

Desarrollo integral de una prótesis de brazo manufacturada con tecnología aditiva y controlada por señal mioeléctrica

integrative development of a prosthetic arm manufactured with additive technology and controlled by myoelectric signal

Arroyo Díaz Salvador Antonio ^{1,2}, Cortes Aburto Obed ¹, Rojas Rodríguez Rafael¹, Ortiz Carranco Araceli ¹

¹Universidad Politécnica de Puebla

²Benemerita Universidad Autónoma de Puebla

* Correo-e: jeshuzz66@gmail.com

PALABRAS CLAVE:

prótesis de brazo, señal mioeléctrica, impresión 3D, coeficientes cepstrales.

RESUMEN

Se presenta el diseño completo de una prótesis de miembro superior para una persona con lesión por arriba de codo. La prótesis está diseñada para ser impresa en su totalidad, así pueda ser reproducida y empleada con personas de bajos recursos y su velocidad de manufactura sea rápida y simple. La prótesis cuenta con diferentes accesorios intercambiables de forma que puede ser mecánica o incluir accesorios que presentan motores para su control por señales mioeléctricas superficiales. La adquisición de la señal mioeléctrica se hace mediante 4 canales diferenciales, el procesamiento en un procesador de gama alta que entrega un resultado en menos de 256ms, así como un FPGA para diferentes procesamientos alternativos para la extracción de características y clasificación. Los comandos reclutados son básicos, solo para abrir, cerrar, flexionar y extender.

KEYWORDS:

arm prosthesis, myoelectric signal, 3D printing, cepstral coefficients.

ABSTRACT

The complete design of an upper limb prosthesis for a person with an injury above the elbow is presented. The prosthesis is designed to be printed in its entirety, so that it can be reproduced and used with low-income people and its manufacturing speed is quick and simple. The prosthesis has different interchangeable accessories so that it can be one hundred percent mechanical or include accessories that have motors for their control based on superficial myoelectric signals. The prosthesis has 9 modules, the acquisition of the myoelectric signal is done through 4 differential channels, the processing in a high-end processor that delivers a result in less than 256ms. The recruited commands are basic, only to open, close, flex and extend.

Recibido: 27 de julio 2018 • Aceptado: 28 de noviembre de 2019 • Publicado en línea: 28 de febrero de 2020

1. INTRODUCCIÓN

En México, según el Censo General de Población y Vivienda (INEGI) del 2018, más del 2.9% de la población total de México, es decir más de dos millones quinientas mil personas representa a personas con discapacidad motriz, como se muestra en la figura 1, requieren ayuda de otras personas o de algún aparato externo conocido como prótesis [1].

Dentro de este 2.9% de población (figura 1), se encuentra un segmento el cual se trata de personas con falta de uno o los dos miembros superiores con lesiones que van desde solo la mano hasta la extremidad completa. Con la finalidad de reducir la dependencia a otra persona para realizar sus actividades, se proponen las prótesis y las ortesis de miembro superior. De forma general hay tres tipos de prótesis de miembros superiores disponibles para personas con ausencia de extremidades: prótesis cosméticas, que están diseñadas principalmente para restaurar la apariencia y la simetría; y prótesis funcionales, que funcionan con la carrocería mediante el uso de un arnés y cables o funcionan con electricidad a través de baterías recargables.

Las prótesis de potencia eléctrica, comúnmente conocidas como prótesis mioeléctricas, son controladas por señales electromiográficas superficiales (sMES) creadas en la musculatura residual, que son recogidas por electrodos alojados dentro del receptáculo protésico [2].

Esto hace que el problema sea multifactorial; implica trabajar con el aspecto físico y el aspecto funcional; en este trabajo se da prioridad a la parte funcional, proponiendo una prótesis fácil de impresión, de bajo costo, y que permita hacer la mayoría de las funciones que el paciente ya no puede realizar [3].

Una técnica para poder recuperar parte de las funciones de la extremidad superior es mediante el control basado en sMES, que llega a ser un proceso complicado por los ajustes, entrenamiento que requiere el paciente y la cantidad de datos a ser procesados; autores como Engdahl et al., 2015, Head et al 2014, comentan de la dificultad del control y de lo limitado de resultan sus funciones. Lo que termina en que aproximadamente el 50% de los usuarios de prótesis prefieran no utilizarlas, es decir el rechazo a la prótesis es muy alto [4].

