



## Implementación en FPGA de un clasificador de movimientos de la mano usando señales EMG

### FPGA implementation of a hand motions classifier using EMG signals

David Alexander Reyes López<sup>1</sup> Mauricio Arias López<sup>2</sup>  
Jorge Enrique Duarte Sánchez<sup>3</sup> Humberto Loaiza Correa<sup>4</sup>

**Para citar este artículo:** Reyes, D.A., Arias, M., Duarte, J.E. y Loaiza, H. (2015). Implementación en FPGA de un clasificador de movimientos de la mano usando señales EMG. *Redes de Ingeniería*, 6(1), 85-94.

**Recibido:** 04-febrero-2015 / **Aprobado:** 10-junio-2015

#### Resumen

Este trabajo presenta el diseño e implementación de un clasificador de señales electromiográficas (EMG) para tres movimientos de la mano: flexión, extensión y cierre, usando dos músculos del antebrazo, palmar largo y extensor común de los dedos. El desarrollo comprende dos bloques principales, el hardware para la adquisición y adecuación de la señales EMG analógicas y el sistema de procesamiento para la identificación y clasificación del movimiento realizado; el sistema completo fue implementado en hardware usando un kit de desarrollo DE2-70 que cuenta con un FPGA Cyclone II de Altera. Para la extracción de características se implementó la Transformada Rápida de Fourier (FFT), para cada canal, a la cual se le calcularon técnicas de procesamiento como la varianza y el promedio. Finalmente, se establece un umbral de decisión para identificar el movimiento

realizado. El tiempo de respuesta del sistema total fue de 17,7 us, obteniendo una tasa de identificación mayor al 87%.

**Palabras clave:** clasificador de movimientos, FPGA, señales EMG, tiempo real.

#### Abstract

This paper presents the design and implementation of a hand motions classifier using electromyographic (EMG) signals. The classified motions are: wrist flexion, wrist extension and hand closure. The motions are classified using two forearm muscles: longus palmar and extensor digitorum. This work was implemented in two principal blocks: the acquisition and adequacy of the EMG signal, and the processing system for the identification and classification of the motion made. The processing system

1. Ingeniero electrónico, Universidad del Valle, actualmente realiza estudios de maestría con énfasis en electrónica en la Universidad del Valle. El campo de investigación que trabaja es el tratamiento y procesamiento de señales biológicas mediante el uso de la inteligencia artificial.
2. Ingeniero electrónico, Universidad del Valle, actualmente realiza estudios de maestría con énfasis en electrónica en la Universidad del Valle. El campo de investigación que trabaja es el procesamiento e implementación en sistemas embebidos como FPGA. Contacto: [mauricio.arias\\_lopez@correounivalle.edu.co](mailto:mauricio.arias_lopez@correounivalle.edu.co)
3. Ingeniero electrónico, Universidad del Valle, actualmente realiza estudios de maestría con énfasis en electrónica en la Universidad del Valle. El campo de investigación que trabaja es la implementación de algoritmos cuánticos en sistemas embebidos como FPGA. Contacto: [jorge.enrique.duarte@correounivalle.edu.co](mailto:jorge.enrique.duarte@correounivalle.edu.co)
4. Ingeniero electricista, Universidad del Valle, magíster en Automática de la Universidad del Valle y Doctor en Robótica de la Université Evry Val d'Essonne. Profesor titular de la Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Universidad del Valle. Contacto: [humberto.loaiza@correounivalle.edu.co](mailto:humberto.loaiza@correounivalle.edu.co)

was implemented on hardware using a development kit with a Cyclone II FPGA from Altera. For the feature extraction the Fast Fourier Transform (FFT) is performed at each channel and some features like variance and mean are calculated. Finally, a threshold decision block is used to identify the motion. The system have a time response of 17,7 us, obtaining an identification rate higher than 87%.

