

SISTEMA DETECTOR DE INTENCIÓN DE MOVIMIENTO A PARTIR DE SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS SUPERFICIALES

L. Cortes Carvajal¹, M. Guerrero Doria², J. C. Realpe Chamorro³, H. Romo Romero⁴, Universidad del Cauca.
Recibido Julio 29, 2013 – Aceptado Septiembre 3, 2013

<http://dx.doi.org/10.18566/puente.v7n2.a08>

Resumen—Este artículo presenta el diseño y construcción de un sistema detector de intención de movimiento a partir de señales electromiográficas superficiales en la Universidad del Cauca - Colombia. Su diseño consistió en embeber en un procesador digital de señales de microchip, dsPIC33FJ256GP710A, los algoritmos de extracción de características y reconocimiento de patrones, requeridos para realizar la función de clasificación de señales electromiográficas superficiales. Se desarrolló el software necesario para la interacción del usuario con el sistema, compatible con los códigos de procesamiento de señales.

Palabras clave— Procesador DsPIC, reconocimiento de patrones, señales electromiográficas.

Abstract— This article presents the design and construction of a motion detector system from electromyographic surface signals at the University del Cauca - Colombia. Its design consisted in the imbedded into a digital signal processor of Microchip (dsPIC33FJ256GP710A), the algorithms for feature extraction and pattern recognition, required to perform the function of surface electromyographic signals classification. It was developed the software for the user interaction with the system, compatible with the signal processing codes Santander.

Keywords— Processor DsPIC, Pattern Recognition, Electromyographic Signals.,

I. INTRODUCCIÓN

Las señales electromiografías de superficie (EMGS) se han convertido en un material de investigación muy importante en el reconocimiento de patrones, control de dispositivos, rehabilitación de discapacitados, detección de patologías, entre otros campos; debido a la facilidad con la que se pueden adquirir de forma no invasiva y sin peligro para el

individuo [1]. Actualmente, una de las aplicaciones más importantes para este tipo de señales es el control de dispositivos activos como las prótesis mioeléctricas [2].

Uno de los principales componentes en el desarrollo de una prótesis mioeléctrica, es el sistema clasificador de las señales electromiográficas, el cual interpreta la intención de movimiento del paciente a partir de dichas señales. No obstante, existen distintos tipos de sistemas de clasificación de señales EMGS, los cuales difieren en algunas de sus especificaciones tales como: la técnica de extracción de características, el tipo de características que se tienen en cuenta para la clasificación o el tipo de clasificador. En la Universidad del Cauca se ha logrado un gran aporte con el trabajo realizado por H. Romos [3], quien mediante el análisis de señales EMG, con técnicas basadas en wavelets, extrae características que ayudan a mejorar el desempeño en la fase de clasificación de señales EMGS. Este proceso se realizó utilizando la información contenida en la base de datos de señales EMGS, suministrada por el Ph.D. Kevin Englehart [4]. Este tipo de trabajos ha creado nuevos enfoques en la instauración de proyectos para el desarrollo de prótesis de mano. Uno de los proyectos en el cual el Departamento de Electrónica, Instrumentación y Control de la Universidad del Cauca ha enfocado su trabajo, es un Prototipo Funcional de Prótesis de Mano Robótica, en donde el objetivo es desarrollar una prótesis de mano que integre las fases de extracción de características, clasificación de las señales y sistema actuador. Una de las fases fundamentales y sobre la cual se desarrolla el proyecto Sistema Detector de Intención de Movimiento a Partir de Señales Electromiográficas Superficiales, es la clasificación de señales EMGS realizada a través un sistema embebidos.

II. SELECCION E IMPLEMENTACION DEL ALGORITMO DE CLASIFICACION.

En [3], H. Romo implementó una serie de algoritmos, con el objetivo de mejorar el desempeño

¹J. Cortes, Ingeniero en Automática Industrial de la Universidad del Cauca. Teléfono, e-mail: joseluis cortes@unicauca.edu.co

²M. Guerrero Doria, Ingeniero en Automática Industrial de la Universidad del Cauca, e-mail: mauriciogd@unicauca.edu.co

³J. Realpe Magister en Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad del Cauca, e-mail: jcrealpe@unicauca.edu.co

