

SEP

SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MEXICO
Instituto Tecnológico de la Laguna

DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

**“Uso de Biopotenciales para el Diseño de una
Interfaz Basado en Inteligencia Artificial”**

POR

Jorge Alfredo López Miranda

TESIS

**PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL
GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA ELÉCTRICA**

DIRECTOR DE TESIS

M.C. Martín Gerardo Vázquez Rueda

ISSN: 0188-9060



RIITEC: (05)-TMCIE-2017

Torreón, Coahuila, México
Junio 2017

SEP

SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO
Instituto Tecnológico de La Laguna

Torreón, Coah., **13/Junio/2017**
Dependencia: DEPI/CPCIE
Oficio: DEPI/CPCIE/059/2017
Asunto: Autorización de impresión
de tesis.

C. Jorge Alfredo López Miranda
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO EN CIENCIAS EN INGENIERÍA ELÉCTRICA.
PRESENTE

Después de haber sometido a revisión su trabajo de tesis titulado:

"Uso de Biopotenciales para el Diseño de una Interfaz Basado en Inteligencia Artificial"

Habiendo cumplido con todas las indicaciones que el jurado revisor de tesis hizo, se le comunica que se le concede la autorización con número de registro **RIITEC: (05)-TMCIE-2017**, para que proceda a la impresión del mismo.

ATENTAMENTE
EDUCACIÓN TECNOLÓGICA FUENTE DE INNOVACIÓN

DR. ARMANDO LONGORIA DE LA TORRE
Jefe de la División de Estudios de Posgrado e Investigación
del Instituto Tecnológico de la Laguna

SECRETARÍA DE
EDUCACIÓN PÚBLICA
INSTITUTO TECNOLÓGICO
de la Laguna
División de Estudios de Posgrado
e Investigación

ALT/JHJ





Torreón, Coah., 09/Junio/2017

DR. ARMANDO LONGORIA DE LA TORRE
JEFE DE LA DIVISIÓN DE ESTUDIOS DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN

Por medio de la presente, hacemos de su conocimiento que después de haber sometido a revisión el trabajo de tesis titulado:

"Uso de Biopotenciales para el Diseño de una Interfaz Basado en Inteligencia Artificial"

Desarrollado por el **C. Jorge Alfredo López Miranda**, con número de control **M1513060** y habiendo cumplido con todas las correcciones que se le indicaron, estamos de acuerdo que se le conceda la autorización de la fecha de examen de grado para que proceda a la impresión de la misma.

ATENTAMENTE

EDUCACIÓN TECNOLÓGICA FUENTE DE INNOVACION

M.C. Martín Vázquez Rueda
Asesor/Director de Tesis

M.C. Sergio F. Salas Huerta
Comité Tutorial

Dr. Francisco Flores García
Comité Tutorial

Dr. Enrique Cuan Durón
Comité Tutorial



DEDICATORIA

A mi abuelo José J. López, por ser mi inspiración
para adentrarme en el mundo de la ingeniería.

A mi familia, imposible sin ellos.

AGRADECIMIENTOS

Al M.C. Martin G. Vázquez gracias por transmitirme su conocimiento,
atención y dedicación todo este tiempo.

Al Instituto Tecnológico de la Laguna y al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología
que gracias a su apoyo nada de esto hubiera sido posible.

A mis sinodales por haberse tomado el tiempo de leer esta tesis
y enriquecerla con sus comentarios.

A mis compañeros de clase, por haber hecho esta travesía
más placentera.

“Mientras los filósofos discuten si es posible
o no la inteligencia electrónica, los
investigadores la construyen.”

C. Frabetti

RESUMEN

En esta investigación se propone el desarrollo de una nueva interfaz de comunicación entre los humanos y las computadoras, por medio del uso de Biopotenciales. La investigación se enfoca en la extracción de características de diferentes Biopotenciales que permitan identificar el movimiento deseado por el usuario.

El análisis realizado para la extracción de características para este trabajo fue la detección de los valores estadísticos de la amplitud y fase de las señales. Como primer uso de biopotencial se optó por usar las señales Electromiográficas (EMG), con lo cual se pudo llegar al objetivo de esta tesis, logrando en resultado de clasificación de 85% usando clasificador basado en redes neuronales artificiales.

ABSTRACT

This research proposes the development of a new communication interface between humans and computers, through the use of Biopotentials. The research focuses on the extraction of characteristics of different Biopotentials that allow to identify the movement desired by the user.

The analyzes performed for the extraction of characteristics for this work was the detection of the statistical values of the amplitude and phase of the signals. As a first use of biopotential, it was decided to use Electromyographic signals (EMG), which could reach the objective of this thesis, achieving a classification result of 85% using classifier based on artificial neural networks.

INDICE DE CONTENIDOS

1. Introducción.....	1
1.1 Objetivos.....	2
1.2 Descripción del proyecto.....	2
1.3 Justificación.....	2
1.4 Organización de la tesis.....	3
2. Biopotenciales.....	5
2.1 Potenciales de reposo y de acción.....	6
2.2 Tipos de biopotenciales.....	9
2.2.1 Características de los biopotenciales.....	10
2.2.2 Electrocardiografía.....	11
2.2.3 Electroencefalografía.....	13
2.2.4 Electromiografía.....	15
2.3 Generalidades de los sistemas de adquisición.....	17
2.3.1 Amplificación y filtrado de biopotenciales.....	19
2.4 Electrodo.....	20
2.4.1 Posición de los electrodos.....	22
2.4.2 Interferencias.....	22
3. Redes neuronales.....	23
3.1 Introducción biológica.....	23
3.2 Definición de red neuronal artificial.....	24
3.3 Estructura de un sistema neuronal artificial.....	25
3.4 Modelo estándar de una neurona artificial.....	26
3.5 Arquitectura de las redes neuronales.....	28
3.6 Redes <i>Feedforward</i>	30
3.6.1 Aprendizaje supervisado.....	31
3.7 Perceptrón simple.....	31
3.7 Red Neuronal multicapa.....	32
3.8 Algoritmo <i>Backpropagation</i>	34

3.9 Determinación del tamaño de la red neuronal.....	35
4. Instrumentación.....	37
4.1 Amplificador diferencial.....	37
4.1.1 Ganancia ajustable.....	38
4.2 Amplificador de instrumentación.....	39
4.2.1 Diseño de un amplificador de instrumentación.....	41
4.3 Filtrado.....	42
4.3.1 Filtros activos.....	42
4.3.1.1 Filtros activos de segundo orden.....	42
4.4 Tipo de filtros.....	43
4.4.1 Filtro pasa altas (Hpf).....	43
4.4.2 Filtro pasa bajas (Lpf).....	44
4.4.4 Filtro pasa banda.....	45
4.5 Características de las respuestas de los filtros activos.....	47
4.5.1 Interferencias y fuentes de ruido.....	48
5. Interfaz gráfica de usuario y adquisición de datos.....	50
5.1 Creación de una interfaz gráfica de usuario.....	50
5.3 Interfaz para la visualización de los biopotenciales.....	55
5.3.1 Adquisición de datos.....	57
5.4 Adquisición De Datos.....	66
6. Red Neuronal Artificial (RNA).....	73
6.1 Implementación De Nuestra RNA.....	73
6.2 Posicionador XYZ.....	83
7. Pruebas Y Análisis De Resultados.....	85
7.1 Análisis De Resultados.....	88
Bibliografía.....	89

INDICE DE FIGURA

Figura 2. Representación de la actividad eléctrica en una rana.....	5
Figura 2.1 Potencial de acción de una célula.....	6
Figura 2.2 Células excitables.....	7
Figura 2.3 Principales iones de una célula y su membrana.....	8
Figura 2.4 Potencial de acción de una célula.....	9
Figura 2.5 Anatomía del corazón humano.....	11
Figura 2.6 Señal de un Electrocardiograma.....	13
Figura 2.8 Señal EMG durante la contracción y relajación de un musculo.....	16
Figura 2.9 Diagrama de un sistema de adquisición de biopotenciales.....	18
Figura 2.10 Electro de superficie desechables.....	21
Figura 3.1 Estructura de una neurona biológica.....	24
Figura 3.2 Estructura jerárquica de una RNA.....	25
Figura 3.3 Modelo de una neurona artificial.....	26
Figura 3.4 Red neuronal monocapa.....	28
Figura 3.5 Red neuronal multicapa.....	29
Figura 3.6 Estructura de un perceptrón simple.....	32
Figura 3.7 Función de activación sigmoidea.....	33
Figura 3.8 Perceptrón Multicapa.....	34
Figura 4.1 Amplificador Diferencial.....	37
Figura 4.2 Amplificador diferencial con ganancia ajustable (R_{G}).....	38
Figura 4.3 Amplificador de Instrumentación (AI).....	40
Figura 4.4 Filtro pasa altas.....	43
Figura 4.5 Filtro pasa bajas.....	44
Figura 4.6 Filtro rechaza banda.....	45
Figura 4.7 Filtro pasa banda.....	47
Figura 4.8 Frecuencia de tres tipos de filtros Butterworth pasa bajas.....	48
Figura 5.1 Abrir nueva Interfaz Gráfica de Usuario.....	50
Figura 5.2 Ventana de inicio de GUI.....	52
Figura 5.3 Entorno de programación en GUI.....	53
Figura 5.4 Entorno de programación con elementos etiquetados.....	53
Figura 5.5 Property Inspector – Permite ver y editar las propiedades de un componente.....	54

