ADQUISICIÓN Y PROCESAMIENTO DE SEÑALES EMG PARA CONTROLAR MOVIMIENTO DE UN BRAZO HIDRAULICO

ACQUISITION AND SIGNAL PROCESSING EMG TO CONTROL MOVEMENT OF A HYDRAULIC ARM

Jorge Andrés García Pinzon¹ Luis Enrique Mendoza² JUNIO 2014 Edición 7

Pág. 49 - 60

RESUMEN

En este artículo se presenta el diseño e implementación de un sistema electrónico para el registro de las señales electromiográficas de la extremidad superior del sujeto (humano). Seguidamente al proceso de la implementación del sistema electrónico, en este trabajo se realiza una etapa de pre-procesamiento y procesamiento de las señales registradas, las técnicas utilizadas para éste fin son: análisis wavelet (AW), análisis de componentes principales (ACP), transformada de fourier (TF), transformada del coseno discreta (DCT), máquinas de soporte vectorial (SVM) y redes neuronales artificiales (RNA); estas técnicas se usaron para eliminar información poco relevante, reconocer zonas de interés, extraer patrones en cada grupo de señales y clasificar una nueva señal que controle en forma precisa el movimiento que quiere ejecutar el sujeto con el brazo Hidráulico. Dentro de las técnicas de control de procesos Industriales se busca realizar una aplicación con el fin de poder hacer control a dos grados de libertad más el efector final del brazo hidráulico del laboratorio de automatización y mantenimiento de equipos industriales de la Universidad de Pamplona.

PALABRAS CLAVE: Acondicionamiento de señales, clasificación con RNA, control hidráulico, señales EMG.

ABSTRACT

This article describes the design and implementation of an electronic system for recording electromyographic signals of the upper limb of the subject (human) is presented. Then the process of the implementation of the electronic system in this work a pre-processing and processing of the recorded signals is performed. The techniques used for this purpose are: wavelet analysis (AW), principal component analysis (PCA), Fourier transform (FT), the discrete cosine transform (DCT), support vector machines (SVM) and artificial neural network (ANN). These techniques were used to eliminate some relevant information, recognize areas of interest, extract patterns in each group of signals and classify a new signal that controls the movement precisely the subject you want to run with Hydraulic arm. Inside control techniques Industrial processes is looking for an application in order to able to control two degrees of freedom over the end effector arm of the hydraulic laboratory automation and maintenance of industrial equipment from the University of Pamplona.

KEYWORDS: EMG signals, hydraulic control, RNA classification, Signal Conditioning.

^{1.} Departamento MMI, Grupo de investigación en ingeniería Biomédica GIBUP, Universidad de Pamplona, jorgepinzon1101@gmail.com

^{2.} Departamento de IEEST, Grupo de investigación en ingeniería Biomédica GIBUP, Universidad de Pamplona, luenmeula@gmail.com

ADQUISICIÓN Y PROCESAMIENTO DE SEÑALES EMG PARA CONTROLAR MOVIMIENTO DE UN BRAZO HIDRAULICO

INTRODUCCIÓN

Este proyecto presenta una Aplicación de la biomedicina a un sistema de control de movimiento un brazo hidráulico que se encuentra implementado en tarjetas electrónicas dentro del laboratorio de Automatización y Mantenimiento de Industriales de la Universidad Pamplona. El trabajo consiste en capturar y procesar mediante diferentes etapas de amplificación, filtraje, y adquisición las señales biológicas del miembro superior al hacer un movimiento característico, para que de esta forma y mediante técnicas de procesamiento de señales se pueda hacer control al brazo hidráulico.

El (EMG) de la señal electromiográfica del músculo activo es una de las señales más eficaces para el control de las prótesis de las extremidades superiores con alimentación externa. Sin embargo, la señal EMG depende de la condición física, el estado de ánimo, y así sucesivamente, por lo que es difícil de usar la señal original EMG para controlar una prótesis de extremidad superior alimentación externa directamente [1]. En la investigación titulada "Circuito optimizado para procesamiento de señales EMG" se ha diseñado y presentado un circuito que adquiere señales de EMG de la superficie de la piel usando electrodos bipolares y permite que el amputado para controlar la prótesis de mano de una manera eficiente [2].