⁴H. Romo Magister en Electrónica y Telecomunicaciones de la Universidad del Cauca 2009, e-mail: hromo@unicauca.edu.co.

en la clasificación de señales EMGS. Los algoritmos se caracterizan principalmente por la técnica utilizada en la extracción de características y los métodos utilizados en la clasificación de patrones. Para el diseño de este sistema embebido, se seleccionó un algoritmo de entre los diferentes algoritmos expuestos en [3], teniendo en cuenta criterios como: tiempo de ejecución, error de clasificación, consumo de memoria y sencillez en su implementación. A continuación se presenta una breve descripción de los algoritmos analizados y por último, se muestra la metodología utilizada en la adecuación del algoritmo seleccionado al lenguaje de programación utilizado.

A. Algoritmos de clasificación disponibles

En [3], se encuentran seis algoritmos de clasificación, los cuales resultan de la combinación de dos técnicas de extracción de características tempo-espectrales: la Transformada de Paquetes Wavelet (WPT) y Transformada Wavelet Discreta (DWT), con tres técnicas de clasificación: el Perceptrón Multicapas (MLP), la Red Neuronal Probabilística (PNN) y la Máquina de Soporte Vectorial (SVM).

- *Algoritmo 1: DT – DWT – PNN*
Este algoritmo extrae características temporales discretas (DT) y características tempo-espectrales mediante la DWT. Para la clasificación utiliza una PNN [5], [6].
- *Algoritmo 2: DT - WPT- PNN*
Este algoritmo extrae características temporales discretas (DT) y características tempo-espectrales mediante la WPT. Para la clasificación utiliza una PNN.
- *Algoritmo 3: DT – DWT – MLP*
Este algoritmo extrae características temporales discretas (DT) y características tempo-espectrales mediante la DWT. Para la clasificación utiliza una red neuronal del tipo MLP [7], [8].
- *Algoritmo 4: DT- WPT – MLP*

Este algoritmo extrae características temporales discretas (DT) y características tempo-espectrales mediante la WPT. Para la clasificación utiliza una red neuronal del tipo MLP.

- *Algoritmo 5: DT – DWT – SVM*
Este algoritmo extrae características temporales discretas (DT) y características tempo-espectrales mediante la DWT. Para la clasificación utiliza el sistema automático de aprendizaje SVM [9].
- *Algoritmo 6: DT - WPT –SVM*
Este algoritmo extrae características temporales discretas (DT) y características tempo-espectrales mediante la WPT. Para la clasificación utiliza el sistema automático de aprendizaje SVM [9].

B. Criterios de selección del algoritmo clasificador

Para la selección del algoritmo clasificador más adecuado se plantearon los siguientes criterios:

Tiempo de ejecución. En el desarrollo de una prótesis de mano funcional robótica es fundamental que el sistema tenga una respuesta relativamente rápida ante los estímulos dados por el paciente, por esta razón se considera que el tiempo de ejecución del algoritmo de clasificación es uno de los principales criterios de selección a tener en cuenta en esta etapa.

Error de Clasificación. Para evaluar este criterio se utilizaron los resultados obtenidos por H. Romo en [3]. En la Tabla I. se observan los errores de clasificación para cada uno de los seis pacientes de acuerdo a la técnica de extracción de características (DT-DWT o DT-WPT) y al tipo de clasificador (MLP, PNN o SVM) utilizado. Se tomó el promedio de los porcentajes de error obtenidos en las diferentes técnicas de clasificación para los seis pacientes.

TABLA I.
ERROR DE CLASIFICACIÓN PARA CADA UNO DE LOS PACIENTES [3].

PACIENTE	DT-DWT PNN	DT-WPT PNN	DT-DWT SVM	DT-WPT SVM	DT-DWT MLP	DT-WPT MLP
1	5.000 %	0.000 %	0.000 %	4.375 %	1.250 %	0.625 %
2	0.625 %	2.500 %	1.875 %	2.500 %	0.000 %	0.625%

TABLA I. (Continuación)

3	0.000 %	2.500 %	0.000 %	1.250 %	1.250 %	1.875 %
4	8.125 %	11.250 %	6.875 %	6.875 %	3.125 %	3.125 %
5	4.375 %	6.875 %	3.750 %	6.875 %	3.125 %	3.750 %
6	24.375 %	10.625 %	26.250 %	10.000 %	6.875 %	5.000 %
PROMEDIO	7.083 %	5.625 %	6.485 %	5.312 %	2.604 %	2.500 %

Sencillez en la Implementación. Para evaluar este criterio se hizo una revisión de la estructura de los algoritmos haciendo énfasis en las funciones más complejas y extensas. Se buscó, en cada uno de los algoritmos suministrados en [3], un remplazo directo al lenguaje de programación del sistema, por lo tanto, se determinó que un algoritmo sería menos complejo que otro, en la medida de que posea más funciones equivalentes.