Figura 5.6 Interfaz gráfica de usuario.....	55
Figura 5.7 Listbox de puertos COM.....	56
Figura 5.8 Botón "Conectar"	56
Figura 5.9 Microcontrolador ATmega 2560.....	57
Figura 5.10 Paquete de soporte para el sistema Arduino.....	59
Figura 5.11 Diagrama de protección de alto voltaje.....	60
Figura 5.12 Diagrama de rechazo de altas frecuencias.....	60
Figura 5.13 Diagrama del Amplificador de instrumentación.....	61
Figura 5.14 AI – INA321EA de Texas Instruments	62
Figura 5.15 Diagrama del Filtro pasa altas.....	63
Figura 5.16 Diagrama de AmpOp con regulador de ganancia.....	64
Figura 5.17 Diagrama del Filtro Butterworth de 3 ^{er} orden.....	65
Figura 5.18 Limites del antebrazo	66
Figura 5.19 Electrodo pasivos.....	67
Figura 5.20 Botón para la adquisición de los datos.....	67
Figura 5.21 Gráfica de señal EMG.....	68
Figura 5.22 Muestras del primer movimiento.....	69
Figura 5.23 Muestras del segundo movimiento.....	69
Figura 5.24 Muestras del tercer movimiento.....	70
Figura 5.25 Muestras del cuarto movimiento.....	70
Figura 6.1 Perceptrón Multicapa.....	73
Figura 6.2 Botones por movimiento.....	76
Figura 6.3 Botón movimiento 1.....	77
Figura 6.4 Salida movimiento 1.....	78
Figura 6.5 Botón movimiento 2.....	79
Figura 6.6 Salida movimiento 2.....	80
Figura 6.7 Botón movimiento 3.....	80
Figura 6.8 Salida movimiento 3.....	81
Figura 6.9 Botón movimiento 4.....	81
Figura 6.10 Salida movimiento 4.....	82
Figura 6.11 Motor a pasos NEMA 17.....	82
Figura 6.12 Posicionador XYZ.....	83

Figura 6.12 Easydriver.....	84
Figura 7.1 Registro de actividad de EMG para el movimiento 1 a 20 segundos.....	86
Figura 7.2 Registro de actividad de EMG para el movimiento 2 a 20 segundos.....	86
Figura 7.3 Registro de actividad de EMG para el movimiento 3 a 20 segundos.....	87
Figura 7.4 Registro de actividad de EMG para el movimiento 4 a 20 segundos.....	87

INDICE DE TABLAS

Tabla 2.1. Frecuencias y rangos de diferentes biopotenciales.....	10
Tabla 3.1 Funciones de activación habituales.....	27
Tabla 5.1 Características del microcontrolador ATmega2560.....	58
Tabla 5.2 Características del AI INA321EA.....	63
Tabla 5.3 Grupos de máximos, mínimos, mediana y promedios de todos los movimientos.....	69
Tabla 6.1 Entradas y targets usados para nuestras salidas deseadas.....	72
Tabla 6.2 Pesos de la primera capa.....	75
Tabla 6.3 Bias de la primera capa.....	75
Tabla 6.4 Pesos de la segunda capa.....	75
Tabla 6.5 Bias segunda de la capa.....	76
Tabla 6.6 Rangos por movimiento.....	79
Tabla 6.7 Motor a pasos NEMA 17.....	83
Tabla 7.1 Pruebas con todos los resultados.....	85

CAPÍTULO 1

1. Introducción.

La ingeniería biomédica es una vertiente de las ciencias exactas que incluye el estudio, desarrollo e innovación de tecnologías para fines médicos, de terapia o rehabilitación, así como técnicas de administración de recursos hospitalarios. Es dentro de esta disciplina que se encuentra inmerso el desarrollo de interfaces electromiográficas; una interfaz electromiográfica es un dispositivo electrónico que hace uso de señales biológicas producidas por los músculos del cuerpo, las cuales son procesadas por circuitos electrónicos y traducidas para recrear la acción de algún miembro funcional. Hoy en día el desarrollo de estos dispositivos va en ascenso, y su uso ya no solo se centra en el desarrollo de aplicaciones terapéuticas y de rehabilitación, tal es el caso de las prótesis electromiográficas, las cuales se utilizan para suplir la pérdida de algún miembro, principalmente de brazos, manos o piernas; estas nuevas tendencias promueven el desarrollo de interfaces electromiográficas para el uso diario, ya sea para facilitar la vida diaria o también para usos de recreación y entretenimiento; por ejemplo el uso de dispositivos electromiográficos en videojuegos o para en un futuro no muy lejano reemplazar dispositivos de entrada salida de una PC como el mouse o el teclado. Debido a esto surge la idea de desarrollar una interfaz robusta capaz de monitorear las acciones producidas por un grupo muscular para posteriormente tener una aplicación final. Este trabajo presenta el diseño y construcción de una interfaz que procesa las señales electromiográficas, el cual puede ser usado para construir prótesis autoajustables, interfaces para la ejecución de tareas sin contacto directo por parte del operador o sistemas de simulación y animación en 3D.

1.1 Objetivos.

➤ **Objetivos generales.**

- El uso de biopotenciales para la creación de una interfaz gráfica de usuario.

➤ **Objetivos específicos.**

- Diseñar una nueva interfaz capaz de ser adaptable a todo tipo de biopotencial
- Reducir el tiempo de adaptación

1.2 Descripción del proyecto.

El proyecto fue desarrollado en las siguientes etapas:

1. Implementación de nuestro sistema adquirente de señales (EMG).
2. Elaboración de la interfaz gráfica.
3. Adquisición de señales de entrada utilizando un ATmega 2560.
4. Monitoreo y análisis de los valores adquiridos de nuestro sistema de señales.
5. Entrenamiento de nuestra red neuronal para las salidas deseadas.
6. Control de actuadores (motores a pasos).

1.3 Justificación.

Una de las tantas ramas de la Ingeniería Biomédica, es el estudio del fenómeno bioeléctrico en el ser vivo, para este trabajo se emplearon los biopotenciales de electromiografía (EMG).

Sin embargo, los sistemas de adquisición de biopotenciales se encuentran en el rubro de equipo médico para diagnóstico, siendo éstos de altos costos para fines didácticos. Por tal motivo se desarrolló un sistema seguro, de fácil uso y bajo costo para la adquisición de los mismos.

1.4 Organización de la tesis.

La tesis se encuentra dividida en 7 capítulos. Se proporcionan una descripción del contenido de cada capítulo.

El capítulo 1 "Introducción" se incluye una breve descripción del proyecto, los objetivos del proyecto y así como una metodología que siguió para su elaboración.

El capítulo 2 "Biopotenciales" es la introducción a los tipos de biopotenciales que podemos encontrar en el cuerpo humano, así como una explicación de cómo se comportan cada una a diferentes estímulos y su composición celular.

El capítulo 3 "Redes Neuronales" es una introducción a la teoría detrás del control utilizando redes neuronales artificiales, la estructura y la arquitectura de las RNA, tipos de aprendizaje, concluyendo con la estructura de la red neuronal multicapa con el algoritmo de entrenamiento *Backpropagation*.

El capítulo 4 "Instrumentación" podemos encontrar una introducción a los amplificadores operacionales de los más básicos hasta los complejos como lo son los amplificadores de instrumentación, como la explicación de varios tipos de filtros tanto activos como pasivos.

El capítulo 5 "Interfaz Gráfica de Usuario y Adquisición de Datos" se explica cómo se realizó la GUI y cada uno de sus componentes, así también se incluye la forma de adaptación de nuestro sistema adquisidor con la interfaz para visualizar los valores generados.

El capítulo 6 "Red Neuronal Artificial" se muestra la implementación de una red neuronal multicapa entrenada con el algoritmo de *Backpropagation* con los valores estadísticos pertenecientes a nuestras señales de biopotencial y la forma de accionar unos actuadores (motores a pasos) dependiendo de su salida.

El capítulo 7 "Pruebas y Análisis de Resultados" se muestra algunos valores tomados en nuestras pruebas y la visualización del comportamiento de nuestras señales en dos personas diferentes.

CAPÍTULO 2

2. Biopotenciales.

La electricidad se encuentra presente de muchas formas en la naturaleza, de tal forma que el cuerpo humano no es la excepción, en él podemos encontrar pequeños impulsos eléctricos mediante los cuales se llevan a cabo funciones importantes del organismo: latir del corazón, respirar, pensar, el fenómeno de la vista etc. Uno de los primeros en contribuir en el campo de la actividad eléctrica en el cuerpo fue Luigi Galvani, quien en 1786 descubrió la actividad eléctrica en una extremidad de rana haciendo pasar corriente eléctrica en los nervios de la extremidad (**Figura 2**) y se percató que se producía un movimiento como respuesta al estímulo eléctrico [1].

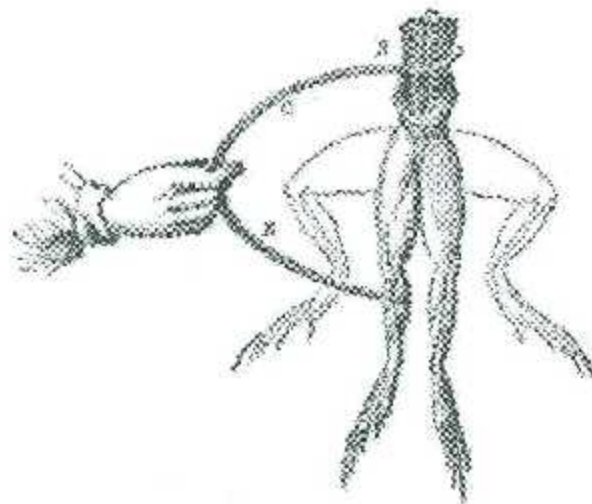


Figura 2. Representación de la actividad eléctrica en una rana [1].

En el cuerpo humano hay diferentes tipos de sistemas, como el sistema bioquímico, cardiovascular, respiratorio, nervioso, etc. En cada sistema, su información es codificada a través de impulsos electroquímicos, conocidos como potenciales de acción (Figura 2.1), que se propagan por sus respectivas líneas de señal.

2.1 Potenciales de reposo y de acción.

Las señales bioeléctricas son en realidad potenciales iónicos producidos como resultado de la actividad electroquímica de ciertos tipos de células especiales, denominadas excitables. Estos potenciales están bien definidos y se les conoce como potenciales de reposo y de acción [2].