**Keywords:** EMG signals, FPGA, motion classifier, real time.

## 1. INTRODUCCIÓN

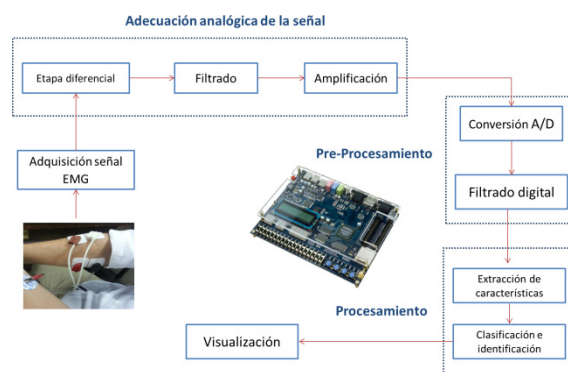
Las señales electromiográficas (EMG) son el registro de la actividad eléctrica que se genera en el tejido muscular, producidas durante el proceso de contracción y relajación de los músculos. Es decir, que el electromiograma consiste en un tren aleatorio de potenciales de acción que se registran extracelularmente y que son generados por las fibras musculares acompañadas de un trabajo mecánico. Dichas señales dan una idea de la actividad neuromuscular asociada a una contracción, pero no indica necesariamente la fuerza desarrollada por el músculo, sino cuál músculo se activa más por el sistema nervioso central e indirectamente qué músculo presta una función más protagónica en una función o movimiento particular [1]. Las principales características de las señales EMG es que presentan una amplitud de naturaleza aleatoria que varía en el rango de [0-10] mV con una energía útil en el rango de frecuencias de 20 a 500 Hz [2].

Las señales EMG presentan una amplitud de naturaleza aleatoria que varía en el rango de [0-10] mV, con una energía útil en el rango de frecuencias de 20 a 500 Hz [2].

A partir de mediados del siglo XX se inició la época de continuos avances en el registro de la actividad

eléctrica de los músculos a partir de señales EMG, gracias a pioneros como Du Bois Reymond (1849), Piper (1912) y Adrian Brooke (1929) [3]. El avance de la tecnología, de la adquisición de señales biológicas y del procesamiento de datos, permiten usar estas señales EMG en un amplio rango de aplicaciones como señales de control para dispositivos electrónicos e incluso para control de prótesis inteligentes.

El sistema propuesto se trabajó en dos etapas de desarrollo, las cuales fueron subdivididas en fases; la primera etapa está dividida en tres fases: adquisición-adequación analógica, transmisión y digitalización de las señales EMG. La segunda etapa corresponde al diseño del hardware implementado en FPGA, que es el encargado de procesar las señales EMG adquiridas. Cada etapa, a su vez, esta subdivida en varias subetapas. En la figura 1 se observa el diagrama de bloques de cada etapa que se implementó durante el desarrollo del sistema integral mioeléctrico de dos canales de adquisición.



**Figura 1.** Diagrama de bloques de la implementación realizada.

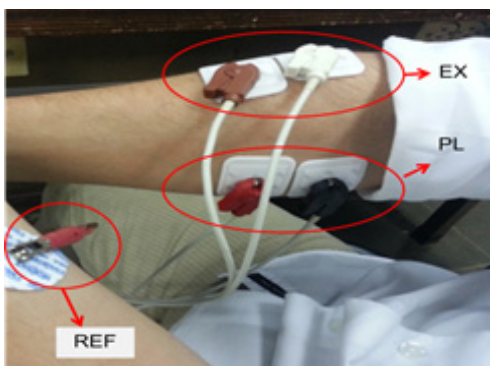
## 2. ADQUISICIÓN Y ADECUACIÓN DE SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS

En este trabajo se implementó un sistema hardware de captura analógica de dos canales, que obtiene las señales EMG de manera superficial, de tal forma que la adquisición de las señales puede ser realizada con un mínimo de riesgo sobre el paciente

[4]. Se utilizaron electrodos desechables de cardiografía Ag-AgCl monopolares. La salida de los electrodos se conecta a un bloque de procesamiento analógico constituido por etapas de amplificación y filtrado. En esta etapa se adecuó la señal al rango de amplitud que el códec de audio del kit de desarrollo DE2-70 permite, ya que este es el encargado de digitalizar la señal analógica acondicionada. El valor de rango oscila entre -1 y 1 V.

## 2.1. Adquisición de la señal

En [5], [6] y [7] se asegura que los músculos que más intervienen en los movimientos de la mano son los del antebrazo. En este trabajo se seleccionaron los músculos extensor común de los dedos (EX) y palmar largo (PL). La ubicación de los electrodos es de gran importancia y su mal posicionamiento puede generar resultados no deseados [8]. En la figura 2 se aprecia el lugar donde se ubicaron los electrodos para adquirir correctamente la señales EMG; se posicionó el electrodo de referencia (REF) en un músculo que no interviene en el movimiento, el cual se ubicó en el antebrazo contrario. Para cada músculo se utilizaron dos electrodos.