Consumo de memoria. El consumo de memoria es un factor fundamental en los sistemas embebidos. Este criterio se estableció comprobando: el número

de bytes que ocupa en memoria y la dimensión de los distintos algoritmos. Esta información es tomada a partir del tamaño de todas las variables creadas y utilizadas.

C. Evaluación de los criterios de selección

En la Tabla II se exponen los resultados obtenidos en tres de los cuatro criterios de evaluación; Tiempo de Ejecución, Error de Clasificación y Consumo de Memoria. En cuanto al criterio Sencillez en la Implementación, no es mencionado aquí, ya que la valoración de éste no corresponde a una calificación cuantitativa como los demás.

TABLA II.
EVALUACIÓN DE LOS CRITERIOS DE SELECCIÓN

Algoritmo de clasificación	Tiempo de ejecución		Error de clasificación (%)	Consumo de memoria	
	Extracción de características (s)	Clasificación (s)		Extracción de características	Clasificación (bytes)
DT-DWTPNN	0.0266	0.0411	7.083	33256	66531
	Total=0.0677			Total=99787	
DT-WPT PNN	0.0375	0.0411	5.625	23320	66531
	Total=0.0786			Total=89851	
DT-DWT MLP	0.0266	0.0569	2.604	33256	36413
	Total=0.0835			Total=69669	
DT-WPT MLP	0.0375	0.0569	2.500	23320	36413
	Total=0.0944			Total=59733	
DT-DWT SVM	0.0266	0.0061	6.458	33256	30096
	Total=0.0327			Total=63352	
DT-WPT SVM	0.0375	0.0061	5.312	23320	30096
	Total=0.0436			Total=53416	

Tanto el Tiempo de Ejecución como el Consumo de Memoria están divididos en dos columnas, una para el proceso de extracción de características y la otra para el proceso de clasificación de patrones, mostrando el total que corresponde a la suma de los valores de cada columna. En cuanto al Error de Clasificación, se especifica el promedio de los errores de clasificación para cada uno de los pacientes, tomado directamente de los resultados obtenidos [3].

D. Selección del algoritmo de clasificación

De acuerdo con los criterios mencionados y evaluados, el método de selección del algoritmo

de clasificación consistió en asignar una puntuación entre 1 y 6. La puntuación 1, expresa poca viabilidad para la implementación del algoritmo en tanto que la puntuación 6, expresa una viabilidad alta, de esta forma se calificaron los criterios (Tabla III).

Después de obtenidos todos los puntajes se calculó el promedio de los criterios para cada algoritmo, y a partir de este se eligió el más indicado. De acuerdo a las ponderaciones asignadas, el proceso de clasificación de señales EMGS seleccionado corresponde al algoritmo número 3 (DT- DWT - MLP)-

TABLA III.
PUNTUACIÓN DE LOS CRITERIOS DE SELECCIÓN

Algoritmo de Clasificación	Tiempo de ejecución	Error de clasificación	Consumo de memoria	Sencillez en la implementación	%
DT- DWT PNN	4	1	1	5	2.75
DT-WPT PNN	3	4	2	4	3.25
DT- DWT MLP	2	5	3	6	4
DT-WPT MLP	1	6	5	2	3.5
DT-DWT SVM	6	2	4	3	3.75
DT-WPT SVM	5	3	6	1	3.75

E. Adecuación del algoritmo de clasificación

El proceso de adecuar el algoritmo de clasificación seleccionado, se considera como parte fundamental en este trabajo, ya que el objetivo principal del mismo, es la obtención de un algoritmo de clasificación, en un lenguaje compatible con el sistema clasificador, con el cual se obtengan resultados similares o mejores a los obtenidos en [3], teniendo en cuenta características específicas como peso computacional y desempeño.