Por otro lado, el estudio titulado Multicanal clasificación EMG superficial usando máquinas de vectores como soporte y optimización señales, propone un método para la clasificación supervisada de las señales electromiográficas superficie multicanal con el objetivo de controlar las prótesis mioeléctrica. El espacio de representación se basa en la transformada wavelet discreta (DWT) de cada señal EMG registrado utilizando la parametrización sin restricciones de la ondícula madre [3].

Con el tiempo un nuevo esquema de procesamiento de la señal se presentado para la extracción de información de control neuronal de la señal electromiográfica superficie multi-canal (sEMG), facilitando las lecturas y el seguimiento a las señales. La información extraída puede usarse para controlar proporcionalmente un multi-grado de libertad (DOF) de la prótesis, logrando el dominio del tiempo (TD), se extrajeron de la multi-canal de durante una serie de contracciones isométricas anisotonic muñeca, que implicaban activaciones simultáneas de los tres DOF de la muñeca; las fuerzas producidas en los tres grados de libertad de la muñeca durante estas contracciones se recogieron también el uso de un sensor de fuerza personalizada [4].

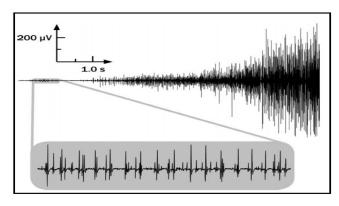
En un estudio publicado en **Procesamiento** Inteligente de Señal la y Sistemas Comunicaciones (ISPACS), Navegación de robots intuitivo mediante EMG y aceleración sensores inalámbricos en el brazo humano, se propone un nuevo método de control de la navegación de robots a través de electromiografía (EMG) y sensores de aceleración unidos a los brazos humanos. Este método permite al usuario controlar el robot de forma remota por su movimiento intuitivo como de dirección del coche [5]. Los avances son evidentes, el diseño de una mano la palma combada está especialmente diseñada para mejorar la estabilidad mientras se sujeta, la ubicación del pulgar está diseñado maximizando el área de interacción entre el pulgar y los otros dedos. Además, cada dedo está equipado con sensores de par y de posición, por lo tanto, la destreza se meiora notablemente en comparación con las prótesis convencionales [6].

La discriminación de movimientos de los dedos es el problema clave y el avance de la ciencia actualmente, de este modo se pone el énfasis en los enfoques de procesamiento de señales bioeléctricas. Para distinguir estos movimientos de los dedos, una combinación de modelo autorregresivo (AR) y una red neuronal artificial (ANN) se utilizar en el sistema; en primer lugar, el modelo AR se utiliza para procesar previamente las señales EMG de superficie para reducir la escala de los datos y en segundo, lugar los coeficientes del modelo AR se importan a la ANN para identificar los movimientos de los dedos [7].

Como las células musculares y las neuronas (células nerviosas) tienen excitabilidad eléctrica, la capacidad de responder a un estímulo y convertirlo en un potencial de acción; un estímulo se define como cualquier cambio en el medio que sea lo suficientemente importante como para iniciar un potencial de acción. Un potencial de acción es una señal eléctrica que se propaga a lo largo de la superficie de la membrana plasmática de una neurona. Se inicia y se desplaza como consecuencia del movimiento de iones (como los de sodio y potasio), una vez que ha comenzado, un impulso nervioso se desplaza rápidamente y con una amplitud constante [8].

Un ejemplo de la señal de EMG se puede ver en la figura 1, la señal comienza con una amplitud baja, cuando se expande revela los potenciales de acción individuales asociados con la actividad de contracción del individuo (o un pequeño grupo) de las fibras musculares. Está bien establecido que la amplitud de la señal EMG es estocástico (aleatorio) en la naturaleza y que pueden ser representados por una función de distribución perfil gaussiano. La amplitud de la señal puede variar de 0 a 10 mV (pico a pico) o de 0 a 1,5 mV (rms) [9].

Figura 1. Señal electromiográficas



METODOLOGIA

A través de este banco de pruebas se busca integrar varias secciones enfocadas o dirigidas a desarrollar prácticas de tipo industrial en las que intervienen diversas áreas como: procesos y lógicas en sistemas oleo hidráulicos, sistemas de control y lógica cableada, sistemas de manipulación u operación manual de equipos industriales, programación y control a través de PLC, aplicación y conocimiento de sensores de posición y otro tipo de sensores, manipulación de velocidades de operación.