**Figura 2.** Posición de los electrodos para la adquisición de las señales EMG.

## 2.2. Adecuación analógica de la señal EMG

El sistema desarrollado cuenta con tres subetapas para la adecuación analógica: una primera etapa

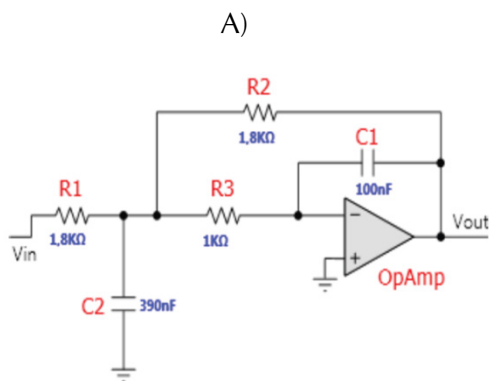
diferencial y de pre-amplificación, una etapa de filtrado y por último, una etapa de amplificación.

- *Etapas diferencial y de pre-amplificación*

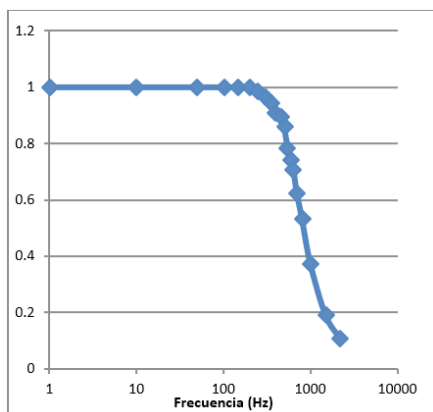
Se usaron amplificadores de instrumentación que ofrecen una excelente exactitud, ganancia diferencial precisa y estable, generalmente en el rango de 1 a 10000; la ganancia fijada en esta etapa fue de 1000. Los amplificadores de instrumentación también presentan un alto rechazo de modo común para disminuir los niveles de tensión de las señales parásitas asociadas a las señales tomadas. Esta etapa permite aumentar la fidelidad y precisión de las señales EMG adquiridas; de igual forma, los amplificadores de instrumentación aportan a la seguridad del usuario inmediatamente después de obtener la señal EMG desde los electrodos, ya que presentan una alta impedancia de entrada de aproximadamente 10 GΩ.

- *Etapas de filtrado*

En esta etapa se procedió a eliminar las componentes de ruido de alta y baja frecuencia. La interferencia de 60 Hz no fue filtrada ya que se encuentra dentro del rango de frecuencias útiles de las señales EMG de acuerdo con [8], [9], [10] y [11] y, por otra parte, el sistema desarrollado es alimentado con una batería de 9V. Aunque la mayor concentración de energía de las señales EMG se encuentra entre los 50 Hz y los 150 Hz, su canal de información va de los 20 Hz a los 500 Hz [11]. Se implementó un filtro analógico tipo Butterworth paso bajo de orden 2 con frecuencia de corte  $F_c=600$  Hz, debido a que en su implementación no requiere de muchos componentes electrónicos y presenta una buena respuesta en frecuencia. Las frecuencias bajas se filtraron digitalmente mediante la implementación de un filtro FIR. La figura 3 muestra el circuito analógico y la respuesta en frecuencia del filtro analógico implementado, para el cual se realizó un barrido de frecuencias a fin de establecer su respuesta, que según se observa, es la deseada.



A)



B)

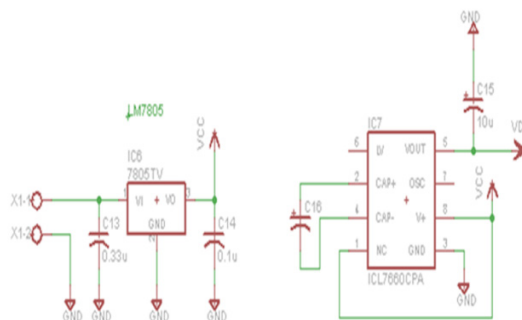
**Figura 3.** A) Diagrama esquemático del circuito analógico implementado. B) Respuesta en frecuencia analógica del filtro implementado.

- *Etapas de amplificación*

La etapa de amplificación es necesaria para obtener una mejor resolución en los datos a procesar. Se implementó un amplificador inversor con ganancia 2.

