistema Cepstrum Coefficient (CC), la configuración óptima da un CRR de 95% mientras que en el sistema de Varianza, el CRR alcanza un pico de 90%. En general, CC hace un mejor conjunto de características en comparación con la variación. Los resultados experimentales muestran que Mel-Scaling no proporciona ningún beneficio sustancial cuando la extracción de características está restringida a la región de baja frecuencia (≤ 100 Hz).

Se especula que la diferencia de rendimiento en el rendimiento es el resultado de la implementación de bancos de filtros en el algoritmo CC y no debido a la Mel-Scaling. Como tal, se pueden hacer trabajos futuros para incorporar bancos de filtrado en otros algoritmos de extracción de características en la región de baja frecuencia para determinar si los bancos de filtrado mejoran también esos algoritmos.

Referencias

- A.Z. Escudero Uribe, "Desarrollo de una Prótesis con Cuatro Grados de Libertad Activos para Reemplazo por Arriba del Codo", Tesis Doctoral, CINVESTAV, 2002
- K. Englehart, B. Hudgins, P.A. Parker y M. Stevenson, "Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations", *Medical Engineering & Physics*, 1999, Vol. 21, pp. 431-438.
- K. Englehart, B. Hudgins y A.D.C. Chan, "Continuous multifunction myoelectric control using pattern recognition", *Technology and Disability*, 2003 , vol. 15 (2), pp. 95 - 103.
- Salazar Gomez Andrés Felipe, "Diseño e Implementación de un Sistema de Control que Utilice Señales Electromiograficas para Activar una prótesis Mioeléctrica". Trabajo de grado exploratorio, EIA. 2005.
- Bronzino, Joseph. "Biomedical engineer handbook". 1 ed. Boca Ratón, Florida: CRC Press - IEEE Press. 1.995.
- Arroyo D. Salvador, Diaz S. Alejandro, "4 channel signal based FPGA architecture for myoelectric features extraction by H.O.S." CASME.2010.5706690 · Source: IEEE Xplore Conference: Circuits and Systems for Medical and Environmental Applications Workshop (CASME), 2010 2nd.
- Arroyo D. Salvador, Diaz S. Alejandro, "Mioelectric signal feature extraction based on Higher Order Statistics for parallel elbow control". ISBN 0-7695-2009- 2 Circuits and Systems form Medical and Environmental Applications Workshop CASME2010.
- Arroyo D. Salvador, Diaz S. Alejandro, "Control of a Parallel Myoelectric Elbow Using Higher Order Statistics". ISBN 0-7695-2009- 1st Circuits and Systems form Medical and Environmental Applications Workshop CASME2009.
- Arroyo D. Salvador, Diaz S. Alejandro, "Acquisition and processing Platform of 4 sMES channels Platform". XXIX International Congress on Engineer Electronics, ELECTRO 08.
- Hugh Herr, G. Paul Whiteley. Dudley Childress, Cyborg Techology. Northwestern University Technical Report . 2000.
- Hugh Herr, Roy Kornbluh, New Horizons fot orthotic and prosthetics technology: artificial muscle for ambulation. MIT Media Laboratory. 2003.
- Thomas Andrew. Prosthetics principles. Atlas of Limb prosthetics. 1992 Harold Sears. Advances in arm prosthetics. Motion Control Inc. 1999
- Alireza Khadivi "SEMG Classification for upper limb prosthetics control using higher order statistics", ICASSP 2005.
- Kampas P. "The optimal use of myoelectrodes" MED ORth Tech 2001 [7] Ligth C.M. Chappell P.H. ET AL. "Intelligent multifunction myoelectric control hand prostheses". *Journal of medical eng. Tech*, Vol., 26 No. 4, 2002

Zecca M. Micera S. et al. "Control of multifunctional prosthetic hand by processing. The electromyographic signal." Critical reviews in biomedical engineering. 2002.