Los sistemas nombrados generalmente se encuentran integrados diversos equipos industriales simultáneamente, la interacción de las áreas permitirá una visión clara de cómo se deben enfrentar los procesos de mejoramiento continuo en las plantas de producción. Este banco cuenta con seis válvulas de control 4/3 con centro tipo punto flotante e interface de montaje; cada una de ellas cuenta con dos solenoides operados a 24 VDC y un consumo de corriente de 1,25 Amperios, con interface de conexión eléctrica en el panel de control y punto a tierra. En la figura 2 se observa el diseño del manipulador hidráulico, aquí se puede visualizar los actuadores para hacerle el respectivo control.

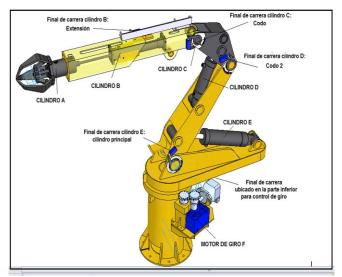
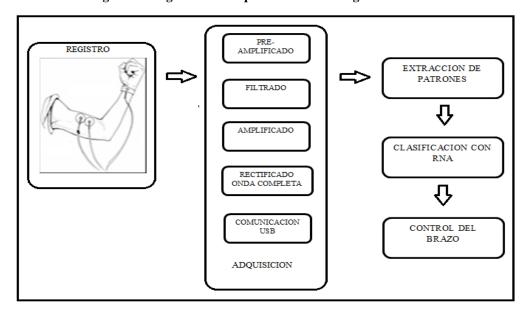


Fig. 2. Manipulador hidráulico

La metodología que se llevó a cabo en el desarrollo del trabajo, se muestra en la figura 3. El diagrama de bloque del sistema en general consta de 4 etapas:

Figura 3. Diagrama de bloques de la metodología a desarrolla



La **primera**, definió el circuito implementado para la adquisición y el acondicionamiento de la señal EMG, que constó de las etapas de: preamplificación, filtrado, amplificación, rectificación de onda completa y comunicación USB. En este trabajo se realizó un sistema de adquisición de dos canales, uno conectado al antebrazo (llamado de aquí en adelante canal A) y otro al brazo (llamado de aquí en adelante canal B); además se utilizaron 4 movimientos para controlar el sistema hidráulico, los movimientos utilizados fueron: mano, bíceps, hombro y quieto.

La **segunda** se definió la etapa de extracción de patrones de las señales EMG, en el cual elimina información poco relevante, reconoce zonas de interés y extraer patrones en cada grupo de señales.

La **tercera**, definió la clasificación con las redes neuronales artificiales (RNA), se generó un algoritmo para clasificar los tres tipos de señales adquiridas y así controla de forma precisa el movimiento del brazo hidráulico.

La **cuarta** se definió como la etapa de control del brazo, donde el circuito de potencia implementado controla las electroválvulas del banco hidráulico para obtener la posición del brazo hidráulico, el control de las electroválvulas son del tipo ON/OFF control secuencial.

Por su fácil funcionamiento y amplias herramientas se optó por utilizar Matlab, donde ofrece un modo óptimo para el procesamiento de las señales EMG. Esta etapa del procesamiento se divide en dos: la extracción de características y la clasificación de las señales EMG.

Una vez, obtenidas las señales EMG de los tres movimientos característicos se procederá a ubicar la zona de interés y extraer sus características para su posterior clasificación, se utilizaron diferentes técnicas de procesamiento con el fin de extraer patrones. Entre las técnicas utilizadas están:

Análisis de componentes principales (ACP) es transformar un conjunto dado de datos x de dimensión $n \times m$ a otro conjunto de datos y de menor dimensión $n \times l$ con la menor pérdida de información útil posible utilizando para ello la matriz de covarianza de la ecuación (1).

$$cov(X) = \frac{X^T X}{n-1} \tag{1}$$

$$cov(X)P_a = \lambda_a P_a \tag{2}$$

Donde λ_a es el valor propio asociado al vector propio P_a .