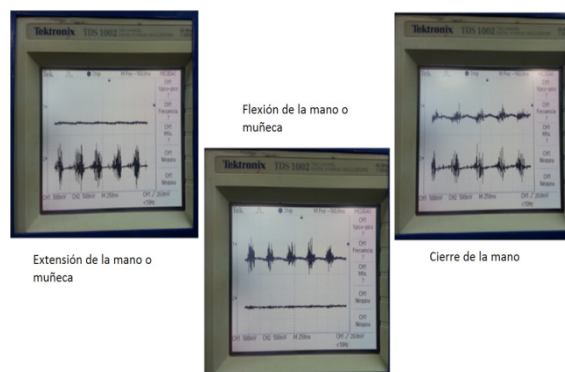
- *Alimentación del circuito*

Para la alimentación del circuito se usa una batería de 9V con el propósito de evitar interferencias de la línea de energía. Se utilizó el regulador 7805 para alcanzar 5V, y el circuito integrado LMC7660 a fin de obtener -5V. El diagrama esquemático diseñado se muestra en la figura 4.



**Figura 4.** Diagrama esquemático diseñado para la alimentación del circuito de adquisición-adección analógico.

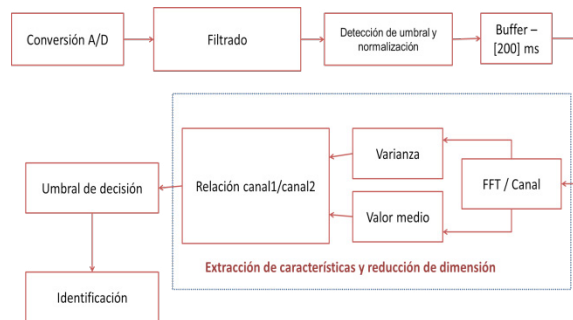
En la figura 5 se observan los dos canales de las señales EMG adquiridas con el sistema hardware diseñado, para comprobar su correcto funcionamiento, posicionando los electrodos de acuerdo con la figura 2. El canal superior corresponde al músculo palmar largo (PL) y el inferior al extensor (EX).



**Figura 5.** Señales EMG adquiridas con el sistema hardware diseñado de dos canales.

### 3. PROCESAMIENTO DE SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS

Se desarrolló una aplicación computacional en MATLAB, de la cual se seleccionaron las técnicas de procesamiento a implementar en FPGA, siguiendo el diagrama de bloques de la figura 6.



**Figura 6.** Diagrama de bloques para la etapa de procesamiento de las señales EMG implementada en FPGA.

### 3.1. Digitalización

Para la realizar la conversión analógica-digital se configuró el códec de audio que se encuentra en el kit de desarrollo DE2-70 de Terasic, con una frecuencia de muestreo de 8 kHz (frecuencia mínima del códec) conservando la relación de Nyquist. Cada muestra obtenida es de 16 bits. Es importante mencionar que las tarjetas de desarrollo que diseña Altera cuenta con todos los estándares de seguridad al igual que las tarjetas de sonido que se encuentran en cada kit y en los ordenadores, logrando una interfaz a través del micrófono o los audífonos; de igual manera cuentan con una alta impedancia de entrada lo que genera mayor seguridad en el usuario.

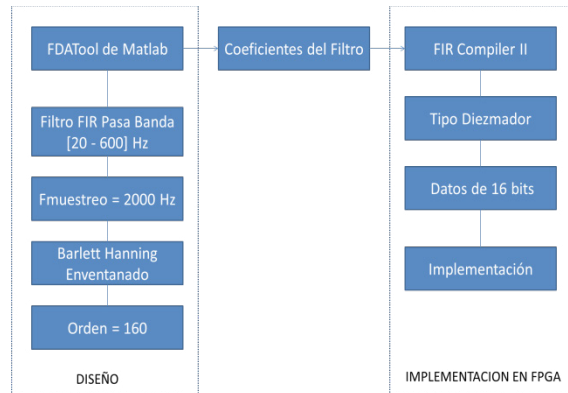
### 3.2. Etapa de pre-procesamiento

El pre-procesamiento se realizó a fin de acondicionar las señales EMG digitales y así obtener mejores resultados en la extracción de características. Fueron usadas las técnicas de procesamiento: filtrado, detección de señales EMG, normalización y segmentación.

