



INAOE

**Diseño e Implementación de un Sistema
de Adquisición, Procesamiento y
Clasificación de Señal Mieléctrica para
Prótesis Transhumeral de Tres Grados
de Libertad**

Por

Ing. Marisol Basañez Márquez

Tesis sometida como requisito parcial para obtener
el grado de **MAESTRO EN CIENCIAS EN LA
ESPECIALIDAD DE ELECTRÓNICA** en el
**Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y
Electrónica**

Febrero 2008

Tonantzintla, Puebla

Supervisada por:

Dr. Apolo Zeus Escudero Uribe
Investigador Titular del INAOE

©INAOE 2008

Derechos Reservados

El autor otorga al INAOE el permiso de
reproducir y distribuir copias de esta tesis en su
totalidad o en partes.



**Diseño e Implementación de un Sistema de
Adquisición, Procesamiento y Clasificación de
Señal Mioeléctrica para Prótesis Transhumeral de
Tres Grados de Libertad**

por

Ing. Marisol Basañez Márquez

Tesis sometida como requisito parcial
para obtener el grado de

**MAESTRO EN CIENCIAS EN LA
ESPECIALIDAD DE ELECTRÓNICA**

en el

**Instituto Nacional de Astrofísica,
Óptica y Electrónica**
Febrero 2008
Tonantzintla, Puebla

Supervisada por:

Dr. Apolo Zeus Escudero Uribe
Investigador Titular del INAOE

©INAOE 2008

Derechos reservados

El autor otorga al INAOE el permiso de reproducir y
distribuir copias de esta tesis en su totalidad o en partes

Resumen

En este trabajo se presenta el diseño y la implementación de los bloques necesarios para la adquisición, procesamiento y clasificación de la señal mioeléctrica, con aplicación en el control de prótesis transhumeral de tres grados de libertad.

En primer lugar se establecen los objetivos y motivación de este trabajo. Después se presentan en forma breve los fundamentos teóricos necesarios referentes a la señal mioeléctrica y su uso en el control de prótesis. Posteriormente se tiene el diseño del amplificador mioeléctrico y la realización de una interfaz gráfica en MATLAB, la cual mediante la tarjeta de sonido de una computadora puede adquirir los datos amplificados y filtrados previamente. Con respecto a la clasificación se presentan dos opciones: un clasificador por niveles y un clasificador realizado mediante una red neuronal perceptrón multicapa. Después se presentan los resultados obtenidos y por último las conclusiones.

Abstract

This work presents the design and implementation of the necessary blocks for the acquisition, processing and classification of myoelectric signals, with application to control of transhumeral prosthesis of three degrees-of-freedom.

In first place, the objectives and motivation of this work are established. Then the necessary theoretic fundamentals referent to myoelectric signal and its use in prosthetic control are presented. Afterwards, there are shown the design of the myoelectric amplifier and the realization of a graphic interface in MATLAB, which can acquire the previously amplified and filtered data through the computer sound card. Later the time domain characteristics utilized in the classification are shown. With respect to the classification, two options are presented: a level classifier and a classifier realized by means of a multilayer perceptron neural network. Subsequently the obtained results and conclusions are presented.

Agradecimientos

Agradezco ampliamente a las siguientes personas e instituciones que me brindaron el apoyo necesario para la realización de este trabajo de tesis:

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, CONACYT, por el apoyo económico que me brindo durante todo el transcurso de mis estudios de maestría.

Al Instituto Nacional de Astrofísica, Óptica y Electrónica, INAOE, por brindarme la oportunidad de realizar mis estudios de maestría, el uso de sus instalaciones y la ayuda económica otorgada para la compra de libros y la beca de cursos propedéuticos.

A mi director de tesis el Dr. Apolo Zeus Escudero Uribe por el apoyo brindado durante el desarrollo de este trabajo.

A mi familia, por el sacrificio y todo el apoyo incondicional que me han brindado y por ser mi inspiración para seguir adelante.

Índice

Resumen	iii
Abstract	iv
Agradecimientos.....	v
Índice.....	vi
Prefacio	viii
Capítulo 1 Introducción	1
1.1 Motivación.....	1
1.2 Antecedentes.....	3
1.2.1 Tipos de Prótesis para Miembro Superior.....	3
1.2.2 Tipos de Control para Prótesis Activas	4
1.2.3 Control Mioeléctrico.....	6
1.3 Objetivo.....	8
1.3.1 Objetivos particulares	8
1.4 Organización de la Tesis	8
Capítulo 2 Fundamentos teóricos.....	11
2.1 La señal mioeléctrica	11
2.2 Proceso de Adquisición de la Señal Mioeléctrica	14
2.2.1 Análisis de la Señal Mioeléctrica Superficial	15
2.2.2 Electrodo Superficiales.....	16
2.2.3 Ruido eléctrico y factores que afectan la señal EMG.....	18
2.3 Clasificación de Patrones	21
2.4 Características en el Dominio del Tiempo	23
2.5 Redes Neuronales Artificiales.....	24
2.5.1 El Perceptrón	26
2.5.2 El Perceptrón Multicapa	28
Capítulo 3 Desarrollo.....	31
3.1 Introducción	31
3.2 Detección y Acondicionamiento de la Señal Mioeléctrica	32
3.2.1 Etapa de Detección.....	32
3.2.2 Diseño del Amplificador para 1 Canal	34
3.2.3 Diseño para 2 o más Canales	39
3.3 Interfaz Gráfica para Adquirir Datos	42
3.4 Clasificación.....	48
3.4.1 Propuesta de clasificación mediante reconocimiento de patrones.....	49

Capítulo 4 Resultados.....	59
4.1 Amplificador de 1 canal	59
4.1.1 Análisis Transitorio.....	60
4.1.2 Respuesta en Frecuencia	68
4.2 Amplificador de 2 canales	75
4.2.1 Análisis Transitorio.....	76
4.2.2 Respuesta en Frecuencia de <i>crosstalk</i>	78
4.3 Adquisición de la Señal Mioeléctrica	81
4.4 Clasificación de la Señal Mioeléctrica	82
4.4.1 Clasificación de Señal Mioeléctrica por Niveles.....	83
4.4.2 Propuesta de Clasificación Basada en Reconocimiento de Patrones	85
Capítulo 5 Conclusiones y Discusión	89
Lista de Tablas.....	91
Lista de Figuras	91
Referencia Bibliográfica	95

Prefacio

La señal mioeléctrica es la señal que se produce en los músculos cuando éstos se contraen. Esta señal mioeléctrica es función del tiempo y representa la actividad muscular. Las características de estas señales proveen una fuente importante de información para el diagnóstico de trastornos neuromusculares. Además del interés en el análisis de la señal mioeléctrica para el diagnóstico clínico, existen otras aplicaciones biomédicas. Una de las principales aplicaciones es en el campo de la prótesis, ya que a partir de las señales mioeléctricas es posible extraer señales de control que gobiernen ciertos dispositivos.

Actualmente se han desarrollado prótesis eléctricas comandadas mediante las señales producidas por la musculatura remanente en el muñón. Se ha hecho investigación y esfuerzos extensivos en esta área, con el fin de desarrollar mejores algoritmos, actualizar las metodologías existentes, mejorar las técnicas de detección para reducir ruido, y para adquirir señales mioeléctricas más precisas. A pesar de esto, pocas implementaciones de hardware han sido hechas para control de manos y brazos protésicos, e interacción humano-máquina. En este trabajo se presenta el diseño e implementación de un sistema de adquisición, procesamiento y clasificación de señales mioeléctricas. Este sistema se puede aplicar tanto en prótesis eléctricas como en aplicaciones de diagnóstico clínico.

Capítulo 1 Introducción

1.1 Motivación

Una señal bioeléctrica es una señal eléctrica que es adquirida de algún órgano que represente una variable física de interés. Esta señal es normalmente una función del tiempo y se puede describir en términos de su amplitud, frecuencia y fase. La señal mioeléctrica es una señal bioeléctrica que mide o cuantifica las corrientes eléctricas generadas en los músculos durante su contracción, representando actividades neuromusculares. Por lo tanto, la señal mioeléctrica es controlada por el sistema nervioso y es dependiente de las propiedades anatómicas y fisiológicas de los músculos involucrados. Al detectar esta señal, particularmente si se hace en la superficie de la piel, se recolectan señales provenientes de diferentes unidades motoras a la vez (reclutamiento) lo cual puede generar interacción de diferentes señales, volviéndola más compleja. Además esta señal adquiere ruido al viajar a través de los diferentes tejidos.

Gran parte del interés en el análisis de la señal mioeléctrica es el diagnóstico clínico y las aplicaciones biomédicas [Bronzino 2000, Englehart 2003, Walley 2003]. Una de sus principales aplicaciones biomédicas es en el campo de la prótesis. Una prótesis es una extensión artificial que reemplaza una parte del cuerpo que falta. Es decir, una prótesis permite recuperar parcialmente las funciones perdidas. Las funciones que se busca recuperar pueden ser tan básicas como disimular la pérdida (recuperación estética) o reintegrar las funciones de movimiento y prensión (recuperación funcional). Una parte importante de la recuperación funcional se relaciona con la disponibilidad de señales de control provenientes del mismo cuerpo del

paciente, a fin de controlar los movimientos del mecanismo protésico, éste es el caso de las prótesis que utilizan señales mioeléctricas.

En este trabajo se propone la implementación de un sistema que permita adquirir, procesar y clasificar la señal mioeléctrica con el fin de controlar varios actuadores en forma simultánea. Con base en lo anterior, se vislumbra que se requieren métodos adecuados para la realización de dicho sistema, por lo que se distinguen las siguientes necesidades:

- Un sistema tanto en hardware como en software que obtenga la señal mioeléctrica a partir de electrodos y que la procese para entregar una contracción clasificada.
- Un medio portátil para visualizar y registrar la señal mioeléctrica del usuario sin la necesidad de un equipo especializado.

Con la realización del sistema que se propone, se contribuye en el proyecto de una prótesis transhumeral de tres grados de libertad. Además, este sistema podría aplicarse al diagnóstico clínico, por parte del personal competente, ya que permitirá adquirir y registrar la señal mioeléctrica del usuario.

1.2 Antecedentes

Una prótesis busca reemplazar una parte faltante del cuerpo, como un miembro o parte de él. Sin embargo, a pesar de los logros en la realización de prótesis para extremidad superior, muchas veces el usuario no se siente conforme, ya sea por factores de índole psicológica, porque no le satisfacen las limitadas capacidades de las prótesis o por el simple hecho de no ser candidato a una o algunas de las opciones protésicas disponibles.

El impacto psicológico que representa la pérdida de una extremidad para cualquier persona ha sido la causa por la que muchas prótesis han sido rechazadas, especialmente entre los individuos de amputación unilateral [Escobar 2003]; causa que se ve agravada por la inconveniencia del manejo, dolor o poca funcionalidad de la prótesis.

1.2.1 Tipos de Prótesis para Miembro Superior

Entre las posibilidades que se le presentan a un usuario amputado de miembro superior, actualmente se encuentran las siguientes [Escobar 2003]:

- Prótesis de restauración cosmética
- Prótesis accionada por el cuerpo
- Prótesis accionada con energía externa (eléctrica)
- Prótesis híbrida
- Prótesis de propósito específico

La prótesis de restauración cosmética es una opción popular, aunque no es funcional. Esta opción busca la integración del individuo en su entorno mediante la sustitución del brazo o la mano usando una prótesis que tenga un aspecto físico similar al brazo o la mano no afectados.

Las prótesis accionadas por el cuerpo son aquellas llamadas “convencionales”, debido a que activan la apertura o cierre de una pinza o gancho terminal mediante un sistema de arneses colocados alrededor del cuerpo. Estas prótesis permiten un número reducido de movimientos y en ciertos casos, dependiendo la amputación, puede dotarse el movimiento de codo.

Las prótesis accionadas con energía eléctrica, también conocidas como activas, utilizan varios tipos de control, entre ellos destacan: el sistema de botones pulsadores, arnés interruptor, servocontrol y el control mioeléctrico. Sobre estos tipos de prótesis se ahondará más adelante.

Las prótesis híbridas son las que poseen tanto un control eléctrico como el accionado por el cuerpo. Son útiles para usuarios con muñón humeral medio y permiten, por ejemplo, la flexión o extensión del codo mientras se gira la muñeca o se cierra o abre el gancho.

Finalmente, las prótesis de propósito específico son las que el usuario pide a medida con el fin de poder realizar actividades de índole recreativa como ciertos deportes, trabajo, movimientos especiales, etc. Estas prótesis son muy adecuadas con el fin de permitir el desempeño de las actividades para las que fueron diseñadas, pero son prácticamente limitadas para realizar otro tipo de movimientos fuera de dichas actividades.

1.2.2 Tipos de Control para Prótesis Activas

Como ya fue mencionado en la sección anterior, existen varios tipos de control para prótesis activas o propulsadas por energía externa al cuerpo del usuario, donde usualmente el tipo de energía utilizada es la energía eléctrica.

Entre los tipos de control más comunes se tienen control por interruptores eléctricos, servocontrol y control mioeléctrico [Escudero 2002]. Estos tipos de control se explican brevemente a continuación.

Dentro del tipo de control por interruptores eléctricos hay dos principales variantes: por arnés o cable y por pulsador. La primera variante por arnés o cable es similar a la usada en las prótesis accionadas por el cuerpo o “convencionales”, pero en lugar de usar el cable para accionar directamente el dispositivo terminal, ahora es conectado a un interruptor eléctrico. Dicho interruptor eléctrico permite energizar a un motor para mover la articulación protésica en una dirección u otra. La segunda variante prescinde del uso de arnés o cable, y utiliza un interruptor de tipo pulsador colocado, por ejemplo, dentro de la cuenca de la prótesis y es accionado por el muñón. Aunque este tipo de control por interruptores eléctricos tiene la ventaja de no requerir del esfuerzo físico del usuario, poseen la gran desventaja de que el usuario no puede conocer, sin supervisión visual, la posición de las articulaciones de la prótesis, ya que la velocidad del motor usualmente no se puede controlar.

Con el uso del servocontrol parte de la desventaja del control por interruptores eléctricos es superada, ya que permite una velocidad del motor variable y proporcional al esfuerzo del usuario. En este control, el cable se acopla mecánicamente a un transductor de esfuerzo. Éste último convierte la cantidad de esfuerzo mecánico del usuario en una señal eléctrica proporcional a dicho esfuerzo. Esta señal eléctrica es amplificada para energizar el motor de la articulación [OTA 1984]. De esta manera el servocontrol permite al usuario en cierta medida conocer la posición de la prótesis sin tener que mirarla, siempre y cuando ésta no esté sobrecargada.

Por último se tiene el control mioeléctrico. Como ya ha sido mencionado, una señal mioeléctrica es la señal eléctrica producida cuando un músculo está realizando una contracción. Hay varios métodos para detectar dicha señal. Para fines protésicos se utilizan electrodos colocados en el interior del *socket* de la prótesis de forma que se ubiquen sobre los músculos remanentes de interés [Fisher 1990]. La señal mioeléctrica captada es amplificada mediante circuitos eléctricos de alta ganancia y de bajo ruido, ya que originalmente fluctúa en el intervalo de microvoltios. Una vez amplificada, la señal es procesada digitalmente.

1.2.3 Control Mioeléctrico

El concepto de control mioeléctrico fue introducido en los 40's, aunque no tuvo mucho auge. Fue con el desarrollo de la tecnología de dispositivos semiconductores y la disminución en el tamaño del dispositivo que la investigación y desarrollo del control mioeléctrico se incrementaron dramáticamente.

En los 90's, las prótesis energizadas eléctricamente con control mioeléctrico tuvieron un gran impacto debido a las ventajas con respecto a otros tipos de prótesis [Englehart 2003]. Entre estas se encuentran:

- La señal mioeléctrica puede ser detectada de forma no invasiva en la superficie de la piel.
- La actividad muscular requerida para proveer las señales de control es relativamente pequeña y puede generarla una persona aun con algunas enfermedades musculares.

- Mantiene bajo terapia física al muñón y retrasa la pérdida de tono muscular que redundaría en la disminución del tamaño del muñón.
- Al utilizar los músculos remanentes en el muñón no distrae otras partes del cuerpo de su actividad, logrando así que el usuario tenga un desenvolvimiento físico más natural.
- Se aprovechan músculos que originalmente eran antagónicos para controlar el movimiento de las articulaciones protésicas, teniendo así un mejor control bidireccional de la prótesis.
- El usuario está libre de las ataduras y arneses requeridos con el control de interruptores mecánicos alimentado por el cuerpo.

En la actualidad se está realizando una gran cantidad de trabajos con el fin de mejorar el control mioeléctrico y aprovechar sus beneficios. Una propuesta es controlar con un músculo varias articulaciones: una activación baja del músculo monitoreado provoca la extensión de la articulación, y una activación alta del músculo provoca la flexión de la misma articulación protésica [Scott 1988]. Además, Scott propone un sistema mioeléctrico que reconoce 5 niveles de contracción en un solo músculo para mover 2 articulaciones protésicas en ambos sentidos.

1.3 Objetivo

El objetivo principal de este trabajo consiste en el diseño e implementación de un sistema para la adquisición, procesamiento y clasificación de señal mioeléctrica con aplicación en el control de prótesis transhumeral con 3 grados de libertad.

1.3.1 Objetivos particulares

- Diseño y construcción de un amplificador mioeléctrico. En este punto nuestro interés radica en tener un dispositivo que sea portátil y de tamaño óptimo.
- Realización de una interfaz gráfica en computadora personal que permita visualizar la señal mioeléctrica proveniente del amplificador.
- Implementación de un clasificador de señal mioeléctrica en MATLAB.

1.4 Organización de la Tesis

En esta sección se presenta la organización de este trabajo de tesis y se describen, de manera muy general, cada uno de los capítulos que la conforman.

El capítulo 2 presenta los fundamentos teóricos necesarios para el desarrollo y entendimiento de este trabajo. Brevemente se explica la definición de la señal mioeléctrica y sus antecedentes. Además se explican los principales problemas de su detección y los dispositivos utilizados para ello. Se describen los conceptos básicos de reconocimiento de patrones y redes neuronales que son utilizadas para la clasificación.

El capítulo 3 describe el desarrollo del trabajo. Se presenta el diseño del amplificador mioeléctrico, la descripción de la interfaz gráfica realizada en MATLAB y dos tipos de clasificación de señal también implementados en MATLAB.

El capítulo 4 contiene los resultados obtenidos del amplificador mioeléctrico diseñado, tanto a nivel simulación como experimental. Después se muestra el funcionamiento de la interfaz realizada en MATLAB

Finalmente el capítulo 5 presenta un resumen de los resultados obtenidos y las principales conclusiones, así como algunas posibles líneas a seguir como trabajo a futuro.

Capítulo 2 Fundamentos teóricos

2.1 La señal mioeléctrica

Como fue mencionado en el capítulo 1, la señal mioeléctrica es una señal bioeléctrica que mide o cuantifica las corrientes eléctricas generadas en los músculos durante su contracción, representando a su vez actividades neuromusculares. Esto significa que, la señal mioeléctrica es controlada por el sistema nervioso y es dependiente de las propiedades anatómicas y fisiológicas de los músculos involucrados. Con el fin de explicar cómo se genera, es necesario recordar algunos conceptos sobre los sistemas nervioso y muscular.

El sistema nervioso es una red de tejidos altamente especializada, que tiene como componente principal a las neuronas. Éstas se encuentran conectadas entre sí de manera compleja y tienen la propiedad de conducir una gran variedad de estímulos dentro del tejido nervioso, usando señales electroquímicas, desde y hacia la mayoría del resto de tejidos, coordinando así múltiples funciones en el organismo.

Por otro lado, un músculo está compuesto de conjuntos de células especializadas capaces de contraerse y relajarse como respuesta a ciertos estímulos. Tres tipos de tejido muscular pueden ser identificados con base a la estructura, propiedades contráctiles y mecanismos de control: (i) músculo esquelético, (ii) músculo liso y (iii) músculo cardíaco. La señal electromiográfica (EMG) es aplicada al estudio del músculo esquelético, el cual se encuentra unido al hueso y su contracción es responsable de dar soporte y movimiento al esqueleto. La contracción del músculo esquelético

es iniciada por impulsos de las neuronas hacia el músculo y usualmente se encuentra bajo control voluntario. Las fibras de músculo esquelético están bien abastecidas de neuronas para su contracción. La unidad funcional de un músculo esquelético es la unidad motora, la cual consiste de un grupo de fibras musculares y la ramificación de terminales de un solo axón de nervio en común que las estimula. El axón de nervio tiene un cuerpo celular en la parte anterior de la médula espinal este es llamado “neurona motora” y se encuentra cercana al tejido muscular, pero no está realmente conectada a él. Una neurona motora usualmente suministra estimulación a muchas fibras musculares.

El cuerpo humano como un todo es eléctricamente neutro; tiene el mismo número de cargas positivas y negativas. Pero en el estado de reposo, la membrana de una célula nerviosa está polarizada debido a diferencias en las concentraciones y la composición iónicas a través de la membrana. Una diferencia de potencial existe entre los fluidos intracelulares y extracelulares, dispuestos a cada lado de la membrana de la célula. En respuesta a un estímulo de la neurona, una fibra muscular se despolariza mientras la señal se propaga a lo largo de su superficie y la fibra se contrae. Esta despolarización, acompañada por un movimiento de iones, genera un campo eléctrico cercano a cada fibra muscular. Una señal EMG es el tren de Potencial de Acción de la Unidad Motora (MUAP) que muestra la respuesta del músculo al estímulo neuronal. La señal EMG parece aleatoria en naturaleza y es generalmente modelada como un proceso de impulso filtrado donde la MUAP es el filtro y el proceso de impulso representa a los pulsos de las neuronas, a menudo modelados como un proceso Poisson o Gauss. La ecuación (1) muestra un modelo simple de la señal EMG:

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

donde $x(n)$ es la señal EMG modelada, $e(n)$ procesado en un punto representa el impulso de disparo, $h(r)$ representa el MUAP, $w(n)$ es el ruido blanco Gaussiano aditivo con media cero y N es el número de disparos de unidad motora.

La Fig. 2-1 muestra el proceso de adquirir una señal EMG y la descomposición para obtener las MUAPs.

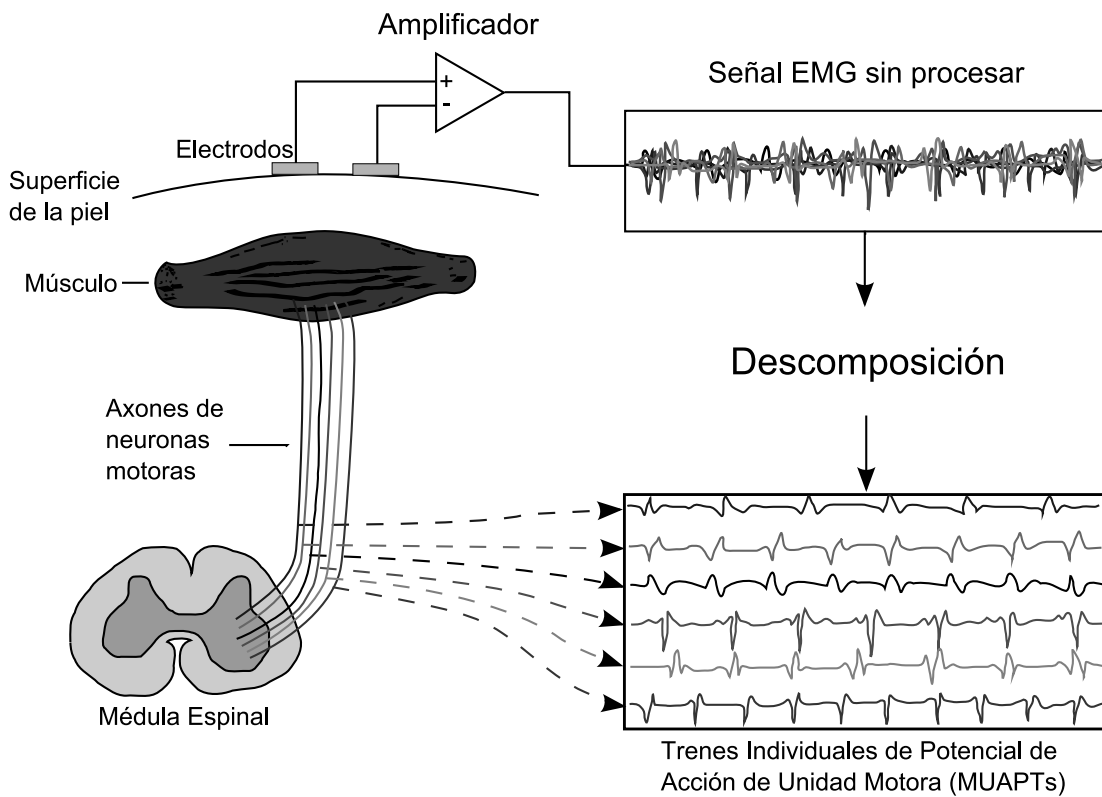


Fig. 2-1. Señal EMG y su descomposición en MUAPs [Reaz 2006].

2.2 Proceso de Adquisición de la Señal Mioeléctrica

El proceso de adquisición de la señal mioeléctrica, ya sea con el fin de registrarla o para controlar un dispositivo protésico por ejemplo, requiere de un sistema adecuado que involucra básicamente tres etapas: detección mediante algún tipo de electrodo, acondicionamiento y digitalización de la señal; esto se ilustra en la Fig. 2-2.

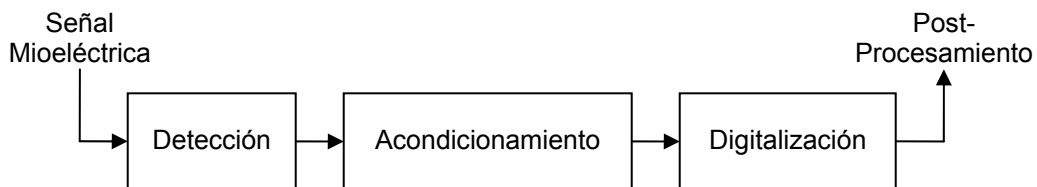


Fig. 2-2. Diagrama básico del proceso de adquisición de la señal mioeléctrica.

La etapa de detección es lograda mediante el uso de bioelectrodos, los cuales permiten transducir la conducción iónica, propia de las unidades motoras musculares, en conducción eléctrica inherente a los circuitos que la procesarán. Existen varios tipos de bioelectrodos, su elección depende de la aplicación en específico para la cual sea diseñado el sistema de adquisición. La etapa de acondicionamiento de la señal es la encargada de modificar las características eléctricas de la señal mioeléctrica, detectada por los electrodos, con el fin de reducir interferencias, ruido eléctrico y otros factores que le afectan negativamente, para entregarla en el nivel más adecuado a la siguiente etapa. La última etapa, digitalización, permite disponer de la señal de manera digital para su procesamiento posterior según la aplicación. En las siguientes subsecciones se tratarán aspectos relacionados con la selección

de los electrodos, los factores que afectan a la señal mioeléctrica y las características de su acondicionamiento y digitalización.