La transformada de Fourier (TF) expresa una función periódica como una suma de exponenciales complejas periódicas tal como se muestra en la ecuación (3).

$$X(f) \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-2\pi f t} dt$$
 (3)

Donde: $x(t) = Se\tilde{n}al \ de \ prueba$.

 $e^{-2\pi ft} = fasor de Sondeo (Kernel Function).$

X(f) = Espectro

Discreta del coseno (DC) es un tipo de transformada real y ortogonal tal como se muestra en la ecuación (4).

$$F(k) = C(k) \sum_{n=0}^{N-1} f[n] * \cos \frac{\pi (0.5+n)k}{2N}$$
 (4)

Donde: f[n] representa la secuencia de muestras discretas

F(k): representa los coeficientes de DCT.

N: número de coeficientes del DCT.

La transformada de wavelet (TW) de una función f(t) es la descomposición de f(t) en un conjunto de funciones $W_f(s,\tau)$ que forman una base y son llamadas las "Wavelets" como se observa en la ecuación (5).

$$W_f(s,\tau) = \int f(t) \, \Psi_{s,\tau}(t) dt \tag{5}$$

Las Wavelets son generadas a partir de la traslación y cambio de escala de una misma función wavelet $\Psi_{s,\tau}(t)$, llamada la "*Wavelet madre*", y se define en la ecuación (6).

$$\Psi_{s,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \Psi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \tag{6}$$

Donde s es el factor de escala y τ es el factor de traslación.

Análisis de energía (E) para el análisis de energía se utilizó la ecuación (7).

$$E = \max_{i} \left(\frac{\sum X^2}{n} \right) \tag{7}$$

Donde: $1 \le i \le 20$

En la figura. 4, 5, 6 y 7 se puede observar las señales EMG adquiridas de los tres movimientos característicos y el control del manipulador.

Figura 4. a) Primer movimiento característico contracción de la mano b)Señal EMG registrada perteneciente al movimiento de la mano c) control de la pinza del brazo hidráulico

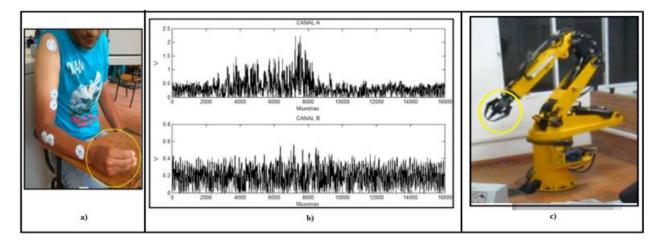


Figura 5. a) Segundo movimiento característico contracción del bíceps b) Señal EMG registrada perteneciente al movimiento de la bíceps. c) control del cilindro hidráulico D del brazo hidráulico

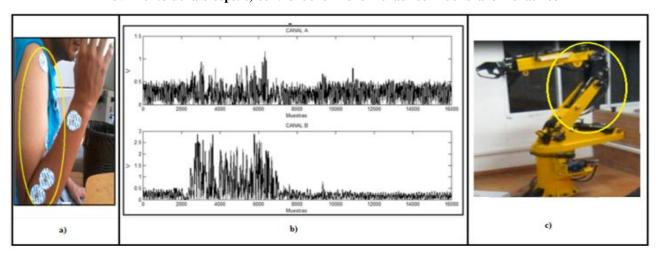


Fig. 6. a) Tercer movimiento característico flexión del hombro b) Señal EMG registrada perteneciente al movimiento del hombro c) control del cilindro hidráulico E del brazo hidráulico

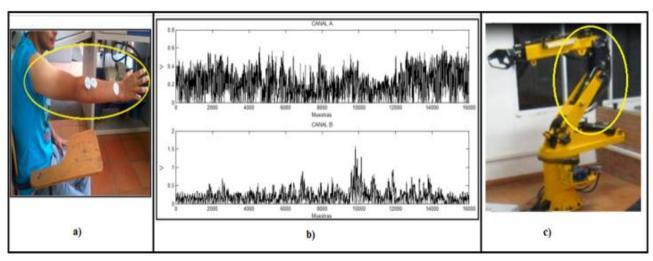
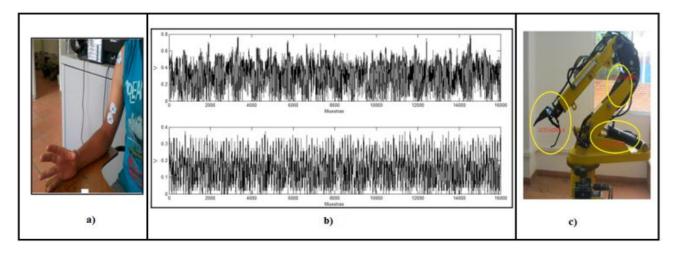