- *Filtrado*

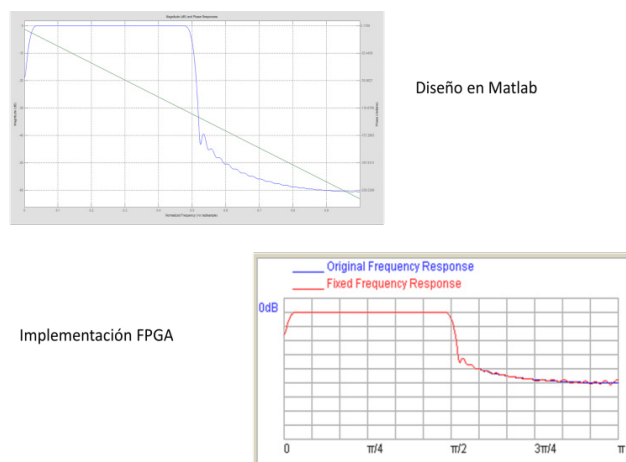
El filtro digital se diseñó usando la herramienta de Matlab, la cual proporciona los coeficientes a ser implementados en FPGA. La figura 7 muestra el

diagrama de bloques del proceso que se llevó a cabo para el diseño del filtro digital.



**Figura 7.** Diagrama de bloques para el proceso de filtrado.

Para realizar la implementación en FPGA se configuró un filtro FIR pasabanda con frecuencia de corte [20-600] Hz, de orden 160 tipo diezmador con el fin de reducir la tasa de muestreo hasta una frecuencia de 2 kHz. Se utilizó la mega función FIR Compiler II de la herramienta de diseño y compilación para FPGAs, Quartus II de Altera. La figura 8 muestra la respuesta en frecuencia del filtro diseñado e implementado, que permite comprobar el buen funcionamiento de implementación del filtro en FPGA.



**Figura 8.** Respuesta en frecuencia del filtro diseñado e implementado.



- *Detección de señales EMG y normalización*

Para la detección de señales EMG se evaluaron diversos valores de umbrales debido a que en la literatura no se especifica un valor fijo. En [12] se hace referencia a que el uso de un único valor umbral para diferentes intensidades de ejercicio y diferentes grupos de músculos puede causar resultados engañosos. De este modo, los investigadores pueden necesitar hacer uso de diferentes estrategias para establecer un valor de umbral. Como resultado de ello, no recomiendan ningún valor umbral definido debido a la naturaleza altamente variable del proceso de selección. En este trabajo y, después de una serie de evaluaciones, el umbral con mejor comportamiento para la detección de actividad muscular con señales EMG fue de 90 mV.

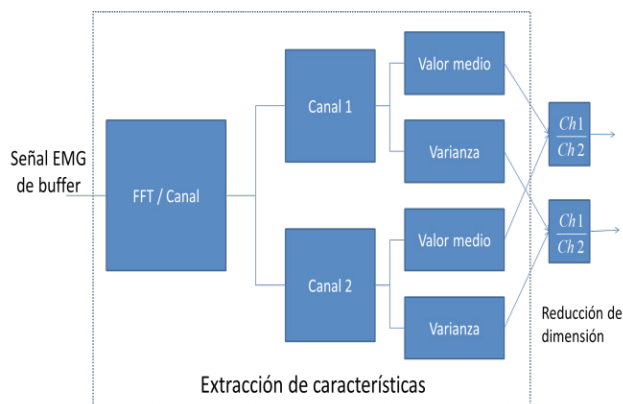
Luego de que una señal EMG es detectada, se llena un buffer en donde se calcula el valor máximo de la señal adquirida y se almacena en un registro para ser usado en el proceso de normalización, en donde se dividen todas las muestras de la señal por ese valor máximo.

- *Segmentación*

Para el análisis de señales EMG lo más común es obtener los registros en segmentos de longitud de 256 muestras y aplicar las técnicas de extracción de características a cada segmento [13]. Por su parte [6] y [14] usan la longitud de los segmentos en 256, 128, 64 y 32 muestras en cada ensayo; otros trabajos como en [15], [16] y [17] utilizan ventanas rectangulares de 200 y 400 ms, igualmente con resultados satisfactorios, pero cabe anotar que longitudes mayores de 256 muestras impondrá mayor tiempo de procesamiento y, en consecuencia, mayor retardo en la respuesta deseada. Se realizó una segmentación correspondiente a 256 muestras.