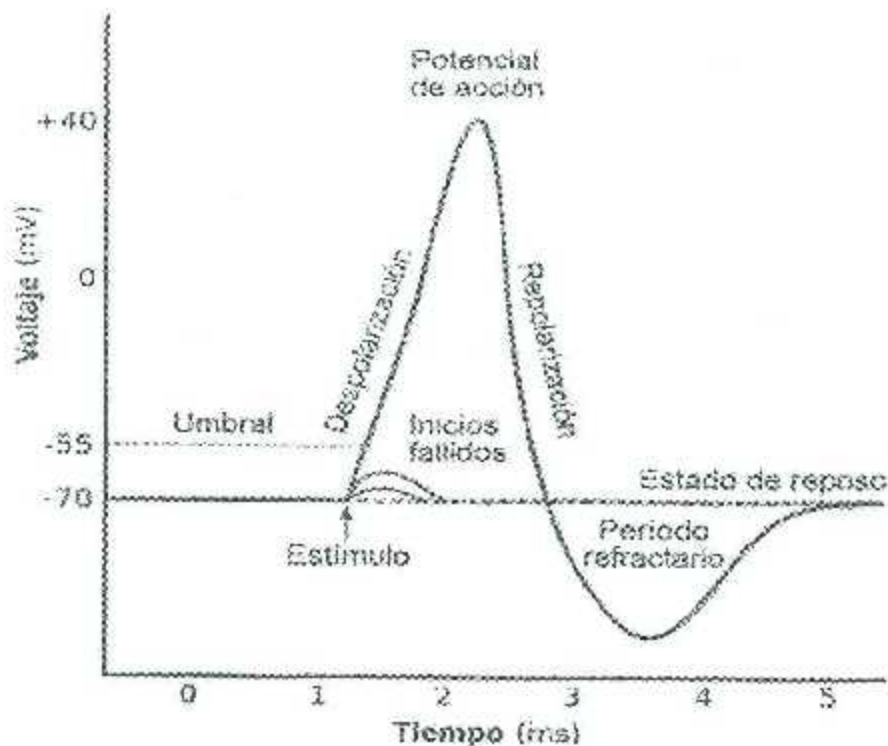


Figura 2.1 Potencial de acción de una célula [2].

En una red de células los impulsos se transfieren de un elemento a otro en una sola dirección y solo cuando existe la correcta combinación de los elementos que actúan en el proceso.

Las células excitables ejercen sus funciones generando señales eléctricas en términos de cambios de potencial de la membrana celular [3]. Como ejemplos de células excitables se encuentran (Figura 2.2):

- Las musculares esqueléticas y lisas
- Las células secretoras
- Las neuronas

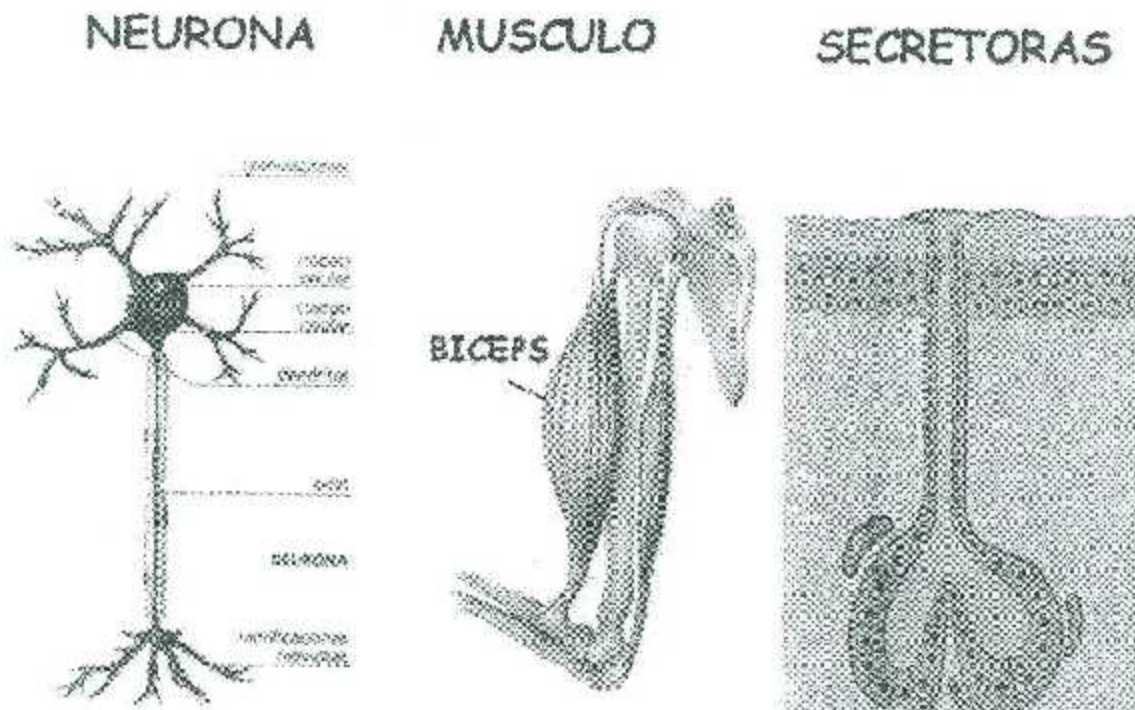


Figura 2.2 Células excitables [3].

El origen del potencial de acción reside en la naturaleza de la tensión y es dependiente del tiempo de las permeabilidades de membrana (o equivalentemente, en términos eléctricos, conductividades de membrana) a iones específicos (Na^+ , K^+). Como el potencial transmembrana se despolariza, la permeabilidad de la membrana al sodio incrementa significativamente. Como resultado, el Na^+ se precipita al medio interno de la célula, para lograr una despolarización más, que a su vez provoca un aumento adicional en el gradiente de sodio (**Figura 2.3**). Si el umbral del potencial transmembrana es excedido, este proceso es autoregenerativo y conduce a la despolarización.

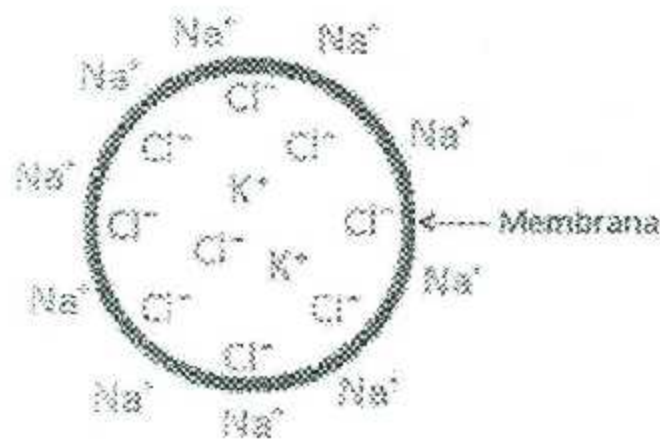


Figura 2.3 Principales iones de una célula y su membrana [4].

La despolarización es una disminución del valor absoluto del potencial de membrana en una célula, y la repolarización es el proceso por el cual la célula recupera su potencial de reposo. El potencial de membrana de una neurona o de una célula en reposo es normalmente negativo en la zona intracelular (**Figura 2.4**).

El potencial de acción se presenta sólo cuando se alcanza un nivel de despolarización suficiente. Si se aumenta la intensidad del estímulo, la magnitud de la respuesta no cambia, por lo tanto, si ocurre, será siempre con las mismas características de amplitud y duración.

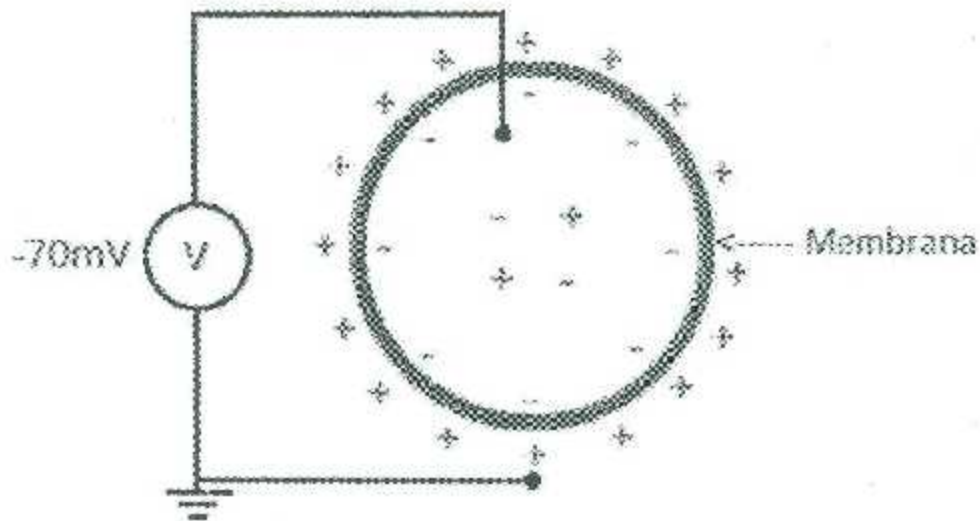


Figura 2.4 Potencial de acción de una célula [4].

La magnitud de la respuesta no cambia con la distancia, pues no importa qué tan lejos del sitio de estimulación se registre, la amplitud y el resto de las características de la respuesta son las mismas, por lo tanto, el potencial de acción se propaga sin decremento [4]. La descripción del comportamiento eléctrico de un sistema complejo como la membrana celular puede simplificarse por medio de la utilización de un modelo eléctrico pasivo llamado circuito eléctrico equivalente [5].

2.2 Tipos de biopotenciales.

Los potenciales eléctricos en el cuerpo humano son encontrados en los nervios, músculos, y en todos los órganos, es por ello que se les conoce por potenciales bioeléctricos. Ellos son mantenidos por diferencias de concentración de iones dentro y fuera de la célula [6]. Los potenciales bioeléctricos presentes a la entrada de un sistema de adquisición son de amplitud y ancho de banda reducido, este último dependiente de su origen [7].

2.2.1 Características de los biopotenciales.

En la **Tabla 2.1**, se representan las señales bioeléctricas comúnmente registradas.

Tabla 2.1. Frecuencias y rangos de diferentes biopotenciales [8,9,10].