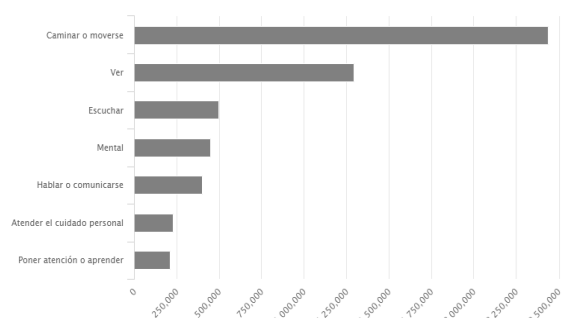


Figura 1. Número de personas con alguna discapacidad motriz según el INEGI 2018.

Un punto a considerar de los pacientes que presentan lesiones del miembro superior, por arriba de codo, repercuten en una enorme pérdida de la funcionalidad motriz, a lo que se suma que se cuenta con menos zonas para la colocación de los electrodos; y por ende se hace

más compleja la adquisición de la señal mioeléctrica, el control de los nuevos músculos para activar las funciones de la prótesis, el control de la prótesis por parte del paciente, dadas las limitaciones del movimiento en otros músculos. El uso de una prótesis tradicional, mecánica, en muchos casos no puede ser empleada, por problemas que presenta el paciente con el hombro, con la otra extremidad o simplemente por ser limitadas y de manejo difícil.

Existe en el mercado una amplia variedad de prótesis, entre las que destacan las prótesis mioeléctricas, donde el principal problema de las prótesis mioeléctricas comerciales son los altos costos (aproximadamente por arriba de los quinientos mil pesos), en algunas los movimientos son limitados al considerar que se trata de una lesión por arriba de codos. Pero la principal limitante es que cada lesión tiene características diferentes y por tanto la prótesis debe ser adecuada para cada paciente (lugar de la lesión, tamaño, extensión, musculo residual). Resulta necesario, contar con un sistema flexible, tanto en la parte mecánica, como en la parte de procesamiento. Incorporar al sistema mejores técnicas de procesamiento de señal y extracción de características.

A continuación, se presenta el diseño e implementación de una prótesis controlada por señal mioeléctrica de características reducidas, muy básicas, con movimientos simples, pero que puede ser replicada a bajo costo, con control de apertura y cierre, así como extensión y flexión integrados a la prótesis.

2. METODO Y ANALISIS

Desde una perspectiva de sistema, una prótesis mioeléctrica es básicamente un sistema que permite el movimiento del mecanismo por medio de motores, servomotores o motores a paso [2]. Los movimientos que se busca que sean realizados por la prótesis, están gobernados o controlados por señales mioeléctricas adquiridas por electrodos colocados en la superficie del musculo (sobre la piel). El diagrama a bloques de la figura 2 muestra cada uno de los procesos necesarios para obtener la señal, entre los que destaca la adquisición, pre-procesamiento, procesamiento, clasificación y generar la función de control para cada motor.

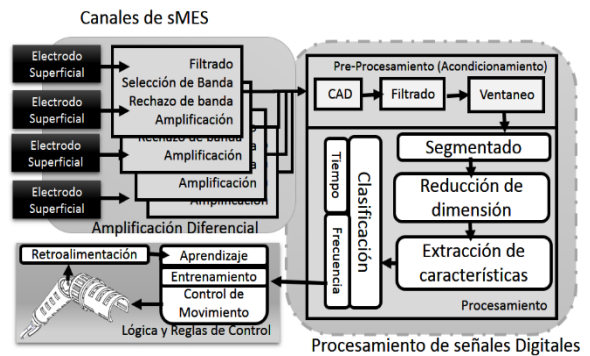


Figura 2. Diagrama a bloques del sistema propuesto para adquisición de sMES, extracción de características, clasificación y control de prótesis de 2 grados de libertad.

Al igual que muchos autores como en [2], [3], [4], [5] el modelo de la señal mioeléctrica superficial es básicamente un patrón unidimensional. La ecuación 1 muestra la ecuación característica de la señal mioeléctrica, muestra que es posible procesar esta señal con cualquier técnica de extracción de características o de reconocimiento de patrones,

siempre y cuando las características se seleccionen bien, siendo que la señal presenta características tanto en tiempo como en frecuencia.

Con el procesamiento y la extracción de características se busca reducir el error en el control de la prótesis y para ello será necesario encontrar las características principales y reducir las dimensiones de la señal, respectivamente.