2.2.1 Análisis de la Señal Mioeléctrica Superficial

Existen dos formas principales de coleccionar o detectar la señal mioeléctrica: de forma superficial e invasiva. Cuando la señal mioeléctrica es coleccionada con electrodos colocados sobre la piel encima del músculo (forma no-invasiva, Fig. 2-3a), ésta es denominada señal mioeléctrica superficial (sMES). La sMES y la señal mioeléctrica detectada por electrodos de aguja (invasivos, Fig. 2-3b) difieren principalmente en:

- El volumen de detección de los electrodos de superficie es mucho mayor que aquel de los electrodos de aguja; varios centímetros cúbicos comparados con fracciones de milímetros cúbicos. Como consecuencia, las señales provenientes de varias decenas de unidades motoras constituyen la sMES, mientras que los electrodos de aguja detectan una señal que consiste de la actividad de unas cuantas fibras pertenecientes a 10 a 15 unidades motoras.
- Debido a la mayor distancia de las fibras musculares a las sondas superficiales, el espectro de potencia de la sMES está generalmente limitado a 500 Hz (algunos autores mencionan que este espectro varía en un intervalo de 250 a 2000 Hz [Zecca 2002]), mientras que el espectro de potencia de la señal coleccionada por agujas se extiende a 5 o 10 kHz.
- Dado que las sondas superficiales detectan los potenciales de acción generados por varias decenas de unidades motoras, la interpretación de la sMES en el dominio del tiempo es mucho más complicada que

aquella de una señal colectada por técnicas invasivas. Esta diferencia explica porqué los médicos mostraron poco interés en el análisis de la sMES hasta hace unos pocos años.

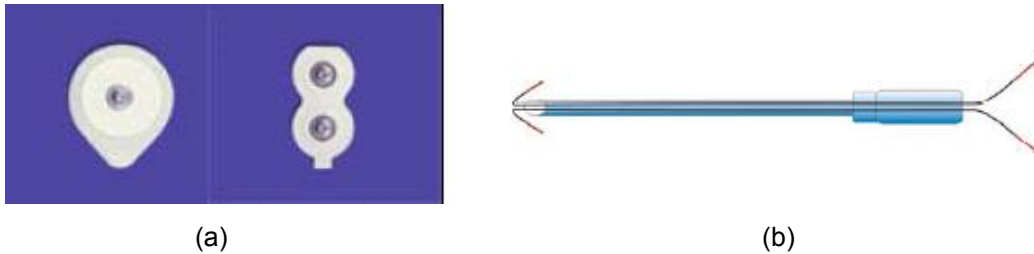


Fig. 2-3. (a) Electrodo superficial monopolar y bipolar. (b) Electrodo de aguja.

La principal ventaja del análisis de la sMES, comparado con las técnicas clásicas invasivas, es precisamente que no penetran la piel (no-invasivas). Además, dado que el volumen de detección de los electrodos superficiales es relativamente grande, la sMES produce información global acerca de la función muscular. Por lo tanto, el uso de electrodos superficiales es el indicado para aplicaciones protésicas, ya que no generan incomodidad en el usuario y permiten el acondicionamiento de la señal mioeléctrica con menor amplificación, aunque son más susceptibles a interferencias y a muchos otros factores negativos como se verá más adelante.

La tecnología computacional ha tenido un impacto dramático en el análisis de la sMES, ya que ninguna aplicación clínica de ella sería posible sin computadoras.

2.2.2 Electrodo Superficiales

Los electrodos son el primer y principal elemento en la cadena de medida. Por tanto, el ruido que pueda generarse en dicho elemento adquiere especial importancia, su función es la de transductor. Debe convertir las corrientes

iónicas, que son el mecanismo de conducción de las señales bioeléctricas en los tejidos, en corrientes eléctricas. Esta transducción debe ser hecha con la mayor fidelidad posible y, además, no debe perturbar la señal a medir. Los parámetros importantes son entonces la impedancia y el ruido. La impedancia del electrodo debe ser lo más baja posible para reducir el efecto de carga de la etapa posterior de amplificación, y minimizar el efecto de las interferencias de modo común que aparecen a la entrada.

El electrodo superficial está formado por una superficie metálica y un electrolito que esta en contacto con la piel, ver Fig. 2-4. Por lo tanto, existen dos transiciones en el camino de la señal bioeléctrica entre el interior del cuerpo y el sistema de medida. La primera es el contacto entre la piel y el electrolito. La segunda es el contacto entre el electrolito y la parte metálica del electrodo. La presencia de estas interfaces provocará un intercambio iónico con la consiguiente aparición de un potencial de electrodo. Debido a la gran variabilidad que puede presentar el potencial de contacto de todo el conjunto, sólo se ha tabulado el potencial de la interfaz electrodo-electrolito. Para el electrodo Ag/AgCl, utilizado en el registro de biopotenciales, el potencial de contacto es de aproximadamente 0.222 V, que si bien es alto, es muy estable y no presenta problemas de biocompatibilidad.

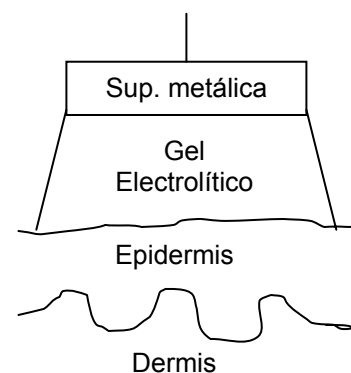


Fig. 2-4. Aspecto físico de los electrodos superficiales colocados sobre la piel y su esquema básico en la interfaz piel-electrodo.

Existen un sin número de estudios para caracterizar la impedancia electrolito-piel. La impedancia de la interfaz electrolito-piel ha sido medida por diversos autores, y se ha podido comprobar que para un mismo sujeto la impedancia presenta variaciones dependiendo de la zona del cuerpo donde se aplique el electrodo, del tiempo transcurrido desde su aplicación, de la composición de electrolito y del estado de la piel y su preparación. El ruido que presenta dicha interfaz suele ser mayor que el ruido térmico asociado a la parte real de la impedancia, especialmente a baja frecuencia.

Otra de las causas del ruido de electrodos está en las variaciones del potencial de contacto de los electrodos cuando se someten a un esfuerzo mecánico. En el caso de electrodos superficiales este efecto es más notable [Reaz 2006].

2.2.3 Ruido eléctrico y factores que afectan la señal EMG

El intervalo de amplitud de la señal EMG es menor a 10 mVpp (+5 a -5 mV) previo a la amplificación. Las señales EMG adquieren ruido al viajar a través de los diferentes tejidos. Es importante entender las características del ruido eléctrico el cual puede ser clasificado en los siguientes tipos:

1. *Ruido inherente en equipo electrónico*: Todo equipo electrónico genera ruido. Este ruido no puede ser eliminado; usando componentes electrónicos de alta calidad solo puede reducirse.
2. *Ruido ambiental*: La radiación electromagnética es la fuente de este tipo de ruido. Las superficies de nuestros cuerpos están constantemente inundadas en radiación electromagnética y es virtualmente imposible evitar la

exposición a ella sobre la superficie de la tierra. El ruido ambiental puede tener amplitud que sea de uno a tres órdenes de magnitud más grande que el de la señal EMG.

3. *Artefactos de movimiento*: Cuando un artefacto de movimiento es introducido al sistema, la información adquirida es sesgada. El artefacto de movimiento causa irregularidades en los datos. Existen dos principales fuentes para el artefacto de movimiento: 1) la interfaz del electrodo y 2) el cable del electrodo. El artefacto de movimiento puede ser reducido por el diseño apropiado de la circuitería y el ensamblado electrónicos.

4. *Inestabilidad inherente de la señal*: La amplitud de la EMG es aleatoria por naturaleza. La señal EMG es afectada por la razón de disparo de las unidades motoras, las cuales, en la mayoría de las condiciones, disparan en la región de frecuencia menor a 20 Hz. Este tipo de ruido es considerado como indeseado y su remoción es importante [Knaflitz 1991, Zecca 2002, Englehart 1999, Reaz 2006].

2.2.4 Características del Acondicionamiento y la Digitalización

En las secciones anteriores se han presentado algunas de las características principales de la señal mioeléctrica que dan las pautas para su adecuado acondicionamiento y digitalización. Una de ellas es la amplitud de su voltaje, la cual al estar en un intervalo de unos pocos milivoltios pico-a-pico (usualmente menor a 10 mVpp), se ve superada por disturbios que son hasta 100,000 veces más grandes, por ejemplo la interferencia de las líneas de alimentación eléctrica. Por lo que la necesidad de una amplificación alta (aproximadamente de 1000) y simultáneamente un alto rechazo de interferencias, demanda el uso de una tecnología sofisticada de amplificación

electrónica. Un amplificador diferencial es adecuado en esta situación, ya que permite procesar pequeñas diferencias entre dos electrodos y rechazar aquellas señales comunes a ambos. Para asegurar un rechazo suficiente de las interferencias de modo común, la amplificación de las entradas diferenciales no debe desviarse más de 1/100,000. A esto se le denomina un rechazo al modo común (CMRR por sus siglas en inglés) de al menos 100 dB [Knaflitz 1991, Kampas 2001].

Otro aspecto importante es la alta resistencia de la interfaz piel-electrodo. Esto representa un problema adicional ya que vuelve las entradas diferenciales aún más sensitivas a interferencia eléctrica. Esto puede reducirse minimizando la distancia de la piel a la entrada del amplificador. Por esta razón se requiere que los cables utilizados no sean demasiado largos y utilicen un *blindaje activo* de preferencia.

En lo que respecta al ancho de banda de frecuencia, ya ha sido mencionado que muchos autores reportan una banda con límite inferior en el intervalo de 20 Hz a 250 Hz, y en límite superior en el intervalo de 500 Hz a 2 kHz. Esto se logra con los filtros pasa-bajas y pasa-altas apropiados, a los cuales debe agregarse un filtro pasa-bajas *anti-alias* de cuarto o sexto orden, debido a la etapa siguiente de conversión analógico-a-digital que a su vez impone su frecuencia de corte.

Para finalizar, dos de los aspectos más importantes en la última etapa, la cual es digitalización, son la frecuencia de muestreo y su longitud de palabra. Existe mucha variación en lo que ha sido reportado en la literatura al respecto. De nuevo mucho influye la aplicación final, ya que para sistemas de registro que cuentan con equipo sin límites importantes de consumo de energía, por ejemplo utilizando computadoras personales y equipo especializado, se reportan frecuencias de muestreo de 10 kHz a 50 kHz y

resoluciones de 16 bits [Knaflitz 1991]. Otros autores cuyos trabajos están orientados a aplicaciones portátiles [Englehart 2003], como lo es un dispositivo protésico, ha logrado resultados satisfactorios con frecuencias de muestreo de 1 kHz y resoluciones de 10 bits.

2.3 Clasificación de Patrones

La tarea de categorizar datos observados o medidos en clases es central para muchas aplicaciones. El acto de clasificación está sujeto estrechamente a la extracción apropiada de las características relevantes de los datos sin procesar, como se muestra en la Fig. 2-5:

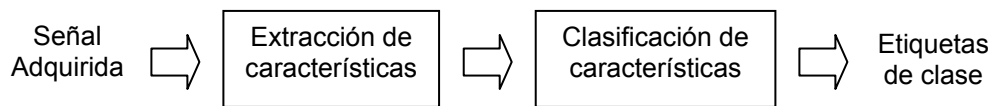


Fig. 2-5. El problema de clasificación de patrones.

En esta sección se da una breve sinopsis de los clasificadores de patrones que han demostrado rigor teórico y utilidad práctica. Es importante resaltar que la extracción de características es fundamental para el desempeño del clasificador; aún el clasificador más adepto debe tener una representación apropiada y eficiente del proceso físico que debe interpretar.

Las metodologías prácticas que existen para la clasificación de patrones pueden ser agrupadas a grandes rasgos en tres categorías. Históricamente, dos de los métodos clásicos son la estrategia estadística (o decisión-teórica) y la estrategia estructural (o sintáctica). El tercer, y establecido más recientemente tipo de clasificador de patrones es la estrategia de aprendizaje (o neuronal). Los algoritmos de aprendizaje tienen

sus orígenes en los perceptrones y los elementos lineales adaptables, y han madurado en el campo diverso de las redes neuronales [Englehart 1998].

El *reconocimiento de patrones estadístico* se basa en un análisis estadístico de los datos que serán clasificados. Los datos son asignados a una clase particular al recopilar un modelo probabilístico (estimando funciones de densidad de probabilidad) de los datos en un espacio N-dimensional, y dividiendo el espacio en regiones correspondientes a cada clase, de acuerdo con cierto criterio. Los mayores logros en el reconocimiento de patrones estadístico incluyen los clasificadores Bayesianos, clasificadores de distancia, y árboles de clasificación y regresión.

La *estrategia sintáctica*, por otro lado, se basa en utilizar la estructura de los patrones y las interrelaciones entre los componentes de un patrón. El reconocimiento de patrones sintáctico involucra identificar componentes significativos o “primitivos” de los patrones, y desarrollar una sintaxis formal o “gramática” que describa la síntesis de los patrones a partir de sus primitivos. Aunque usualmente el desarrollo de primitivas y sintaxis es más un asunto de representación de señal que una tarea de clasificación.

Los *algoritmos de aprendizaje*, hoy en día, casi invariablemente toman la forma de redes neuronales artificiales. Las estrategias de redes neuronales artificiales pueden también ser llamadas determinísticas en contraste con estadísticas debido a que los algoritmos de aprendizaje no asumen nada acerca de las propiedades estadísticas de las clases de patrones. Sin embargo, los clasificadores de patrones estadísticos y de redes neuronales son muy similares en forma y objetivo.

2.4 Características en el Dominio del Tiempo

Las características en el dominio del tiempo son generalmente calculadas de forma rápida, ya que no necesitan una transformación. A continuación solo se presentan las características utilizadas en este trabajo y que fueron propuestas por Hudgins [Englehart 2003]:

Valor Absoluto Medio (MAV por sus siglas en inglés, Mean Absolute Value): Un estimado del valor absoluto medio de la señal x en el segmento i el cual tiene N muestras de longitud, y esta dado por:

$$\bar{x}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |x_k|, \text{ para } i = 1, \dots, I-1 \quad (2)$$

donde x_k es la muestra k -ésima en el segmento i e I es el número total de segmentos en el registro.

Cruces por Cero: Una medición simple de la frecuencia puede ser obtenida al contar el número de veces que la forma de onda cruza por cero. Un umbral (ε) debe ser incluido en el cálculo de los cruces por cero con el fin de reducir los cruces por cero inducidos por ruido. Dadas dos muestras consecutivas x_k y x_{k+1} , se incrementa la cuenta de cruces por cero, si

$$\begin{aligned} & \{x_k > 0 \text{ y } x_{k+1} < 0\} \text{ o} \\ & \{x_k < 0 \text{ y } x_{k+1} > 0\} \text{ y} \\ & |x_k - x_{k+1}| \geq \varepsilon \end{aligned} \quad (3)$$

Cambios en el Signo de la Pendiente: Una característica que provee otra medición del contenido de frecuencia es el número de veces que la pendiente cambia de signo. De nuevo, debe escogerse un umbral adecuado

para reducir los cambios de signo en la pendiente inducidos por ruido. Dadas tres muestras consecutivas, x_{k-1} , x_k y x_{k+1} , el cambio de signo en la pendiente es incrementado si:

$$\begin{aligned} & \{x_k > x_{k-1} \text{ y } x_k > x_{k+1}\} \text{ ó} \\ & \{x_k < x_{k-1} \text{ y } x_k < x_{k+1}\} \text{ y} \\ & |x_k - x_{k+1}| \geq \varepsilon \text{ ó } |x_k - x_{k-1}| \geq \varepsilon \end{aligned} \quad (4)$$

Longitud de la Forma de Onda: Una característica que provee información sobre la complejidad de la forma de onda en cada segmento es la longitud de la forma de onda. Esta es simplemente la longitud acumulada de la forma de onda sobre el segmento de tiempo, definida como:

$$l_0 = \sum_{k=1}^N |\Delta x_k| \quad (5)$$

donde $\Delta x_k = x_k - x_{k-1}$. Los valores resultantes indican una medición de la amplitud, frecuencia y duración de la forma de onda todo dentro de un solo parámetro.

2.5 Redes Neuronales Artificiales

Una red de neuronas artificiales (ANN por sus siglas en inglés – Artificial Neural Network) es un sistema computacional inspirado en las características de aprendizaje y la estructura de las redes de neuronas biológicas. A partir de sus inicios hace casi 50 años, la teoría de redes neuronales ha madurado al punto de que la ANN ha llegado a ser una herramienta irremplazable en muchas aplicaciones y disciplinas. La aplicación de las ANNs como clasificadores de patrones es descrita en esta sección.

Para los propósitos de este trabajo, la discusión de las ANNs estará limitada a aquellas que sean entrenadas usando aprendizaje supervisado. Esto significa que son presentadas con un conjunto de entrenamiento de P pares de datos del espacio de entrada y el espacio de respuesta:

$$\mathfrak{T} = \left\{ \left(\mathbf{x}^{(1)}, y^{(1)} \right), \dots, \left(\mathbf{x}^{(P)}, y^{(P)} \right) \right\} \quad (6)$$

donde P es finita. Si la información de membresía de la clase está disponible durante el entrenamiento, los métodos supervisados, en general, se comportarán mejor que los métodos no supervisados. Esto se debe al hecho de que el conocimiento de la membresía de la clase ayuda a la construcción de los límites discriminantes apropiados. La habilidad de la ANN para manejar conjuntos de datos independientes es evaluada al proveer un conjunto de prueba \mathfrak{T}' , el cual se supone que es un representante razonable de los datos que la red verá en su uso real.

La fuerza de los clasificadores de patrones basados en redes neuronales reside en su aplicabilidad a problemas que involucran distribuciones de datos arbitrarias. De todas las arquitecturas ANN que han sido usadas como clasificadores de patrones, la más comúnmente usada es el perceptrón multicapa (MLP). A su vez, el algoritmo de aprendizaje que casi siempre es usado para entrenar el MLP es el algoritmo de retro-propagación, el cual es una aproximación estocástica del algoritmo de descenso más pronunciado. La arquitectura MLP y el algoritmo de retro-propagación son los más simples, y más extensivamente estudiados de todos los paradigmas de redes neuronales. Un MLP que contenga funciones de transferencia no-lineales es capaz de construir arbitrariamente límites (fronteras) de decisión complejos en el espacio de características para redes de dos o más capas. Algunos problemas asociados con el MLP y la retro-propagación son que el

entrenamiento puede ser lento, y que la selección del mejor tamaño de la red puede ser difícil [Englehart 1998].

Los clasificadores de patrones basados en redes neuronales más avanzados que el MLP han mostrado que ofrecen mejores características de entrenamiento, una inmunidad al ruido mayor, mejor respuesta a pequeños conjuntos de entrenamiento, y una habilidad para manejar mejor las entradas de gran dimensión. Sin embargo, las arquitecturas especializadas y los algoritmos de entrenamiento no son de nuestro interés aquí. Ciertamente, ha sido demostrado que las razones de error en la clasificación son similares entre diferentes clasificadores cuando éstos son suficientemente poderosos para formar regiones de decisión con error mínimo, cuando éstos son ajustadas de manera apropiada, y cuando están disponibles suficientes datos de entrenamiento. Para el propósito de este trabajo, una red MLP entrenada usando un algoritmo de retro-propagación estándar será suficiente.

2.5.1 El Perceptrón

La unidad computacional fundamental es el perceptrón, concebido por Rosenblatt. Como se muestra en la Fig. 2-6, el perceptrón forma una suma ponderada (pesada) de los N componentes del vector de entrada $\mathbf{x} = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_N]^T$ y le añade un valor de polarización, θ . El resultado es entonces pasado a través de una no-linealidad $f(\cdot)$.

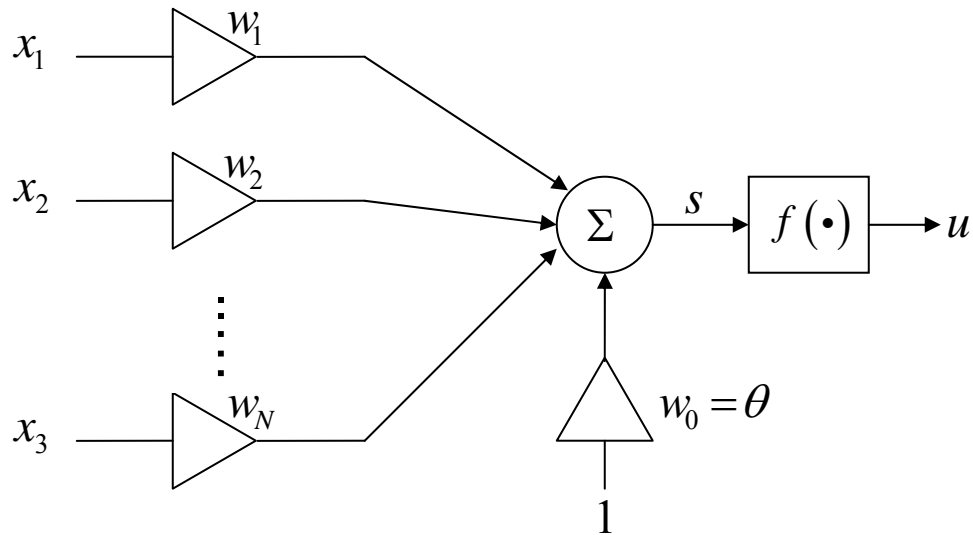


Fig. 2-6. El perceptrón.

El modelo original de Rosenblatt usaba una no-linealidad de límite-duro.

$$f_{HL}(s) = \begin{cases} 1 & s > 0 \\ 0 & s \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

la cual es ilustrada en la Fig. 2-7 (a). Cuando los perceptrones se combinan para formar capas, es más común usar la no-linealidad sigmoideal logarítmica:

$$f_{\log}(s) = \frac{1}{1 + e^{-\beta s}} \quad (8)$$

Esta función es continua y varía monótonicamente desde 0 hasta 1 mientras s varía desde $-\infty$ hasta ∞ . La ganancia de la sigmoide, β , determina la pendiente de la región de transición; esta es a menudo establecida a 1. La principal ventaja de la no-linealidad sigmoide es que ésta es diferenciable. Esta propiedad ha tenido un impacto histórico ya que hace posible deducir un algoritmo de búsqueda de gradiente para redes con múltiples capas con el fin de adaptarlas o entrenarlas.

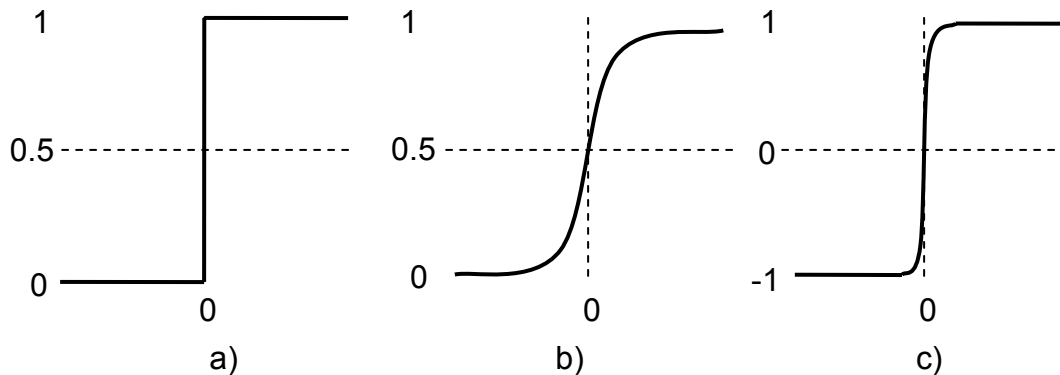


Fig. 2-7. Tres tipos comunes de no-linealidad usadas como función de transferencia en una neurona artificial: a) Límite duro, b) Sigmoide logarítmica y c) Sigmoide tangente hiperbólica.

Otra función que pertenece a la familia sigmoide es la sigmoide tangente hiperbólica:

$$f_{\tanh}(s) = \frac{e^{\beta s} - e^{-\beta s}}{e^{\beta s} + e^{-\beta s}} \quad (9)$$

cuya salida va en un rango de -1 a 1. En muchos casos, las redes que usan la sigmoide tangente hiperbólica como una no-linealidad tienden a aprender más rápido que aquellas que usan la sigmoide logarítmica.

2.5.2 El Perceptrón Multicapa

Sin embargo, las aptitudes de los perceptrones únicos están limitadas a fronteras de decisión lineales, y son adecuados sólo para problemas que requieren una simple dicotomización lineal del espacio de patrones. Muchos problemas requieren de un particionamiento no-lineal del espacio de patrones. Esto puede ser logrado al usar una red perceptrón multicapa, la cual tiene en cascada dos o más capas de perceptrones, haciendo posible la partición del espacio de patrones con límites (fronteras) de decisión

arbitrariamente complejos. Los perceptrones individuales en la red son llamados neuronas o nodos, y usualmente emplean una no-linealidad sigmoide en lugar de un limitador duro (rígido). Una arquitectura de red típica MLP es mostrada en la Fig. 2-8.

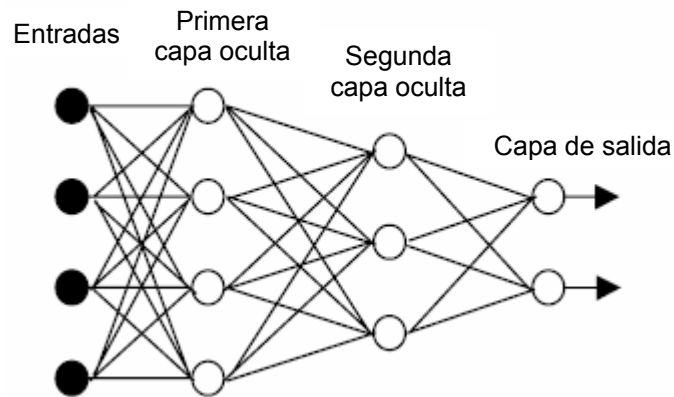


Fig. 2-8. La arquitectura de una red MLP típica.

El vector de entrada alimenta a los nodos de la primera capa; las salidas de esta capa alimentan a cada uno de los nodos de la segunda capa, y así sucesivamente. A menudo, los nodos están completamente conectados entre capas. La terminología usada aquí no incluirá al vector de entrada como una capa, de tal forma que la red en la figura superior es denominada como una red de tres-capas. Los varios nodos en la capa de salida corresponden a las varias clases en un problema de reconocimiento de patrones (en el caso de la Fig. 2-8 se tienen dos nodos en la capa de salida por lo tanto podría clasificar dos clases).

Para problemas de clasificación, Lippmann demostró que una MLP de 2-capas puede implementar límites (fronteras) de decisión arbitrariamente convexos. Esencialmente, cada nodo de capa oculta provee una frontera lineal en el espacio de patrones, y cada una de las fronteras puede ser

conectada no-linealmente de forma suave con las demás mediante una no-linealidad sigmoide.

Muchos algoritmos han sido desarrollados para adaptar los pesos de la red con el fin de proveer un mapeo apropiado entre el conjunto de vectores de entrada y el conjunto de respuestas deseadas. En general, un algoritmo puede ser supervisado, en el cual la respuesta deseada está disponible durante la fase de aprendizaje, o no-supervisado, en el cual los clusters (agrupaciones) son formados a partir de los patrones de entrada. Un conjunto de datos de entrenamiento de los patrones de MES transitorias incluyen conocimiento de la clase de movimiento que está vigente, y por lo tanto, nuestro interés aquí está limitado al aprendizaje supervisado. El algoritmo de retro-propagación será usado para entrenar la MLP en este trabajo.