En primer lugar se realizó un análisis de los códigos implementados por H. Romo[3], estos códigos incluían los algoritmos de clasificación de forma integral, por lo cual fue necesario extraer y organizar esta información en un archivo que almacenara las funciones referentes al algoritmo seleccionado anteriormente (DT- DWT - MLP), con el cual se trabajaría a partir de ese momento. Además, fue necesario realizar una modificación en la estructura del mismo, ésta consistió en omitir una

de las características espectrales que se obtenían a partir de los coeficientes que se generaban al aplicar la transformada Wavelet discreta a la señal EMG. La característica eliminada consistía en la extracción de los valores singulares de los coeficientes no nulos. Este cambio permitió modificar la etapa de clasificación (Perceptrón Multicapa) en el número de entradas a la red, que cambió de 12 a 10 respectivamente.

Después de adecuar el archivo con el algoritmo de clasificación y las modificaciones pertinentes, se pasó a generar la nueva base de datos de patrones, tanto de entreno como de pruebas, la cual contiene los vectores de características con que se realizó la clasificación. La nueva base de datos se implementó extrayendo las características de cada una de las señales EMG, para cada uno de los seis pacientes. Como resultado de esta etapa se obtienen seis archivos *.txt, uno para cada paciente, los cuales contienen una matriz de 10 filas (Vectores de características) por 160 columnas (corresponden a

las características tanto temporales como espectrales previamente extraídas).

Después de haber generado las bases de datos tanto de entreno como de prueba para cada uno de los seis pacientes en el paso anterior, se procedió a crear y entrenar las redes neuronales que realizan la clasificación de los vectores de características. El clasificador que se implementó fue un Perceptrón Multicapas, al cual se le realizaron dos

cambios. Uno, reducir el número de entradas de 12 a 10, debido a la exclusión de una de las características. Y dos, la distribución del número de neuronas de las 2 capas ocultas, ubicando 10 y 5 neuronas en la primera y segunda capa respectivamente, a diferencia de las 6 que tenía en cada una de las dos capas del algoritmo original. En la Fig.1 se observa la arquitectura del Perceptrón Multicapas implementado [10].

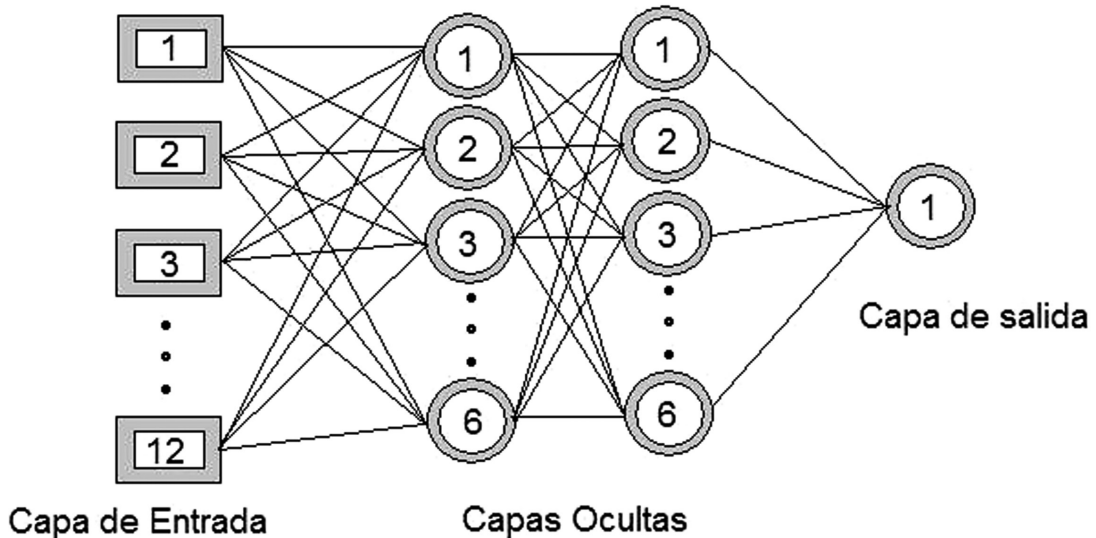


Fig. 1. Arquitectura del clasificador implementado (Perceptrón Multicapas)