Figura 7. a) Posición inicial del miembro superior b) Señal EMG registrada sin movimiento c) posición inicial del brazo hidráulico



Una vez registradas las señales, se procede a ubicar la zona de interés, donde está el total de la información que se necesita, la mayor parte de la señal capturada no posee información de gran interés. Una vez realizado el estudio minucioso de las técnicas de extracción de patrones, se eligió como parámetros de clasificación los 20 picos mayores de las señales EMG aplicados a las diferentes técnicas.

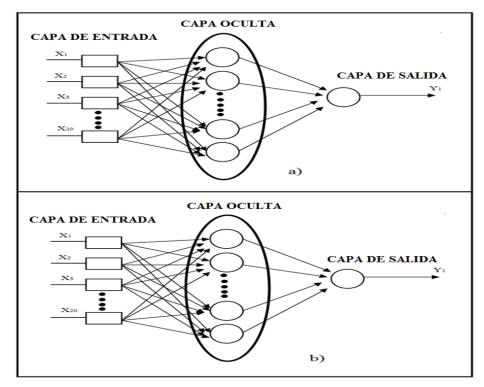
La clasificación de las señales EMG de la extremidad superior realizó mediante la se implementación de dos redes neuronales probabilísticas (PNN) una para cada canal de adquisición, en el proceso de clasificación no se realiza ningún ajuste de pesos y sólo los patrones de salida son determinados mediante la comparación. Esta etapa de entrenamiento para la clasificación se lleva de manera satisfactoria, en este caso para las dos redes neuronales probabilísticas se usó una matriz de entrenamiento [9x20] para cada canal de adquisición, que consta de tres señales EMG de la extremidad superior de cada una teniendo como resultado de 9 a 20 muestras como se observe en la figura 8.

En la tabla 1 observamos las combinaciones de las dos redes neuronales probabilísticas con el valor que le corresponde a cada una y así tener clasificados los movimientos de la extremidad superior.

Tabla. 1. Parámetros de clasificación

RED NEURONAL PROBABILISTICA CANAL A (ELECTRODOS DEL ANTEBRAZO) SALIDA	RED NEURONAL PROBABILISTICA CANAL B (ELECTRODOS DEL BICEPS) SALIDA	CLASIFICACIÓN
1 3	1 2	QUIETO BICEP
1 4	3 1	HOMBRO MANO

Figura 8. a) Arquitectura de la red neuronal probabilística del canal A b) Arquitectura de la red neuronal probabilística del canal B



RESULTADOS

A continucion se muestra los resultados de la extracción de caracteristicas de las señales EMG de la extremidad superior. Se realizan dos extracciones de caracteristicas para cada canal de adquisición que son: transformada de fourier (TF), discreta del coseno (DC), transformada de wavelet (TW) y análisis de energía (E) como se observa en las

figuras 9, 10, 11, 12, 13, 14, 15 y 16; se observan los patrones más separados de los movimientos, lo cual quiere decir que la tecnicas más eficientes para extraer patrones es la energia de la señal. Para la clasificación se sacaron los 20 picos mayores de las señales EMG en cada una de las técnicas de extracción de patrones.