### 3.3. Extracción de características y reducción de dimensionalidad

En trabajos como [2], [3], [4], [5] y [14] se trabaja con técnicas de procesamiento en espacios temporales y frecuenciales obteniendo buenos resultados, en este trabajo, en la etapa de extracción de características, se implementó la Transformada Rápida de Fourier (FFT) a las muestras de los dos canales y se calcularon técnicas estadísticas, como su promedio y varianza, las cuales son técnicas de procesamiento que no generan un alto costo computacional y no presentan una alta complejidad en su implementación. Luego, para reducir la dimensión del vector de características se calcula una relación (cociente) entre las varianzas y los promedios de los dos canales. El proceso de extracción de características y reducción de dimensionalidad se implementó en FPGA de acuerdo con el diagrama de bloques de la figura 9.



**Figura 9.** Diagrama de bloques del proceso de extracción y reducción de la dimensión.

Para la implementación de la FFT se utilizó un core IP con licencia libre de Unicore Systems obtenido en el sitio web *openCores* [18]. La FFT es de 256 puntos y utiliza radix-8, tiene una arquitectura pipeline y los resultados son obtenidos de forma secuencial.

### 3.4. Identificación de las señales EMG

Después de obtener las características en una menor dimensión se procede a hacer la identificación del movimiento a partir de umbrales establecidos para la clasificación de los mismos. En la tabla 1 se muestran los umbrales implementados en FPGA para la identificación de los movimientos:

**Tabla 1.** Valores de los umbrales para la identificación del movimiento.

Relación de característica	Umbral		
Valor medio	Ch1/Ch2 > 2.3	$0.9 \leq \text{Ch1/Ch2} < 2.3$	Ch1/Ch2 < 0.9
	Extensión mano	Cierre mano	Flexión mano
Varianza	Ch1/Ch2 > 8	$0.7 \leq \text{Ch1/Ch2} < 8$	Ch1/Ch2 < 0.7
	Extensión mano	Cierre mano	Flexión mano

### 3.5. Control implementado con una máquina de estados

En la figura 10 se muestra un diagrama general de la máquina de estado (FSM) implementada para el control del sistema. A continuación se presenta una descripción de los estados:

S0: estado de reset.

S1: la señal EMG supera el umbral definido para la detección e inicia la etapa de pre-procesamiento.

S2: indica que el *buffer* de almacenamiento temporal de las señales EMG segmentadas a 200 ms, se encuentra lleno y listo para la etapa de procesamiento.

S3: cuando no se identifica un movimiento, se realiza el proceso de nuevo dos veces más. Este estado se activa cuando ya es la tercera vez.

S4: indica el inicio de la etapa de procesamiento.

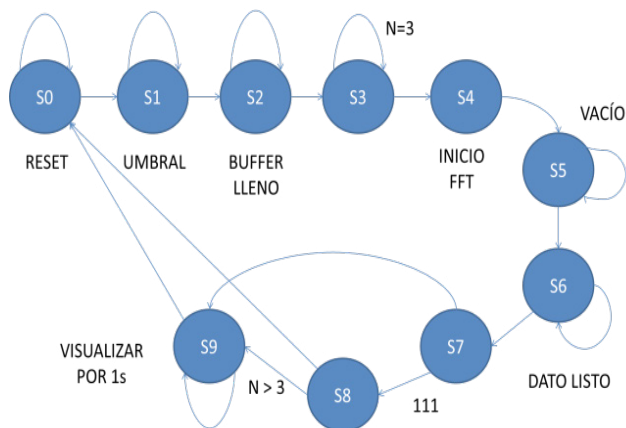
S5: comienza a sacar los datos hasta que la FIFO este vacía para realizar el proceso de extracción de características, reducción de dimensionalidad e identificación.

S6: indica que los datos están listos para su visualización.

S7: estado de validación, muestra si el dato es válido o no, si la señal de control indica 111 el dato es inválido y vuelve a realizar todo el proceso de nuevo hasta tres veces. Si no, va al S9.

S8: si ya se realizó el proceso tres veces y se identificó el movimiento se procede al próximo estado, de lo contrario vuelve al estado inicial.