Aplicación	Rango de Frecuencias		Amplitud
Electrooculograma (EOG)	DC - 100 Hz		10 μ V - 0.5mV
Electroencefalograma (EEG)	Onda Delta	0.5 - 4 Hz	10 μ V - 0.5mV
	Onda Theta	4 - 7.5 Hz	
	Onda Alfa	7.5 - 13 Hz	
	Onda Beta	13 - 38 Hz	
	Onda Gama	38 - 42 Hz	
Electrocardiograma (ECG)	Frecuencia cardiaca	0.5 - 3.5 Hz	0.1 - 5 mV
	Variabilidad R-R	0.01 - 0.04 Hz	
	Variabilidad R-R por presión	0.04 - 0.15 Hz	
	Variabilidad R-R por respiración	0.14 - 0.4 Hz	
	Complejos P, QRS, T	0.05 - 100 Hz	
	Potenciales tardíos ventriculares	40 - 200 Hz	
Electromiograma (EMG)	EMG de superficie	2 - 500 Hz	20 μ V - 0.1mV
	Potenciales de acción de unidades motoras	500 - 10 kHz	

2.2.2 Electrocardiografía.

Los latidos del corazón generan señales eléctricas que pueden ser usadas como herramienta diagnóstica para examinar su funcionamiento, y la medición de estas señales dan lugar a la electrocardiografía. Ésta actividad eléctrica puede ser representada por un vector y por lo tanto es importante conocer su amplitud, comportamiento en el tiempo y ubicación. Éste modelo del corazón consiste en un dipolo eléctrico localizado en un volumen conductor en el medio del tórax. El campo eléctrico generado por la orientación de éste dipolo en un instante determinado, es la representación de la actividad eléctrica del corazón en ése instante. Éste dipolo se representa directamente con un vector llamado vector cardiaco denotado por la letra *M*, direccionado desde la carga negativa hacia la positiva y con magnitud proporcional a la carga multiplicada por la separación entre cargas [8].

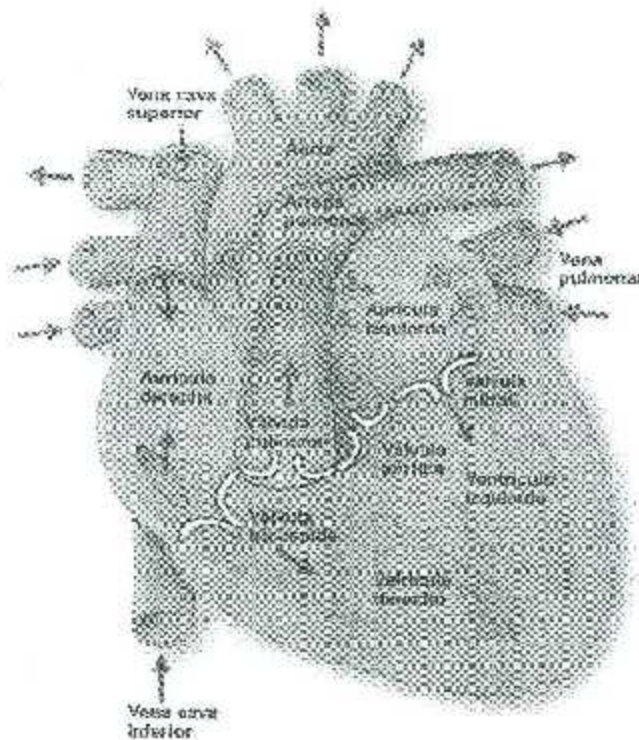


Figura 2.5 Anatomía del corazón humano [8].

El electrocardiograma normal está formado por una onda P, un complejo QRS y una onda T (**Figura 2.5**). Con frecuencia, aunque no siempre, el complejo QRS está formado por tres ondas separadas: la onda Q, la onda R y la onda S. La onda P es producida por los potenciales eléctricos que se generan cuando se despolarizan las aurículas antes del comienzo de la contracción auricular. El complejo QRS está formado por los potenciales que se generan cuando se despolarizan los ventrículos antes de su contracción. Por tanto, la onda P y los componentes del complejo QRS se denominan ondas de despolarización. La onda T es producida por los potenciales que se generan cuando los ventrículos se recuperan del estado de despolarización. Éste proceso aparece normalmente en el músculo ventricular entre 0.25 y 0.35 segundos después de la despolarización y la onda T se conoce como onda de repolarización [3].

La forma de medir éstos potenciales, es midiendo la diferencia de potencial entre dos electrodos en la superficie del cuerpo. Si dos electrodos son posicionados en dos líneas equipotenciales del campo eléctrico, se puede medir un voltaje diferente de cero. Diferentes posiciones de pares de electrodos, dan lugar a diferentes voltajes por la dependencia espacial del campo eléctrico del corazón y cada arreglo de electrodos o par de electrodos en posiciones específicas se conocen como derivación. Existen tres derivaciones básicas conocidas como I, II y III, que expresadas como vectores forma un triángulo en el plano frontal de cuerpo, denominado el triángulo de Einthoven. La derivación I, se mide posicionando electrodos en la mano derecha (RA) y en la mano izquierda (LA), la derivación II se obtiene con electrodos entre el pie izquierdo (LL) y la mano derecha y la derivación III se obtiene posicionando electrodos entre el pie izquierdo y la mano izquierda. También existen otras derivaciones denominadas derivaciones precordiales (V1, V2, V3, V4, V5 y V6) y derivaciones aumentadas (aVL, aVR y aVF).

La frecuencia cardíaca normal de una persona se encuentra alrededor de 70 latidos por minuto (BPM) y puede variar entre 30 y 200 BPM.

La amplitud de las señales de electrocardiografía puede variar entre 0.1 mV y 5 mV y depende de la distancia que se encuentren los electrodos del corazón, entre más distanciados menor será la amplitud de la señal. La mayor parte de la energía de la señal de electrocardiografía se encuentra en un ancho de banda entre 0.01 y 250 Hz pero en ocasiones para efectos solo de monitoreo y medición de frecuencia cardiaca se puede limitar al ancho de banda entre 0.5 y 40 Hz (Figura 2.6) [8].

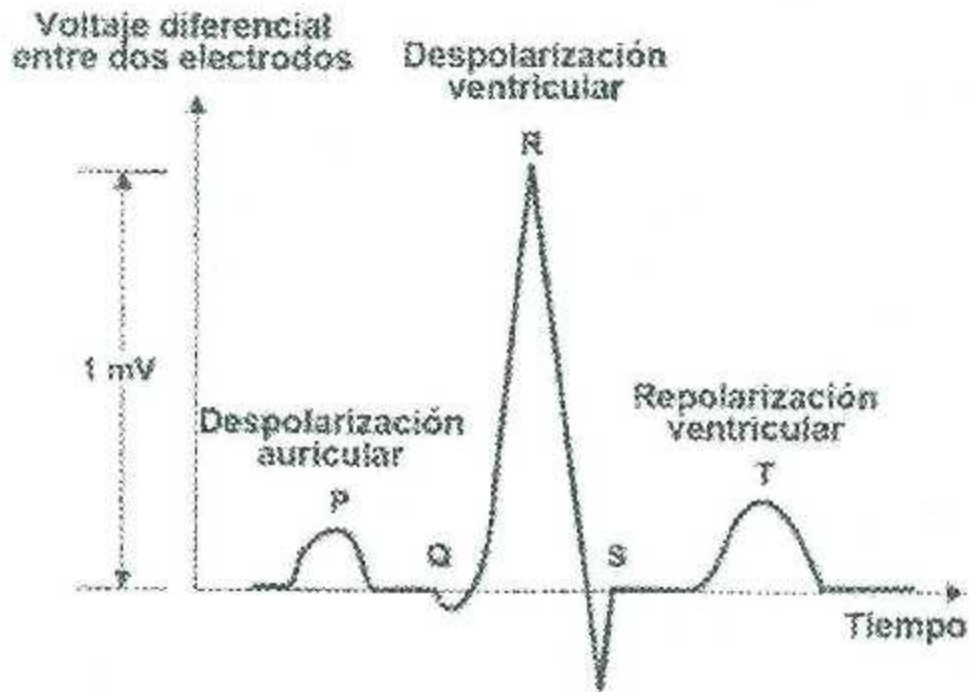


Figura 2.6 Señal de un Electrocardiograma [8].


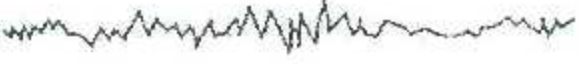
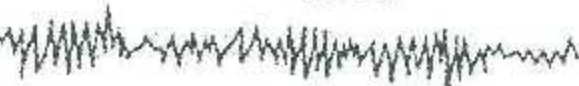

2.2.3 Electroencefalografía.

La electroencefalografía es el registro de la superposición de potenciales variables que se propagan en un medio conductor y son producidos por diferentes arreglos de elementos neuronales (dendritas, axones y cuerpos neuronales) con interconexiones complejas. Convencionalmente se usan tres tipos de electrodos: de superficie, corticales y electrodos de aguja.

Cuando los electrodos son ubicados en la corteza cerebral, el registro es llamado electrocorticografía (ECoG). En condiciones normales los potenciales de acción conducidos por los axones, contribuyen muy poco con los potenciales registrados en la superficie y como en la corteza hay gran cantidad de axones que se propagan en diferentes direcciones éstos potenciales se generan de manera asincrónica. Una excepción ocurre en respuesta inducida por estímulos simultáneos sincrónicos: éstas respuestas se conocen como potenciales evocados y tienen unas características muy particulares.

Los registros eléctricos en la superficie de la cabeza demuestran una actividad oscilatoria continua que se denominan ondas cerebrales. Éstas señales tienen una amplitud máxima de 100 μV con frecuencias entre 0.5 y 100 Hz (**Figura 2.6**), dependen altamente del grado de actividad cerebral y en la mayor parte del tiempo no se puede reconocer ningún patrón. Algunos tipos de patrones se relacionan con condiciones anormales como la epilepsia y en general cualquier patrón normal se debe clasificar en uno de los siguientes grupos de ondas cerebrales: alfa, beta, teta y delta (**Tabla 2.2**).

Tabla 2.2 Tipos de ondas cerebrales.