Posteriormente de tener las etapas de extracción de características y clasificación del algoritmo seleccionado completamente adecuado, se pasó a realizar la traducción al lenguaje de programación designado. Este proceso se realizó utilizando como principal ayuda el “debugger”, el cual sirve principalmente para localizar y corregir errores del programa que no han sido detectados por el compilador. Además, permite mantener el control del programa en tiempo de ejecución, siendo unas de sus principales funcionalidades, la de poder correr el programa paso a paso, deteniéndose en las sentencias más críticas, y la de permitir conocer el valor de todas las variables en cualquier instante de la ejecución. Dicha funcionalidad fue la más utilizada en el desarrollo de esta etapa del trabajo, debido a que la metodología implementada consistió en correr paso a paso el programa, observando cada una de las funciones como una caja negra y de acuerdo a las señales tanto de entrada como de salida, definir una función existente o rutina en el lenguaje de

programación utilizado, para que realizara exactamente la misma labor.

F. Desempeño del Algoritmo de Clasificación Adecuado al Lenguaje de Programación del Sistema

En esta sección era de suma importancia la obtención de un código compatible con el sistema, que tuviera resultados relativamente iguales a los obtenidos en el software utilizado en [3], así como también, que dicho código tuviese unas características de desempeño que permitieran la utilización del algoritmo en un procesador de señal externo al PC. Las características principales tenidas en cuenta en esta parte del trabajo fueron el tiempo de ejecución, el espacio de memoria necesario para almacenar el código, el consumo de memoria RAM y el error de clasificación. En la Tabla IV se pueden observar las principales características del algoritmo de clasificación.

TABLA IV.
PRINCIPALES CARACTERÍSTICAS DEL ALGORITMO DE CLASIFICACIÓN ADECUADO AL LENGUAJE DE PROGRAMACIÓN DEL SISTEMA.

Tiempo de Ejecución	Memoria de Programa	Memoria RAM	Error de Clasificación
0.1654 ms	21990 Bytes	24 Kbytes	4.895 %

III. DESCRIPCIÓN DISEÑO Y CONSTRUCCIÓN DEL SISTEMA

Para la elaboración del dispositivo se realizó un diseño electrónico previo con ayuda de herramientas software que permitieron la creación de los planos eléctricos del circuito, además de la simulación en tiempo real.

Conjuntamente con la elaboración del dispositivo hardware se realizó el diseño de una interfaz de usuario, que permitió una fácil manipulación de la base de datos donde se encuentran contenidas las señales EMGS.

A. Diseño

El diseño se implementó en una herramienta para simulación de circuitos, en donde se corroboraron las conexiones físicas adecuadas entre los dispositivos utilizados, además de la simulación en tiempo real del dispositivo. Posteriormente se realizó el diseño del PCB (Printed Circuit Board), el cual contiene diversos dispositivos electrónicos utilizados en la creación del sistema (Fig.2).