Capítulo 3 Desarrollo

3.1 Introducción

En este capítulo se describen la implementación y el funcionamiento de cada parte que conforma el sistema de adquisición, procesamiento y clasificación de señal mioeléctrica. La Fig. 3-1 muestra el diagrama a bloques del sistema completo.

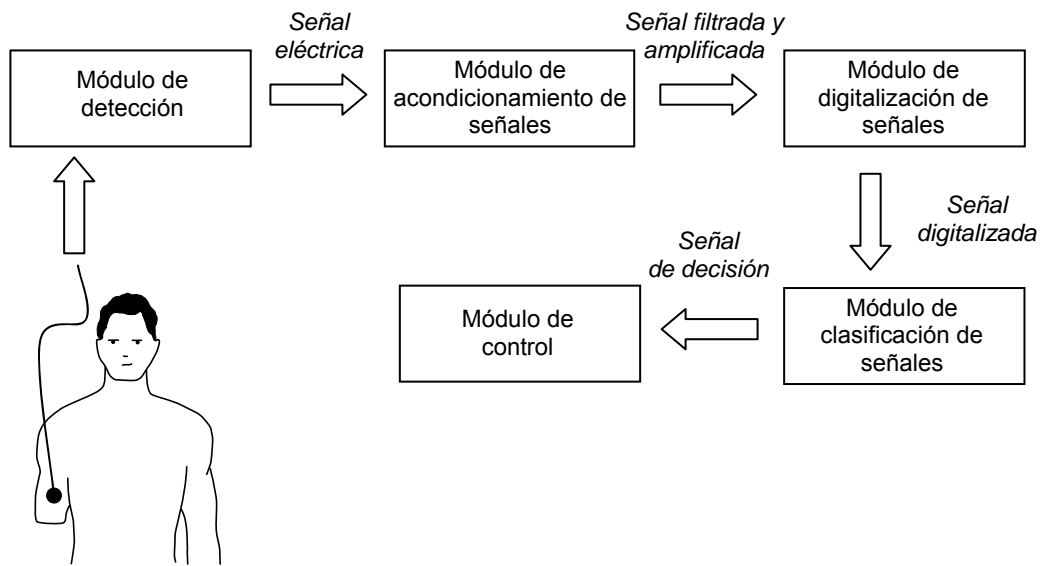


Fig. 3-1. Diagrama a bloques general del sistema completo.

El módulo de detección permite detectar la señal mioeléctrica mediante electrodos del tipo superficial, es decir con electrodos no invasivos, para obtener de ellos una señal eléctrica. Esta señal es amplificada al nivel requerido (1000 veces), y acondicionada con el fin de eliminar interferencias y artefactos para después ser convertida de analógico a digital en el módulo

de digitalización de señales. Una vez digitalizada la señal, se le extraen sus características en el dominio del tiempo y se hacen pasar por el clasificador, el cual entregará la información del tipo de contracción al modulo de control, que finalmente actuará a la interfaz de la aplicación.

3.2 Detección y Acondicionamiento de la Señal Mioeléctrica

Como se ha mencionado en el Capítulo 2, la señal mioeléctrica tiene, especificado clínicamente, componentes importantes en el intervalo de 0.05 Hz a 1 kHz y su amplitud, al ser medida en la superficie de la piel, es menor a 10 mV. El ancho de banda de la señal mioeléctrica puede reducirse según varios autores [Knaflitz 1991, Zecca 2002, Englehart 1999, Reaz 2006] a la gama de 61 Hz a 1 kHz sin perder demasiadas componentes importantes, esto con el fin de evitar el uso de un filtro rechaza-banda de 60 Hz. Además se debe considerar que se busca trabajar con una sola fuente de alimentación mediante el uso de baterías.

3.2.1 Etapa de Detección

Con respecto a la etapa de detección, también en el Capítulo 2 se encuentra un análisis sobre las ventajas de los electrodos superficiales utilizados en aplicaciones protésicas, como es el caso de este trabajo. Por lo que esta sección solo trata sobre la configuración de los electrodos superficiales que se empleará para detectar la señal mioeléctrica.

Las señales mioeléctricas pueden ser detectadas por diversos electrodos superficiales, los cuales son colocados sobre la piel que se

encuentra encima del músculo a ser investigado. La Fig. 3-2 muestra las dos técnicas básicas de configuración de electrodos, conocidas como bipolar y monopolar [Knaflitz 1991]. En la configuración monopolar, solamente una superficie de detección es colocada sobre la piel que se encuentra encima del músculo a ser investigado. Este electrodo detecta el potencial eléctrico con respecto a un electrodo de referencia, el cual es colocado en un ambiente no influenciado por la actividad eléctrica generada por el músculo estudiado.

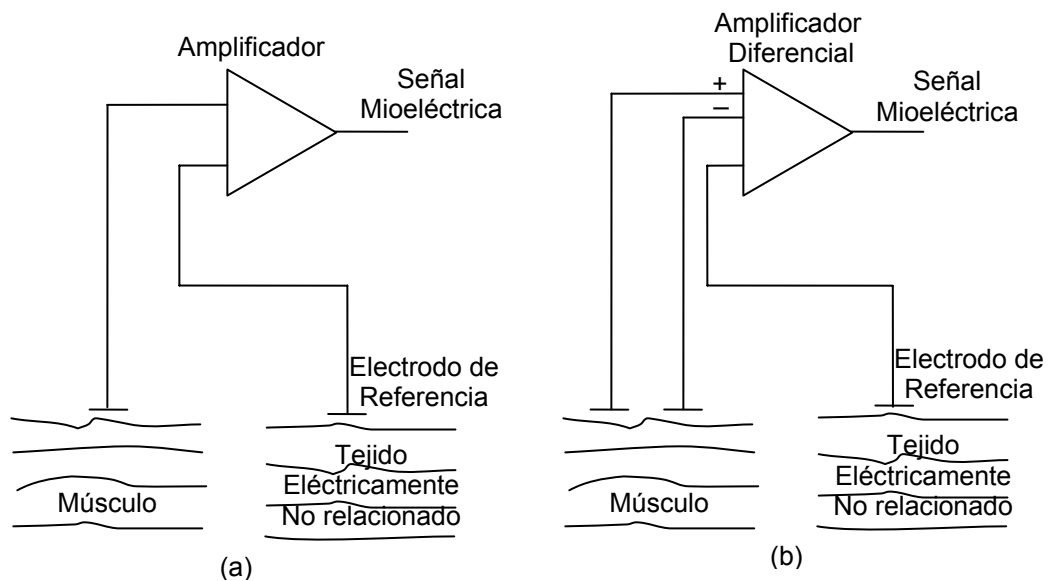


Fig. 3-2. Configuraciones de electrodos (a) monopolar y (b) bipolar.

La configuración de detección bipolar produce una resolución espacial mayor y un rechazo de ruido mejorado. Esta configuración utiliza dos superficies de detección para captar el potencial de voltaje en dos lugares sobre la piel con respecto a un electrodo de referencia. Las dos señales mioeléctricas captadas en las superficies de detección son entradas para un amplificador diferencial, cuya salida genera una señal eléctrica de amplitud adecuada para su procesamiento posterior. Dado que la configuración de

detección bipolar ofrece un mejor rechazo al ruido, es la que se usa en este trabajo.

3.2.2 Diseño del Amplificador para 1 Canal

El diagrama del circuito para el amplificador mioeléctrico utilizado en cada canal de medición se muestra en la Fig. 3-3. Este circuito consta de varias etapas: front-end acoplado en CA, amplificador de instrumentación, filtro pasa-altas mediante retroalimentación con el amplificador de diferencia, circuito DRL (Driven-Right-Leg) y finalmente un filtro activo pasa-bajas.

El front-end es una red pasiva acoplada en CA propuesta en [Spinelli 2003]. Este circuito permite el acoplamiento en CA para señales diferenciales, es decir, actúa como filtro pasa-altas para la diferencia de voltaje proveniente de los dos electrodos, y provee de una trayectoria de CD para las corrientes de polarización del amplificador, las cuales son drenadas hacia tierra mediante el tercer electrodo de biopotencial (referencia). Debido a que esta red no se encuentra aterrizada, si se aplica un voltaje de entrada en modo común no fluyen corrientes a través de la red (no existe trayectoria alguna para corrientes de modo común), de tal forma que todos los nodos alcanzan el mismo potencial. Esta ausencia de la diferencia de potencial que es debida a entradas en modo común implica una CMRR idealmente infinita sin importar las tolerancias de los componentes. Sin embargo, en la práctica existen algunas impedancias aterrizadas que no se incluyen en el modelo, tales como impedancias de entrada de los opamps, y debido a impedancias de electrodos no balanceadas, la CMRR se vuelve finita. Si se considera $R_2C = \tau_2$, la función de transferencia para esta red de acoplamiento en CA es:

La siguiente etapa es un amplificador de instrumentación de precisión. En esta etapa se requiere que el amplificador tenga bajo ruido de entrada, además de que sea adecuado para sistemas alimentados con baterías, por lo que la elección de opamps con salida de riel-a-riel y bajo consumo de potencia es lo más apropiado. Un opamp que cumple con estas especificaciones es el TLC2274 de bajo ruido y salida de riel-a-riel, el cual fue elegido para realizar el amplificador de instrumentación. En cuanto al valor de los resistores, aquellos que definen la ganancia en bajas frecuencias del amplificador de instrumentación son R_3 y R_4 , los cuales se relacionan de la siguiente manera:

$$A_{v0} = 1 + \frac{2R_4}{R_3} \quad (11)$$

y son seleccionados de tal forma que se obtenga una ganancia de 1000 aproximadamente. Finalmente los resistores R_5 son del mismo valor con el fin de obtener una ganancia unitaria en el amplificador de diferencia, que conforma la salida del amplificador de instrumentación.

Después se tiene una etapa que se encuentra en retroalimentación con el amplificador de instrumentación, específicamente con su etapa de salida: el amplificador de diferencia. Esta etapa es un integrador y mediante la retroalimentación funciona como filtro pasa-altas. Con este filtro se busca reducir el ruido de voltaje de entrada y el ruido $1/f$ que de lo contrario serían amplificadas, además contribuye a reducir la interferencia de línea de 60 Hz y la inestabilidad inherente a la señal mioeléctrica debida a la razón de disparo de las unidades motoras (0 a 20 Hz aprox.) [Reaz 2006]. La frecuencia de corte para este filtro se define como:

$$f_{-3\text{dB}} = \frac{1}{2\pi R_i C_i} \quad (12)$$

Por lo que, con el fin de disminuir la interferencia de 60 Hz inducida por las redes de alimentación, los valores de R_i y C_i son elegidos de forma que se obtenga una frecuencia de corte de aproximadamente 61 Hz para este filtro. Al momento de construir el amplificador se utilizó un método de prueba y error con el fin de ajustar los valores de R_i y C_i para que la frecuencia de corte superara los 60Hz y así lograr una atenuación de al menos 3 dB de la interferencia de las redes de alimentación.

Tomando en cuenta el efecto de las etapas descritas anteriormente, la función de transferencia total hasta este punto es:

$$T(j\omega) = \frac{j\omega\tau_2}{(1+j\omega\tau_2)} \frac{j\omega\tau_i A_{v0}}{(1+j\omega\tau_i)} \quad (13)$$

donde $\tau_i = R_i C_i$ es la constante de tiempo del integrador. El primer factor corresponde a la red pasiva de acoplamiento en CA y el segundo factor corresponde al amplificador de instrumentación junto con el integrador en retroalimentación. Como se mencionó antes, las constantes de tiempo τ_2 y τ_i se deben escoger de forma que se obtengan tanto la respuesta en frecuencia como la respuesta transitoria deseadas. En este caso, τ_i ya ha sido fijada para lograr una frecuencia de corte de aproximadamente 61 Hz, por lo que τ_2 debe ser igual o mayor a τ_i para no modificar la respuesta a bajas frecuencias del sistema. Con respecto a la respuesta transitoria, la cual permite definir el valor más adecuado de τ_2 , ésta es usualmente dada en términos de respuestas a pulsos rectangulares o triangulares. De acuerdo con [Spinelli 2003], un impulso de 60 $\mu\text{V}\cdot\text{s}$ (por ejemplo, un pulso rectangular

de 1 mV de amplitud y de 60 ms duración) no deberá producir un *offset* a la salida mayor que 20 μV para un electrocardiograma. Las dos etapas en cascada contribuyen a dicho *offset* con una amplitud de:

$$y(60\text{ms}) = \frac{1\text{mV}}{\tau_2 - \tau_i} \left[(\tau_i - \tau_2) + \tau_2 e^{\frac{-60\text{ms}}{\tau_i}} - \tau_i e^{\frac{-60\text{ms}}{\tau_2}} \right] \quad (14)$$

Esta función es graficada en la Fig. 3-4 variando τ_2 desde 0 hasta 4.5 segundos y manteniendo fija $\tau_i = 2.6$ ms, que corresponde a una frecuencia de corte de 61 Hz. Se puede observar que el *offset* no disminuirá sustancialmente por debajo de 500 μV , por este motivo se decide utilizar una constante de tiempo τ_2 cercana a 0.5 s, ya que es el mejor compromiso al disminuir el *offset* y mantener una constante de tiempo lo más cercana tanto a τ_i como al diseño original [Spinelli 2003].

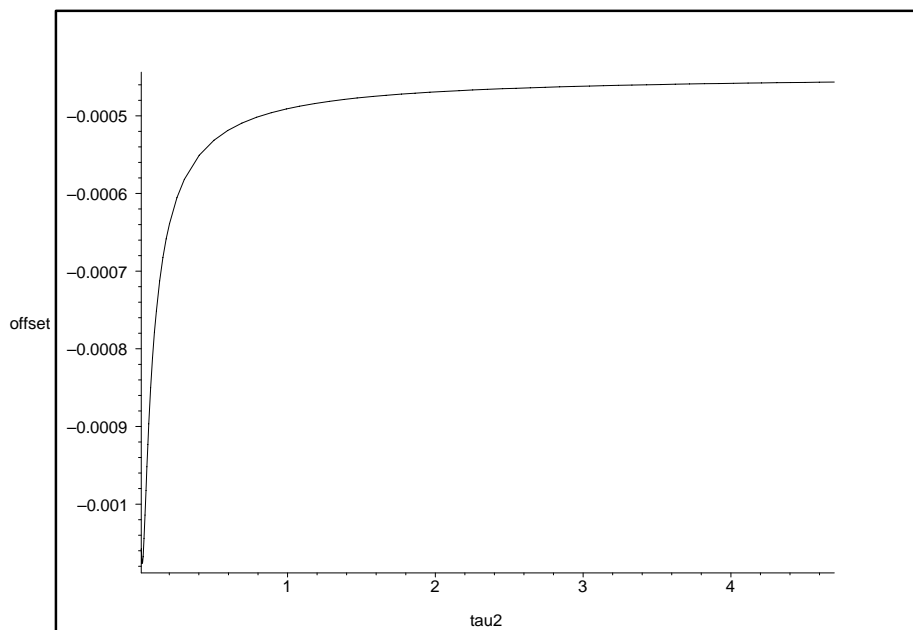


Fig. 3-4. *Offset* en función de τ_2 para $\tau_i = 2.6$ ms.

En lo que respecta al circuito DRL, éste toma el voltaje de modo común existente entre las resistencias $R_3/2$ mediante un seguidor de voltaje. Posteriormente un amplificador invierte esta señal y la suma al potencial del cuerpo logrando así la retroalimentación negativa necesaria para reducir el voltaje de modo común. De esta forma el cuerpo es usado como punto de suma en el lazo de retroalimentación. La adición al cuerpo de la señal de modo común invertida es lograda convenientemente a través de la conexión del electrodo de referencia.

La señal obtenida a la salida del amplificador de instrumentación es limitada en su banda de frecuencias altas mediante la siguiente etapa que es realizada por un filtro activo pasa-bajas de segundo-orden. Este filtro presenta un amortiguamiento crítico sin sobretiro en su respuesta al escalón. Los valores de C_F y R_F son escogidos para obtener una atenuación de 3 dB en una frecuencia de 1 kHz. Adicionalmente se puede añadir un segundo filtro con el fin de limitar aún más la banda de paso. Una opción que se propone es implementarlo mediante el circuito integrado MF4A-50, el cual es un filtro pasa-bajas Butterworth de 4to orden a base de capacitores conmutados, o uno de 6to orden con el MF6A-50. La frecuencia de corte requerida puede ser establecida mediante un oscilador de relajación implementado a través de un circuito RC.

3.2.3 Diseño para 2 o más Canales

La aplicación principal del amplificador mioeléctrico descrito en la sección anterior es en una prótesis transhumeral. Se desea que este tipo de prótesis sean de más de un grado de libertad, es decir que contengan varios dispositivos para realizar diferentes funciones. Para lograr esto son necesarias dos cosas: extraer más información de la señal mioeléctrica sobre

el estado del músculo activo y construir un clasificador capaz de aprovechar esta información [Englehart 2003]. Esta sección está enfocada en expandir, hacia múltiples canales, el diseño del amplificador mioeléctrico para un solo canal presentado anteriormente.

En este trabajo se propone replicar el circuito de la Fig. 3-3 para cada canal con excepción de la parte respectiva al electrodo de referencia o circuito DRL, el cual será compartido para todos los canales. De manera que el front-end, el amplificador de instrumentación, el integrador en retroalimentación que funciona como filtro pasa-altas, y el filtro activo pasa-bajas de segundo orden se deben repetir para cada canal. Con respecto al circuito DRL, originalmente en la Fig. 3-3 comienza tomando el voltaje de modo común localizado entre las resistencias $R_3/2$ mediante un seguidor de voltaje, esto se repetirá también para cada canal. Una vez que se obtienen todos los voltajes de modo común provenientes de cada canal, éstos se promedian y se aplican al último amplificador inversor que tiene como salida al electrodo de referencia único.

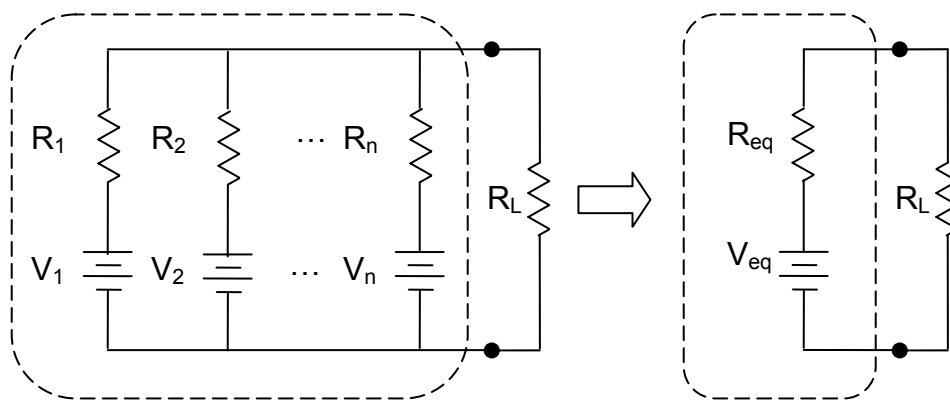


Fig. 3-5. Aplicación del teorema de Millman.

Para promediar los voltajes de modo común, que entregan a su salida los seguidores de voltaje, se utiliza el circuito mostrado en la Fig. 3-5, el cual

no es más que una aplicación práctica del teorema de Millman para n fuentes de voltaje [Boylestad 1995]:

$$V_{eq} = \frac{\frac{V_1}{R_1} + \frac{V_2}{R_2} + \dots + \frac{V_n}{R_n}}{\frac{1}{R_1} + \frac{1}{R_2} + \dots + \frac{1}{R_n}} \quad (15)$$

si las n resistencias son iguales entre si, $R = R_1 = R_2 = \dots = R_n$ entonces:

$$V_{eq} = \frac{\frac{V_1}{R} + \frac{V_2}{R} + \dots + \frac{V_n}{R}}{\frac{1}{R} + \frac{1}{R} + \dots + \frac{1}{R}} = \frac{V_1 + V_2 + \dots + V_n}{\frac{n}{R}} \quad (16)$$

y simplificando:

$$V_{eq} = \frac{V_1 + V_2 + \dots + V_n}{n} \quad (17)$$

se tiene la ecuación del promedio de las n fuentes de voltaje y por otro lado:

$$R_{eq} = R_1 \parallel R_2 \parallel \dots \parallel R_n = \frac{1}{\frac{1}{R_1} + \frac{1}{R_2} + \dots + \frac{1}{R_n}} \quad (18)$$

es la expresión para la resistencia equivalente R_{eq} de la Fig. 3-5, la cual no es más que el paralelo de las resistencias que se encuentran en serie con cada fuente de voltaje. Para el caso en que todas las resistencias son iguales entonces $R_{eq} = R/n$. En lo que respecta al amplificador, para n canales se necesitan n seguidores de voltaje que actuarán como fuentes de voltaje y

que serán promediadas mediante n resistencias del mismo valor entre sí. Para obtener el valor de esas resistencias, se debe asegurar que el paralelo de ellas sea igual a la resistencia original para un solo canal, R_{DRL} en la Fig. 3-3, que en este caso es de 10 k Ω . Finalmente el nodo de unión de todas las resistencias debe ser conectado a C_{DRL} y a la entrada inversora del opamp correspondiente.

3.3 Interfaz Gráfica para Adquirir Datos

Con el fin de adquirir la señal mioeléctrica en “tiempo real” obtenida mediante el amplificador construido, se realizó una interfaz gráfica en MATLAB que hace uso del *toolbox* “Data Acquisition”. Al ejecutar la interfaz, ésta configura algunos parámetros y después entra en modo de espera, en el que el usuario puede configurar algunas opciones de la adquisición que se describirán más adelante. El inicio de la adquisición y visualización de la señal se da al oprimir el botón “Iniciar”, el cual ejecuta la parte principal del programa cuyo diagrama de flujo general se muestra en la Fig. 3-6.

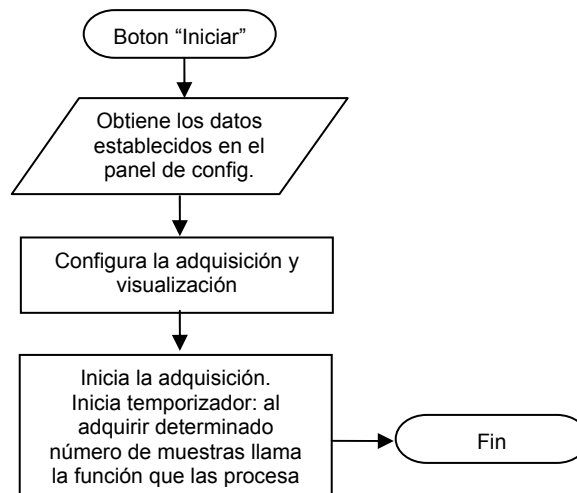


Fig. 3-6. Diagrama de flujo general del botón “Iniciar”.

Como se puede observar en la Fig. 3-6, el botón “Iniciar” comienza el proceso donde se obtienen todos los parámetros establecidos en el panel de configuración que será descrito más adelante. Estos parámetros son utilizados para configurar tanto la adquisición como la visualización de la señal, además se realizan ciertas operaciones como: deshabilitar algunas opciones que no pueden modificarse mientras el proceso de adquisición se esté llevando a cabo, diseñar el filtro digital a ser aplicado según lo establezca el usuario, etc. Finalmente inicia la adquisición de la señal mioeléctrica al mismo tiempo que establece un temporizador, el cual espera hasta adquirir un determinado número de muestras y entonces llama a la función que las procesa (ver Fig. 3-7) para después continuar con otro bloque de datos y repetir este proceso indefinidamente.

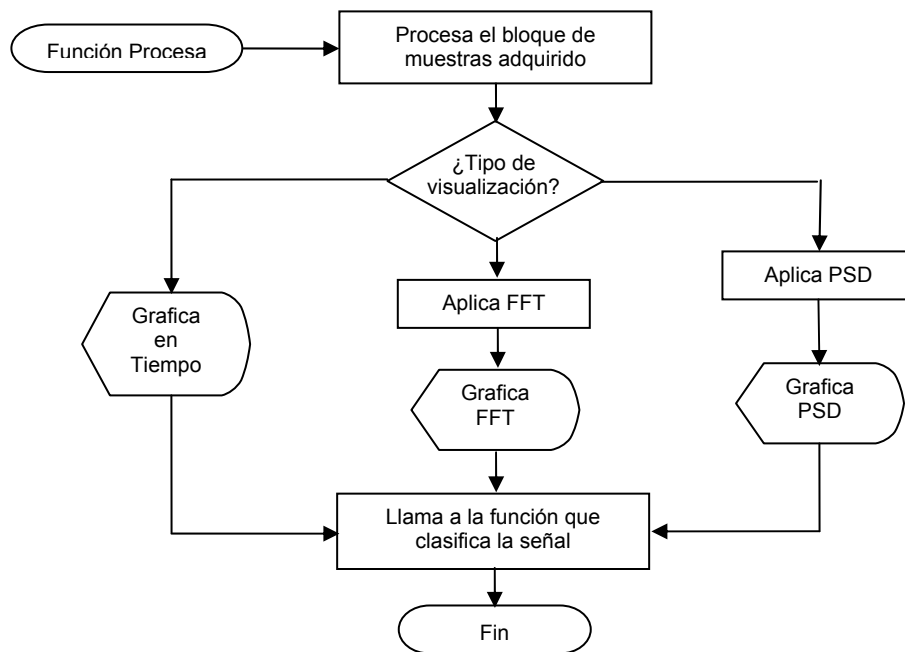


Fig. 3-7. Diagrama de flujo general de la función que procesa las muestras.

La Fig. 3-7 muestra el diagrama de flujo general de la función que procesa cada bloque de muestras adquiridas. La función inicia al recibir un vector que contiene las muestras adquiridas, al cual procesa primeramente al

multiplicarlo por un factor de calibración y después filtra los datos según lo haya establecido el usuario en el panel de configuración. Una vez procesados los datos, se grafican en el panel de visualización, ya sea en el dominio del tiempo o en el dominio de la frecuencia. En este último caso mediante la FFT (Fast Fourier Transform) o PSD (Power Spectral Density) según sea establecido en el panel de configuración. Por último, los datos procesados son clasificados mediante otra función, esta clasificación es explicada en la siguiente sección de este capítulo.