Una restricción importante para la selección de los métodos para realizar en hardware los procesos para la extracción de características y de la clasificación de la sMES es el tiempo de procesamiento, este debe ser menor a 250ms. Dicha restricción deriva por que el paciente no debe percibir retardo entre la acción que genera al realizar la contracción muscular y la respuesta que espera de la prótesis, además que estudios de la sMES en [5] y [6] muestran que es necesario esperar al menos 200ms para tener información certera de la contracción muscular.

A continuación, se describe las técnicas seleccionadas para realizar la adquisición y el procesamiento de la sMES así como la selección de los dispositivos hardware en los que se realizara dicho procesamiento.

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

La señal electromiografía observada desde la superficie de la piel o sMES; es en realidad la suma de muchos potenciales generados en las fibras musculares [6]. Como se aprecia en la ecuación 1, la señal sMES no es estacionaria y

tiene características de frecuencias y de tiempo relativamente complejas. Las señales antes de ser procesadas por algún método basado en sus características en frecuencia o en el tiempo debe ser adquiridas con la menor cantidad de ruido.

La sMES será medida a partir del potencial de acción de cada unidad motora que se activa como respuesta generada por el musculo ante la estimulación neuronal [7]. La amplitud de la señal está en el orden de 5uV hasta 10mV. La duración de la activación de cada unidad de acción motora varia de 3ms a 6ms [8]. Por todo lo anterior es que se dice que la señal sMES es la suma de los potenciales de acción de las fibras musculares dado que la adquisición se hace sobre la superficie de la piel.

Por lo que en la ecuación 1, la función $x(n)$ nos representa la función de la sMES, $e(n)$ es el impulso de disparo de la señal, $h(r)$ representa cada uno de los potenciales de acción motora y la función aditiva a toda la señal $w(n)$ es el ruido blanco de distribución Gaussiana con media cero; por último, el valor de N será el total de disparos que realizará cada unidad motora [9].

2.1 ADQUISICIÓN DE SMES

Dado que la señal se produce en los músculos, la señal se puede adquirir por métodos invasivos y no invasivos. Dentro de los no invasivos están los electrodos superficiales que da entre otras ventajas la replicación del diseño y la repetibilidad del experimento las veces que sea necesario. Las condiciones necesarias para

obtener una sMEs de calidad se basan en los estudios de la SENIAM, que indican las características del electrodo, forma, material y tamaño, las frecuencias involucradas que van desde los 10Hz hasta el 1KHz, es por ello que los electrodos seleccionados son de Ag/AgCl, de tipo diferencial, colocados a una distancia menor a 2cm y de 10cm con respecto al electrodo de referencia [10].

Como se muestra en la figura 3 se tienen diferentes etapas de pre-procesamiento, entre las que destaca, el circuito de acoplamiento (FronD-End),

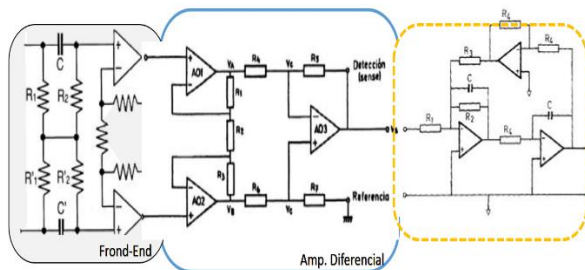


Figura 3. Circuitos de Acoplamiento para la adecuación de la señal y su posterior muestreo y cuantificación.

Como se explica en párrafos anteriores, las características propias y variables de la sMES hacen virtualmente imposible su uso para un análisis directo en un sistema electrónico. Es necesario un acondicionamiento de la señal que implica la eliminación del ruido, un filtrado para restringir el ancho de banda de la señal, la amplificación y el desplazamiento de la señal dentro de rangos en los que operan correctamente las siguientes etapas del proceso; como son el muestreo y la cuantificación de la señal. El acondicionamiento se muestra en la figura 3 y consiste en los tres

siguientes pasos:

El primer bloque de la figura 3 es el de acoplamiento de AC, (frond-end) es determinante para la medición de la sMES. con sus músculos.

Amplificación de la señal: para aprovechar el rango del convertidor analógico a digital que posee el dispositivo de procesamiento seleccionado. Se emplea un amplificador de instrumentación el TLC-224 en configuración que asegura la detección de señales en forma diferencial y con DRLS.