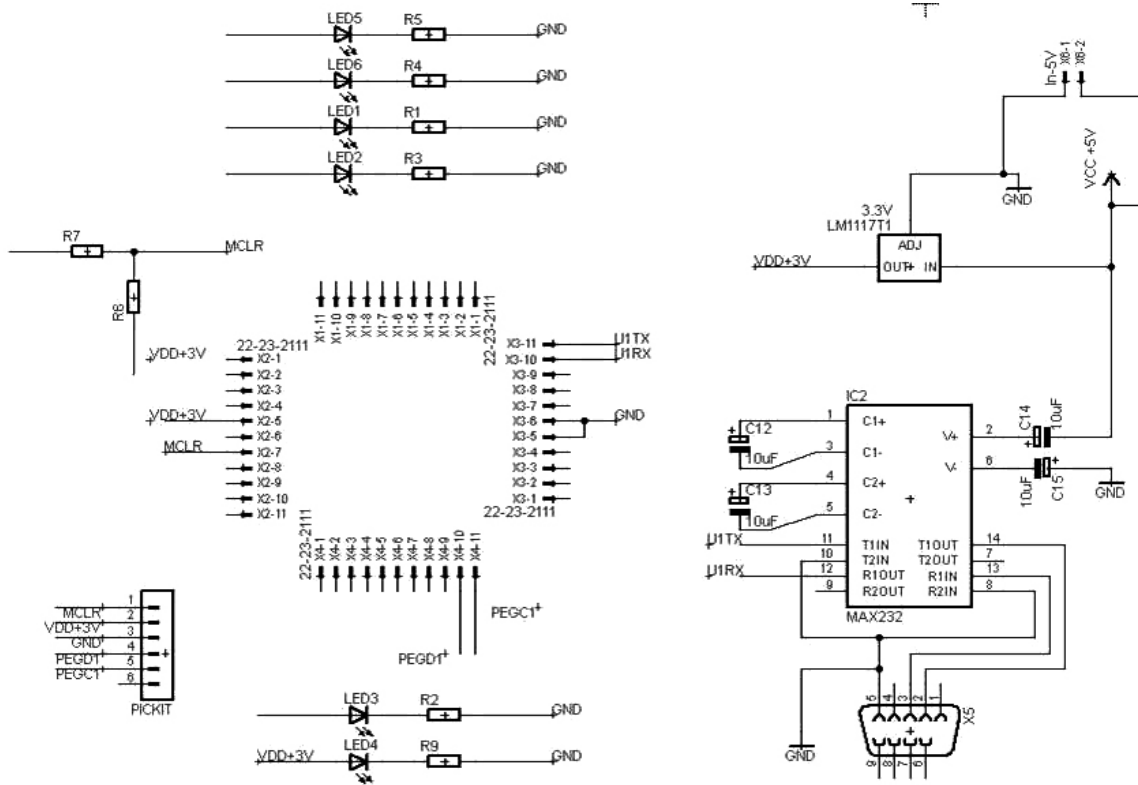


Fig. 2. Diagrama de conexiones PCB

B. Construcción

Para la construcción de dispositivo clasificador de señales EMGS fueron utilizados diferentes

materiales, entre los cuales se encuentran: una baquelita con medidas aproximadas de 9cm x 10cm y peso aproximado de 40gramos, un socket para la

conexión del módulo MA330012 con dsPIC33FJ256GP710a de Microchip, un adaptador para niveles de voltaje de comunicación Max232, un conector serial DB9 hembra, un regulador de voltaje LM1117T, 6 diodos emisores de luz led, resistores y

capacitores. La construcción del dispositivo se realizó de forma manual, con herramientas de electrónica disponibles y fáciles de conseguir (Fig.3).

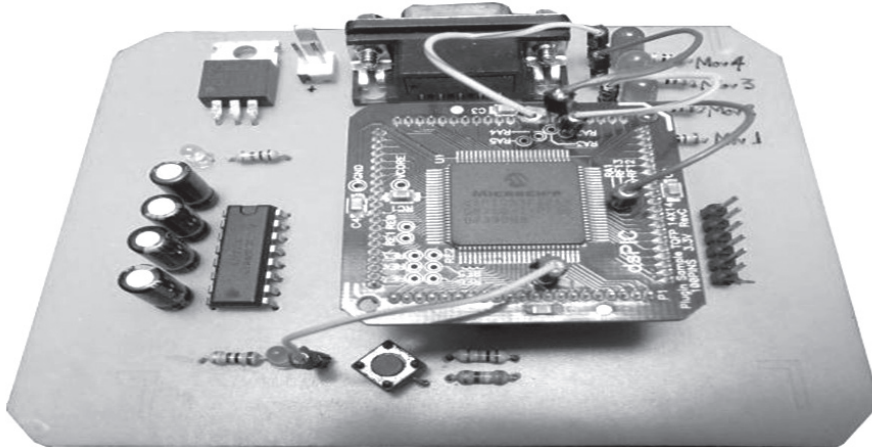


Fig. 3. Dispositivo clasificador de intención de movimiento

C. Interacción

La interacción con el dispositivo clasificador de intención de movimiento se ejecutó desde una interfaz gráfica de usuario (Fig.4), a través de esta se

realizó la selección del paciente, de los canales y del tipo de movimiento, configurando de diferentes formas la estructura del vector de datos, además de organizarlo y enviarlo.