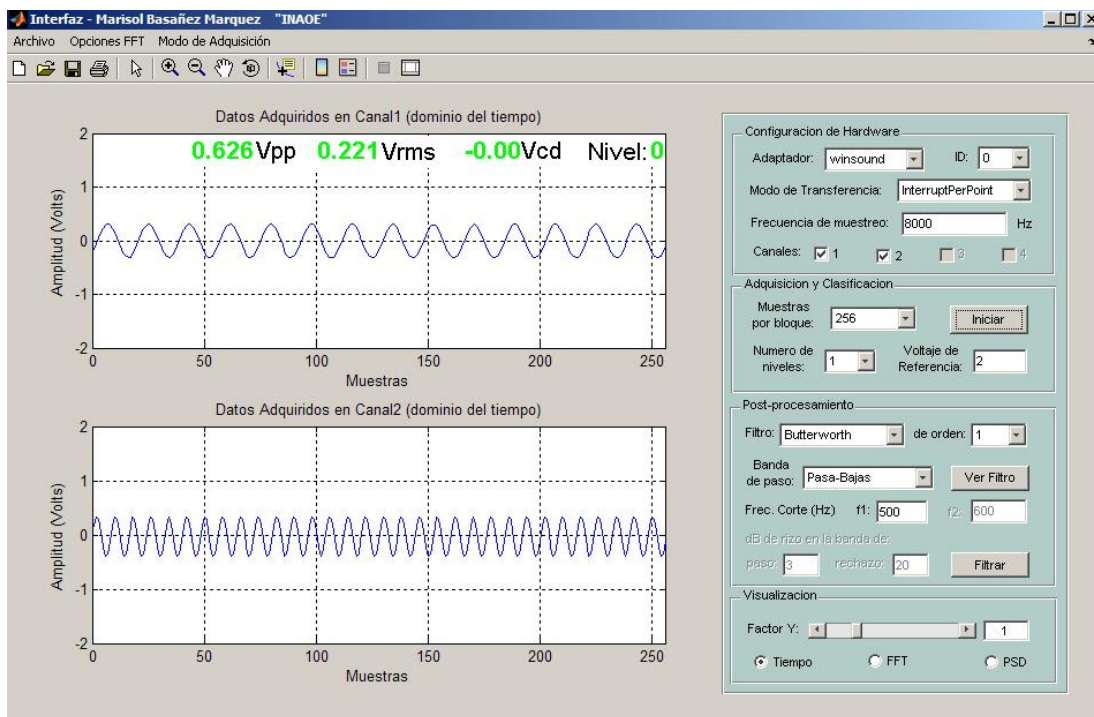


Fig. 3-8. Imagen de la interfaz gráfica desarrollada para adquirir las señales mioeléctricas.

A continuación se describe la interfaz gráfica, la cual se muestra en la Fig. 3-8. En ella se pueden observar dos secciones principales, a la izquierda la sección donde se grafican las señales adquiridas y procesadas, y a la derecha la sección de configuración. A su vez la sección de configuración se divide en cuatro subsecciones: configuración de hardware, adquisición y

clasificación, post-procesamiento y visualización. Estas subsecciones se explicarán brevemente a continuación.

En la sección de configuración de hardware es posible definir qué adaptador de controlador para el hardware se usará, de acuerdo con las tarjetas de adquisición de datos que se tengan disponibles.

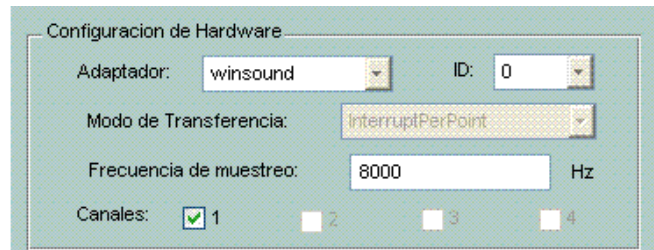


Fig. 3-9. Subsección de la configuración de hardware.

En la interfaz se tienen dos opciones de adaptador: advantech y winsound. En el ejemplo de la Fig. 3-9 se tiene el adaptador “winsound”, en este caso la tarjeta de sonido de la computadora y la cual vamos a utilizar. Otros parámetros a definir son el identificador del dispositivo que para la tarjeta de sonido es “0” tal y como se observa en la imagen, el modo de transferencia de los datos, dependiente del adaptador elegido, y la frecuencia de muestreo a utilizar. Finalmente es posible seleccionar hasta cuatro canales que también se atienen a restricciones específicas de cada adaptador (en este caso, con una tarjeta de sonido estéreo, solo se pueden implementar dos canales).

La subsección de adquisición y clasificación permite iniciar y detener la adquisición de los datos, o establecer el número de muestras por bloque de adquisición. También es posible definir algunos parámetros para su clasificación.

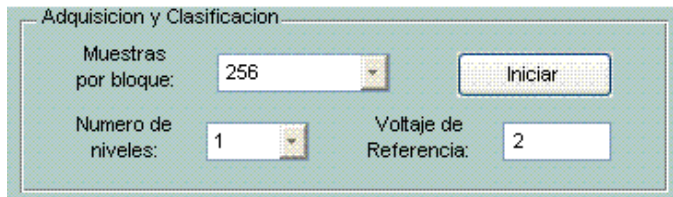


Fig. 3-10. Subsección de la adquisición y clasificación.

En esta subsección se tienen las muestras por bloque, es decir la interfaz adquiere los datos muestreados a la frecuencia de muestreo pero los procesa en bloques de un determinado número de muestras, ese número de muestras es una potencia de dos, ya que así MATLAB utiliza el algoritmo optimizado para calcular la FFT. Además de calcular la FFT y filtrar los datos, hace una clasificación (explicada en la siguiente sección) sobre ese bloque de muestras.

La siguiente subsección es la encargada de configurar el post-procesamiento que se desea aplicar a la señal adquirida.

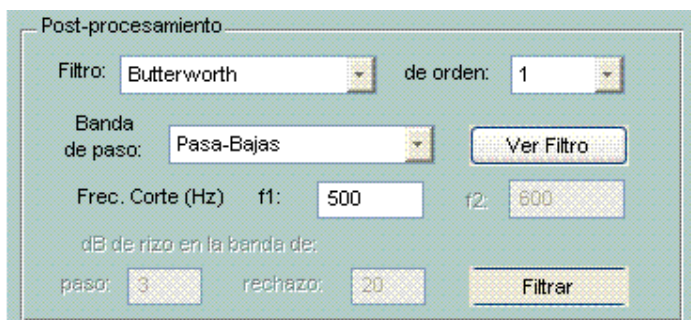


Fig. 3-11. Subsección del Post-procesamiento.

Específicamente este procesamiento se basa en aplicar un filtro a la señal en “tiempo real”, el cual puede ser de tipo Butterworth, Chebyshev I (rizo en la banda de paso), Chebyshev II (rizo en la banda de rechazo) o Elíptico. Además es posible seleccionar diferentes órdenes y bandas de paso (pasa-bajas, pasa-altas, pasa-banda y rechaza-banda), así como las frecuencias de corte y la cantidad de decibeles en las bandas de paso y

rechazo según sea el tipo de filtro. El botón “Ver Filtro” permite visualizar en una ventana aparte la respuesta en frecuencia del filtro diseñado, tanto su magnitud en decibeles como su fase en grados. Y por último el botón “Filtrar” permite activar y desactivar el filtrado mientras se adquieren los datos.

En la subsección visualización se define en qué dominio y de que forma se desean visualizar las señales adquiridas.

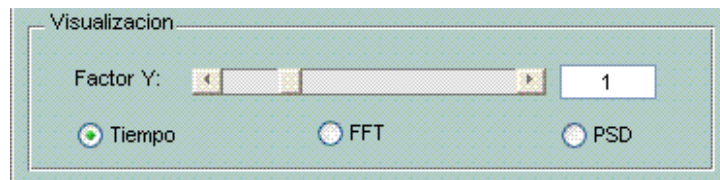


Fig. 3-12. Subsección de visualización.

Es posible calibrar la interfaz mediante la barra de desplazamiento “Factor Y” cuya posición se encuentra sincronizada con el cuadro de texto a su derecha. Este factor multiplica a los datos recién adquiridos, de tal forma que es posible atenuarlos o amplificarlos en un intervalo de 0 a 5. Debajo de la barra de desplazamiento que configura el escalamiento de la señal, se encuentran tres opciones mutuamente excluyentes. Estas opciones establecen en qué dominio se desea que se presente la señal adquirida: dominio del tiempo, dominio de la frecuencia mediante la FFT y dominio de la frecuencia mediante la PSD.

Además del panel de configuración, existen tres menús: “Archivo”, “Opciones FFT” y “Modo de Adquisición”. El menú “Archivo” permite guardar los datos adquiridos en una variable del “workspace” o en un archivo de formato “.mat”, así como eliminar los datos adquiridos mediante la opción “cerrar”. Por su parte el menú “Opciones FFT” presenta cinco tipos de ventanas disponibles para aplicar antes de obtener la FFT de los datos adquiridos. Los tipos de ventana son: rectangular (por defecto), triangular,

Hanning, Hamming y Blackman. Finalmente el menú “Modo de Adquisición” permite seleccionar entre los modos “manual” y “automático”. El modo “manual” se utiliza para comenzar y terminar el registro de los datos mediante el botón de inicio de la adquisición. El modo “automático” está preparado para que al iniciarse pida al usuario realizar 2 veces 6 contracciones distintas en un tiempo de 5 segundos por contracción, de tal forma que la sesión completa sea de 60 segundos. Este modo “automático” permite obtener una base de datos que se utilizará para entrenar y comprobar el funcionamiento del clasificador neuronal MLP.

3.4 Clasificación

En esta sección se presentan dos tipos de clasificación de señal mioeléctrica. El primero es por niveles de una medición de voltaje eficaz o RMS (característica en el dominio del tiempo), y cada nivel representa un tipo de movimiento que realizará la prótesis. El segundo es utilizando una red neuronal MLP entrenada para clasificar las contracciones del usuario (reconocimiento de patrones).

Comenzando por la clasificación por niveles, la interfaz grafica realiza esta clasificación. Volviendo con la sección izquierda de la interfaz, donde se grafican las señales, en la parte superior se tienen algunas mediciones del voltaje adquirido: voltaje pico-a-pico (V_{pp}), voltaje eficaz o V_{rms} (Root-Mean-Square) y voltaje medio V_{cd} . El último es un indicador de nivel que está relacionado con la medición del V_{rms} , y es resultado de una clasificación de acuerdo al número de niveles y el voltaje de referencia (V_{ref}) establecidos en la configuración de adquisición y clasificación. Esta clasificación se realiza de la siguiente manera: se establece como límite máximo de V_{rms} al voltaje V_{ref} , con base en este Voltaje RMS de referencia se hace una división según el número de niveles, de la manera mostrada en la Fig. 3-13.

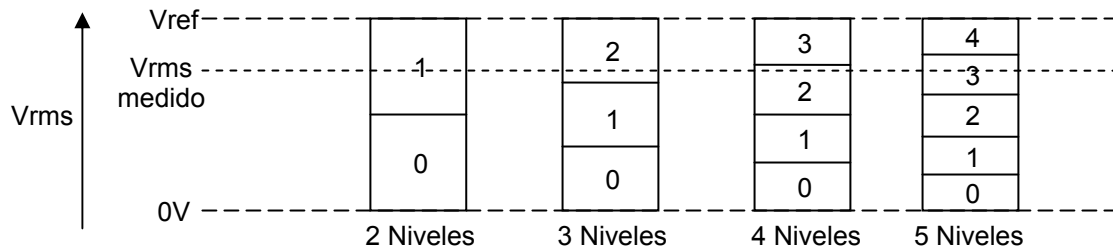


Fig. 3-13. Clasificación por niveles de voltaje RMS del mismo tamaño.

En la Fig. 3-13 se muestra el ejemplo de un V_{rms} medido que cae en el nivel 1 cuando se divide el voltaje V_{ref} para dos niveles, en el nivel 2 cuando se divide en 3 y 4 niveles, y en el nivel 3 cuando se divide en 5 niveles. El nivel 0 es considerado como el estado de reposo. Además de la medición del voltaje RMS es posible realizar la clasificación utilizando alguna de las características en el dominio del tiempo presentadas en el capítulo 2. Otra rasgo de utilidad en este tipo de clasificación por niveles es que se puede expandir a varios canales con relativa facilidad.

3.4.1 Propuesta de clasificación mediante reconocimiento de patrones

El segundo clasificador está basado en el reconocimiento de patrones. Este clasificador utiliza una red neuronal MLP que se entrena a partir de características en el dominio del tiempo de la señal mioeléctrica. Para esta propuesta se utilizó una base de datos proporcionada por Englehart, ya que en dicho momento no se contaba con un equipo multi-canal de adquisición de datos con el cual aprovechar las capacidades de este clasificador. La base de datos fue obtenida mediante un equipo de 4 canales, cada canal tenía una ganancia total de 1000 y un ancho de banda de 65 Hz a 500 Hz aproximadamente. Los datos de cada canal corresponden a un par de electrodos colocados en el brazo de una persona sana, entre la muñeca y el

culo. Los 4 pares de electrodos se colocaron de forma equidistante alrededor del brazo, y un electrodo de referencia común fue colocado en el codo. Las señales fueron muestreadas a 1 kHz utilizando una tarjeta de conversión de analógico-digital de 12 bits.

El método para obtener la base de datos fue el siguiente. A cada persona se le pidió que realizara 6 movimientos distintos de miembro superior: flexión de muñeca, extensión de muñeca, supinación, pronación, apertura de palma y cerrado de palma. En cada movimiento la persona debía producir contracciones continuas durante 5 segundos. Una vez terminados los 6 movimientos, éstos se repiten de nuevo para completar una sesión de 60 segundos. Esta sesión se utiliza como sesión de entrenamiento para la red neuronal MLP. Con el fin de verificar el desempeño de la red, se realizó también una sesión de evaluación de 60 segundos de duración. Ahora los 6 movimientos de contracciones continuas repetidos dos veces se ejecutan en orden aleatorio. Debido a que se utilizó una frecuencia de muestreo de 1 kHz, cada sesión produce 4 vectores, uno por cada canal, de 60,000 muestras de longitud. Los movimientos realizados, etiquetados con números del 1 al 6, se almacenan en un quinto vector.

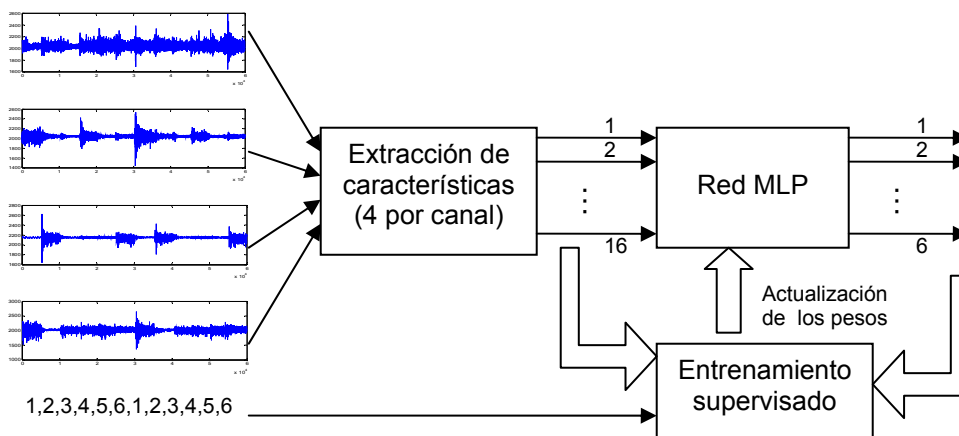


Fig. 3-14. Diagrama a bloques del entrenamiento para la red MLP.

El objetivo de este clasificador por reconocimiento de patrones es “aprender”, mediante el entrenamiento de la red neuronal MLP, a distinguir o clasificar los 6 movimientos mencionados. Para lograr esto se sigue el procedimiento que se ilustra en la Fig. 3-14. De los datos obtenidos en la sesión de entrenamiento se extraen las cuatro características en el dominio del tiempo definidas en el capítulo 2: *valor absoluto medio*, *cruces por cero*, *cambios en el signo de la pendiente*, y *longitud de la forma de onda*. Cada una de las características se obtiene al analizar bloques de 256 muestras de señal mioeléctrica en cada canal. Estas características y la etiqueta del movimiento o contracción al que corresponden se agrupan para formar pares de datos (estímulos, respuesta objetivo). Los pares de datos se utilizan para entrenar la red neuronal MLP utilizando el algoritmo de retro-propagación que se encuentra implementado en MATLAB. Este algoritmo ajusta los pesos de la red MLP con el fin de que su respuesta a las características (estímulos) sea igual a la respuesta objetivo.

La red neuronal empleada es una red multi-perceptrón de 16 entradas (4 características por 4 canales), 8 nodos en la capa interna con funciones tan-sig, y 6 nodos en la capa externa con funciones lineales, cuyo esquema representado por MATLAB se muestra en la Fig. 3-15. Cada uno de los nodos en la capa externa representa un movimiento a clasificar, y en conjunto los 6 nodos conforman la salida del clasificador.

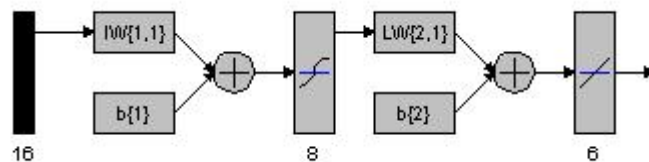


Fig. 3-15. Esquema simplificado de la red neuronal MLP utilizada.

Este clasificador por reconocimiento de patrones fue implementado, entrenado y simulado en MATLAB. En el diagrama de flujo de la Fig. 3-16 se muestra la forma general de funcionamiento del programa.

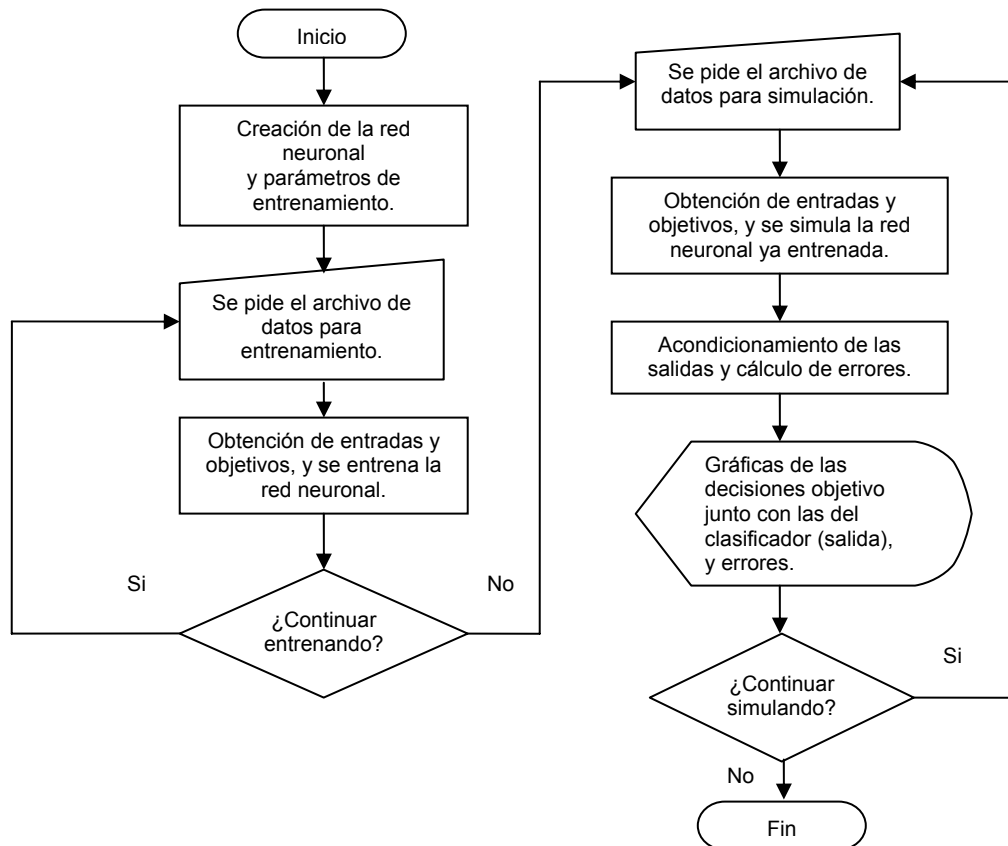


Fig. 3-16. Diagrama de flujo del programa implementado en MATLAB para el entrenamiento y simulación de la red neuronal MLP utilizada como clasificador.

En la primera parte del programa se crea la red neuronal estableciendo los valores máximo y mínimo para cada entrada, el número de nodos en las capas oculta y de salida, y por último se especifican las funciones de transferencia de cada capa respectivamente.

A continuación el programa pide al usuario que seleccione el archivo donde se encuentran los datos para entrenar la red (sesión de entrenamiento). Éstos son archivos en formato *.mat* que son obtenidos

previamente mediante una rutina creada específicamente para realizar esto en forma automatizada. Dicha rutina se encarga de buscar los archivos que contienen las sesiones de entrenamiento dentro de una carpeta y extraer las 4 características en el dominio del tiempo en bloques de 256 muestras de los 4 canales considerados y generar otro archivo *.mat* con los nuevos datos. Cada uno de estos archivos *.mat* contiene una matriz llamada *TDft* con las características en el dominio del tiempo de los 4 canales de la forma indicada en la Tabla 3-1.

Las columnas denominadas “Bloque” en la Tabla 3-1 contienen las mediciones de las características de cada bloque de 256 muestras (equivalentes a 256 ms) de las señales mioeléctricas adquiridas. La fila 1 contiene la etiqueta del movimiento (1 a 6) al que corresponden las mediciones (decisión objetivo), las filas 2 a 5 corresponden al canal 1, y así sucesivamente hasta el canal 4 (entradas del clasificador). La primer fila de cada canal (2, 6, 10 y 14) corresponden a la característica de valor medio absoluto, las segundas filas (3, 7, 11 y 15) al número de cruces por cero, las terceras filas (4, 8, 12 y 16) al número de cambios en el signo de la pendiente y las últimas filas (5, 9, 13 y 17) a la longitud de la forma de onda.

Por lo tanto cada columna contiene la información de un bloque de 256 muestras, y dicha información está compuesta por el número de movimiento o contracción (etiqueta), y 16 valores que representan las 4 características en el dominio del tiempo de los 4 canales y que serán introducidos al clasificador para que este tome una decisión y sea corroborada con el número de movimiento al que corresponde. Es decir, cada columna contiene un “par” de datos de entrenamiento: 16 datos de entrada (estímulo) y 1 dato que contiene la salida requerida (decisión objetivo).

Tabla 3-1. Forma en que se encuentra distribuidos los datos de entrenamiento.

		256 ms	256 ms	...	256 ms	
		<i>Bloque 1</i>	<i>Bloque 2</i>	...	<i>Bloque 240</i>	
Etiqueta de contracción →	Fila 1	1	1	...	6	
	Canal 1 {	Fila 2	1996.3	1996.2	...	1996.2
		Fila 3	99	101	...	105
		Fila 4	128	127	...	130
		Fila 5	1513	1317	...	1540
	Canal 2 {	Fila 6	1995	1995.7	...	1994.9
		Fila 7	130	125	...	128
		Fila 8	159	153	...	152
		Fila 9	11594	11782	...	10907
	Canal 3 {	Fila 10	2181.1	2180.5	...	2181.6
		Fila 11	118	110	...	100
		Fila 12	137	132	...	116
		Fila 13	977	965	...	891
	Canal 4 {	Fila 14	2042.1	2042.4	...	2042.9
		Fila 15	108	99	...	118
		Fila 16	139	129	...	161
		Fila 17	26429	26931	...	29453

Aproximadamente son 20 bloques por contracción (5 seg), quiere decir que más o menos en el bloque 20 comienza una nueva contracción o movimiento y así sucesivamente, hasta completar un total de 60 seg (240 bloques).

Es de observar que la salida objetivo es un solo número y que la salida de la red neuronal se conforma de 6 líneas. Ya que cada línea de salida corresponde a una contracción o movimiento, esta debe tener un 1 y las demás un 0. Por lo que se vuelve necesario un tipo de codificación, para lo cual se escribió una función llamada *multind*, la cual convierte las etiquetas de contracciones (los números 1 a 6) en dígitos binarios tal como en la relación de la Tabla 3-2. Como ya fue mencionado, esto significa que cuando se trate de la contracción 1 (objetivo) solo la salida 1 del clasificador tendrá un 1, y las demás 0; cuando se trate de la contracción 2 ahora será solo la salida 2 la que tendrá un 1, y así sucesivamente.

Tabla 3-2. Generación de un vector codificado de acuerdo con la etiqueta objetivo.

Índice en TDft	1	2	3	4	5	6
Objetivos (la forma que se requiere para las 6 salidas del clasificador)	1	0	0	0	0	0
	0	1	0	0	0	0
	0	0	1	0	0	0
	0	0	0	1	0	0
	0	0	0	0	1	0
	0	0	0	0	0	1

Una vez establecidas las entradas y los objetivos, la red neuronal es entrenada. Al momento de realizar el entrenamiento se muestra una gráfica del error cuadrático medio alcanzado. Después se pide al usuario que seleccione un archivo con el cual simular la red ya entrenada, de no seleccionar ninguno (cierre del cuadro de dialogo de búsqueda de archivo) se simulará con los mismos datos que se entrenó la red. Los resultados obtenidos se guardan en el vector *Salidas*. A continuación se toma la salida más grande como 1 y las 5 restantes como 0, para poder obtener el código binario correspondiente a cada contracción (tal como en la Tabla 3-2). Esto se debe a que las funciones de salida no son binarias, sino lineales, y una salida típica para la contracción 3 sería como el vector mostrado en el extremo izquierdo de la Fig. 3-17. De esta forma es posible hacer la transformación contraria mediante la función *demultind*, y así obtener solamente un número de etiqueta de contracción o movimiento. Esto se realiza con el fin de comparar con el vector de objetivos y hacer el conteo de errores.

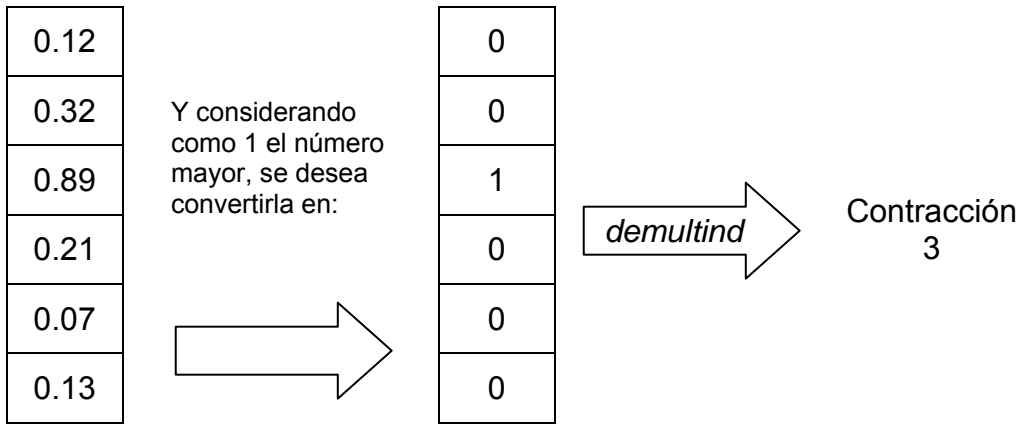


Fig. 3-17. Ejemplo de una salida típica de la red MLP de la cual se toma el número máximo como 1 y los restantes como 0, y se obtiene la decisión de la contracción.