Ondas cerebrales	Frecuencia	Estado mental
	0,5 - 3 Hz	
Onda delta		sueño profundo
	4 - 7 Hz	
Onda theta		sueño ligero
	8 - 13 Hz	
Onda alfa		despierto, relajado
	14 Hz	
Onda beta		despierto, excitado

Las ondas alfa son ondas sincrónicas con frecuencias entre 8 y 13 Hz, amplitud aproximada entre 20 y 200 μ V. Se encuentran en la mayoría de personas normales cuando están despiertas, pero cuando la persona está dormida las ondas alfa desaparecen por completo. Las ondas beta tienen un rango de frecuencias entre 14 y 30 Hz y aparecen particularmente durante una actividad cerebral intensa en las zonas parietal y frontal del cráneo. La onda teta tienen frecuencias entre 4 y 7 Hz registradas en las zonas parietal y temporal de niños, pero también aparecen en procesos de estrés emocional en algunos adultos particularmente durante frustración y decepción. Las ondas delta incluyen todas las señales con frecuencias menores a 3.5 Hz y ocurren en el sueño profundo cada 2 o 3 segundos, en niños y en personas con ciertas enfermedades cerebrales [8].

2.2.4 Electromiografía.

El músculo esquelético se organiza de manera funcional en unidades motoras, que consisten en una neurona motora que inerva a varias fibras musculares. La unidad motora es la unidad más pequeña que puede llegar a ser estimulada y en tal caso, todas las fibras musculares son activadas de manera sincrónica. La señal de EMG es generada por los potenciales de acción de diferentes unidades motoras que se activan durante una contracción muscular y se propagan en un volumen conductor. Diferentes unidades motoras son activadas de manera asincrónica lo cual permite movimientos suaves.

Una de las desventajas de la EMG de superficie, es que solo se puede usar para medir los potenciales provenientes de músculos superficiales y es sensible a la actividad eléctrica en un área demasiado amplia. Es difícil relacionar la EMG con la fuerza o tamaño del músculo, debido a que es una medida muy sensible a la ubicación de los electrodos y la cantidad de grasa que se encuentre entre la piel y el músculo.

En un individuo las señales de EMG tienden a ser de mayor amplitud en zonas con capas delgadas de grasa comparadas con zonas con capas gruesas de grasa. Por ejemplo, la amplitud que se obtiene de la EMG de los extensores del antebrazo es mayor que la obtenida en los glúteos; debido a que los músculos glúteos son más grandes que los músculos extensores del antebrazo, se esperaría una señal de mayor amplitud, pero éste no es el caso y demuestra que no se pueden despreciar los efectos de atenuación del tejido adiposo. En adición a lo anterior, los tejidos del cuerpo tienden a atenuar los componentes de alta frecuencia de las señales y por lo tanto se considera que tienen un efecto de filtro pasa bajas.

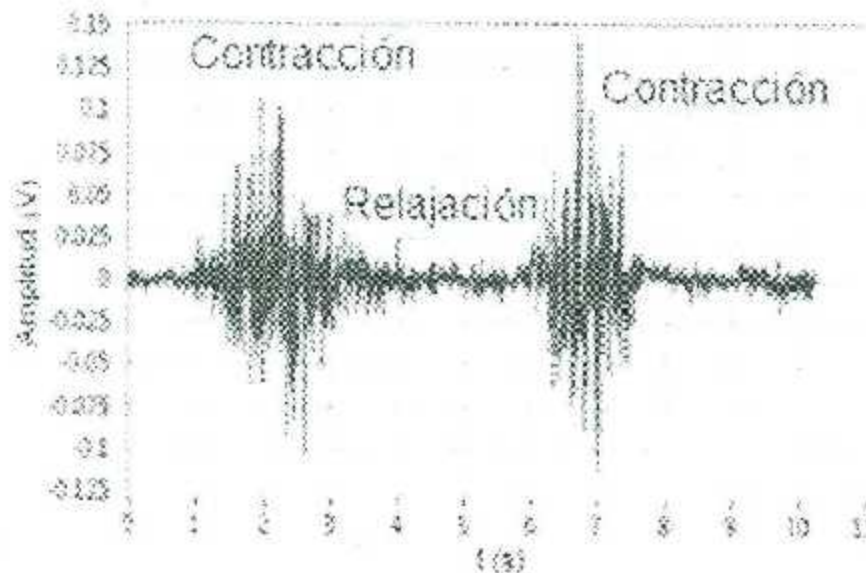


Figura 2.8 Señal EMG durante la contracción y relajación de un músculo [11].

Las señales de EMG tienen amplitudes entre 20 y 2000 μV y frecuencias entre 20 y 1000 Hz (Figura 2.7). En EMG se recomienda utilizar filtros pasa bandas entre 100 y 200 Hz o 100 y 500 Hz, cuando el ruido por la interferencia de 60 Hz y artefactos ocasionados por ECG son problemáticos para interpretar la señal. En general se prefiere utilizar un filtro pasa bandas entre 20 y 300 Hz para no despreciar los efectos de la fatiga muscular y registrar toda la energía en el espectro de potencia [11].

2.3 Generalidades de los sistemas de adquisición.

Un sistema generalizado de instrumentación medica cuenta con al menos algunos de los siguientes componentes funcionales: cantidad física, propiedad o condición, sensor o transductor, sistema de acondicionamiento y sistema de visualización. En el caso de la adquisición de biopotenciales, la cantidad física es el biopotencial como tal (corriente iónica a través de la membrana celular producto del intercambio de iones a través de la membrana de células excitables) y los sensores o transductores son los electrodos de biopotenciales. El sistema de acondicionamiento está formado por diferentes componentes que se pueden dividir en dos grupos, el amplificador de biopotenciales y una etapa de procesamiento de la señal que puede ser análoga o digital. Finalmente, el sistema de acondicionamiento se conecta con un sistema de visualización. Por lo general, las señales que se miden, son análogas (continuas) y no es usual que el sensor se conecte directamente con el sistema de visualización, comúnmente digital. Para solucionar éste problema es común el uso de sistemas de acondicionamiento digitales, los cuales permiten no solo comunicar a los sensores con el sistema de visualización, sino también realizar procesamiento digital de las señales. Algunas ventajas de los sistemas digitales comparados con sistemas análogos son: mejor precisión, repetitividad, confiabilidad, inmunidad al ruido, costo y usualmente no requieren calibración [8].

Adquirir, transferir y procesar biopotenciales de manera confiable son tareas esenciales en sistemas biomédicos. Estos sistemas imponen especificaciones exigentes que, por lo general, incrementan el costo de los dispositivos. Los circuitos utilizados para el procesamiento de señales biomédicas deben garantizar la seguridad del paciente, así como también el rechazo o la atenuación de cualquier tipo de señal de interferencia [12,13]. Por lo tanto, la construcción de bloques de alto rendimiento, como son los amplificadores de bajo ruido y filtros analógicos, son requisitos para mejorar el comportamiento del sistema.

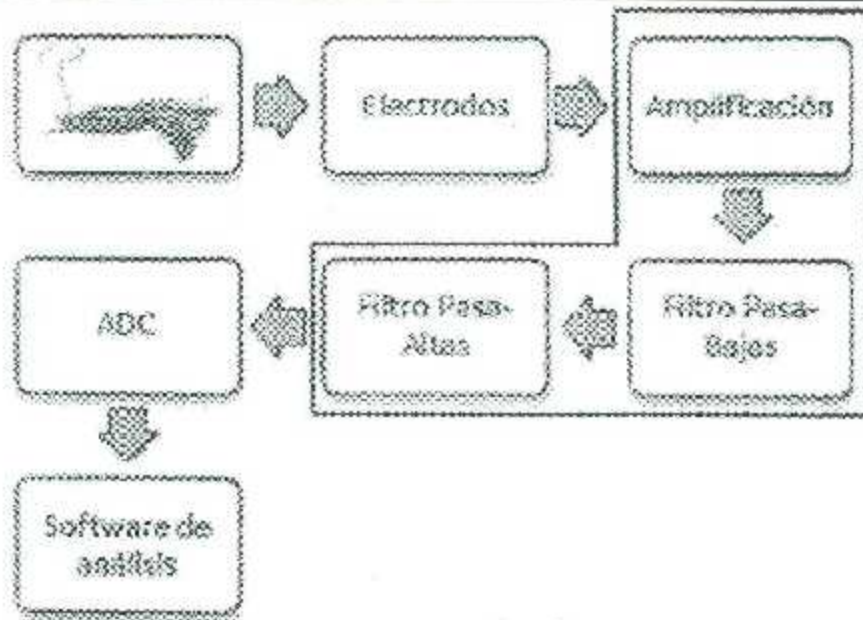


Figura 2.9 Diagrama de un sistema de adquisición de biopotenciales [14].

Para la implementación de sistemas de adquisición de biopotenciales, algunas de las consideraciones de diseño más importantes son: bajos niveles de voltaje y corriente de ruido, baja distorsión armónica, reducida área y bajo consumo de potencia. En un sistema de adquisición de señales biomédicas (**Figura 2.9**), existe una gran variedad de variables físicas que son frecuentemente medidas, entre algunas de ellas podemos encontrar presión y temperatura por nombrar algunas.

Los amplificadores deben llevar la señal eléctrica adquirida por los electrodos a un nivel de amplitud que permita su fácil manipulación con baja distorsión y ruido. Una vez amplificada la señal, se utiliza una etapa de filtrado para seleccionar la banda de frecuencia en la que se encuentren los biopotenciales y, a su vez, rechazar las señales no deseadas. Los circuitos encargados del filtrado deben ser diseñados para alto rendimiento con capacidad de entonado. Una vez adquirida y filtrada la señal, se realiza un procesamiento de esta para ser grabada o interpretada por un especialista médico. Esta última etapa se puede realizar por medio de un circuito o de un computador personal [14, 15].