El circuito como se muestra presenta una ganancia de 1000 veces la señal de entrada y se conecta a los electrodos por cables mallados similares a los que tiene un cable UTP cat5. Para la eliminación del offset no deseado, se emplea un filtro Butterworth o “*salent-key*” activo pasa-altos y pasa-bajos de segundo orden. La combinación de estos dos filtros elimina la banda por arriba de los 500Hz mientras que el pasa bajos evita problemas de solapamiento en la etapa de digitalización. Conjuntamente con la limitación espectral, en esta etapa se busca suprimir al máximo las perturbaciones que produce la tensión de línea de 60Hz,

2.2 OBTENCIÓN DE CARACTERÍSTICAS DE LA SMES

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. El proceso para la extracción de características de la sMEs consiste en formar algunos subconjuntos 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 [11].

Antes de aplicar los métodos de extracción de características, se procede a aplicar pequeños pasos o procesos que mejoran significativamente el manejo de la señal para obtener las características más importantes y reducen el tiempo de procesamiento total de la señal; siendo que el tiempo de procesamiento es muy importante dado que se está trabajando con un sistema de características mínimas basado en microcontrolador o procesador de señales digitales (DSP). A continuación, se describen cada uno de los módulos y las acciones que realiza cada uno de ellos, hasta obtener las características de la señal. El orden en el que se describen los módulos es el orden en que se realiza el procesamiento como se mostró en la figura 2.

Eliminar frecuencias: Es importante eliminar segmentos de la señal con valores de cero en

su frecuencia, como en [12], seleccionar la forma correcta de realizar la cuantificación sea uniforme, no uniforme o logarítmica. 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. Un sistema de salida de la señal pasa a través de un expansor. Esta técnica se llama compresión [13]. 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 [14]. Este proceso se realiza midiendo la señal de los momentos que presente periodicidad o se obtiene directamente del periodo según sea el caso.

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 u obtención de características de la sMES. El ruido puede ser abordado desde dos perspectivas. La primera es emplear 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 segundo es 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 [15]. Para nuestro caso, el sistema a tratar es interno, por lo tanto, se utilizarán el filtrado y el promedio de la señal. Para ello se escaneará la señal digitalizada y se eliminarán las zonas silenciosas calculando la energía en un corto tiempo [16]. En este caso se utilizarán segmentos de 10 ms, para calcular la energía media de una señal continua, en la cual los límites de integración serían infinitos; es obvio que no se puede manejarlos así, es mejor proponer solo una trama discreta. 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:

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

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 [15].

Módulo de reducción de dimensiones de la sMES: Uno de los problemas que se debe resolver antes de la clasificación es la dimensión del vector de características [17]. En una señal, el número de características puede ser excesivamente grande, debido a esto, surge la necesidad de reducir la dimensionalidad de los datos de entrada, buscando la optimización del tiempo de cálculo, evitar la redundancia al tratar con características altamente correlacionadas y eliminar ciertos datos que no representan información significativa [12].

La reducción de características también contribuye en la disminución de la complejidad del proceso de clasificación, y en el incremento del desempeño del clasificador. Entre los métodos de reducción de dimensionalidad, se encuentran los de reducción por selección de características y los de reducción por proyección de características [13], [18].

Módulo de extracción de características: 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 inglés. 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].

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 inglés.

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]. 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.

El algoritmo consiste en transformadas rápidas de Fourier. A la salida de este último bloque se obtiene por tanto una función:

$$c(n) = \frac{1}{N_S} \sum_{K=0}^{N_S-1} \log |S_{med}(k)|^2 e^{j\frac{2\pi}{N_S}Kn} \quad (3)$$

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:

$$c(i) = -\alpha(i) - \sum_{j=1}^{i-1} \left(1 - \frac{j}{i}\right) \alpha(j) \cdot c(i-j) \quad (4)$$

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.

3. COMPARACIÓN Y RESULTADOS

La metodología utilizada consiste en cargar señales previamente adquiridas y guardadas en

una base de datos, la base de datos tiene características de una frecuencia de muestreo de 1KHz, donde se hacen 5 veces el mismo movimiento, cada movimiento se repite cinco veces, y cada movimiento o contracción voluntaria se mantiene durante cinco segundos. Con dicha base de datos cargada se procede a inyectar esta información en el bloque de eliminación de línea base y ruido. Con el nuevo vector generado se alimenta el bloque de segmentación de la señal sMES para finalmente aplicar la transformada wavelet y selección efectiva de características.

La población objeto de estudio está constituida por personas principalmente masculinas de entre 18 a 22 años, sin lesiones, se restringió la muestra de un solo paciente que presenta pérdida de ambas extremidades por causas traumáticas, y se le practico cirugía de amputación en el brazo

Tomando la base de datos, se realiza el análisis de la señal con la herramienta “*wavelet Analyzer*” de MatLab. Como se muestra en la figura 3, se realizó el análisis completo de la señal con la wavelet madre de tipo *Daubechies* de tipo 4 en 7 niveles para determinar los detalles y las aproximaciones necesarias para obtener los valores óptimos de la de descomposición y sobre esta señal procesada aplicar el mismo procesamiento a el resto de las muestras en la base de datos.