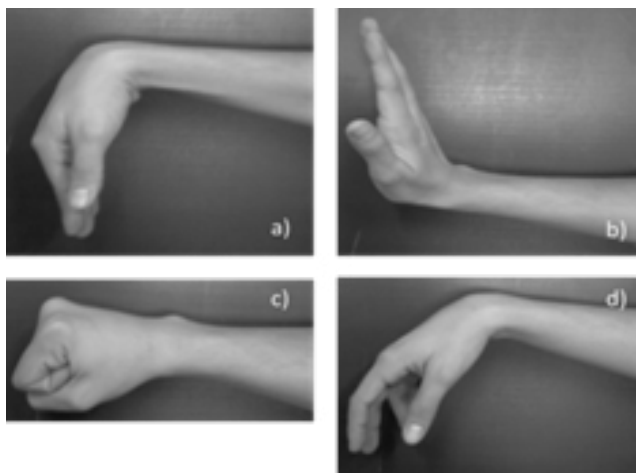
S9: estado de visualización del movimiento capturado e identificado. El resultado se visualiza por un segundo, después vuelve al estado inicial.



**Figura 10.** Máquina de estados diseñada para el control de la aplicación en FPGA.

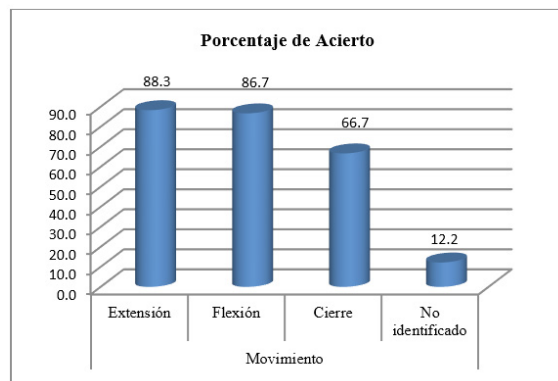
#### 4. PRUEBAS Y RESULTADOS

Se hicieron pruebas del sistema implementado con tres sujetos sanos seleccionados aleatoriamente. Cada sujeto recibió una explicación sobre la metodología a seguir para el uso de la aplicación EMG, para ello se palparon los músculos seleccionados en el antebrazo de cada usuario, se preparó la sección seleccionada con gel para mejorar la conductividad eléctrica, se situó al sujeto en una silla y se posicionaron los electrodos. Los aciertos corresponden a la visualización correcta de los movimientos realizados en la LCD del kit DE2-70, todas las pruebas tuvieron respuesta en tiempo real, los movimientos que se identificaron se muestran en la figura 11.



**Figura 11.** Movimientos identificados en el trabajo a) Flexión de la mano, b) Extensión de la mano, c) Cierre de la mano, d) Estado de reposo.

La metodología de las pruebas consistió en que el sujeto realizara diez movimientos, de cada uno de los que se van a clasificar, observando la salida en la LCD del kit de desarrollo. Se estableció un retardo en la visualización en la LCD del kit, debido a que el tiempo de respuesta es rápido, menor a los 18 us. La figura 12 muestra los resultados obtenidos.



**Figura 12.** Porcentaje de acierto en las pruebas realizadas.

Los resultados de compilación evidencian que la etapa de procesamiento del diseño (incluyendo el filtro y la FFT) consume el 13% de los recursos del FPGA disponible en la tarjeta DE2-70, y puede operar a una frecuencia máxima de 112MHz; sin embargo, las pruebas se realizaron utilizando un reloj de 50MHz.

#### 5. CONCLUSIONES

Se diseñó e implementó un sistema que captura las señales EMG de músculos del antebrazo para la identificación de tres movimientos de la mano (flexión, extensión y cierre) realizando el procesamiento en un sistema embebido, que se encuentra en el kit de desarrollo de Altera DE2-70 con un FPGA Cyclone II EP2C70F896C6N, el cual presentó una mayor velocidad de procesamiento, alto paralelismo y se pudo configurar para aplicaciones de uso específico.

El uso de funciones en el tiempo para la FFT arrojó buenos resultados para la identificación de las señales EMG en FPGA, ya que muestra el comportamiento de los datos pero en el espacio frecuencial; por otro lado, se utilizó menos del 15% en los recursos del FPGA, trabajando a una frecuencia rápida (50 MHz) y obteniendo una respuesta en la identificación del movimiento en 17.7 us. De igual forma se aprovecharon los recursos



que se encuentran en el kit de desarrollo DE2-70, mediante la configuración del códec de audio presente en este para el proceso de conversión analógica-digital.

La ubicación de los electrodos es un factor muy importante para el correcto funcionamiento del dispositivo, ya que si se hace erróneamente los resultados arrojados por el sistema podrían no ser los esperados.