2.3.1 Amplificación y filtrado de biopotenciales.

El propósito esencial de un amplificador de señales biomédicas es acondicionar la amplitud de la señal de interés a un valor que permita procesarla de forma segura. Los desafíos para el diseño de un amplificador para biopotenciales pueden ser resumidos de la siguiente manera:

- **Lograr una alta relación de rechazo de modo común (CMRR).**
- **Rechazar el voltaje de DC generado por el offset del electrodo.**
- **Impedancia diferencial de entrada muy alta, idealmente infinita.**
- **Una razón de señal a ruido (SNR) alta.**
- **Baja disipación de potencia para incrementar la autonomía del dispositivo.**
- **Ganancia variable para adaptarse a diferentes amplitudes de la señal de entrada.**
- **Debe presentar una etapa de filtrado capaz de adaptarse a las características de las diferentes señales biomédicas.**

Para procesar las señales biomédicas se requiere de un filtro de selección de banda. El diseño de estos filtros no es trivial, especialmente si existen especificaciones de diseño como bajo ruido, amplio rango dinámico, baja distorsión y consumo de potencia reducido. Por ejemplo, los filtros en circuitos integrados con frecuencias por debajo de 10 Hz requieren la realización de constantes de tiempo $t = R \cdot C$ mayores a 0.1 s. Para un valor típico de capacitancia $C=1$ pF se requiere que el valor de la resistencia $R \geq 100M\Omega$, lo cual en resistores pasivos requiere de una gran área del chip. Por otro lado, si utilizamos un valor $R=100$ K Ω entonces, el valor del capacitor $C \geq 1\mu F$, lo cual requiere de un área excesivamente grande. La realización de resistores de valor alto representa un gran desafío para los diseñadores de circuitos integrados.

2.4 Electroodos.

Muchos de los problemas asociados a la amplificación de señales bioeléctricas son debido al comportamiento de los electroodos [16], ya que una alta impedancia de la interfaz piel-electrolito-electrodo causan distorsión [17], además de adicionar una componente en DC que interfiere con la señal de interés [18], para ello se cuentan con estrategias para superar este tipo de efectos:

1. Utilización de un amplificador diferencial en DC. Los electroodos deberán ser idénticos para que los potenciales de los mismos puedan ser vistos como potenciales de modo común y de esta forma sean cancelados a la salida. La limitante de esta técnica es que la alta ganancia requerida para procesar estas señales de bajo nivel, también amplifica pequeñas diferencias entre los potenciales de los electroodos.

2. Se deberá implementar una etapa que provea una cancelación del corrimiento de voltaje, ya que las señales son muy cercanas a valores en DC, y el movimiento de los electroodos y los cables puede causar un cambio significativo en el corrimiento del voltaje sobre la línea base, para ello es necesario compensarlo.

Los electroodos de superficie pueden ser tratados como fuente de voltaje con una muy alta impedancia. La impedancia de la interfaz piel-electrolito-electrodo depende de muchos factores y sólo se puede sacar un estimado de su valor, el cual debe ser menor a 10 K Ω . El uso de gel electrolítico ayuda a reducir la impedancia de la interfaz y ayuda a adherir los electroodos en el lugar donde se desean colocar. Dichos valores pueden ser alcanzados con la utilización de amplificadores operacionales con entradas FET y MOSFET [19].

Los electroodos de superficie consisten en un botón metálico hecho de plata-cloruro de plata, el cual se rellena con gel o pasta conductiva, se mantiene adherido en su posición por medio de un disco de hule espuma con un adhesivo hipoalergénico.

El relleno de gel o pasta conductiva mantiene al electrodo sin contacto directo con la superficie de la piel, de esta forma se ven reducidos los artefactos de movimiento.

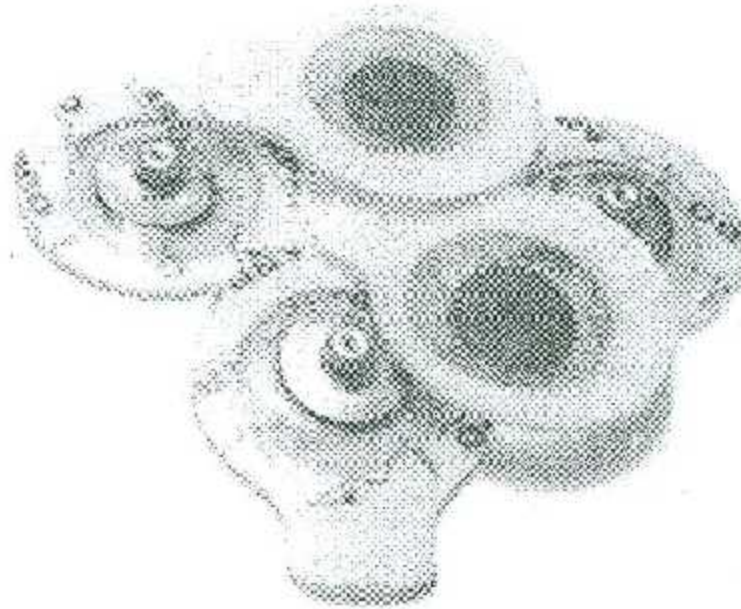


Figura 2.10 Electro de superficie desechables [20].

Todos los electrodos de superficie (**Figura 2.10**) producen diversos tipos de problemas, tal es el caso de que en superficies con exceso de vello o sudorosas el adhesivo no permanece mucho tiempo, ocasionando movimiento o desprendimiento del electrodo, por tal razón la zona en que será aplicado deberá estar limpia de vello y grasa, y se deberá evitar la colocación en protuberancias óseas. Dichos problemas se ven reflejados en artefactos en la señal como un corrimiento en el voltaje que distorsionará la señal a analizar.

Los electrodos para biopotenciales pueden ser clasificados en húmedos, secos y electrodos de no contacto. El tipo de electrodo húmedo más común es el de plata o cloruro de plata, el cual aprovecha la característica de ser un electrodo no polarizado y, por lo tanto, puede ser fácilmente fabricado en el laboratorio [20].

2.4.1 Posición de los electrodos.

Para adquirir señales biomédicas se utiliza la amplificación diferencial, es decir, se recoge la diferencia de potencial entre dos puntos del cuerpo humano respecto a una referencia y se elimina la parte común de la señal. Para adquirir la señal de un músculo hacen falta por tanto tres electrodos, dos de ellos se aplican sobre el músculo, y el tercero sobre un tejido que no interviene [21].

La distancia de separación de los electrodos influye en la amplitud y en el espectro de la señal recogida. En el espectro, cuanto mayor es la separación, más bajo es el rango de frecuencias que ocupa la señal. La separación de los electrodos influye en la amplitud de la señal y en general, separándolos, se amplifica la señal [22].

La separación de los electrodos influye en la amplitud de la señal y en general, separándolos, se amplifica la señal. A cambio se obtiene más interferencia de los músculos cercanos y más ruido en general.

Sin embargo, llegado un momento la separación de los electrodos hace decaer de nuevo la amplitud. Así, si el par de electrodos se separa en 3 cm en el tríceps, la amplitud de la señal puede decaer hasta en un 25% [23].

2.4.2 Interferencias.

La señal se mide aquí con electrodos de superficie desechables, lo cual conlleva que los electrodos en un músculo recogen en menor o en mayor grado la señal de músculos adyacentes. Podría pensarse que una manera de estimar si hay mucha o poca interferencia entre las señales de dos músculos es calcular el coeficiente de correlación cruzada, y fijado un umbral, decir si es mucha o poca. Esto no es viable [24], ya que los tejidos entre (y dentro de) los varios músculos que intervienen son diferentes de uno a otros. Esto causa múltiples difracciones de los vectores del campo eléctrico así que cuando llega la señal al electrodo ya casi no tiene ninguna correlación.

CAPÍTULO 3

3. Redes neuronales.

Como se dijo antes, la tecnología neuronal trata de reproducir el proceso de solución de problemas del cerebro. Así como los humanos aplican el conocimiento ganado con la experiencia a nuevos problemas o situaciones, una red neuronal toma como ejemplos problemas resueltos para construir un sistema que toma decisiones y realiza clasificaciones. Los problemas adecuados para la solución neural son aquellos que no tienen solución computacional precisa o que requieren algoritmos muy extensos como en el caso del reconocimiento de imágenes.

Las redes neurales se basan en generalizar información extraída de datos experimentales, tablas bibliográficas o bases de datos, los cuales se determinan por expertos humanos. Dichas redes neuronales toman en cuenta las entradas (corriente, voltaje) y como salidas las señales del sistema (velocidad, temperatura, torque).

3.1 Introducción biológica.

En 1888 Santiago Ramón y Cajal demuestra que el sistema nervioso estaba compuesto por una red de células individuales interconectadas entre sí, llamadas neuronas, desarrollando la idea de que la neurona es el componente más pequeño en la estructura del sistema nervioso, finalmente afirmó que la información fluye en el interior de estas células individuales desde las dendritas hacia el axón atravesando el cuerpo o soma (**Figura 3.1**)

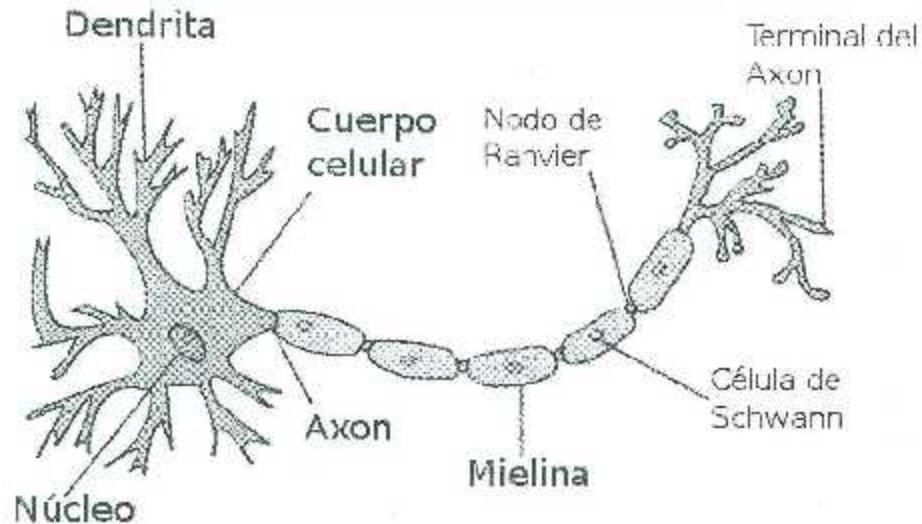


Figura 3.1 Estructura de una neurona biológica [25].