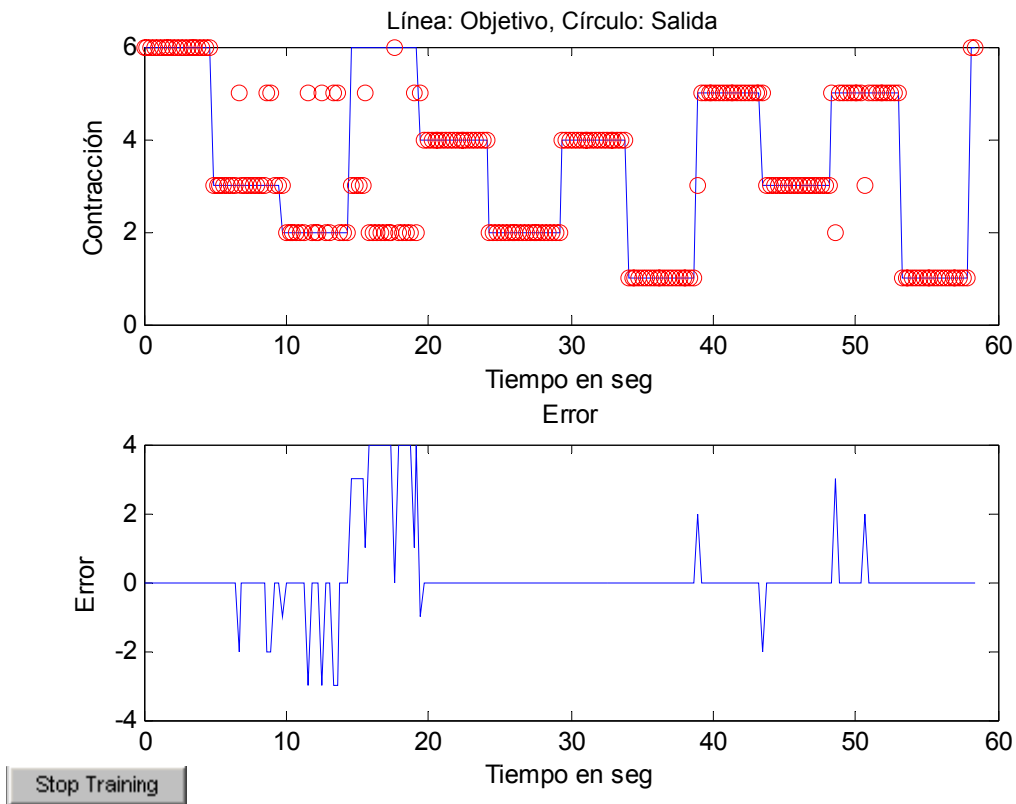


Fig. 3-18. Ejemplo de las gráficas obtenidas al terminar la simulación del clasificador mediante reconocimiento de patrones.

Por último se realiza una cuenta de los errores para obtener el porcentaje de decisiones incorrectas, el cual es mostrado mediante una ventana de información justo al terminar la simulación completa. Además se presentan dos gráficas apiladas verticalmente, ver Fig. 3-18. En la gráfica superior se contrastan las decisiones objetivo (línea continua) contra las decisiones obtenidas del clasificador (círculos), y en la gráfica inferior se tiene el error correspondiente, ambas con respecto al tiempo.

Capítulo 4 Resultados

En este capítulo se presentan los resultados obtenidos de las simulaciones realizadas en Orcad PSpice del amplificador mioeléctrico, así como los resultados experimentales obtenidos en el laboratorio. Además se muestran tanto el funcionamiento de la interfaz grafica como dos tipos de clasificación en MATLAB.

4.1 Amplificador de 1 canal

Esta sección presenta las pruebas realizadas al amplificador de 1 canal primero a nivel simulación y luego a nivel experimental para cada subsección. Las pruebas consisten de análisis en el dominio del tiempo y frecuencia. En la Fig. 4-1 se muestra el amplificador mioeléctrico construido de un solo canal.



Fig. 4-1. Fotografía del amplificador mioeléctrico de un canal.

4.1.1 Análisis Transitorio

La primera prueba realizada en el dominio del tiempo consiste en verificar la ganancia del amplificador. Para esto se le aplica una señal sinusoidal de 2 mVpp y 250 Hz la cual se muestra en la Fig. 4-2, se eligieron estos valores de manera que se tenga una señal de salida en el intervalo medio de la banda de frecuencias de paso (teóricamente de 61 Hz a 1000 Hz) y que no sature al amplificador, dado que la ganancia es de 1000. La salida del amplificador se muestra en la Fig. 4-3 y su FFT en la Fig. 4-4, ambas coinciden con lo esperado. La distorsión armónica total (THD) para una señal de entrada de 2 mVpp es de 0.015% que equivale a -75 dB, la cual se mantiene hasta los 5 mVpp, en cambio para 6 mVpp se obtiene una THD de 2.48% y -32.1 dB.

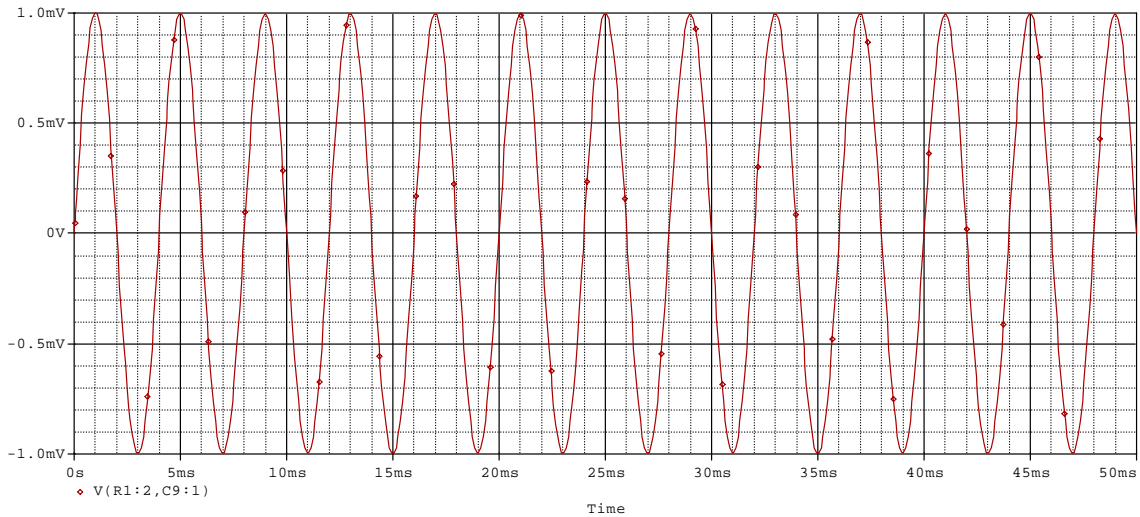


Fig. 4-2. Señal de entrada de 2 mVpp y 250 Hz en el dominio del tiempo a nivel simulación.

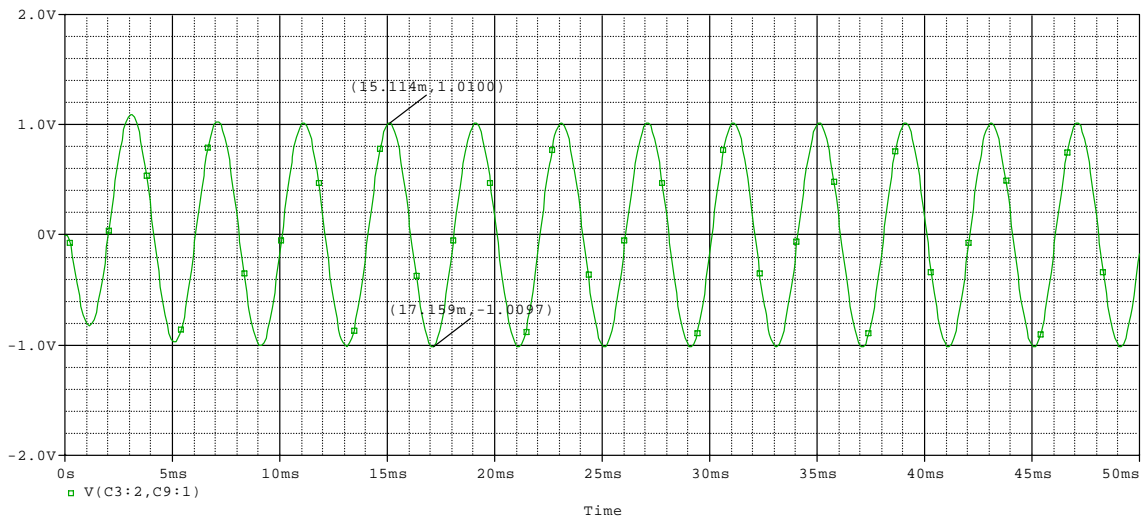


Fig. 4-3. Señal de salida de 2.02 Vpp y 250 Hz en el dominio del tiempo a nivel simulación.

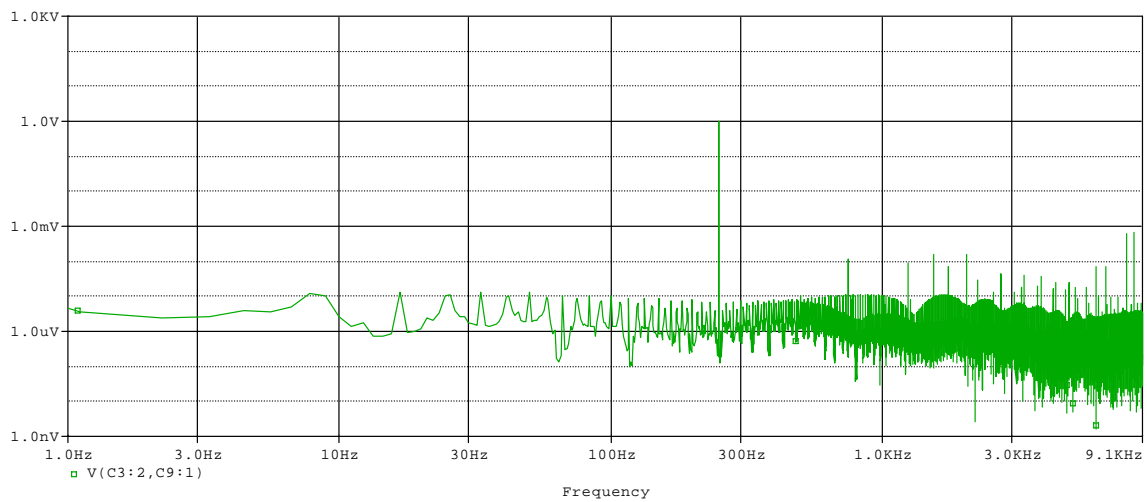


Fig. 4-4. Señal de salida en el dominio de la frecuencia a partir de la FFT a nivel simulación.

En la Fig. 4-5 se muestra la señal de entrada multiplicada por 1000 y la señal de salida. Esto se hace para igualar las amplitudes de ambas señales y observar que tienen un desfase de aproximadamente 180° .

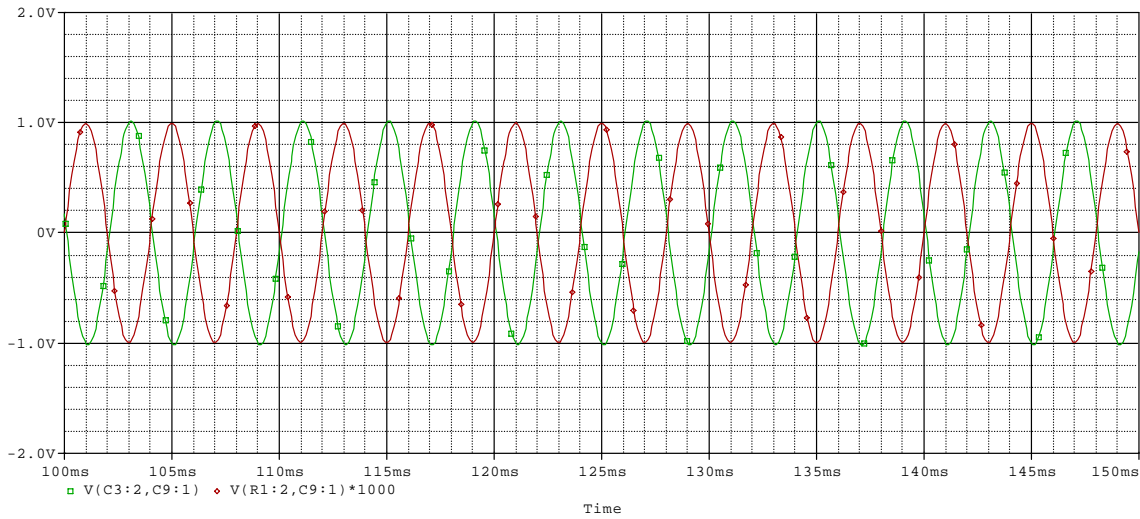


Fig. 4-5. Señal de entrada multiplicada por 1000 y señal de salida, se observa un desfase de aproximadamente 180° (a nivel simulación).

A continuación se tienen los resultados experimentales adquiridos en el laboratorio mediante el osciloscopio de la marca Tektronix serie TDS3000. Dado que el generador disponible no puede proporcionar señales tan pequeñas como 2 mVpp ya que su límite inferior es 50 mVpp, se configura para producir una señal sinusoidal de 200 mVpp que se hace pasar por un circuito atenuador en un factor de 100 que entregará los 2 mVpp requeridos manteniendo una resistencia cercana a 50Ω . El circuito atenuador empleado se tiene en la Fig. 4-6.

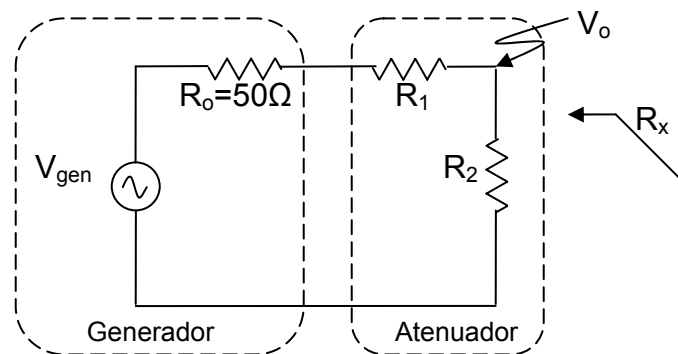


Fig. 4-6. Esquema del circuito atenuador para la señal proveniente del generador.

El generador tiene una resistencia de salida de 50Ω y el circuito atenuador debe lograr un factor de 100, es decir

$$\frac{V_o}{V_{gen}} = \frac{1}{100} = \frac{R_2}{R_o + R_1 + R_2} = \frac{R_2}{R_1 + R_2 + 50} \quad (19)$$

y mantener su resistencia de salida R_x lo más cercano a 50Ω :

$$R_x = R_2 \parallel (R_o + R_1) = \frac{(R_o + R_1)R_2}{R_o + R_1 + R_2} = 50 \quad (20)$$

por lo que las condiciones son:

$$R_1 - 99R_2 + 50 = 0 \quad (21)$$

$$R_2 = \frac{2500}{R_1} + 50 \quad (22)$$

sustituyendo y reduciendo se tiene la ecuación cuadrática:

$$R_1^2 - 4900R_1 - 247500 = 0 \quad (23)$$

y resolviendo se tiene que $R_1 = 5 \text{ k}\Omega$ y $R_2 = 50 \Omega$, lo cual se consigue poniendo dos resistencias de $10 \text{ k}\Omega$ y dos resistencias de 100Ω en paralelo respectivamente.

Por otro lado el osciloscopio tampoco es capaz de detectar la señal de 2 mVpp , por lo que se midió la señal entregada por el generador directamente, ver Fig. 4-7. Sin embargo el osciloscopio aún está trabajando casi en su límite inferior de detección, por lo cual la medición de 266 mVpp de amplitud difiere un poco de la realidad.

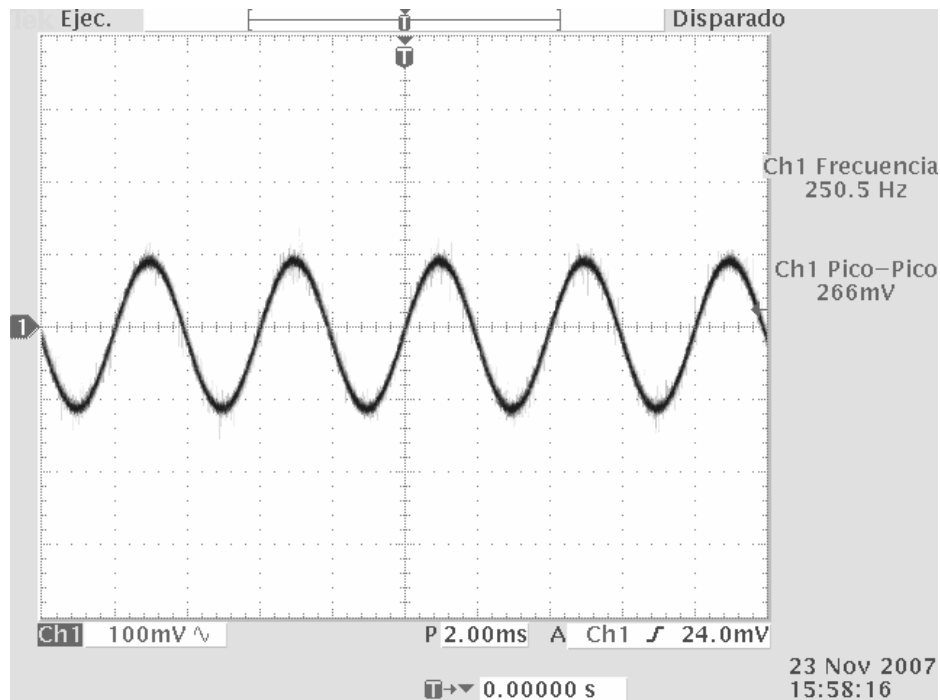


Fig. 4-7. Señal de entrada medida antes del atenuador, es decir directamente en el generador.

En las Fig. 4-8 y Fig. 4-9 se tienen la señal de salida y su FFT. Se observa que la ganancia es la esperada. De igual forma en la Fig. 4-10 se tienen ambas señales de entrada y salida con el fin de comparar la fase, la cual es de aproximadamente 180° . Cabe aclarar que la medición que indica el osciloscopio para la frecuencia de la señal de entrada es errónea, ya que la señal es de muy baja amplitud como el mismo equipo lo indica. Pero por inspección visual es posible notar que ambas señales son de la misma frecuencia. Estos resultados confirman los correspondientes a las simulaciones en PSpice.

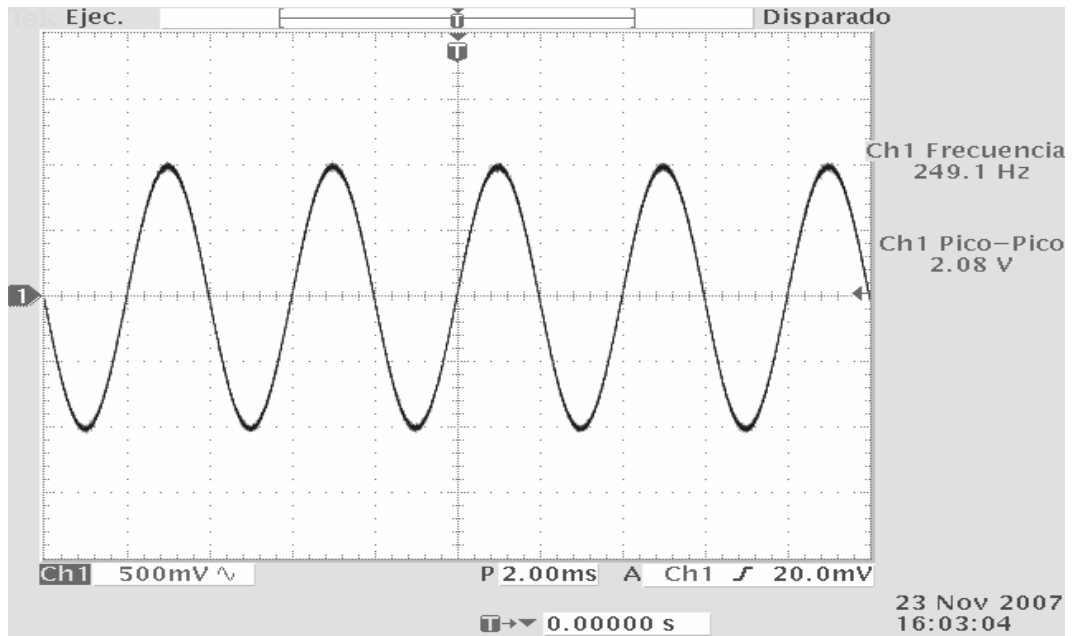


Fig. 4-8. Señal medida a la salida del amplificador.

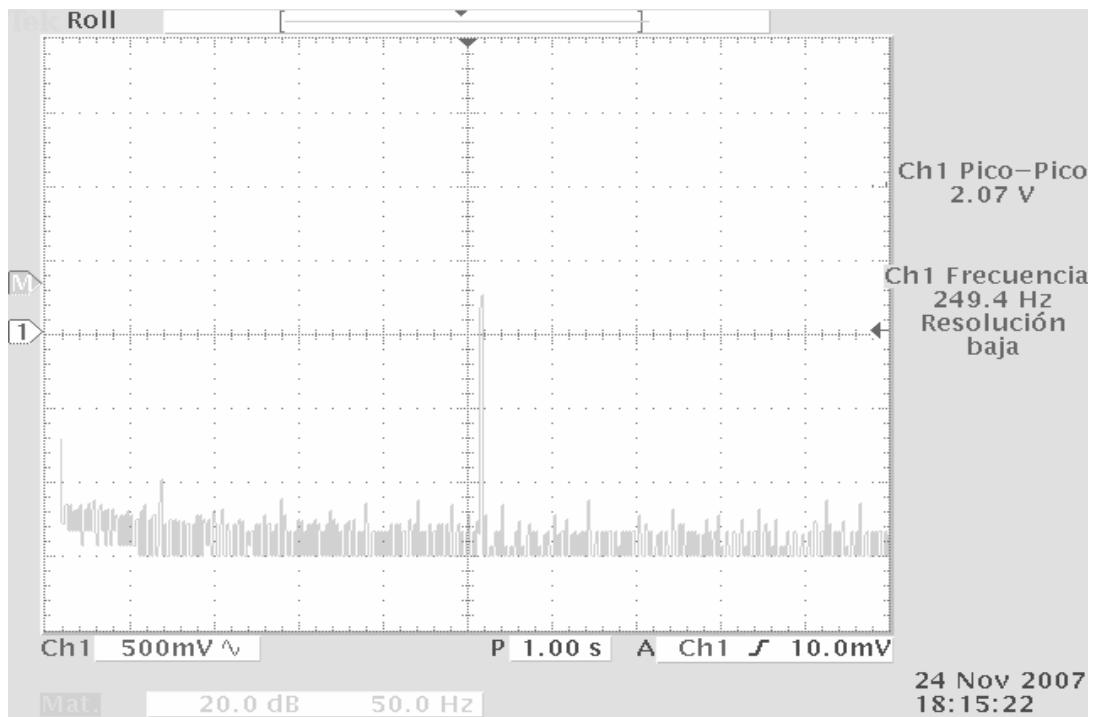


Fig. 4-9. FFT de la señal de salida del amplificador almacenada durante 2 segundos.

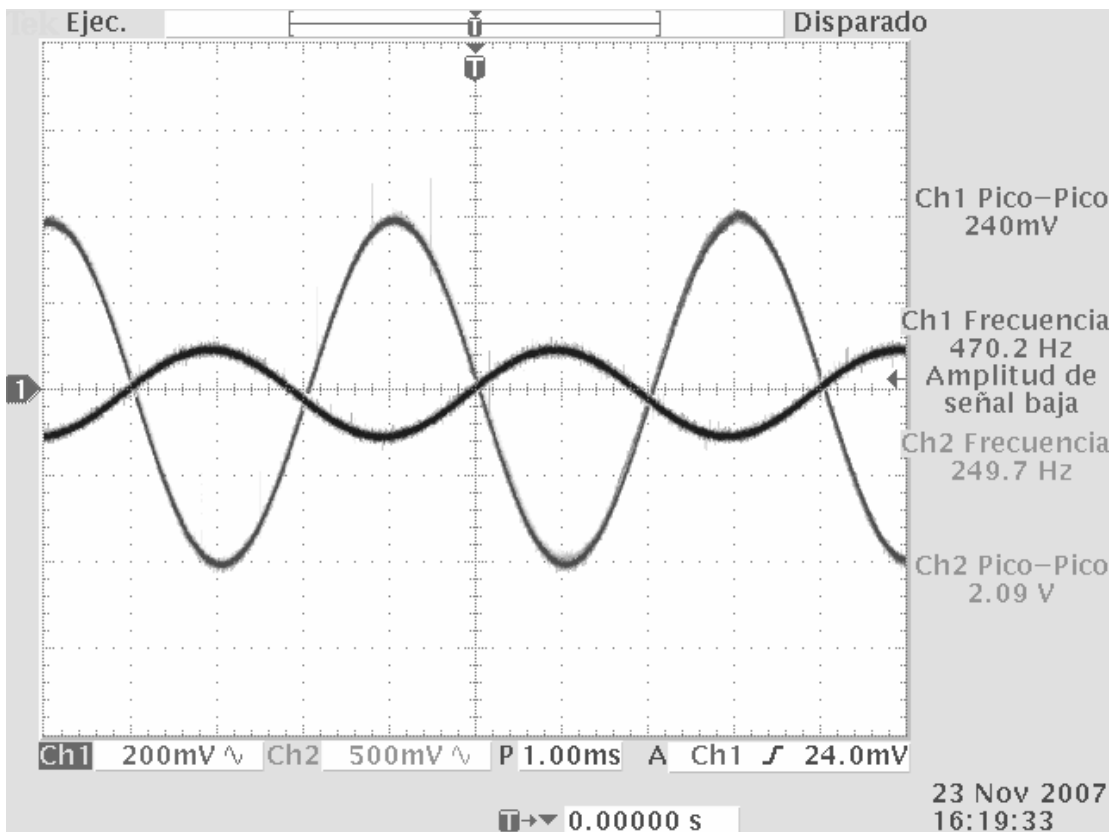


Fig. 4-10. Señales de entrada y salida, se observa una diferencia de fase de aprox. 180°.

La siguiente prueba se realiza para verificar la linealidad del amplificador y consiste en colocar la señal de entrada en el eje x y la señal de salida en el eje y. Primero se ajustó la señal de entrada a 6 mVpp de manera que se utilice todo el intervalo de voltaje de salida ($6 \text{ mVpp} * 1000 = 6 \text{ Vpp}$, siempre que el voltaje de alimentación sea 6 VCD), y se usó una frecuencia de 192 Hz ya que el amplificador provoca un desfase de 180° a esta frecuencia, como se verá en la sección de respuesta en frecuencia. De esta forma el círculo se encuentra totalmente de perfil y es posible verificar así la linealidad. En la Fig. 4-11 se tiene el resultado de la simulación y en la Fig. 4-12 una gráfica en detalle de uno de los extremos de la traza. Se observa que de -2.5 mV a 2.5 mV de entrada se tiene una salida prácticamente lineal lo que concuerda con la THD calculada anteriormente.