Aunque el kit de desarrollo DE2-70 se conecta a la red eléctrica, en las pruebas realizadas el sistema identificó los movimientos realizados por los sujetos que participaron voluntariamente a través de un circuito que se alimenta con batería y que presenta altas impedancias de entrada, tanto en la adquisición de la señal como en la conversión AD, para garantizar la seguridad del usuario.

## 6. REFERENCIAS

- [1] D. Farina, N. Jiang and H. Rehbaum A. Holobar, B. Graimann, H. Dietl, and O. C. Aszmann "The extraction of neural information from the surface EMG for the control of upper-limb prostheses: Emerging avenues and challenges". *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 22, issue 4, pp. 797-809, 2014.
- [2] G. Betancourt, E. Giraldo y J. Franco, "Reconocimiento de patrones de movimiento a partir de señales electromiográficas". *Scientia et Technica*, año 10, no. 26, pp. 53-58, diciembre, 2004.
- [3] L. Banguero, *SEMG para control de prótesis mioeléctricas*. Escuela de Ingeniería de Antioquia e Instituto de Ciencias de la Salud, 2006.
- [4] J. Villarejo, *Detección de la intención de movimiento durante la marcha a partir de señales electromiográficas*. Cali, Universidad del Valle, 2007.
- [5] D. Reyes y C. Cifuentes, *Diseño de un mouse electromiográfico*. Cali, Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Universidad del Valle, 2011.
- [6] R. Morales, D. Morales y V. Grisales, "Caracterización de señales electromiográficas para la discriminación de seis movimientos de la mano". *Scientia et Technica*, año 15, no. 42, pp. 278-283, agosto, 2009.
- [7] K. Anam, R. Khushaba and A. Al-Jumaily, "Two-channel surface electromyography for individual and combined finger movements". *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*. pp 4961-4964, 2013.
- [8] A. Al-Timemy, G. Bugmann, J. Escudero and N. Outram, "Classification of finger movements for the dexterous hand prosthesis control with surface electromyography". *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 17, issue 3, pp. 608-618, 2013.
- [9] F. Rodríguez y M. Chávez, *Instrumentación electrónica de un exoesqueleto para rehabilitación asistida de rodilla*. Cali, Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica, Universidad del Valle, 2010.
- [10] S. Day, M. Djupsjöbacka, B. Gerdle and S. Karlsson, "Acquisition, Processing and Analysis of the Surface Electromyogram". *Modern Techniques in Neuroscience Research*. Chapter 26, pp. 705-755, Berlin, Ed. Windhorst U. & Johanson H. Springer Verlag 1999.
- [11] H. A. Romo, J. Realpe y P. Jojoa, "Análisis de señales EMG superficiales y su aplicación en control de prótesis de mano". *Revista Avances en Sistemas e Informática*, vol. 4, no. 1, junio, 2007.
- [12] K. Özgünen, U. Çelik and S. Kurdak, "Determination of an optimal threshold value for muscle activity detection in EMG analysis". *Journal of Sports Science and Medicine*, vol. 9, pp. 620-628, 2010.
- [13] L. Hargrove, K. Englehart and B. Hudgins, "A Comparison of Surface and Intramuscular Myoelectric Signal Classification", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 5, pp. 847-853, 2007.

- [14] K. Englehart, B. Hudgins, P. Parker and M. Stevenson, "Classification of the Myoelectric Signal using Time-Frequency Based Representation". *Medical Engineering & Physics*, 21, pp. 431-438, 1999.
- [15] K. Caballero, L. Duque M., S. Ceballos., J. Ramírez C. y A. Peláez, "Conceptos básicos para el análisis electromiográfico". *Revista CES Odontología*, vol. 15, no. 1, pp. 41-50, 2002.
- [16] A. Orjuela y L. Calôba, *Clasificación de movimientos en extremidades usando redes neuronales: I. Proceso supervisado*. Brasil, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2008.
- [17] A. Orjuela, L. Calôba, *Clasificación de movimientos en extremidades usando redes neuronales: II. Proceso semi-supervisado*. Brasil, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2008.
- [18] Opencores, comunidad de libre acceso en desarrollos de hardware, Pipelined Transformada Rápida de Fourier de 256 puntos, Creado: Feb 1, 2010, Actualizado: Jul 30, 2014 [en línea]. Consultado el actualmente se encuentra vigente, fecha: 01/07/2015, disponible en: [http://opencores.org/project,pipelined\\_fft\\_256](http://opencores.org/project,pipelined_fft_256)