3.2 Definición de red neuronal artificial.

Diversos autores definen a las redes neuronales artificiales (RNA) de forma distinta, entre las citas más sobresalientes, se encuentran:

Una red neuronal artificial (o, simplemente, red neuronal) es un modelo computacional inspirado biológicamente que consiste en elementos de proceso (neuronas) con conexiones entre ellos, donde cada una de las conexiones tiene coeficientes (pesos), y algoritmos de entrenamiento. Las redes neuronales son llamados conexionistas debido al papel principal, que juegan las conexiones entre las neuronas. Los pesos de las conexiones son la "memoria" del sistema.

"Las redes neuronales artificiales son sistemas de hardware o software, de procesamiento, que copian esquemáticamente la estructura neuronal del cerebro para tratar de reproducir sus capacidades" [25].

No existe una definición establecida, ya que varía dependiendo del texto, artículo o publicación citada, pero en la mayoría de las explicaciones que brindan los autores y específicamente en los conceptos mencionados en los párrafos anteriores, se encuentra presente el componente de simulación del comportamiento biológico.

Es decir, los conceptos, que se pretenden emular del funcionamiento de las redes neuronales biológicas son:

1. **Paralelismo de cálculo:** diversas neuronas trabajando en un mismo proyecto de forma paralela en distintas áreas.
2. **Memoria distribuida:** La información es almacenada en cada sinapsis, por lo que, si una sinapsis se daña solo se pierde una pequeña parte de información. Los sistemas neuronales biológicos son redundantes, por lo tanto, son tolerante a fallas.
3. **Adaptabilidad:** Las redes neuronales artificiales se adaptan a su entorno modificando su sinapsis, y aprenden de la experiencia, a esto se le llama generalización a partir de ejemplos.

3.3 Estructura de un sistema neuronal artificial.

El elemento básico de una RNA comienza con una neurona, la cual es un modelo matemático simplificado de una neurona biológica, posteriormente, si a esa neurona se le conectan señales de entradas provenientes directamente del exterior y se espera una salida resultante directamente al actuador a controlar (exterior) se forma una capa. En el caso en el cual las entradas a la neurona provienen de las salidas de neuronas adyacentes y a su vez la salida de las neuronas va como entrada a otra neurona, y así sucesivamente se forma una red neuronal en donde agregando una función de activación tenemos un sistema neuronal completo (**Figura 3.2**).

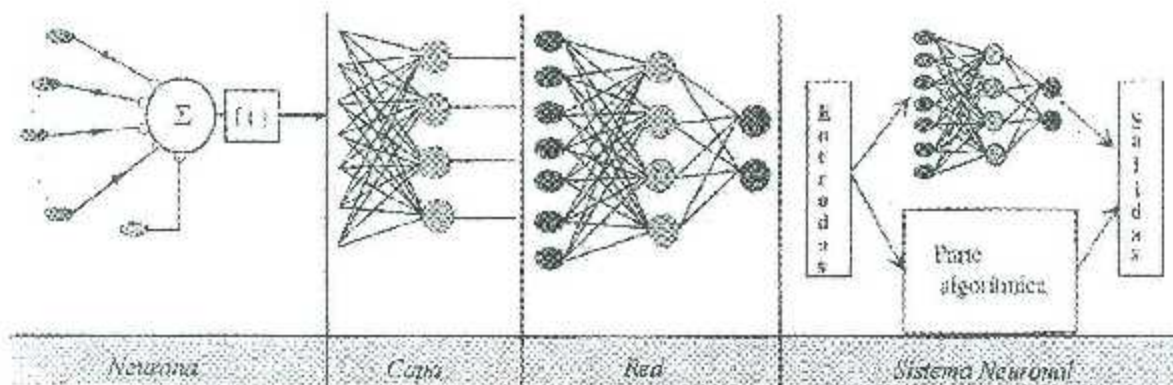


Figura 3.2 Estructura jerárquica de una RNA [24].

3.4 Modelo estándar de una neurona artificial.

El modelo considera a las neuronas como unidades elementales de procesamiento de información, la cual ingresa a la red, es transmitida a otras neuronas por medio de las conexiones entre ellas (Figura 3.3), donde cada conexión tiene un "peso" o valor que multiplicará al valor de la señal de entrada. Cada neurona realiza un procesamiento propio tomando los valores de entrada de las neuronas de las capas anteriores x_i y los pesos sinápticos w_i de las conexiones hacia otras neuronas. Para "disparar" o inhibir la neurona, esto depende del valor del "bias" el cual, con fines de entrenamiento de la RNA puede ser tratada como una entrada adicional a la neurona.

Una neurona estándar consiste en:

- Un conjunto de entradas x_i y sus pesos sinápticos w_i .
- Una regla de propagación: Multiplicación de valor de entrada por el valor del peso sináptico de la conexión.
- Una función de activación.

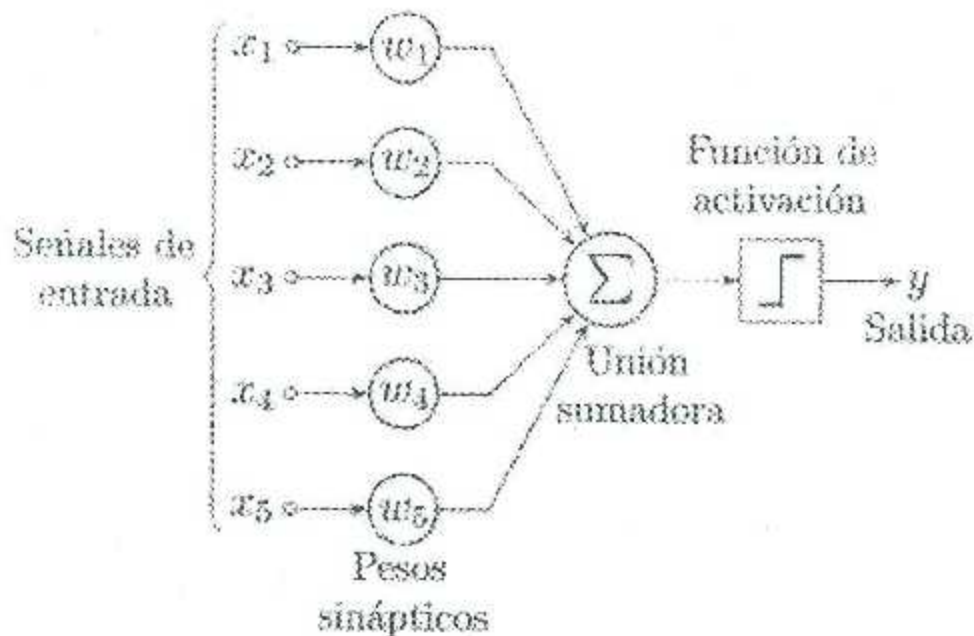


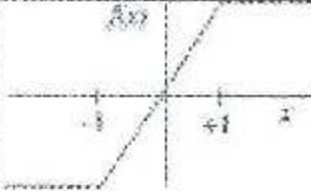
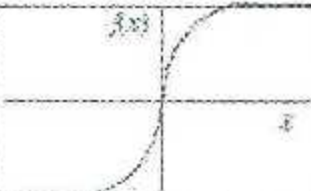
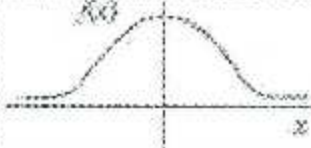
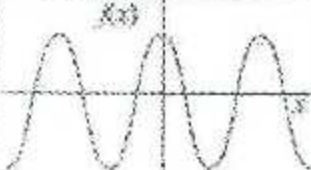


Figura 3.3 Modelo de una neurona artificial [26].

Existen diversas funciones de activación que, dependiendo del rango de valores requeridos por la variable a controlar mostrados en la **Tabla 3.1**, son los valores que arrojarán como resultado a la salida de la red neuronal [26].

Tabla 3.1 Funciones de activación habituales.

	Función	Rango	Gráfica
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sign}(x)$ $y = f(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
Lineal a tramos	$y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -1 \\ x, & \text{si } -1 \leq x \leq 1 \\ +1, & \text{si } x > 1 \end{cases}$	$[-1, +1]$	
Sigmoidea	$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ $y = \text{tgh}(x)$	$[0, +1]$ $[-1, +1]$	
Gaussiana	$y = Ae^{-x^2}$	$[0, +1]$	
Sinusoidal	$y = A \text{sen}(\omega x + \varphi)$	$[-1, +1]$	

El modelo de la neurona estándar quedaría de la siguiente manera:

Si,

$$Y_i(t) = F_i(\sum \omega_{ij} * x_j - \theta_i) \quad \text{ec(3.1)}$$

Por lo tanto,

$$Y_i = 1, \text{ Si } \sum \omega_{ij} > \theta_i; \quad \text{ec(3.2)}$$

$$Y_i = 0, \text{ Si } \sum \omega_{ij} \leq \theta_i; \quad \text{ec(3.3)}$$

Si la suma de sus entradas multiplicadas por sus pesos sinápticos es mayor o igual al umbral de disparo, la neurona se activa, y de caso contrario la neurona se inhibe.

3.5 Arquitectura de las redes neuronales.

La arquitectura de una red neuronal se refiere a la forma en la que las neuronas están interconectadas dentro de la estructura de la red. Las neuronas se agrupan en capas, y más de una capa forma una RNA.