Como se observa en la figura 4, s es la señal sMES, d_j es el detalle en el nivel j -esimo. Al aplicar la transformada Wavelet a diferencia de

la FFT, se determinan los armónicos de la señal que ya pasaron por los filtros de entrada (pasa altas y pasa bajas activos de segundo orden). En el siguiente nivel d_i , se pueden encontrar las frecuencias fundamentales de la señal. Siendo a_7 la aproximación final que contiene a forma de envolvente la información primordial o significativa de la señal.



Figura 4. Análisis de la Señal con la Transformada Wavelet.

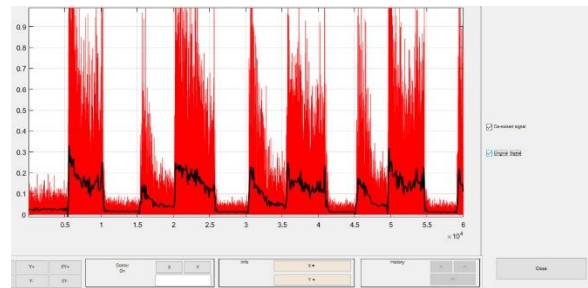


Figura 5. Resultado del análisis de descomposición de la señal empleando la Wavelet Daubechis.

En la figura 5 se muestra el resultado final de la descomposición con respecto a la señal original previamente rectificadas, para determinar si se tienen la información determinante es necesario realizar el análisis en frecuencia. El resultado del análisis en frecuencia se muestra en la figura 6 aplicando la transformada rápida de Fourier se calcula la frecuencia de toda la señal, mostrando que existen muchas frecuencias con una principal o persistente a lo largo de toda la muestra con el movimiento básico repetido. A la frecuencia persistente le denominados fundamental y con el análisis se observa que es donde se encuentra la densidad espectral de la señal siendo uno de los parámetros necesarios para la clasificación.

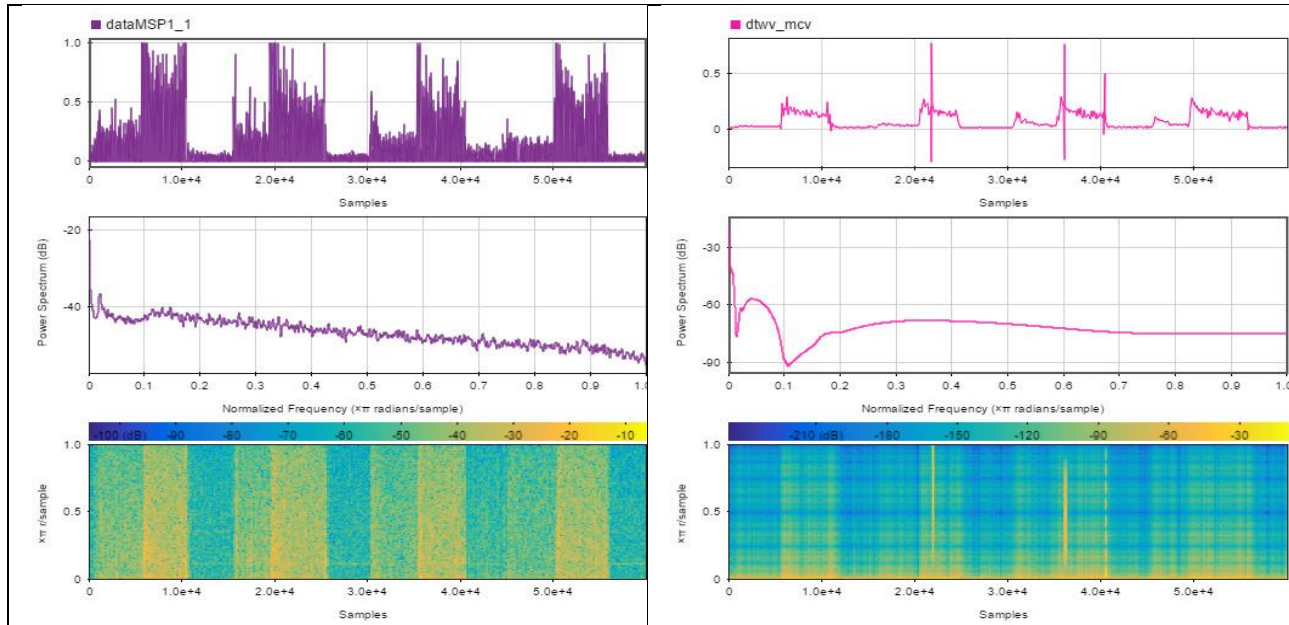


Figura 6. Análisis Frecuencia de la señal procesada contra la original y la respuesta. (a) análisis de potencia espectral. (b) análisis con frecuencia normalizada