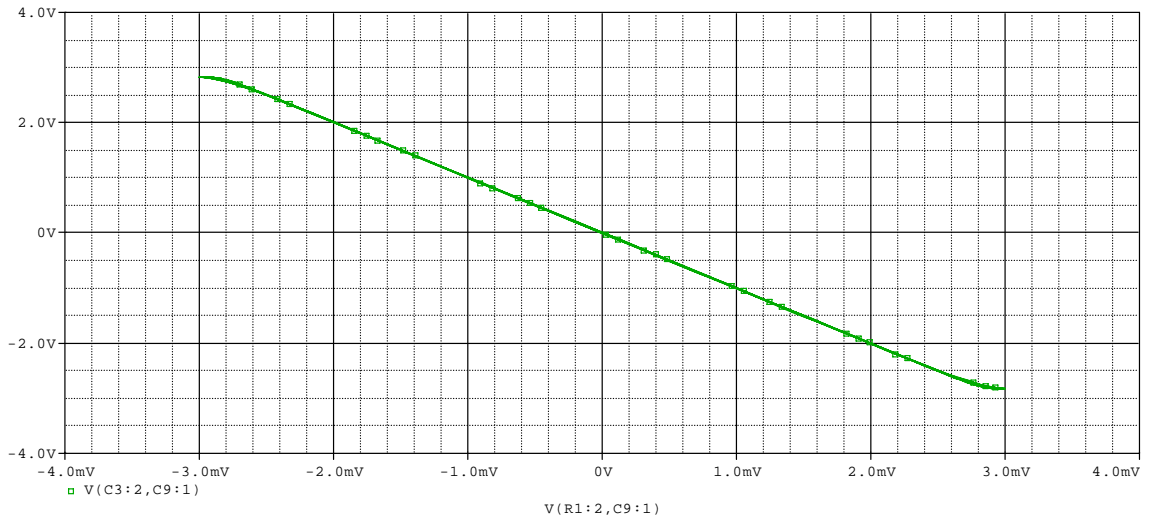


Fig. 4-11. Señal de entrada (6 mVpp a 192 Hz) en el eje x vs. señal de salida (aprox. 6 Vpp a 192 Hz) en el eje y (a nivel simulación).

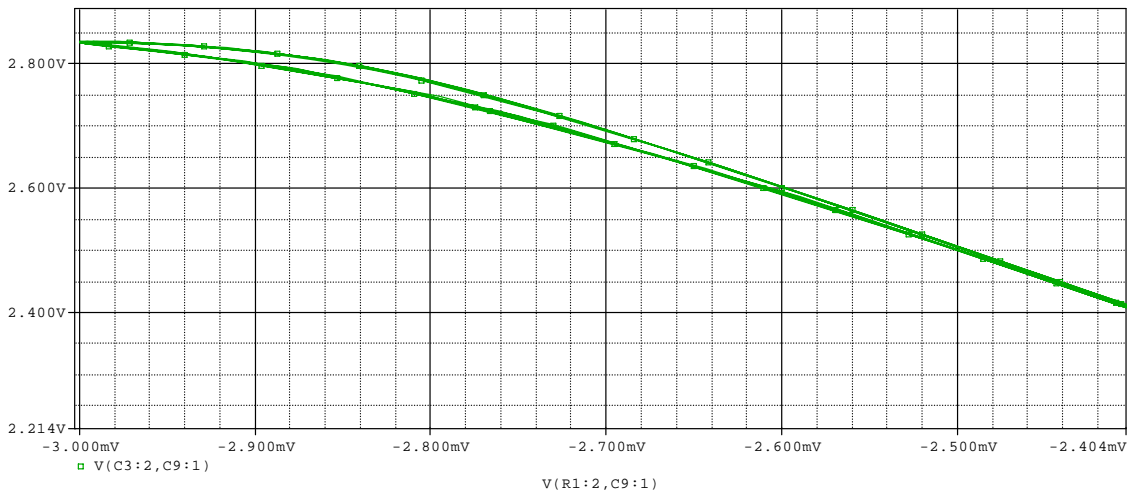


Fig. 4-12. Detalle de la gráfica en la Fig. 4-11: sección superior izquierda de la traza.

Para finalizar esta sección se tiene el resultado obtenido de realizar la misma prueba de linealidad en el amplificador construido. La Fig. 4-13 muestra el resultado de colocar la señal de entrada, proveniente del generador directamente debido a las razones antes mencionadas, en el eje x

y la señal de salida del amplificador en el eje y. Se observa un intervalo lineal similar al resultado de la simulación y que ahora la frecuencia de 180 Hz es aquella en la que el amplificador provoca un desfaseamiento de 180°.

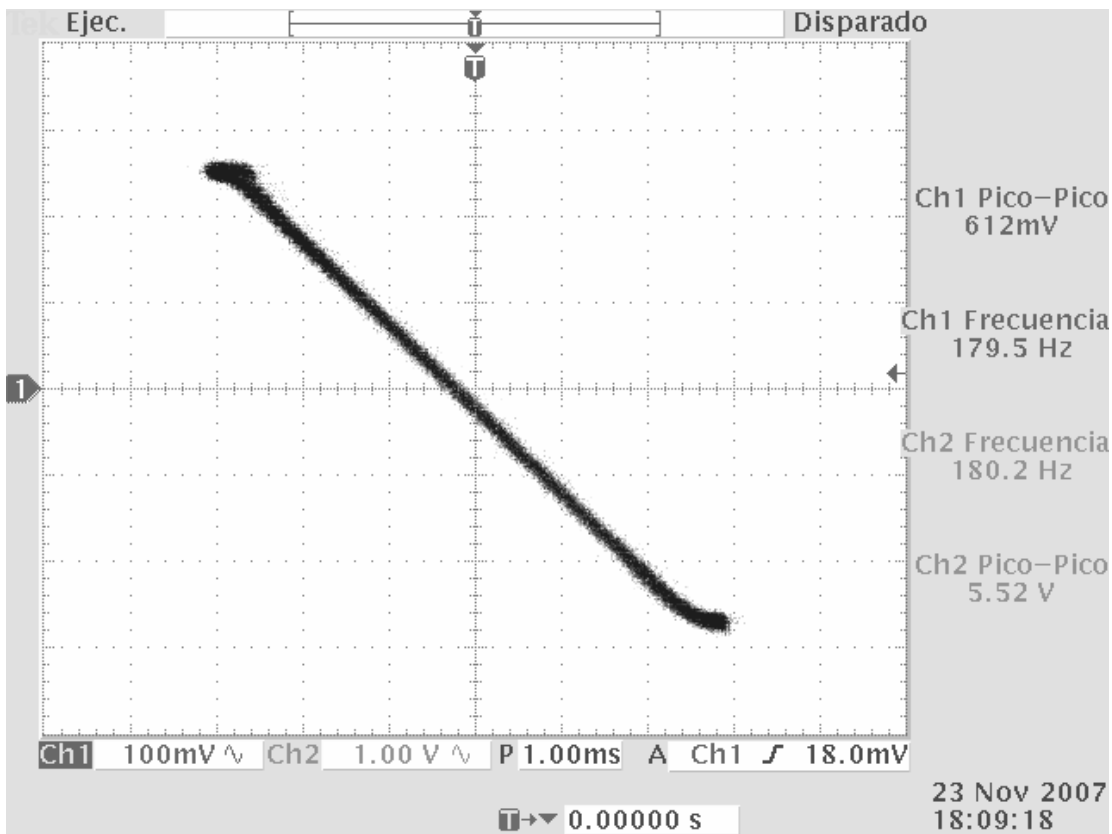


Fig. 4-13. Señal de entrada (en el generador 600 mVpp a 180 Hz) en el eje x vs. señal de salida (aprox. 6 Vpp a 180 Hz) en el eje y.

4.1.2 Respuesta en Frecuencia

En esta sección se presentan las mediciones realizadas en el dominio de la frecuencia. Para comenzar se muestra el resultado de la simulación obtenido al realizar un barrido desde 1 mHz hasta 100 kHz de frecuencia en la Fig. 4-14. Esta grafica tiene el eje vertical lineal, el cual corresponde a la magnitud de la ganancia. Es posible notar que la ganancia máxima en la banda de paso es de 1012.5 y se encuentra a una frecuencia de 256.5 Hz.

Por otro lado, en la Fig. 4-15 se presenta la respuesta en frecuencia, tanto en magnitud (decibelios) como en fase (grados). La ganancia es de 60 dB aproximadamente, lo cual es equivalente a 1000, y las frecuencias de corte a -3 dB para la banda de paso del amplificador son: 59.145 Hz y 975.57 Hz, teniéndose como frecuencia central 257.1 Hz. Estos últimos datos pueden observarse con mayor detalle en la Fig. 4-16.

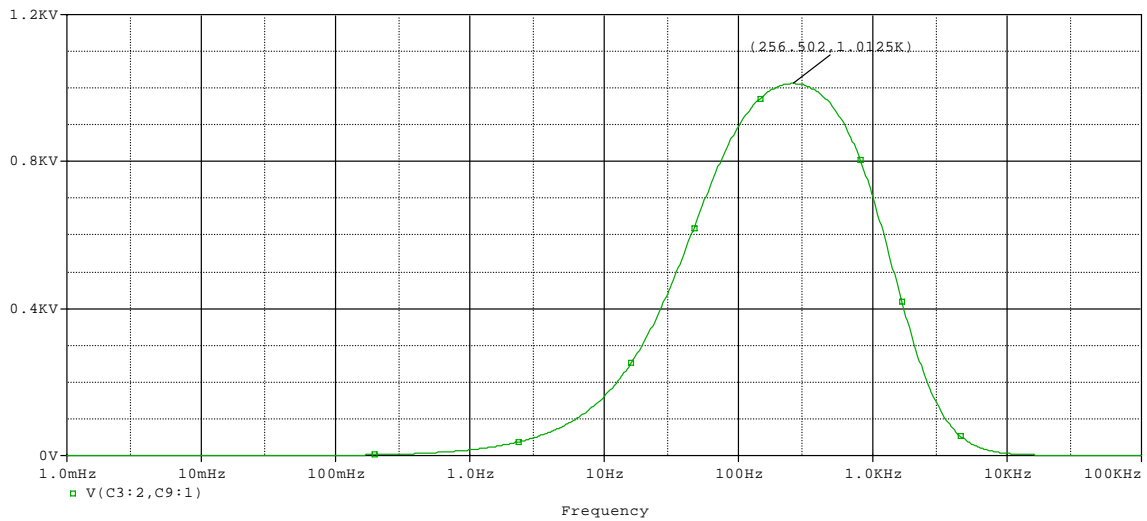


Fig. 4-14. Magnitud lineal de la ganancia con respecto a la frecuencia a nivel simulación.

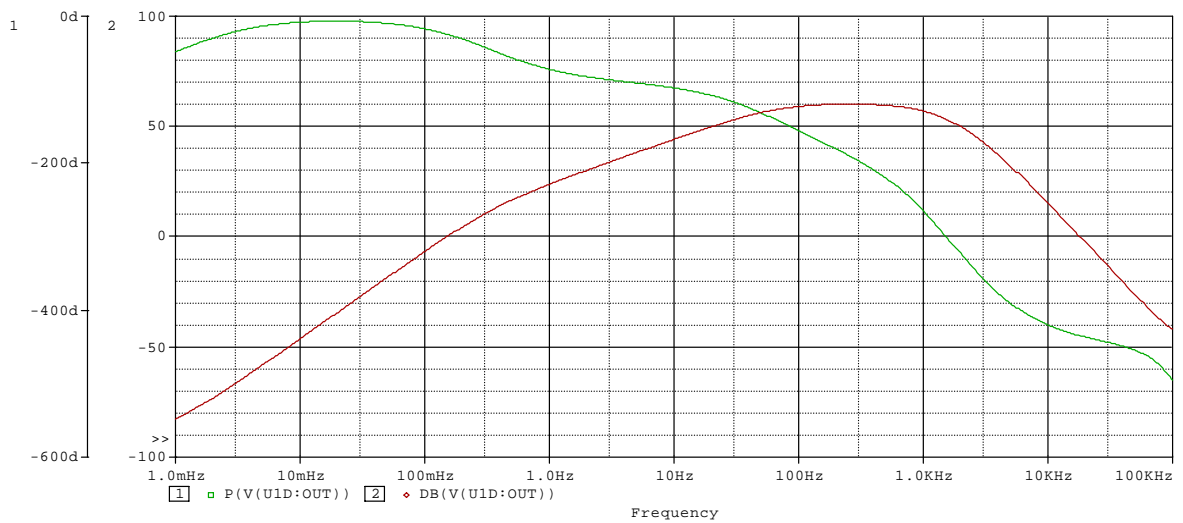


Fig. 4-15. Respuesta en frecuencia tanto en magnitud (decibelios) como en fase (grados) a nivel simulación.

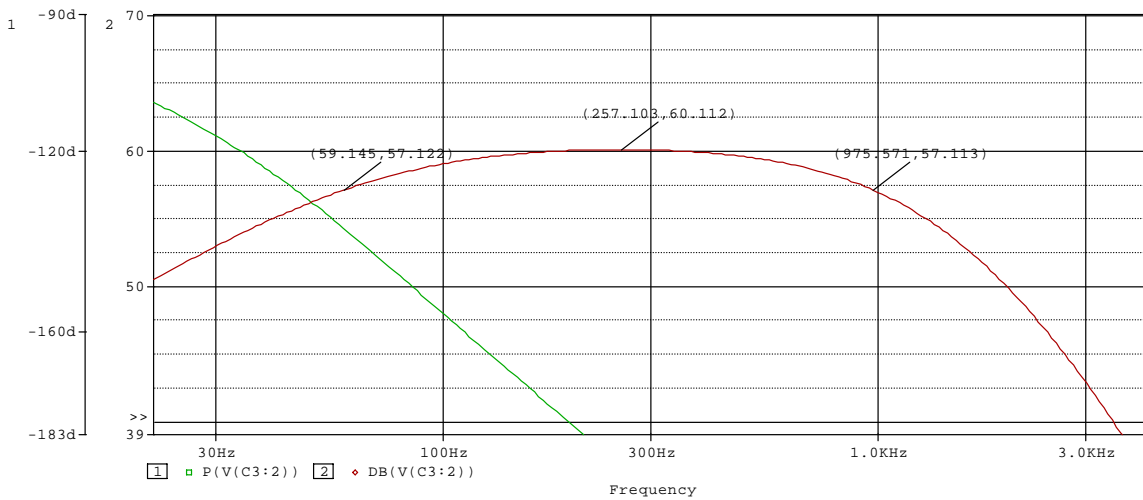


Fig. 4-16. Detalle de la Fig. 4-15 que muestra las frecuencias de corte y central del amplificador.

La magnitud de la ganancia con respecto a la frecuencia también se obtuvo en el laboratorio para el amplificador construido. Se utilizó la capacidad de realizar barridos (“sweep”) del generador de funciones para obtener dicha curva en el osciloscopio. La señal del generador puede ser barrida en escala logarítmica, por lo que se puede obtener una curva similar a la mostrada en la Fig. 4-14. El barrido logarítmico se configuró estableciendo un intervalo de frecuencias (frecuencia inicial = 1 Hz y frecuencia final = 100 kHz) en una cantidad específica de tiempo (tiempo del barrido = 10 segundos). A su vez, se configuró el osciloscopio para desplegar 1 segundo por división, lo que significa que cada dos divisiones de tiempo corresponden a una década.

Por otro lado, la amplitud de la señal sinusoidal utilizada se ajustó al máximo posible sin que genere una salida distorsionada en el amplificador y usando la frecuencia de paso de máxima ganancia (250 Hz). Esta señal se visualizó en el osciloscopio y se ajustó su posición de tal forma que su voltaje de referencia se encontrara en la marca de 0% (mitad de la segunda fila de cuadros de abajo hacia arriba) y que su valor pico positivo se encontrara en

la marca de 100% (mitad de la segunda fila de cuadros de arriba hacia abajo). De esta manera cada medio cuadro representa 10% y el 70.7% indica -3 dB, con lo que es posible medir de manera aproximada las frecuencias de corte.

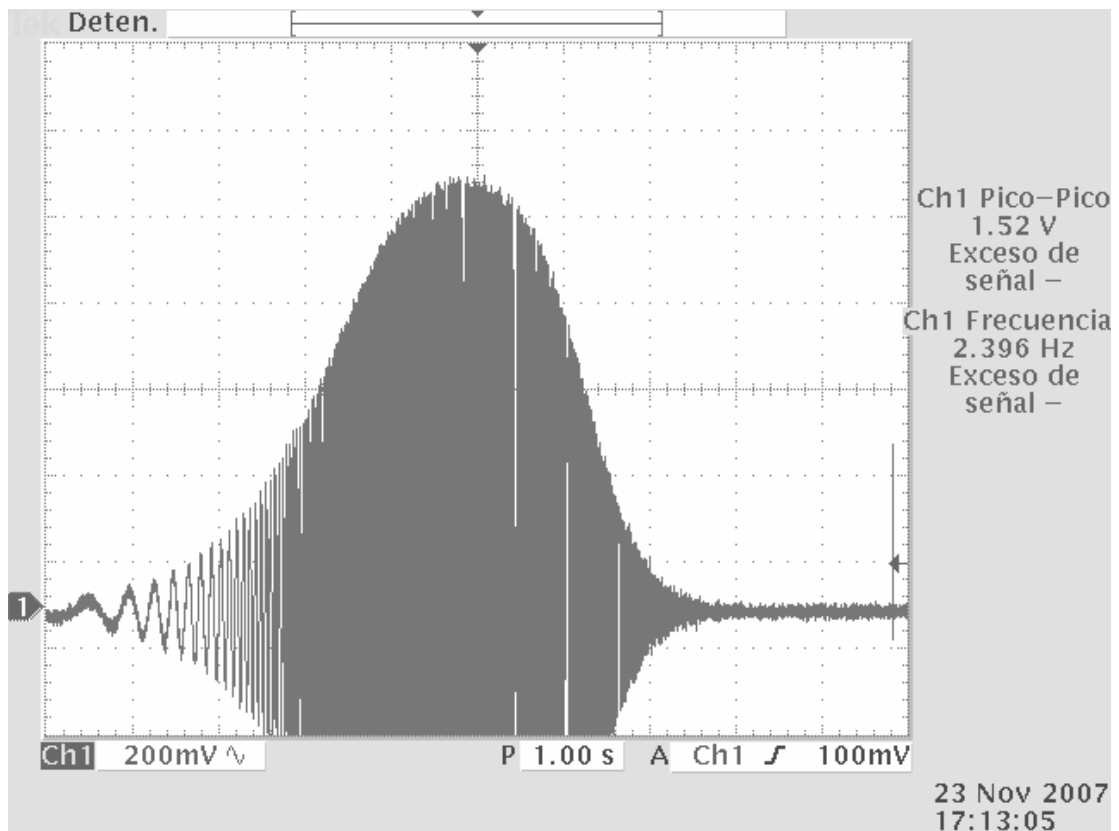


Fig. 4-17. Magnitud lineal de la ganancia con respecto a la frecuencia para el amplificador construido.

El resultado se muestra en la Fig. 4-17. Es posible notar que la respuesta es similar a la obtenida en simulación, Fig. 4-14. Para convertir la escala de tiempo del osciloscopio en frecuencia debe usarse:

$$F = 10^{\left\{ \log(F_{ini}) + \left\{ \frac{[\log(F_{fin}) - \log(F_{ini})] \cdot t}{ST} \right\} \right\}} \quad (24)$$

donde:

F_{ini} = La frecuencia inicial del barrido del generador de funciones.

F_{fin} = La frecuencia final del barrido del generador de funciones.

ST = El tiempo de barrido del generador de funciones.

t = Una medición de tiempo del osciloscopio ($t=0$ es el inicio del barrido)

F = La frecuencia convertida a partir del tiempo t .

para el caso de los valores utilizados: $F_{ini} = 1$ Hz, $F_{fin} = 100$ kHz, $ST = 10$ seg, la ecuación (24) se simplifica en:

$$F = 10^{\left\{ \log(1) + \left\{ \frac{[\log(100000) - \log(1)] \cdot t}{10} \right\} \right\}}$$
$$F = 10^{\left(\frac{t}{2} \right)}$$
(25)

así, es posible encontrar la frecuencia de corte inferior en $t=3.6$ s:

$$F = 10^{\left(\frac{t}{2} \right)} = 10^{\left(\frac{3.6 \text{ seg}}{2} \right)} = 10^{(1.8 \text{ seg})} = 63.1 \text{ Hz}$$
(26)

y la frecuencia de corte superior en $t=5.95$ s:

$$F = 10^{\left(\frac{t}{2} \right)} = 10^{\left(\frac{5.95 \text{ seg}}{2} \right)} = 10^{(2.975 \text{ seg})} = 944 \text{ Hz}$$
(27)

las cuales concuerdan aproximadamente con las obtenidas mediante simulación, pero sobre todo concuerda con lo diseñado.

Para finalizar esta sección se tiene ahora la medición de la CMRR. Como se menciona anteriormente, esta prueba solo se realizó a nivel simulación. Con el fin de realizar la medición se utilizó un circuito que modela los cables con un desbalance de impedancias propuesto en [Spinelli 2003], lo

cual se acerca más a la realidad y empeora la CMRR. En la Fig. 4-18 se tiene este circuito.

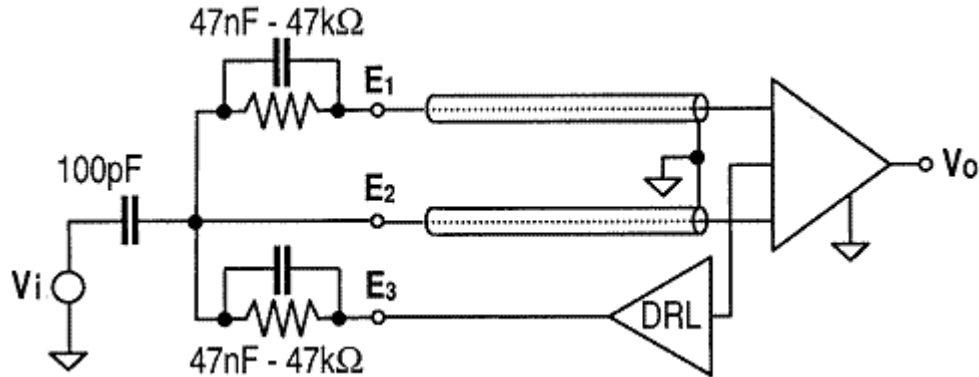


Fig. 4-18. Circuito para medir CMRR [Spinelli 2003].

Cuando solo se aplica una fuente de señal en modo común (V_{com}) a la entrada y ninguna señal en modo diferencial (V_{dif}), se obtiene la CMRR:

$$CMRR_{dB} = 20 \log \left(\frac{V_{com}}{V_{sal}} \right) \quad \text{cuando } V_{dif} = 0 \quad (28)$$

lo cual es simplemente la ganancia de voltaje común en decibeles pero con el signo contrario. Por lo tanto, para obtener la CMRR se obtuvo la respuesta en frecuencia del amplificador con respecto a la fuente de señal en modo común y se le cambió el signo. Este resultado se muestra en la Fig. 4-19 y se puede observar que se tiene una $CMRR_{dB}$ de 180 dB a 60 Hz y 185 dB a 50 Hz, las cuales son muy elevadas. Esto se debe a que los valores de los componentes del mismo valor que afectan la CMRR son idealmente iguales en la simulación a diferencia de la práctica. Para comprobar esto, se modificaron algunas resistencias del *front-end* y del amplificador de instrumentación suponiendo un error de +10% para desbalancearlo y entonces reducir la CMRR obteniéndose a un valor más real, lo cual se ilustra en la Fig. 4-20.

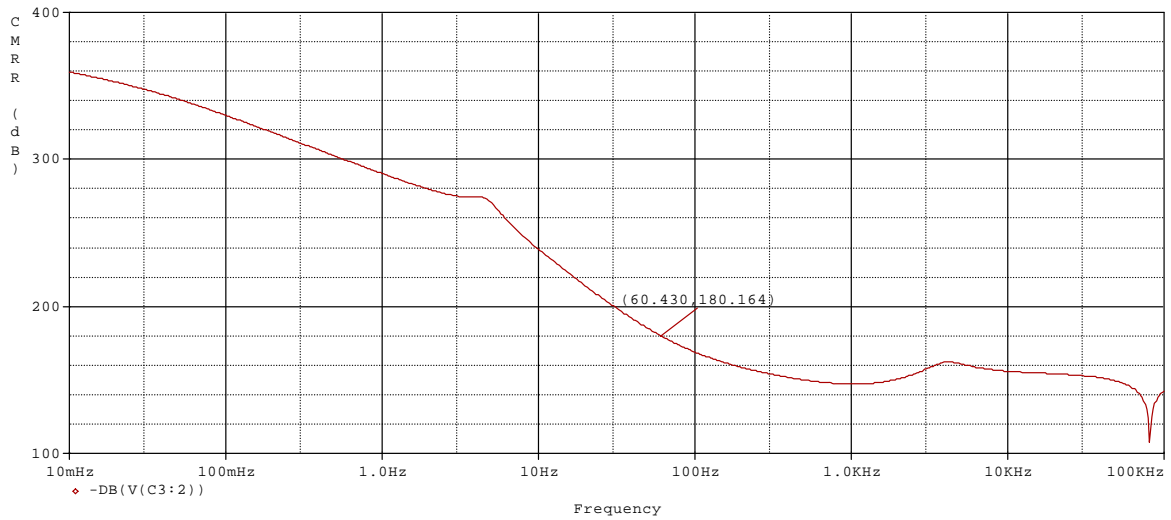


Fig. 4-19. CMRR con respecto a la frecuencia para un *front-end* y amplificador diferencial perfectamente balanceados.

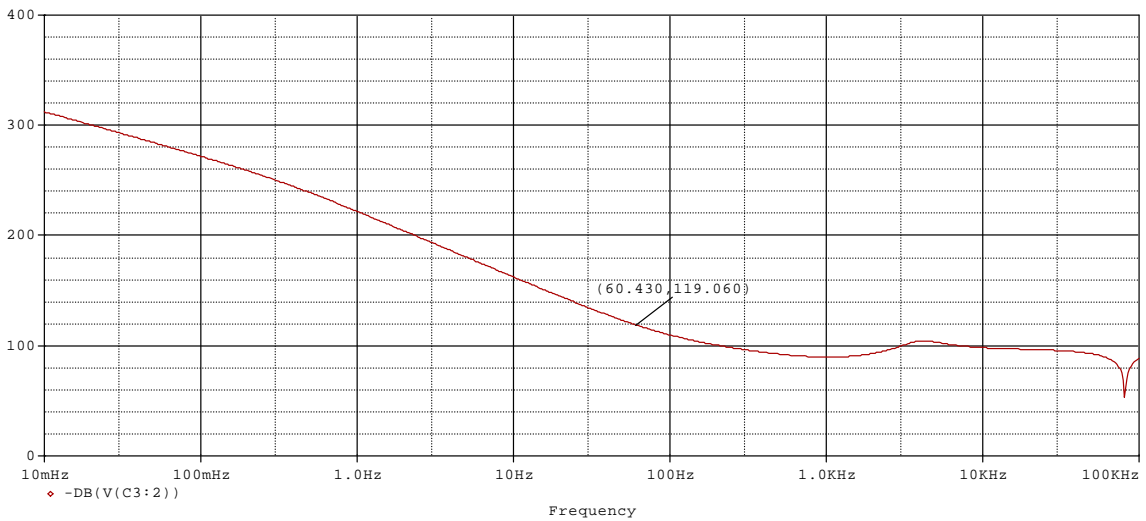


Fig. 4-20. CMRR con respecto a la frecuencia para un *front-end* y amplificador diferencial desbalanceados.

Con el último resultado se tiene una $CMRR_{dB}$ de 119 dB a 60 Hz y 122.9 dB a 50 Hz, los cuales son valores más cercanos a la realidad. Este valor de CMRR es más que satisfactorio porque el CMRR propio del

amplificador operacional es de 100 dB y no aporta una gran ventaja superar por mucho los 100 dB de CMRR.