Figura 9. La transformada de Fourier (FFT) del canal A para los diferentes movimientos

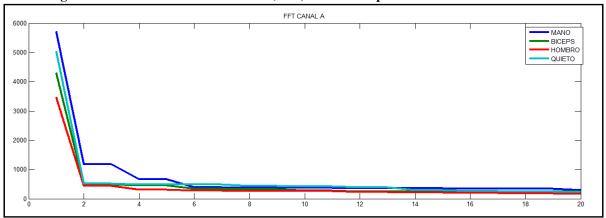


Figura 10. La transformada de Fourier (FFT) del canal B para los diferentes movimientos

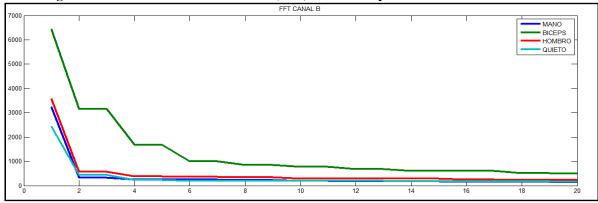


Figura 11. La transformada discreta del coseno (DCT) del canal A para los diferentes movimientos

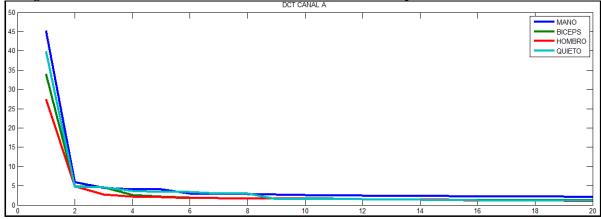


Figura 12. La transformada discreta del coseno (DCT) del canal B para los diferentes movimientos

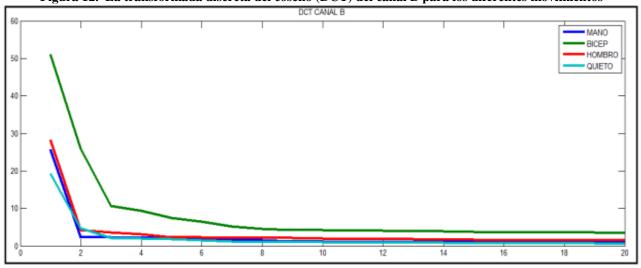


Figura 13. La transformada de wavelet (TW) del canal A para los diferentes movimientos

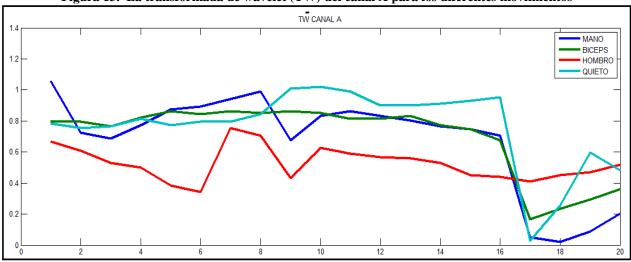


Figura 14. La transformada de wavelet (TW) del canal B para los diferentes movimientos

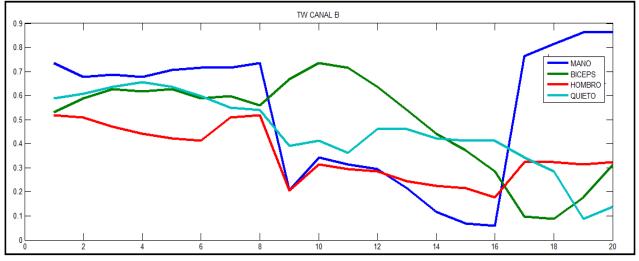


Figura 15. Análisis de energía (E) del canal A para los diferentes movimientos

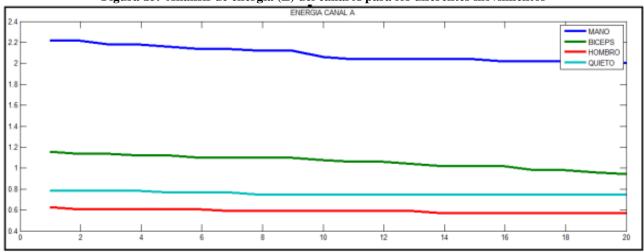
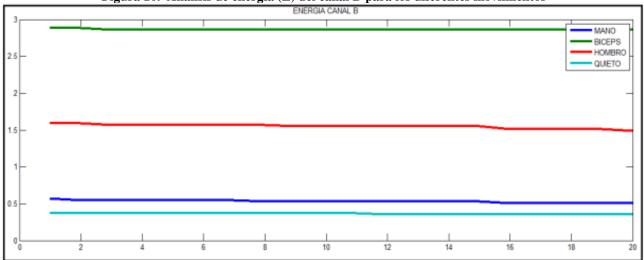


Figura 16. Análisis de energía (E) del canal B para los diferentes movimientos



En estas graficas la señal de color azul corresponde al movimiento de la mano, la señal de color verde al movimiento del bíceps, la señal de color rojo al movimiento del hombro y la señal de color azul claro sin movimiento.