4. CONCLUSIONES

En este trabajo se describe una prótesis funcional, que se puede imprimir, que busca ser funcional para operaciones comunes dejando atrás la parte estética y que sus comandos sean simples ya que la cantidad de movimientos que la mayoría de las veces se pretende realizar es demasiado complejo para la limitada zona donde obtener la señal mioeléctrica. En la figura 2 se muestra un diagrama a bloques del sistema completo.

El primer bloque describe las diferentes partes que compondrán mecánicamente la prótesis, para pasar a la parte de procesamiento donde a partir de electrodos superficiales se obtiene la señal mioeléctrica. 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 3) 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.

Tabla 1. Tiempo necesario para procesar las características dependiendo del método.

Rango	Coefficientes	Tiempo	Carácter-ísticas
1	Coefficientes AR	0.04002s	5
2	Valor de Amplitud Promedio	0.04003s	4
3	Cambios de Amplitud Promedio	0.04220s	4
4	Varianza	0.04560s	1
5	Coefficientes Cepstrum	0.05610s	15
6	Transformada Wavelet	0.06560s	40

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. Los resultados se muestran en la figura 7 sobre la extracción de características empleando tan solo los primeros coeficientes ceptrales. Estos resultados se consideran aceptables, más si se considera 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.

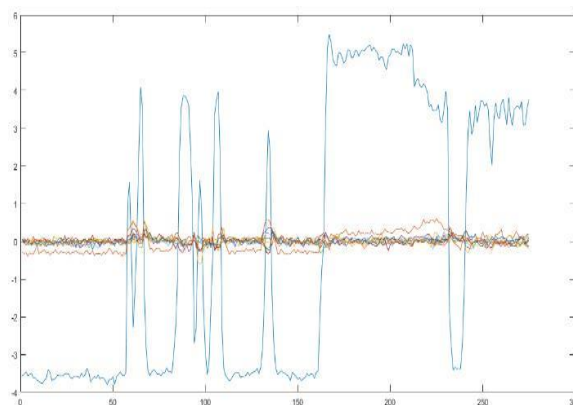


Figura 7. Resultado de la extracción de características empleando los primeros cinco coeficientes cepstrales de la sMES realizando una contracción con los electrodos colocados en el antebrazo de un usuario sin lesión.

En la segunda prueba se amplía a toda la gama de frecuencias de 512,5 Hz. Se muestran en la figura 8 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.

Para la clasificación se emplearon tres diferentes algoritmos de clasificación, con las medidas “euclidean”, “sqeuclidean” y “cityblock”. Las pruebas realizadas determinaron que la mejor distancia para la clasificación con esta técnica es “cityblock”, obteniendo el menor error 93% al ubicar la señal en el cluster correspondiente de acuerdo al movimiento realizado por el usuario. En la figura 8 se muestra la comparación de los algoritmos de los algoritmos utilizados. la ecuación que define el algoritmo de entrenamiento esta dada por la ecuación 5 donde la función d nos representa el nivel de la transformada que es una función de

la señal x y de c que es el conjunto al cual pertenece. El resultado es la acumulación de los valores absolutos de la diferencia en distancias entre el elemento de la función x_j y la distancia seleccionada para ese conjunto en esa prueba determinada por c_j .