4.2 Amplificador de 2 canales

Esta sección presenta las pruebas realizadas al amplificador de 2 canales tanto a nivel simulación como a nivel experimental. A cada canal se le realizaron las mismas pruebas que aquellas presentadas en la sección anterior, las cuales consisten de análisis en el dominio del tiempo y frecuencia, y se obtuvieron resultados idénticos. Por esta razón solo se presentan a continuación un análisis transitorio que demuestra que amplifica dos señales sinusoidales y un análisis de respuesta en frecuencia cruzado (*crosstalk*). De nuevo, primero se tienen los resultados de simulación y posteriormente los obtenidos en laboratorio. En la Fig. 4-21 se muestra el circuito amplificador mioeléctrico construido para dos canales.



Fig. 4-21. Fotografía del amplificador mioeléctrico para dos canales

4.2.1 Análisis Transitorio

Para esta prueba que solo busca demostrar la amplificación de ambos canales, se les aplicó una señal sinusoidal de 2 mVpp a cada uno pero a diferentes frecuencias: 200 Hz y 300 Hz. Estas frecuencias son suficientemente distinguibles de forma visual y además se encuentran en la banda de paso del amplificador, como se ilustró en la sección correspondiente. Las señales tanto de entrada como de salida se muestran en la Fig. 4-22 y Fig. 4-23 respectivamente. Se puede observar que la ganancia es de aproximadamente 1000, como es requerido, y que el desfaseamiento es de 180° .

En lo que respecta a las pruebas de laboratorio, tal como se realizó para el amplificador de un canal, se utilizaron señales de 200 mVpp que fueron atenuadas con el circuito cuyo diagrama se tiene en la Fig. 4-6. Estas señales de entrada se muestran en la Fig. 4-24. Por último en la Fig. 4-25 se tienen las señales de salida que concuerdan con los resultados de simulación.

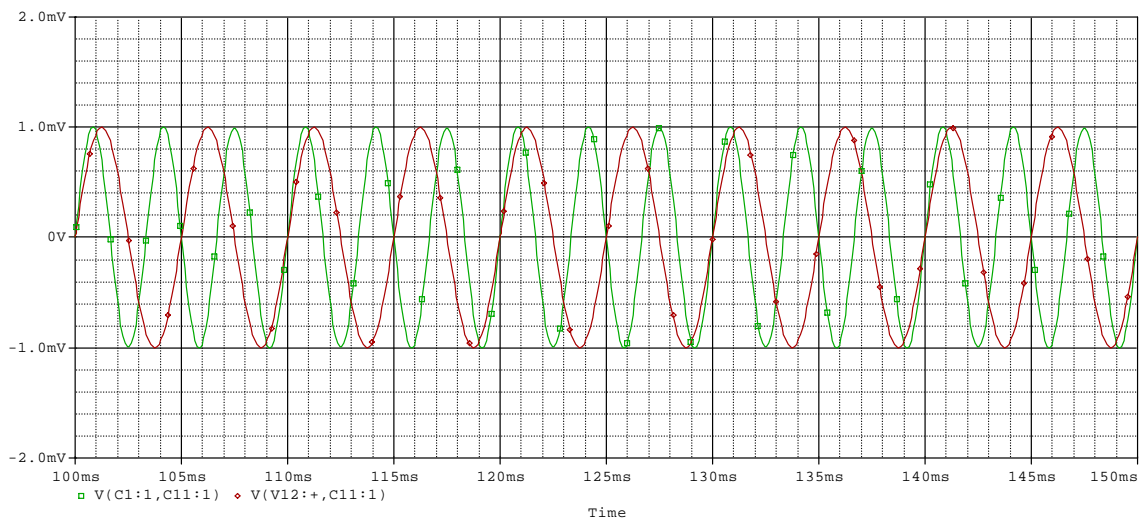


Fig. 4-22. Señales de entrada para la simulación de amplificador de 2 canales.

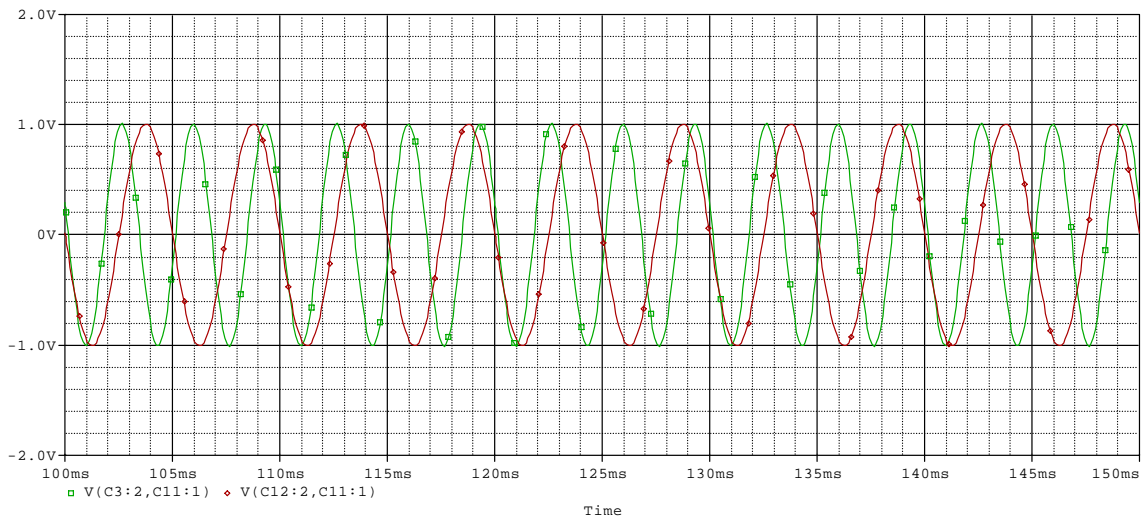


Fig. 4-23. Señales de salida para la simulación de amplificador de 2 canales.

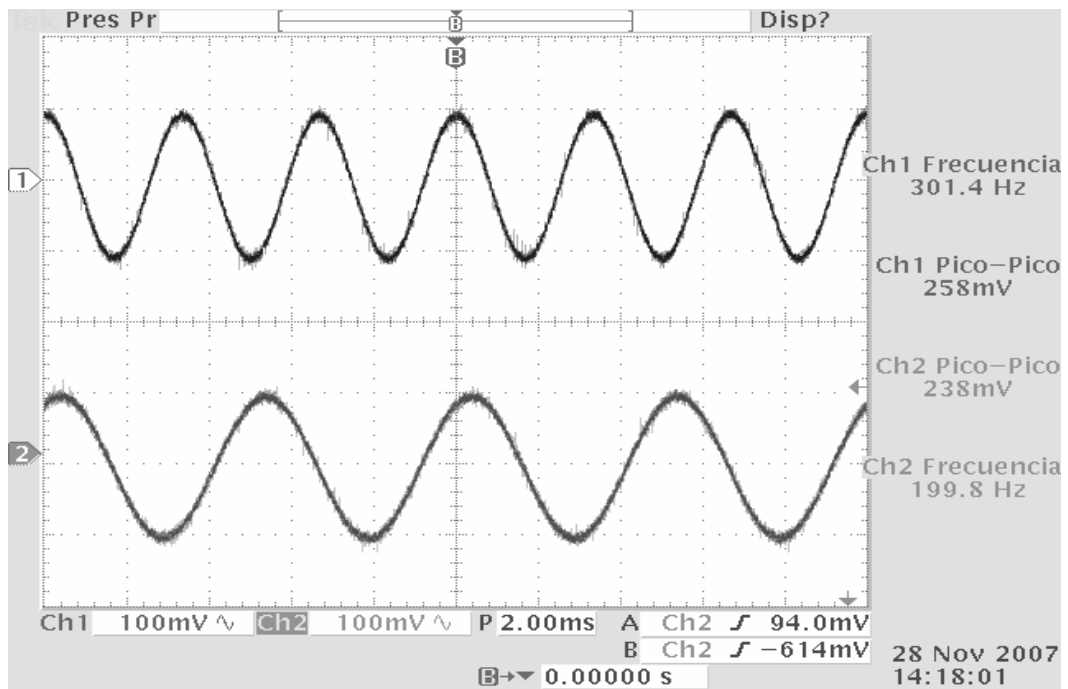


Fig. 4-24. Señales de entrada para el amplificador de dos canales medidas directamente del generador.

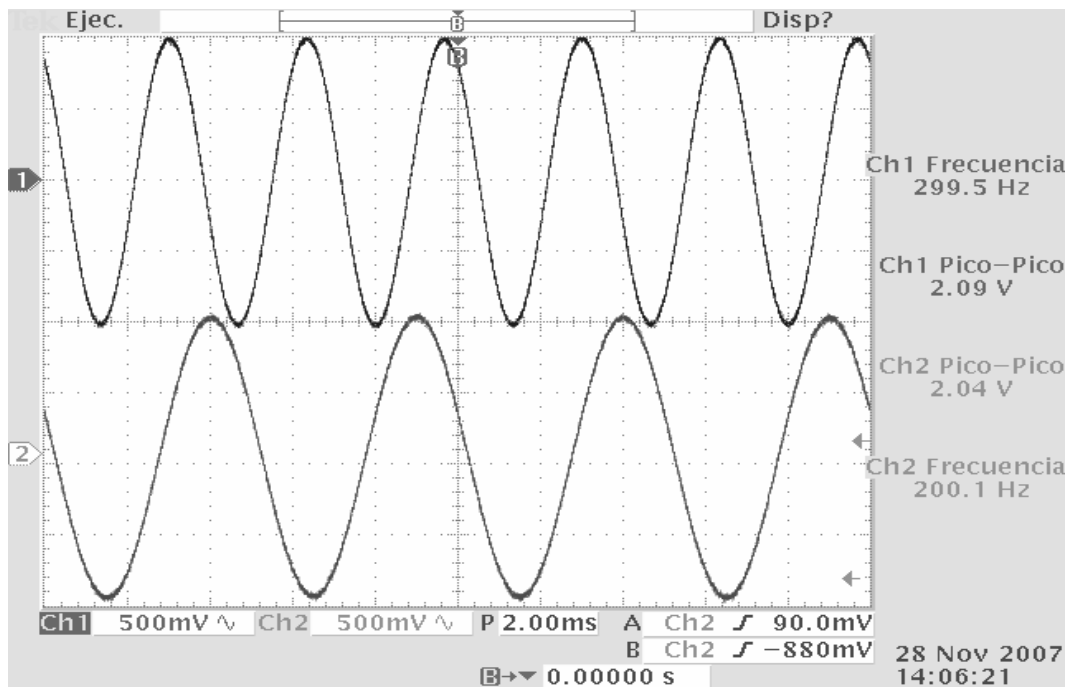


Fig. 4-25. Señales de salida para el amplificador de dos canales construido.

4.2.2 Respuesta en Frecuencia de *crosstalk*

Para medir el *crosstalk* de un canal a otro, se colocó una fuente de señal en la entrada de un canal y un corto-circuito en la entrada del otro canal. A continuación se hizo un barrido de frecuencia y se obtuvo su respuesta en magnitud y fase para el canal cuya entrada está en corto. Los resultados a nivel simulación para cada canal se presentan en la Fig. 4-26 y la Fig. 4-27.

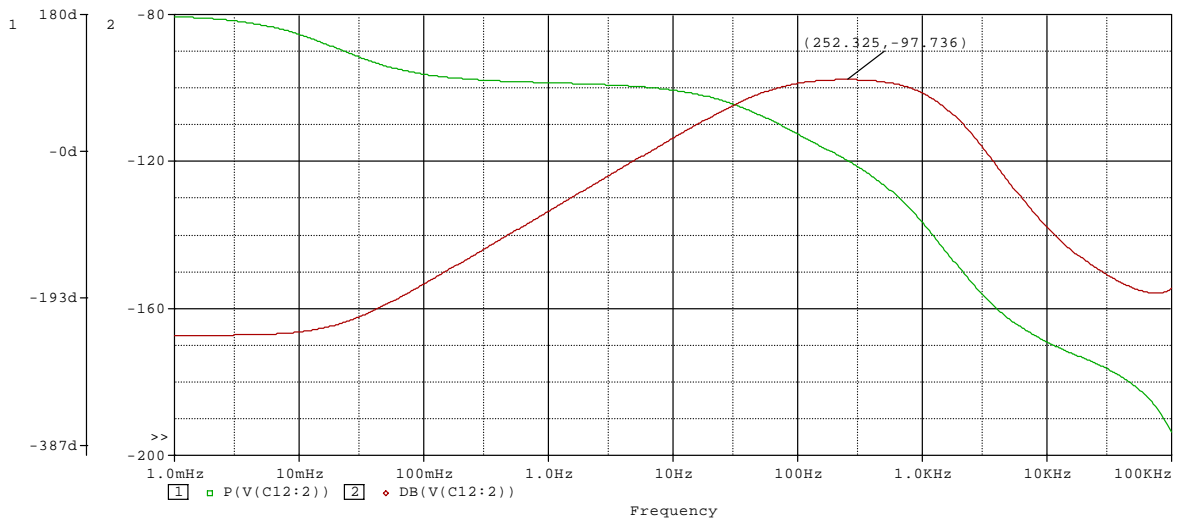


Fig. 4-26. Respuesta en frecuencia en el canal 2 con respecto a la entrada del canal 1 a nivel simulación.

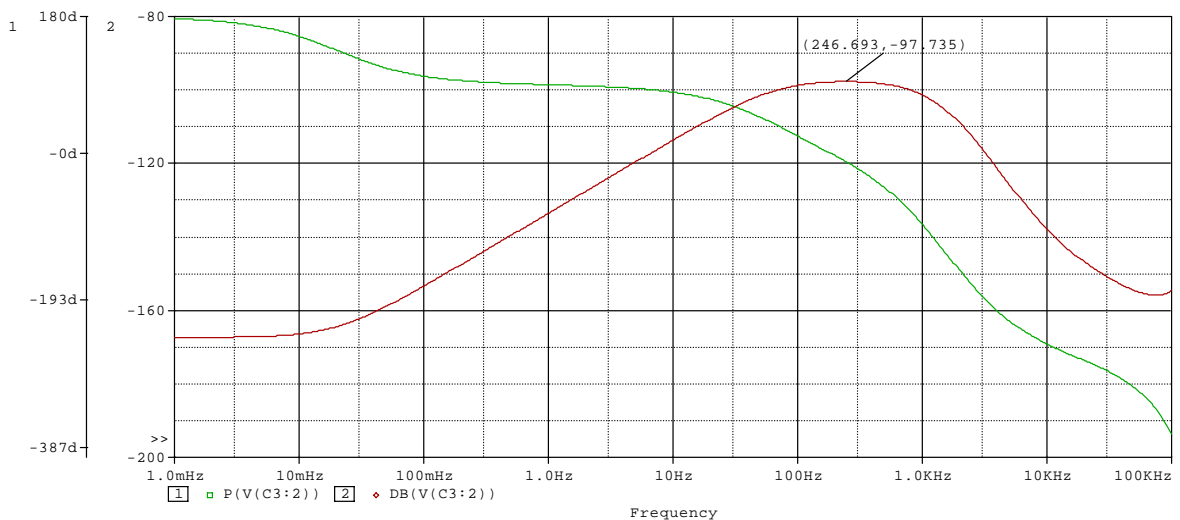


Fig. 4-27. Respuesta en frecuencia en el canal 1 con respecto a la entrada del canal 2 a nivel simulación.

Se observa que ambas respuestas son prácticamente idénticas entre sí. Además tienen semejanza con la respuesta en frecuencia de cada canal con respecto a su propia entrada, excepto por una diferencia de casi 158 dB, ya que la máxima ganancia de cada canal es de 60.1 dB y la máxima ganancia de *crossstalk* es de -97.7 dB.

Los resultados a nivel experimental no se pudieron confirmar de forma precisa debido a las limitaciones del osciloscopio, ya que la señal acoplada de un canal al otro es de un nivel muy bajo como se pudo comprobar en las simulaciones y en la imagen de la Fig. 4-28 en donde se presentan las señales de salida de ambos canales debidas a una señal de entrada de 2 mVpp en solo uno de ellos.

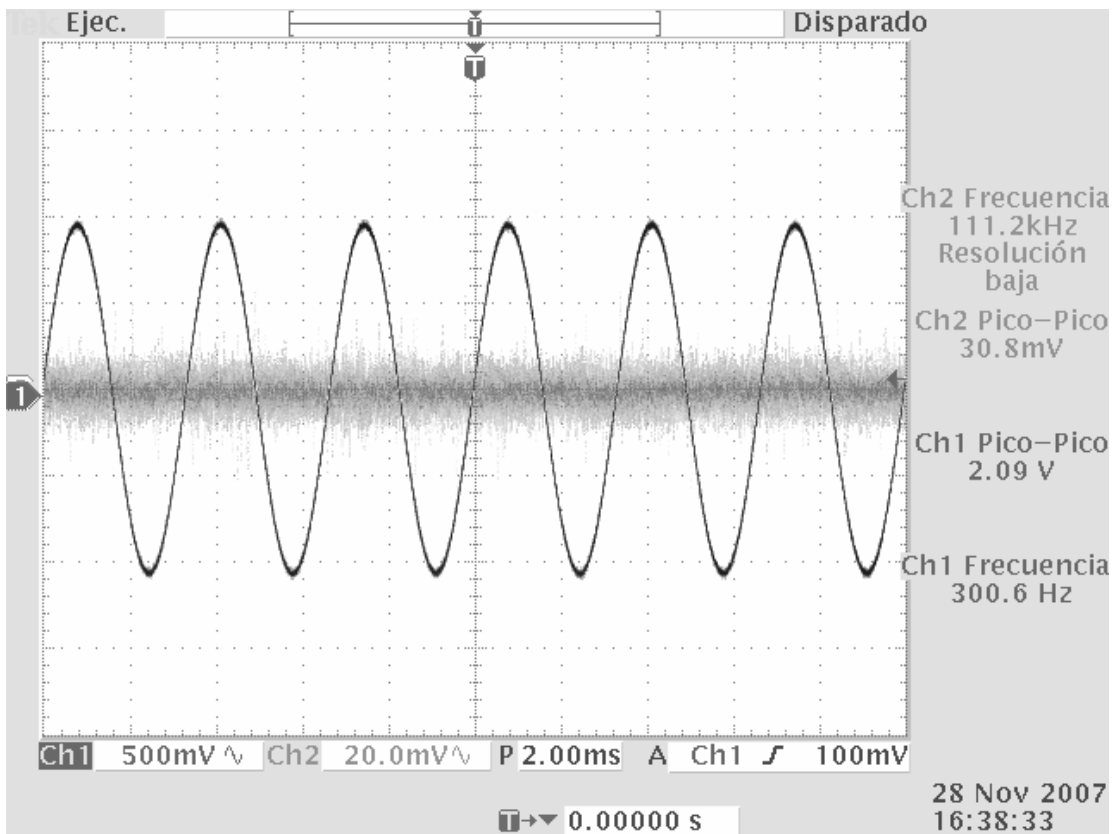


Fig. 4-28. Señales de salida para ambos canales debidas a la excitación de un solo canal.

4.3 Adquisición de la Señal Mioeléctrica

En esta sección se presentan los resultados de adquirir la señal mioeléctrica mediante el amplificador construido y la interfaz gráfica en MATLAB. Para comenzar, se calibró la interfaz al inyectar una señal de 2 Vpp y 250 Hz directamente del generador a la entrada de audio de la computadora, y ajustar el control “Factor Y”. En la Fig. 4-29 se ilustra el resultado final de este proceso.

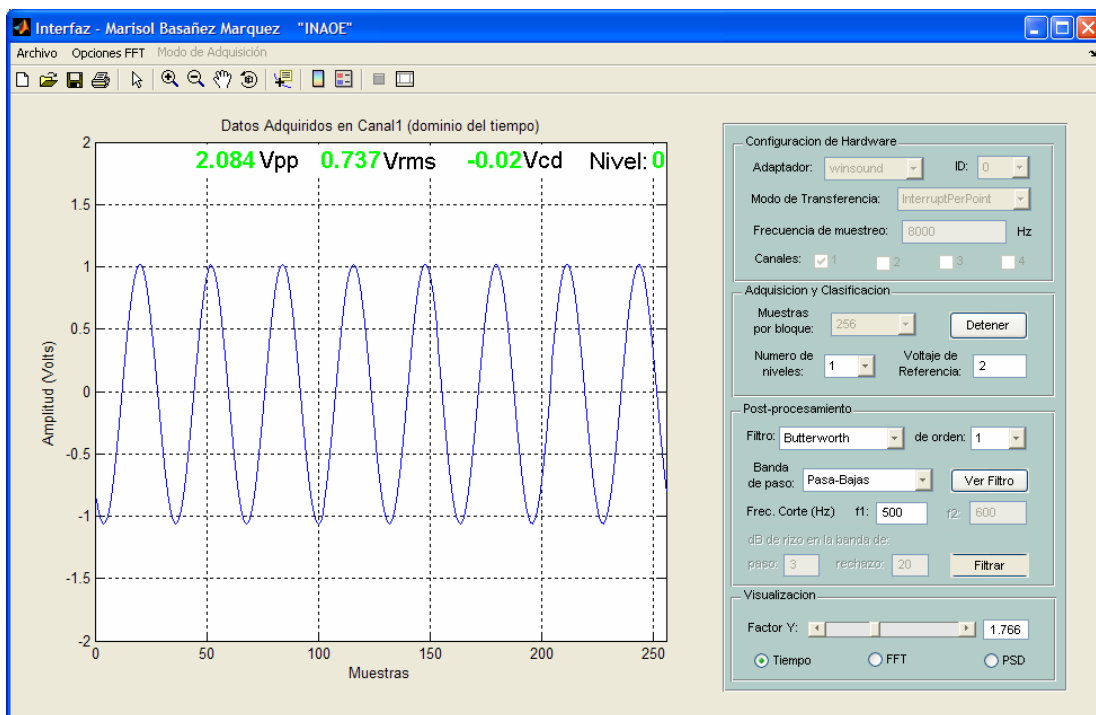


Fig. 4-29. Señal sinusoidal visualizada a través de la interfaz en MATLAB para fines de calibración.

Una vez calibrada la interfaz, se conectaron los dos electrodos superficiales que van a la entrada del amplificador sobre el bíceps de una persona con un miembro superior completo y sano. El electrodo de referencia se colocó sobre la clavícula, ya que es una parte de tejido que no se encuentra relacionada eléctricamente con el músculo a medir. En la Fig.

4-30 se muestra el amplificador conectado a una computadora que esta ejecutando la interfaz grafica y adquiriendo una señal mioeléctrica.

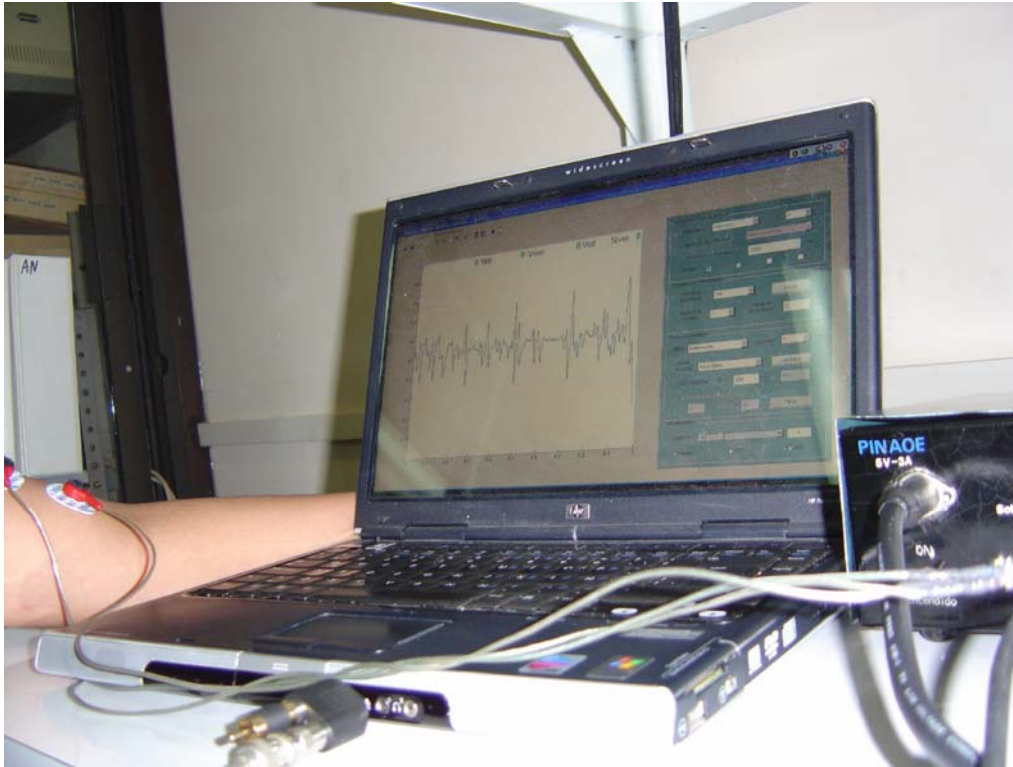


Fig. 4-30. Fotografía de la interfaz grafica adquiriendo señal mioeléctrica

4.4 Clasificación de la Señal Mioeléctrica

Para finalizar este capítulo se tienen en esta sección los resultados de implementar la clasificación por niveles descrita en el capítulo 3 y una propuesta de clasificación basada en reconocimiento de patrones mediante el uso de una red neuronal, cuyos resultados solo se presentan a nivel de análisis de la base de datos.

4.4.1 Clasificación de Señal Mioeléctrica por Niveles

Para obtener los resultados de la clasificación por niveles se eligió un número de 3 niveles, cuyo límite superior se establece a 1.5 Vrms, tal como se muestra en la Fig. 4-31. Este límite se escogió después de hacer varias pruebas pidiendo al usuario que active el músculo con la mayor fuerza posible sin llegar a la incomodidad física, y visualizando en la interfaz las diversas mediciones.

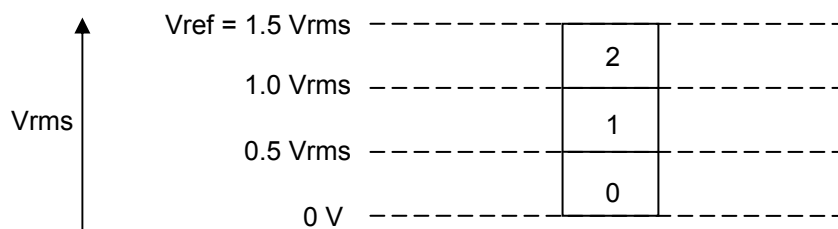


Fig. 4-31. Clasificación con un número de dos niveles significativos empleada para obtener los resultados.

Los límites entre niveles son calculados automáticamente a intervalos iguales: 1 Vrms para el límite entre nivel 1 y 2, y 0.5 Vrms para el límite entre el nivel 0 y 1. Una vez establecidos el número de niveles y el límite superior (Vref), se inicia la visualización y se le pide al usuario que active el músculo con poca intensidad de manera que el nivel clasificado se mantenga en 0, esto se ilustra en la Fig. 4-32. Luego se le pide que aumente la intensidad para alcanzar el nivel 1, y finalmente lograr el nivel 2. Las Fig. 4-33 y Fig. 4-34 muestran estos casos respectivamente.