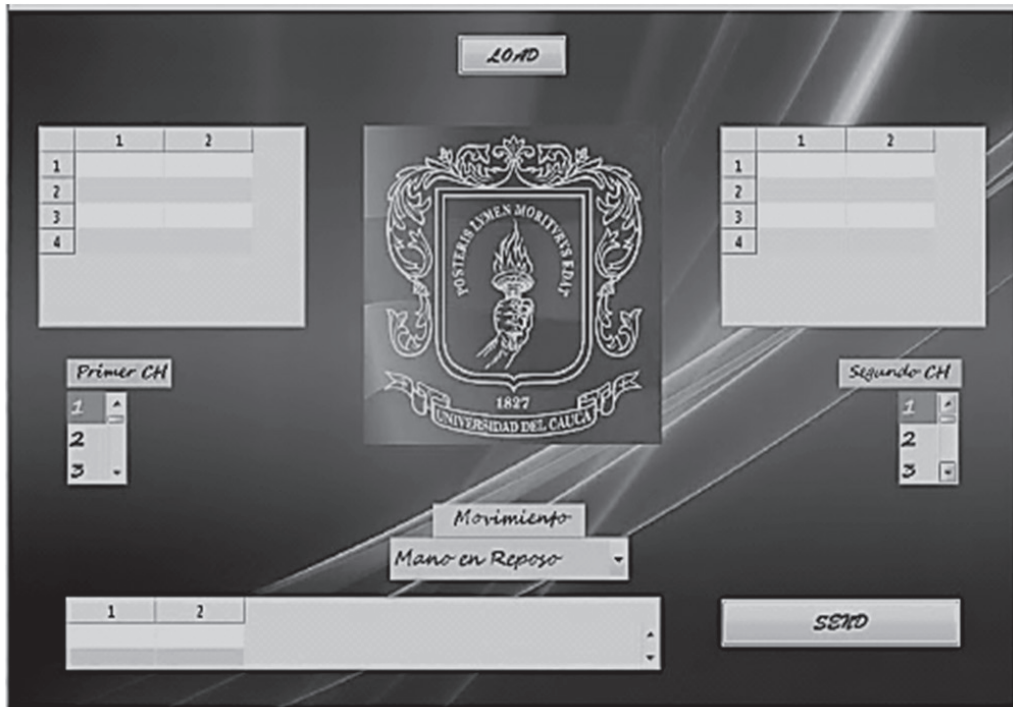


Fig. 4. Interfaz gráfica de usuario.

IV. PRUEBAS Y VALIDACIÓN

A. Pruebas de funcionalidad

Este tipo de prueba examina si el sistema cubre las necesidades de funcionamiento acordes a las especificaciones de diseño. En ella se verificó si el sistema lleva a cabo correctamente las funciones requeridas, la validación de los datos y de comportamiento. Para esta prueba se usó el esquema de prueba de caja negra ya que interesa saber su funcionalidad, independientemente de la forma en que lo haga.

El objetivo de la prueba consiste en comparar los datos entregados por el sistema clasificador con deducciones obtenidas al ejecutar el código y con los resultados obtenidos en [3], de esta manera se pretende conocer el máximo error que presenta el sistema.

Para validar el sistema clasificador de intención de movimiento a partir de señales electromiográficas superficiales se examinaron 160 vectores en los canales designados para cada uno de los 6 pacientes. Los vectores muestreados se catalogaron como acertados y desacertados. Acertado cuando el movimiento resultado del sistema clasificador de movimiento corresponda al movimiento seleccionado en la base de datos, y desacertados cuando el movimiento resultado del sistema clasificador de movimiento no corresponda con el movimiento seleccionado. Con base en estos resultados se obtuvieron los porcentajes de acierto y de error para cada paciente. En la Tabla IV se registraron los porcentajes de acierto obtenidos para cada paciente en cada movimiento.

TABLA V.
PORCENTAJE DE ACIERTO

	Mov. 1 (%)	Mov. 2 (%)	Mov. 3 (%)	Mov. 4 (%)
Paciente 1	100	100	100	100
Paciente 2	100	100	87,5	100
Paciente 3	100	97,5	97,5	92,5
Paciente 4	100	95	97,5	85
Paciente 5	97,5	100	97,5	100
Paciente 6	100	87,5	100	100

Los resultados obtenidos por el sistema detector de intención de movimiento en cuanto al error de

clasificación, fueron aceptables teniendo en cuenta que el error promedio fue de 2.71 %, el porcentaje de desacuerdo en los pacientes no supero el 3.75 % y que la mayor diferencia de error se obtuvo en el paciente 2 con 3.13 %, ubicándose dentro del rango de valores obtenidos por el Mg. H Romo en [3].