$$d(x, c) = \sum_{j=1}^p |x_j - c_j| \quad (5)$$

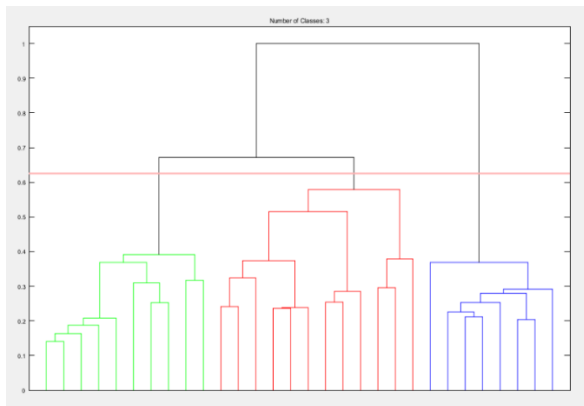


Figura 8. Dendrograma de la SMES con el algoritmo de clasificación cityblock

Finalmente, en la figura 9 se muestran el clúster y las señales clasificadas en su respectivo clúster. La señal resaltada en rojo es la utilizada por el algoritmo para definir ese clúster, cada clúster cuenta con una señal de referencia, de la misma forma las señales resaltadas en azul y verde son las que se usaron para generar el rango de confianza, cada clúster cuenta con una de ellas. Por último, la señal resaltada en negro es una señal de prueba, donde al entrar en el algoritmo esta es evaluada y se estima la pertenencia de la señal al bloque de datos que corresponde.

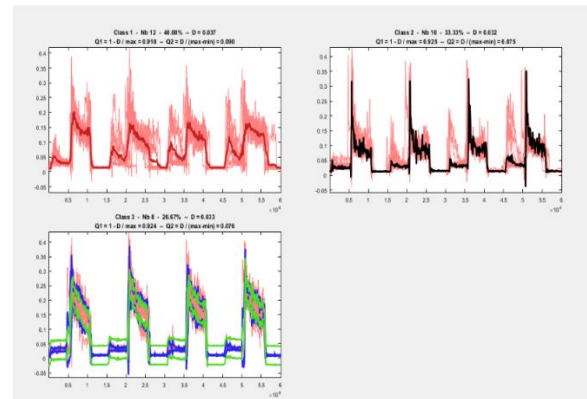


Figura 9. clasificación de cada movimiento de acuerdo al conjunto de movimiento al que pertenece realizado por el algoritmo “cityblock”.

4. CONCLUSIONES

La estudio, análisis, tratamiento y procesamiento de señales SMES y su aplicación en el control de mecanismos protésico o prótesis activas es un objeto de investigación actual y futuros desarrollos, usando cada vez técnicas más apropiadas para el análisis de las señales y que busque explotar el máximo potencial de los nuevos dispositivos de procesamiento hardware como son los DPS y los FPGA.

El control de prótesis mioeléctricas se logra con la combinación del hardware correcto y el algoritmo de extracción de características específico para las tareas que se requieran, número de movimientos independientes, así como grados de fuerza o niveles de contracción de los músculos designados. De igual forma es posible preferir solo el uso del estado transiente o el estado estacionario de las señales SMES.

Los resultados de los trabajos más recientes muestran que la conformación de vectores

descriptores para una mejor descripción de patrones sMES se consigue mediante la combinación de características tanto temporales como espectrales. Es por ello que se trabaja con los coeficientes cepstrum dando una mayor cantidad de parámetros por una diferencia de

tiempo mínimo en el procesamiento. En el sistema Cepstrum Coeficient (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.

REFERENCIAS

- [1] Hugh Herr, G. Paul Whiteley, Dudley Childress, Cyborg Technology. Northwestern University Technical Report. 2000.
- [2] Hugh Herr, Roy Kornbluh, New Horizons for orthotic and prosthetics technology: artificial muscle for ambulation. MIT Media Laboratory. 2003.
- [3] Arroyo Diaz S. 4 Channel signal based FPGA architecture for myoelectric features extraction by H.O.S. Circuits and Systems for Medical and Environmental Applications Workshop (CASME) 2011
- [4] Arroyo Diaz S. Control of a Parallel Myoelectric Elbow using higher order Statistics. International Conference on Electrical, Communications, and comp. 2009.
- [5] Laksanacharoen Sathaporn. Design of apparatus to study human elbow joint motion. Biomedical Engineering, 2003. IEEE EMBS Asian-Pacific Oct. 2003
- [6] Murria Ingram, Garth Jonson. A study of the external forces and moments at the shoulder and elbow performing every day task, Elsevier Clinical Biomedichanics. 2004.
- [7] D.J. Magermans y otros. Requirements for upper extremity motions during activities of daily living. Clinical Biomechanics No. 2 Elsevier. September 2003
- [8] Escudero A.Z., Alvarez J., Leija L. "Development and characterization of electromechanical muscles for driving trans-humeral myoelectric prostheses". Prosthetics and Orthotics International, Vol 26, Pp 226-234. 2002.
- [9] Escudero A.Z. & Alvarez J. Leija L. Inverse Kinematics for a parallel myoelectric elbow 23th Annual Int. Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology society Oct. 2001
- [10] Davis S. et al. Enhacen Modelling and performace in brained pneumatic muscle actuators. International Journal of Robotics Research. 2002
- [11] Alireza Khadivi "SEMG Classification for upper limb prosthetics control using higher order statistics", ICASSP 2005.
- [12] Kampas P. "The optimal use of myoelectrodes" MED ORth Tech 2001
- [13] Ligth C.M. Chappell P.H. ET AL. "Intelligent multifunction myoelectric control hand prostheses". Journal of medical eng. Tech, Vol. 26 No. 4, 2002
- [14] K. Englehart, B. Hudgins, P.A. Parker. "Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations" Medical Eng. and Physics, Vol 21 pp431-438 1999
- [15] Zecca M. Micera S. et al. "Control of multifunctional prosthetic hand by processing. The electromyographic signal." Critical reviews in biomedical engineering. 2002.
- [16] G. Paraskevas et al. Study of the carry angle of the human elbow joint in full extensión: a morphometric análisis. Springer Verlag 2003. Tailing B., Krivenko P., "Blast Furnace Slag- The Ultimate Binder", Chapter 5, Waste Materials used in Concrete Manufacturing. William Andrew Publishing Noyes, 1997.
- [17] Thomas Andrew. Prosthetics principles. Atlas of Limb prosthetics. 1992
- [18] Harold Sears. Advances in arm prosthetics. Motion Control Inc. 1999.