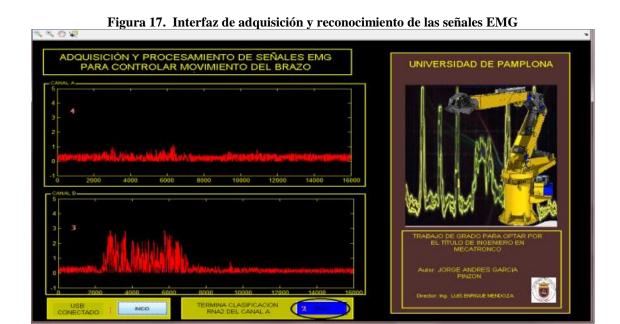
A continuación se muestra en la tabla II una comparación que sustenta el por qué se seleccionó la energía como parámetro de interese.

Tabla 2. Comparación de la Técnica

TECNICA		
DC	Su extracción de patrones para cada movimiento son idénticos.	
TF	Su extracción de patrones para cada movimiento son idénticos.	
WAVELET	Su extracción de patrones para cada movimiento son idénticos.	
ACP	La ejecución tarda 10 segundos	
ENERGIA	La extracción de características es única	

Finalmente se diseñó una interfaz gráfica para la captura de las señales EMG de la extremidad superior la cual muestra la clasificación de los

movimientos realizados por el sujeto (humano), figura 17.



A continuación se muestra los resultados de clasificación correcta para las diferentes técnicas de extracción de patrones.

Tabla 3. Clasificación correcta para las diferentes técnicas de extracción de patrones

TECNICA	% DE CLASIFICACION			
DC	21.22			
TF	23.33			
WAVELET	25.66			
ENERGIA	93.12			

CLASIFICACIÓN CON LAS DIFERENTES TÉCNICAS

Como se observa en la tabla III el mayor porcentaje de clasificación correcto, fue encontrado usando los parámetros obtenidos por el análisis de energía, estos datos fueron obtenidos usando 1000 señales de cada grupo.

Las pruebas de efectividad del sistema de clasificación se realizaron tomando 50 señales por cada movimiento, teniendo un total de 200 señales. Estas pruebas se realizaron cinco veces y así poder tener un porcentaje de efectividad.

Tabla 4. Efectividad del sistema

Tabia 4. Efectividad dei sistema				
CLASES	MUESTRAS	DESVIACIÓN		
		ESTANDAR		
Mano	991	0.0098		
Biceps	990	0.055		
Hombro	987	0.0144		
Quieto	996	0.0085		
Movimiento	46			
erroneos				
Total señales	4000			
tomadas				
% De	96.4%			
efectividad				
total				
		·		

CONCLUSIONES

Este artículo demuestra que se puede hacer otro tipo de control con las señales biológicas del cuerpo humano, creando así un sistema de adquisición de las señales electromiográficas (EMG) y tener interfaz hombre-máquina. Este sistema de adquisición de las señales EMG de la extremidad superior de dos canales presenta potenciales

realmente bajos lo que permite que sean más fácilmente contaminadas al ruido. Para este registro de las señales EMG se tomaron inicialmente de la extremidad superior derecha en una posición relajada preferiblemente apoyada en una superficie y adicionalmente una correcta preparación de la piel en el sitio de implantación de los electrodos superficiales con lo cual obtendremos señales EMG adecuadas para el procesamiento.

En la implementación del acondicionamiento de las señales EMG se pudo obtener señales amplificadas y filtradas cumpliendo así todas las etapas establecidas. Para esta implementación dispositivo importante es el INA115 que cumple satisfactoriamente la tarea para la capturar de las señales EMG ya que es un dispositivo de mayor calidad y muy sensible a estas señales que son de un rango pequeño. Se debe tener encuentra que estos dispositivos electrónicos estén protegidos contra el ruido lo cual evita que estas señales sean tocadas por capacitancia parasitas y ruido eléctrico; este último aspecto se puede hacer implementando un filtro rechaza-banda, pero las señales EMG más importantes se encuentran en ese rango.