V. CONCLUSIONES

El error de clasificación obtenido con el sistema detector de intención de movimiento descrito en el presente trabajo fue de 2,711%, logrando así un porcentaje de 0.107% menos que el obtenido por el Ingeniero Mg. Harold Romo en [3]. El paciente que presentó un menor error de clasificación fue el número 1 con un error del 0%. De la misma forma, el paciente con el cual se obtuvo el mayor error fue el número cuatro con un 5,63%.

A diferencia del algoritmo de clasificación original implementado en [3], el algoritmo desarrollado en el presente trabajo en el proceso de extracción de características, no se tuvo en cuenta la característica denominada Valores Singulares de los Coeficientes no Nulos, debido a que esta ameritaba una gran carga computacional para su implementación y además los resultados obtenidos fueron muy similares a los del algoritmo original.

El dispositivo integrado compatible con el algoritmo de clasificación seleccionado y descrito en el capítulo dos del presente trabajo, fue el DsPIC33fj256a de Microchip, ya que cuenta con todas las características necesarias para el desarrollo de la tarjeta.

La interfaz de usuario implementada facilita la utilización del dispositivo en cuanto a la organización y envío de las señales, ya que el dispositivo clasificador debe estar en constante comunicación con la base de datos contenida en el PC.

REFERENCIAS

- [1] P. Morales, D. Rubén, B Morales, D. Andrés, P. Grisales, V. HUGO, “Caracterización de Señales Electromiográficas para la Discriminación de Seis Movimientos de la Mano”, Universidad Tecnológica de Pereira, Colombia 2009.
- [2] R. Merletti y P. Parker, “Electromyography: Physiology, Engineering and Non-Invasive Applications”. IEEE Press and John Wiley Publishers, 2001.
- [3] H. Romo, “Aplicación de Wavelets en el análisis y la extracción de características para la clasificación de señales EMGS”, Universidad del Cauca, 2008.

- [4] Englehart, K. (1998). Ph.D. Thesis. Signal Representation for Classification of the Transient Myoelectric Signal. University of New Brunswick, Fredericton, New Brunswick.
- [5] C. Belalcázar, Z. Rengifo, "Clasificación de señales electromiográficas (EMG) para una prótesis de mano". Universidad del Cauca, 2007
- [6] J. castro, "Nuevas metodologías no invasivas de diagnosis de defectos incipientes en rodamientos de bola". Universidad Carlos III de Madrid, Mayo 2007.
- [7] K. Englehart, B. Hudgins, P.A. Parker, and M. Stevenson, "Classification of the Myoelectric Signal using Time-Frequency Based Representations". Institute of Biomedical Engineering, and Department of Electrical and Computer Engineering, Canada, 1999.
- [8] M. Sánchez, "Sistema de detección de intrusos en redes de comunicaciones utilizando redes neuronales". Departamento de Ingeniería Electrónica, Escuela de Ingeniería, Universidad de las Américas Puebla. Diciembre. 2004.
- [9] S. Valero Cubas, "Arquitectura de búsqueda basada en técnicas Soft Computing para la resolución de Problemas Combinatorios en Diferentes Dominios de aplicación". Universidad politécnica de Valencia, departamento de sistemas informáticos y computación. Valencia febrero 2010.



Radiopropagación.

Harold A. Romo Romero. Profesor Titular, Universidad del Cauca. Licenciado en Matemáticas, Universidad de Nariño. Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad del Cauca. Magister en Ingeniería, Área Electrónica y Telecomunicaciones - Universidad del Cauca. Áreas de Interés: Procesamiento de Señales, Comunicaciones Digitales y

BIOGRAFÍA



José Luis Cortes Carvajal, Ingeniero en Automática Industrial, Universidad del Cauca. Área de Interés Procesamiento de Señales.



Mauricio, Guerrero Doria, Ingeniero en Automática Industrial, Universidad del Cauca. Área de Interés Procesamiento de Señales.



Judy Cristina Realpe Chamorro, Profesor Titular, Universidad del Cauca. Ingeniera en Electrónica y Telecomunicaciones, Universidad del Cauca. Magister en Ingeniería, Área Electrónica y Telecomunicaciones - Universidad del Cauca. Área de Interés: Procesamiento de Señales.