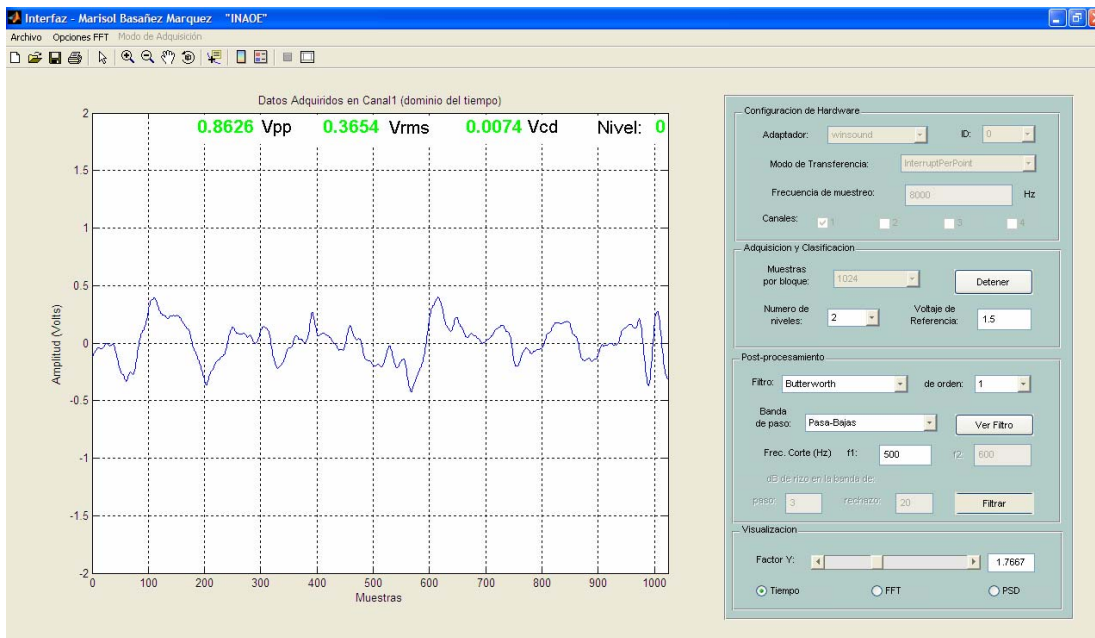


Fig. 4-32. Señal mioeléctrica con Vrms en el nivel 0.

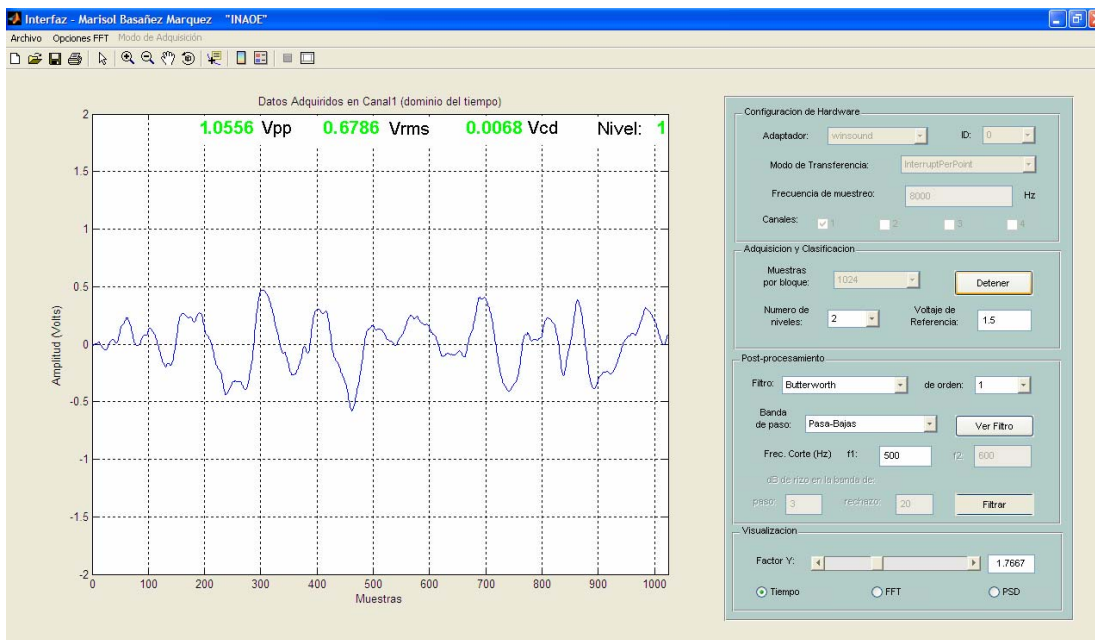


Fig. 4-33. Señal mioeléctrica con Vrms en el nivel 1.

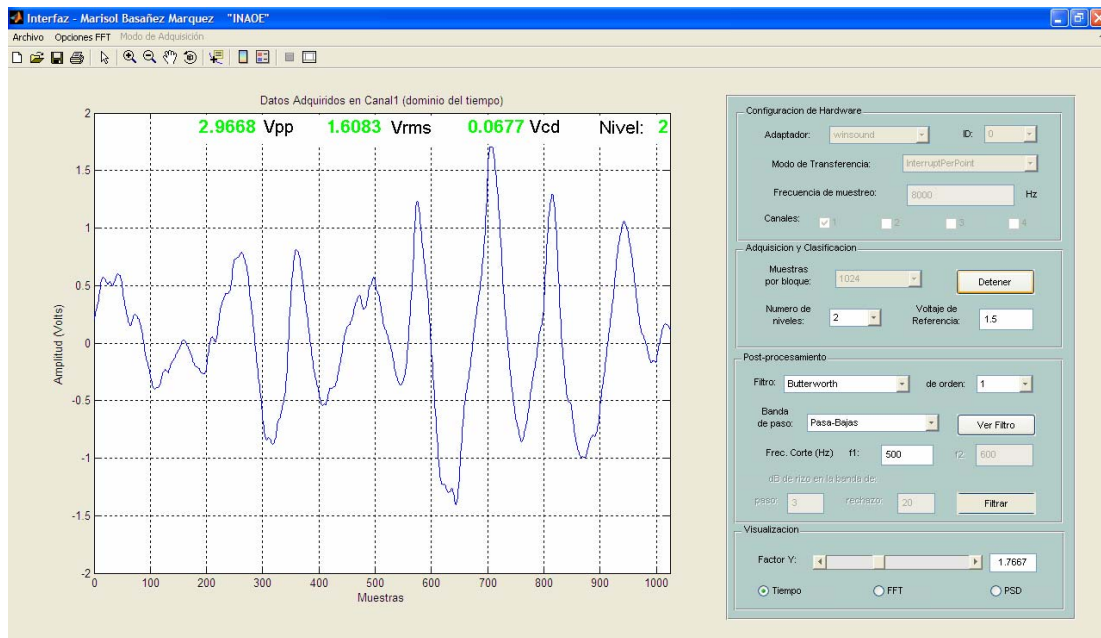


Fig. 4-34. Señal mioeléctrica con Vrms en el nivel 2.

4.4.2 Propuesta de Clasificación Basada en Reconocimiento de Patrones

Para verificar el funcionamiento de esta propuesta se entrenó en MATLAB la red neuronal que funciona como clasificador utilizando la base de datos mencionada en el capítulo 3. En dicha base de datos se tienen 2 sesiones por individuo: la sesión de entrenamiento contiene contracciones con duración de 5 segundos repetidas dos veces y con etiquetas 1 a 6 en orden ascendente; y la sesión de evaluación contiene también contracciones de 5 segundos repetidas dos veces pero en orden aleatorio. Se entrena la red con los datos de la sesión de entrenamiento. Al simular la red con el mismo archivo con que se entrenó (obteniéndose un error cuadrático medio MSE de $1e-5$ después de 32 de las 150 épocas preestablecidas) se obtienen las graficas de la Fig. 4-35.

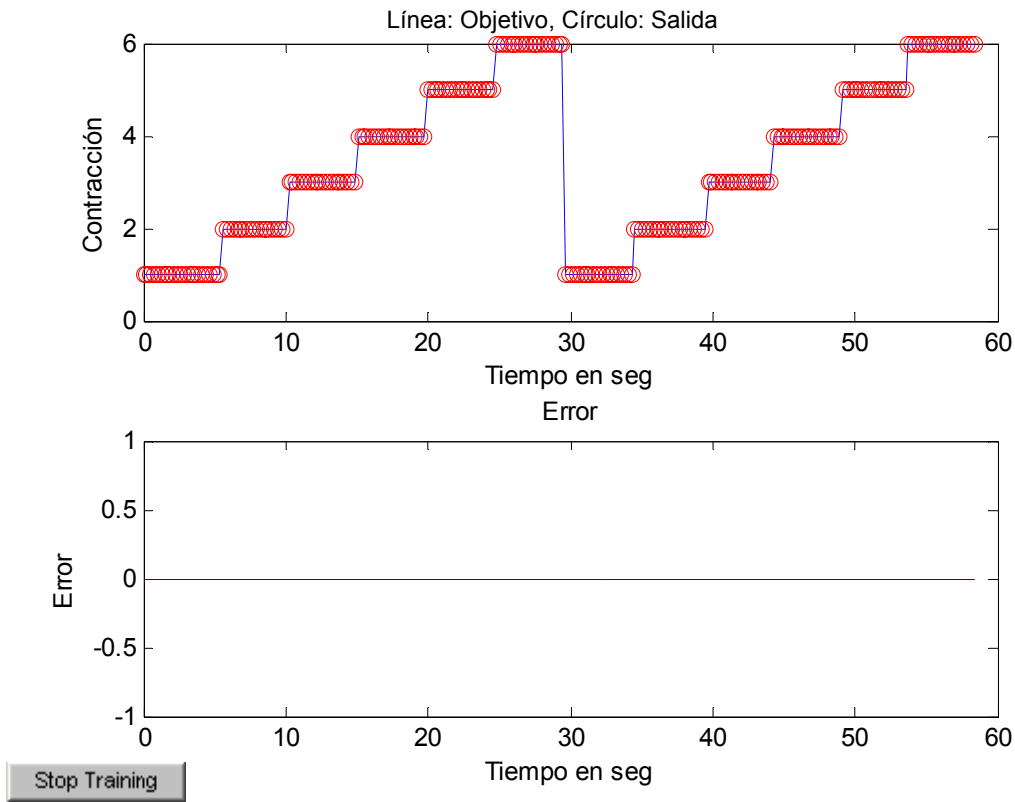


Fig. 4-35. Simulación con la sesión de entrenamiento. En la parte superior se tiene en línea continua las contracciones objetivo y en círculos las contracciones obtenidas por el clasificador. En la parte inferior se muestra la gráfica de decisiones erróneas.

En la gráfica superior se tienen las etiquetas de las 6 contracciones o movimientos (eje y), cada contracción dura 5 segundos, como ya se mencionó. En línea continua se indican las contracciones objetivo, que corresponden a las características entregadas al clasificador, y en círculos se indican las decisiones tomadas por el clasificador. Se observa que en este caso las contracciones van de la etiquetada como 1, hasta la 6, y se repiten de nuevo. Es decir que, por ejemplo, la contracción etiquetada como 5 se encuentra entre 20 y 25 seg, y 50 y 55 seg. Debido a que el error cuadrático medio (MSE), resultado del entrenamiento, fue muy pequeño no se presentaron errores en la clasificación. El porcentaje de errores de clasificación con respecto a las decisiones tomadas es de 0%, es muy

pequeño ya que se entrenó y simuló con los mismos datos (la misma sesión de entrenamiento).

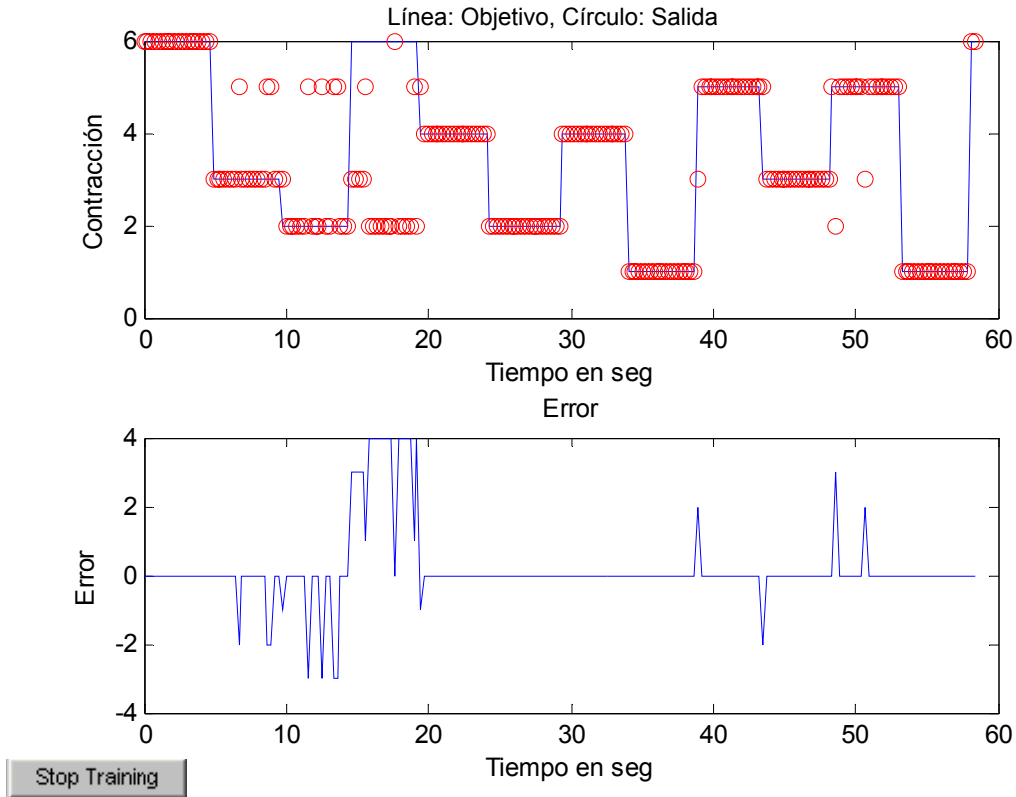


Fig. 4-36. Simulación con la sesión de evaluación. En la parte superior se tiene en línea azul las contracciones objetivo y en círculos las contracciones obtenidas por el clasificador. En la parte inferior se muestra la gráfica de decisiones erróneas.

Después se simuló de nuevo la misma red entrenada, pero ahora con los datos de la sesión de evaluación. Para esta sesión, como se observa en la figura Fig. 4-36, el orden de las contracciones etiquetadas es: 6, 3, 2, 6, 4, 2, 4, 1, 5, 3, 5, 1. El porcentaje de errores es de 13.54% notablemente mayor a la simulación anterior, ya que esta sesión le presenta al clasificador una prueba más apegada a la realidad. Es posible que ajustando el algoritmo de entrenamiento o utilizando uno distinto al que usa por defecto MATLAB y haciendo un promedio sobre varias decisiones, se disminuya este error.

Capítulo 5 Conclusiones y Discusión

Los objetivos de este trabajo fueron alcanzados. En primer lugar se diseñó y construyó un amplificador mioeléctrico, el cual, de acuerdo a los resultados obtenidos tanto en SPICE como en el laboratorio, cumple con las especificaciones requeridas: amplificación cercana a 1000, banda de paso de 63 Hz a 944 Hz aproximadamente, operación con una sola fuente de alimentación de 6 V, salida de riel-a-riel, un CMRR superior a 100 dB y una linealidad adecuada en el intervalo de interés al obtener una THD mayor a -60 dB. Además se propuso una manera de expandir el número de canales que también resultó satisfactoria tanto en SPICE como a nivel experimental obteniendo un bajo *crosstalk* entre canales.

Otro objetivo logrado es la realización de una interfaz gráfica en computadora personal, la cual permite observar la señal mioeléctrica proveniente del amplificador construido sin necesidad de un osciloscopio, y además se pueden almacenar los datos en un archivo de formato *.mat*. Dicha interfaz fue programada en MATLAB y le presenta opciones al usuario para efectuar algunas operaciones sobre la señal, tales como: filtrado digital, FFT y PSD, así como una clasificación por niveles, lo cual es parte del siguiente objetivo.

Una vez que se presentaron el amplificador mioeléctrico y la interfaz gráfica en computadora, se propusieron dos métodos de clasificación: una basada en niveles de amplitud y la otra basada en reconocimiento de patrones mediante una red neuronal MLP. Ambas propuestas fueron programadas en MATLAB y una de ellas, clasificación por niveles, fue

integrada a la interfaz gráfica como se menciona en el párrafo anterior. De esta forma se logra el último objetivo establecido.

Se concluye que con lo realizado en este trabajo es posible lograr la implementación de un sistema para la adquisición, procesamiento y clasificación de señal mioeléctrica con aplicación en el control de prótesis transhumeral con 3 grados de libertad. Finalmente como trabajo a futuro, se propone:

- Construir un amplificador de cuatro canales en una placa de circuito impreso con dimensiones mínimas, que contemple a su vez los circuitos del dsPIC.
- Implementar en dsPIC la clasificación basada en reconocimiento de patrones.
- Establecer un protocolo de adquisición de señal mioeléctrica para obtener una base de datos tanto de usuarios con deficiencias en miembro superior como sin ellas.
- Añadir las etapas de interpretación y control de la prótesis transhumeral.

Lista de Tablas

Tabla 3-1. Forma en que se encuentra distribuidos los datos de entrenamiento.....	54
Tabla 3-2. Generación de un vector codificado de acuerdo con la etiqueta objetivo.	55

Lista de Figuras

Fig. 2-1. Señal EMG y su descomposición en MUAPs [Reaz 2006].	13
Fig. 2-2. Diagrama básico del proceso de adquisición de la señal mioeléctrica.....	14
Fig. 2-3. (a) Electrodo superficial monopolar y bipolar. (b) Electrodo de aguja.	16
Fig. 2-4. Aspecto físico de los electrodos superficiales colocados sobre la piel y su esquema básico en la interfaz piel-electrodo.	17
Fig. 2-5. El problema de clasificación de patrones.....	21
Fig. 2-6. El perceptrón.	27
Fig. 2-7. Tres tipos comunes de no-linealidad usadas como función de transferencia en una neurona artificial: a) Límite duro, b) Sigmoide logarítmica y c) Sigmoide tangente hiperbólica.	28
Fig. 2-8. La arquitectura de una red MLP típica.....	29
Fig. 3-1. Diagrama a bloques general del sistema completo.	31
Fig. 3-2. Configuraciones de electrodos (a) monopolar y (b) bipolar.	33
Fig. 3-3. Esquema del circuito amplificador mioeléctrico.	35
Fig. 3-4. <i>Offset</i> en función de τ_2 para $\tau_i = 2.6$ ms.....	38
Fig. 3-5. Aplicación del teorema de Millman.	40
Fig. 3-6. Diagrama de flujo general del botón "Iniciar".	42
Fig. 3-7. Diagrama de flujo general de la función que procesa las muestras.	43
Fig. 3-8. Imagen de la interfaz gráfica desarrollada para adquirir las señales mioeléctricas.....	44
Fig. 3-9. Subsección de la configuración de hardware.	45
Fig. 3-10. Subsección de la adquisición y clasificación.....	46
Fig. 3-11. Subsección del Post-procesamiento.....	46
Fig. 3-12. Subsección de visualización.	47
Fig. 3-13. Clasificación por niveles de voltaje RMS del mismo tamaño.	49
Fig. 3-14. Diagrama a bloques del entrenamiento para la red MLP.....	50

Fig. 3-15. Esquema simplificado de la red neuronal MLP utilizada.	51
Fig. 3-16. Diagrama de flujo del programa implementado en MATLAB para el entrenamiento y simulación de la red neuronal MLP utilizada como clasificador.	52
Fig. 3-17. Ejemplo de una salida típica de la red MLP de la cual se toma el número máximo como 1 y los restantes como 0, y se obtiene la decisión de la contracción.	56
Fig. 3-18. Ejemplo de las gráficas obtenidas al terminar la simulación del clasificador mediante reconocimiento de patrones.	56
Fig. 4-1. Fotografía del amplificador mioeléctrico de un canal.	59
Fig. 4-2. Señal de entrada de 2 mVpp y 250 Hz en el dominio del tiempo a nivel simulación.	60
Fig. 4-3. Señal de salida de 2.02 Vpp y 250 Hz en el dominio del tiempo a nivel simulación.	61
Fig. 4-4. Señal de salida en el dominio de la frecuencia a partir de la FFT a nivel simulación.	61
Fig. 4-5. Señal de entrada multiplicada por 1000 y señal de salida, se observa un desfase de aproximadamente 180° (a nivel simulación).	62
Fig. 4-6. Esquema del circuito atenuador para la señal proveniente del generador.	62
Fig. 4-7. Señal de entrada medida antes del atenuador, es decir directamente en el generador.	64
Fig. 4-8. Señal medida a la salida del amplificador.	65
Fig. 4-9. FFT de la señal de salida del amplificador almacenada durante 2 segundos.	65
Fig. 4-10. Señales de entrada y salida, se observa una diferencia de fase de aprox. 180°.	66
Fig. 4-11. Señal de entrada (6 mVpp a 192 Hz) en el eje x vs. señal de salida (aprox. 6 Vpp a 192 Hz) en el eje y (a nivel simulación).	67
Fig. 4-12. Detalle de la gráfica en la Fig. 4-11: sección superior izquierda de la traza.	67
Fig. 4-13. Señal de entrada (en el generador 600 mVpp a 180 Hz) en el eje x vs. señal de salida (aprox. 6 Vpp a 180 Hz) en el eje y.	68
Fig. 4-14. Magnitud lineal de la ganancia con respecto a la frecuencia a nivel simulación.	69
Fig. 4-15. Respuesta en frecuencia tanto en magnitud (decibeles) como en fase (grados) a nivel simulación.	69
Fig. 4-16. Detalle de la Fig. 4-15 que muestra las frecuencias de corte y central del amplificador.	70
Fig. 4-17. Magnitud lineal de la ganancia con respecto a la frecuencia para el amplificador construido.	71
Fig. 4-18. Circuito para medir CMRR [Spinelli 2003].	73
Fig. 4-19. CMRR con respecto a la frecuencia para un <i>front-end</i> y amplificador diferencial perfectamente balanceados.	74

Fig. 4-20. CMRR con respecto a la frecuencia para un <i>front-end</i> y amplificador diferencial desbalanceados.	74
Fig. 4-21. Fotografía del amplificador mioeléctrico para dos canales	75
Fig. 4-22. Señales de entrada para la simulación de amplificador de 2 canales.	76
Fig. 4-23. Señales de salida para la simulación de amplificador de 2 canales.	77
Fig. 4-24. Señales de entrada para el amplificador de dos canales medidas directamente del generador.	77
Fig. 4-25. Señales de salida para el amplificador de dos canales construido.	78
Fig. 4-26. Respuesta en frecuencia en el canal 2 con respecto a la entrada del canal 1 a nivel simulación.	79
Fig. 4-27. Respuesta en frecuencia en el canal 1 con respecto a la entrada del canal 2 a nivel simulación.	79
Fig. 4-28. Señales de salida para ambos canales debidas a la excitación de un solo canal.	80
Fig. 4-29. Señal sinusoidal visualizada a través de la interfaz en MATLAB para fines de calibración.	81
Fig. 4-30. Fotografía de la interfaz grafica adquiriendo señal mioeléctrica ...	82
Fig. 4-31. Clasificación con un número de dos niveles significativos empleada para obtener los resultados.	83
Fig. 4-32. Señal mioeléctrica con Vrms en el nivel 0.	84
Fig. 4-33. Señal mioeléctrica con Vrms en el nivel 1.	84
Fig. 4-34. Señal mioeléctrica con Vrms en el nivel 2.	85
Fig. 4-35. Simulación con la sesión de entrenamiento. En la parte superior se tiene en línea continua las contracciones objetivo y en círculos las contracciones obtenidas por el clasificador. En la parte inferior se muestra la gráfica de decisiones erróneas.	86
Fig. 4-36. Simulación con la sesión de evaluación. En la parte superior se tiene en línea azul las contracciones objetivo y en círculos las contracciones obtenidas por el clasificador. En la parte inferior se muestra la gráfica de decisiones erróneas.	87

Referencia Bibliográfica

[Boylestad 1995] R. L. Boylestad, *Análisis Introductorio de Circuitos*, 3ª edición, Trillas, 1995.

[Bronzino 2000] J.D. Bronzino, *Biomedical Engineering Handbook*, 2a edición, Vol. I, 2000.

[Englehart 1998] Kevin Englehart, *Signal Representation for Classification of the Transient Myoelectric Signal*, Tesis Doctoral, Universidad de New Brunswick, Fredericton, New Brunswick, Canadá, 1998.

[Englehart 1999] K. Englehart, B. Hudgins, P.A. Parker y M. Stevenson, "Classification of the myoelectric signal using time-frequency based representations", *Medical Engineering & Physics*, 1999, Vol. 21, pp. 431-438.

[Englehart 2003] K. Englehart, B. Hudgins y A.D.C. Chan, "Continuous multifunction myoelectric control using pattern recognition", *Technology and Disability*, 2003, vol. 15 (2), pp. 95 – 103.

[Escobar 2003] León Escobar Moreira, "Prótesis Inteligentes para Extremidades Superiores Utilizando DSP", CIIE 2003 IV Congreso Iberoamericano, 2003.

[Escudero 2002] A.Z. Escudero Uribe, "Desarrollo de una Prótesis con Cuatro Grados de Libertad Activos para Reemplazo por Arriba del Codo", Tesis Doctoral, CINVESTAV, 2002.

[Fisher 1990] A. Fisher, C. Trombly, "Terapia Ocupacional para Enfermos Discapacitados Físicamente", Cap. 24 Amputación y Prótesis. Ediciones Científicas La Prensa Médica Mexicana, S.A. de C.V. México, 1990.

[Jacobsen 2003] Walley T.S. Jacobsen y otros, "Recommendations for upper extremity prosthetics", WRAMC and the VA Orthopedic & Prosthetic Workshop, Noviembre 2003.

[Kampas 2001] Philipp Kampas, "The Optimal Use of Myoelectrodes", Translation of: Med. Orth. Tech, 2001, vol. 121, pp. 21-27.

[Knaflitz 1991] M. Knaflitz, G. Palestra, "Computer Analysis of the myoelectric signal", *IEEE Micro*, 1991, Vol. 11 (5), pp. 12-5, 48-58.

[Northrop 2003] Robert B. Northrop, Analysis and Application of Analog Electronic Circuits to Biomedical Instrumentation, CRC Press, 2003.

[OTA 1984] Office of Technology Assessment Archive. Boston Elbow. Congress of the United States. 44 p. NTIS order #PB85-145936 Washington 1984.

[Reaz 2006] M.B.I. Reaz, M.S. Hussain y F. Mohd-Yasin, "Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications", *Biol. Proced. Online*, 2006, Vol. 8 (1), pp. 11-15.

[Scott 1988] Scott 1988. Parker., "Myoelectric Prostheses: State of the Art". Journal of Medical Engineering & Technology, V. 12, No. 4 pp 143-151.1988

[Spinelli 2003] Enrique Mario Spinelli, Ramon Pallás-Areny, Miguel Angel Mayosky, "AC-Coupled Front-End for Biopotential Measurements", *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, Vol. 50, No. 3, pp. 391-395, Marzo 2003.

[Zecca 2002] M. Zecca, S. Micera, M.C. Carrozza, y P. Dario, "Control of Multifunctional Prosthetic Hands by Processing the Electromyographic Signal", *Critical Reviews™ in Biomedical Engineering*, 2002, Vol 30 (4-6), pp. 459-485.