Acerca de los autores

Salvador Antonio Arroyo Díaz. Es doctor y maestro en Electrónica ambos títulos otorgados por INAOE, así también, tiene un doctorado en Administración. Cuenta con una licenciatura en Electrónica, siendo egresado de la BUAP. Actualmente, pertenece al Sistema Nacional de Investigadores y cuenta Perfil Deseable PRODEP. Es profesor investigador de tiempo completo en la Universidad Politécnica de Puebla. Cuenta con experiencia en gestión de proyectos en la Secretaría de Marina y ha tramitado patentes de prótesis y un dispositivo de asistencia denominado goniómetro por imágenes ante el IMPI. Ha participado como ponente en congresos nacionales e internacionales, ha publicado en diferentes revistas indexadas y ha fungido como asesor de tesis de maestría.

Araceli Ortiz Carranco. Cuenta con los siguientes grados académicos: Licenciada en Informática, Maestría en Administración de Empresas con Especialidad en Mercadotecnia de Servicios y Doctorado en Administración. Posee experiencia como consultor independiente en áreas de servicios, informática administrativa y procesos administrativos. Actualmente, estoy adscrita a Ingeniería Financiera como profesora de tiempo completo en la Universidad Politécnica de Puebla, con reconocimiento a perfil deseable desde el año de 2013. Miembro de la Red de Estudios Latinoamericanos de Administración y Negocios. Académica Acreditada por ANFECA en Informática Administrativa. Fundadora y líder del Cuerpo Académico Gestión de la Cadena de Valor Empresarial en MyPE's con reconocimiento de PRODEP. Así mismo, cuenta con participaciones en congresos nacionales e internacionales, publicaciones en revistas indexadas y diferentes capítulos de libros. De la misma manera ha dirigido proyectos de estadía profesional y tesis de

maestría;

Obed Cortés Aburto. Doctorado y maestría en ciencias en el área de Mecánica por parte de la UAEM. Cuenta con una licenciatura en Mecánica de la universidad de veracruz, siendo egresado de la BUAP. Actualmente, pertenece al Sistema Nacional de Investigadores y cuenta Perfil Deseable PRODEP. Es profesor investigador de tiempo completo en la Universidad Politécnica de Puebla. Y líder del cuerpo académico consolidado UPPUE-5 en mecatrónica. Cuenta con experiencia en gestión de proyectos prótesis de rodilla. Ha participado como ponente en congresos nacionales e internacionales, ha publicado en diferentes revistas indexadas y ha fungido como asesor de tesis de maestría y doctorado.

Rafael Rojas Rodríguez. Doctorado y maestría en ciencias en el área de Mecatrónica por parte del CICAP. Cuenta con una ingeniería en Electrónica del Tecnológico de Puebla. Actualmente, pertenece al Sistema Nacional de Investigadores y cuenta Perfil Deseable PRODEP. Es profesor investigador de tiempo completo en la Universidad Politécnica de Puebla. Ha participado como ponente en congresos nacionales e internacionales, ha publicado en diferentes revistas indexadas y ha fungido como asesor de tesis de maestría y doctorado.