Para la captura y digitalización de los datos en la interfaz se optó por utilizar el protocolo USB, probando así dos tipos de transferencias que son la que emula el puerto serial (CDC) y la de propósito general (Bulk Transfer), esta última cumple con las expectativas esperadas ya que podemos transferir muestras de gran cantidad a mayor velocidad.

El posicionamiento preciso del manipulador hidráulico está sujeta al entrenamiento del usuario y al procesamiento de las señales EMG, este procesamiento está dividido en: La extracción de características donde es de vital importancia, si se hace correctamente podemos obtener patrones relevantes y con sencilla dimencionalidad, para esto se probaron diferentes técnicas de extracción de características tales como TF, DC, Transformada de Wavelet y Energía, donde esta última fue la que mejor se acoplo y de sencillo costo computacional.

La clasificación con redes neuronales probabilísticas donde si no se tiene una extracción de patrones la clasificación seria confusa, este sistema de clasificación ofreció buenos resultados

en la efectividad del reconocimiento para los tres movimiento característicos, otra técnica de clasificación aplicada es máquinas de soporte vectorial (SVM), donde el inconveniente que se encontró es que el algoritmo utilizado solo permite trabajar con dos clases y por tal motivo no fue de gran ayuda su utilización, ya que se necesita minino 4 clases.

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- [1] Kuribayashi, K.; Shimizu, S.; Okimura, K.; Taniguchi, T., "A discrimination system using neural network for EMG-controlled prostheses-Integral type of EMG signal processing," Intelligent Robots and Systems '93, IROS '93. Proceedings of the 1993 IEEE/RSJ International Conference on, vol.3, no., pp.1750,1755 vol.3, 26
- [2] Salman, A.; Iqbal, J.; Izhar, U.; Khan, U.S.; Rashid, N., "Optimized circuit for EMG signal processing," *Robotics and Artificial Intelligence* (*ICRAI*), 2012 International Conference on, vol., no., pp.208,213, 22-23 Oct. 2012
- [3] Marie-Françoise Lucas, Adrien Gaufriau, Sylvain Pascual, Christian Doncarli, Dario Farina, Multi-channel surface EMG classification using support vector machines and signal-based wavelet optimization, Biomedical Signal Processing and Control, Volume 3, Issue 2, April 2008
- [4] Nielsen, J.L.G.; Holmgaard, S.; Ning Jiang; Englehart, K.; Farina, D.; Parker, P., "Enhanced EMG signal processing for simultaneous and proportional myoelectric control," *Engineering in Medicine and Biology Society*, 2009. *EMBC* 2009. Annual International Conference of the IEEE, vol., no., pp.4335,4338, 3-6 Sept. 2009
- [5] HeeSu Kang; Kiwon Rhee; Kyoung-jin You; Hyun-chool Shin, "Intuitive robot navigation using wireless EMG and acceleration sensors on human arm," *Intelligent Signal Processing and Communications Systems (ISPACS)*, 2011

- International Symposium on, vol., no., pp.1,4, 7-9 Dec. 2011
- [6] Xinqing Wang; Yiwei Liu; Dapeng Yang; Nan Li; Li Jiang; Hong Liu, "Progress in the biomechatronic design and control of a hand prosthesis," *Intelligent Robots and Systems* (IROS), 2010 IEEE/RSJ International Conference on , vol., no., pp.5880,5885, 18-22 Oct. 2010
- [7] Wang, J. Z.; Wang, R.C.; Li, F.; Jiang, M. W.; Jin, D. W., "EMG Signal Classification for Myoelectric Teleoperating a Dexterous Robot Hand," Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. IEEE-EMBS 2005. 27th Annual International Conference of the, vol., no., pp.5931,5933, 17-18 Jan. 2006
- [8] B. Gerard J. Tortora y V. Bryan H. Derrickson, *Principios de la anatomía y la fisiología*, Tortora Derrickson, 2007.
- [9] D. Silverthorn, *Fisiologia Humana un enfoque integrado*, Texas: Panamericana, 2007.