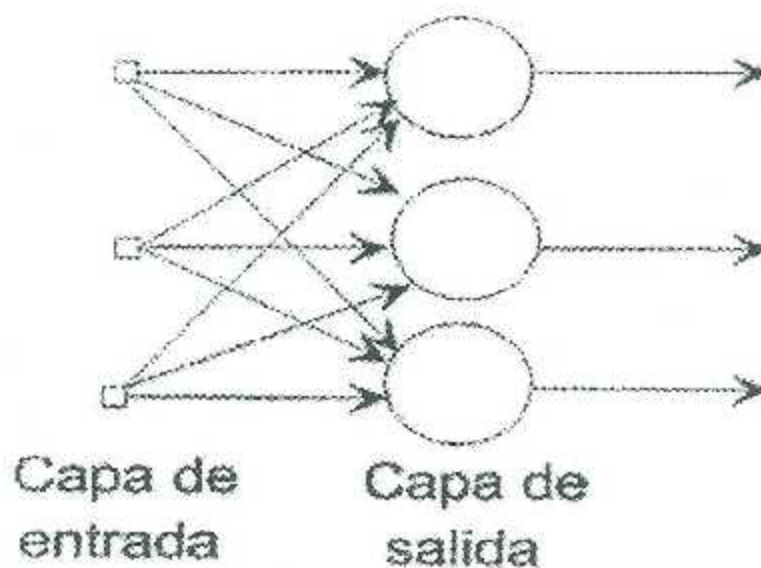


Figura 3.4 Red neuronal monocapa.

En las redes neuronales monocapa (Figura 3.4), las neuronas solamente se pueden conectar con otras neuronas de la misma capa, es decir, conexiones laterales con las neuronas adyacentes, donde las entradas a las neuronas provienen del exterior y de la misma forma las salidas de la neurona son dirigidas exclusivamente al exterior.

Las redes neuronales multicapa (Figura 3.5), son aquellas donde las neuronas pueden establecer conexiones con neuronas de capas diferentes a la propia.

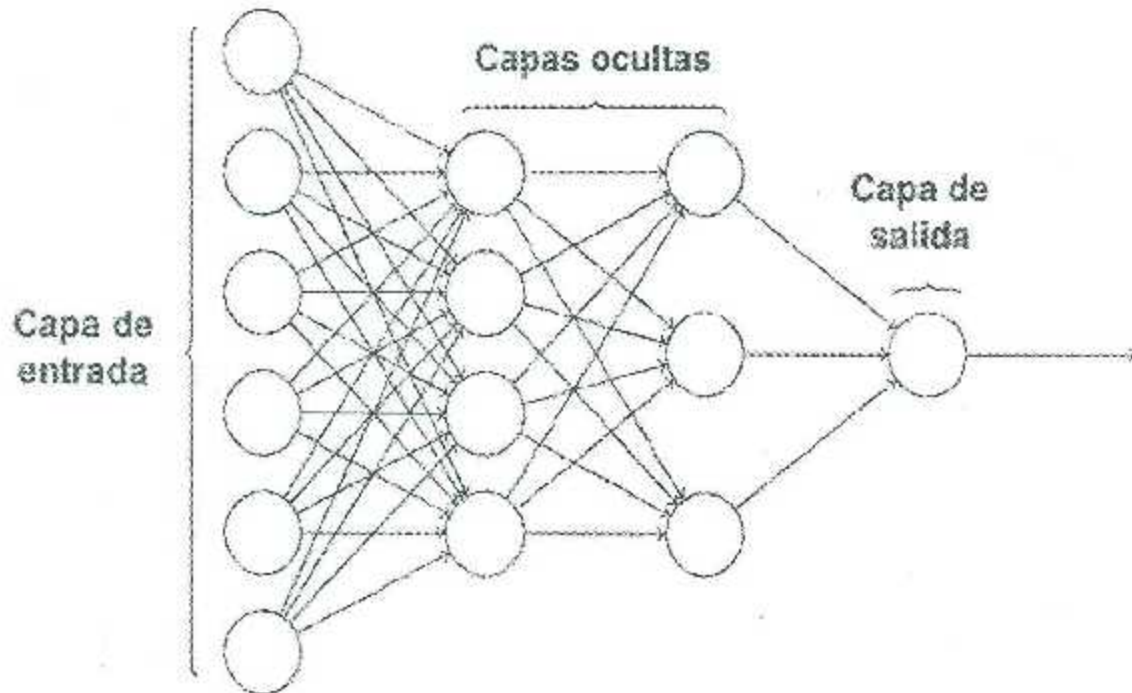


Figura 3.5 Red neuronal multicapa.

Dependiendo del sentido que tienen las conexiones entre las neuronas se pueden clasificar a las redes neuronales con conexiones hacia adelante y con retroalimentación (*Feedforward* y *Feedback*).

3.6 Redes *Feedforward*.

Las redes tipo *Feedforward*, son redes neuronales con múltiples capas, en donde solo existen conexiones entre neuronas de niveles diferentes, es decir, capas diferentes, no existen lazos entre neuronas de la misma capa, son conexiones en secuencia hacia adelante, donde las conexiones comienzan en la capa que recibe el estímulo del exterior (capa de entrada), continuando con las capas intermedias u ocultas, hacia la capa de salida.

Previamente a utilizar cualquier tipo de arquitectura de red neuronal, es necesario entrenar la red, para el desarrollo de este trabajo de investigación se hace uso de una red multicapa con conexión *Feedforward*. El objetivo de entrenar una red neuronal es que, a un estímulo externo, la reacción de la red conduzca a una salida en específico.

Para realizar el entrenamiento de la red, se aplica una regla de entrenamiento, cuyo objetivo es adaptar los valores de los pesos sinápticos de las conexiones entre las neuronas, calculando los cambios requeridos para que los pesos y las polarizaciones o bias, respondan a un vector de entrada con la salida deseada.

Al proceso para encontrar los pesos y bias ideales hasta que el error sea mínimo, refiriéndonos a error como la diferencia entre la salida deseada y la salida obtenida, se lo conoce como entrenamiento.

Existen dos tipos de aprendizaje: supervisado y no supervisado, en donde el primero se refiere a cuando se conoce la entrada y salida deseada y el segundo es desconocido el parámetro de salida deseada. En el desarrollo de esta aplicación se utiliza el aprendizaje supervisado ya que conocemos los parámetros del entrenamiento de la red, y facilita conocer los resultados a la salida y de esta manera ir ajustando nuestra red hasta conseguir los parámetros deseados.

3.6.1 Aprendizaje supervisado.

En el aprendizaje supervisado, la red neuronal debe aprender el mapeo entre un vector de entradas $x(t)$ y un vector de salidas deseadas $y(t)$.

En 1960, se introducen los primeros algoritmos de entrenamiento para redes *Feedforward*, refiriéndonos al algoritmo LMS y la regla del perceptrón, pero el mayor avance tiene lugar en el año 1971, Paul Werbos desarrolla el algoritmo de *Backpropagation* (algoritmo de entrenamiento) para arquitecturas neuronales con múltiples capas.

3.7 Perceptrón simple.

La estructura del perceptrón simple (**Figura 3.6**), la red se encuentra constituida por un conjunto de entradas (capa de entrada) y una neurona en la capa de salida. Todos los valores de las neuronas de la capa de entrada provienen del exterior y la neurona de la capa de salida está conectada a un actuador al exterior del sistema. Cada conexión tiene su respectivo peso sináptico, en donde al hacer la multiplicación del valor de la entrada por el valor del peso sináptico (repetiendo la operación con cada una de las entradas), se realiza la suma ponderada en donde el valor total de la suma va a la función de activación, que por tratarse de un perceptrón simple la función sería la de escalón.

Para la determinación de los pesos sinápticos y del umbral vamos a seguir un proceso adaptativo que consiste en comenzar con unos valores iniciales aleatorios e ir modificándolos iterativamente cuando la salida de la unidad no coincide con la salida deseada. La regla que vamos a seguir para modificar los pesos sinápticos se conoce con el nombre de **regla de aprendizaje del Perceptrón simple** y viene dada por la expresión:

$$w_j(k+1) = w_j(k) + \Delta w_j(k), k = 1, 2, \dots \quad \text{ec(3.4)}$$

Siendo

$$\Delta w_j(k) = \eta(k)[z(k) - y(k)]x_j(k) \quad \text{ec(3.5)}$$

Esto nos indica que la variación del peso w_j es proporcional al producto del error $z_i(k) - y_i(k)$ por la componente j -ésima del patrón de entrada que hemos introducido en la iteración k , es decir, $x_j(k)$. La constante de proporcionalidad $\eta(k)$ es un parámetro positivo que se llama **tasa de aprendizaje** puesto que cuanto mayor es más se modifica el peso sináptico y viceversa. Es decir, es el parámetro que controla el proceso de aprendizaje. Cuando es muy pequeño la red aprende poco a poco. Cuando se toma constante en todas las iteraciones, $\eta(k) = \eta > 0$ tendremos la **regla de adaptación con incremento fijo**.

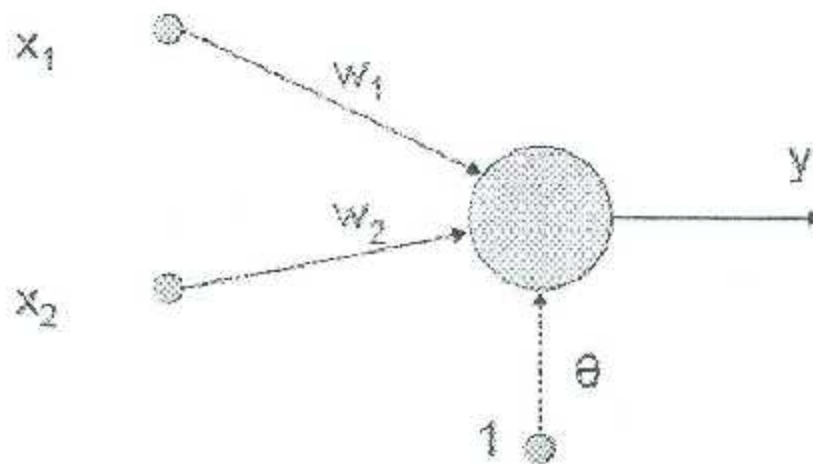


Figura 3.6 Estructura de un perceptrón simple [27].

3.7 Red Neuronal multicapa.

Si se añade una o más capas intermedias a un perceptrón simple, se obtendrá un perceptrón multicapa o MLP (Multi-Layer Perceptron) (Figura 3.8). La arquitectura multicapa se entrena por medio del algoritmo de retro propagación de errores o *Backpropagation*.

El algoritmo de *Backpropagation* es una red de aprendizaje supervisado. Cuando se aplica un patrón de entrenamiento a la capa de entrada, se propaga desde la primera a través de las capas ocultas hasta llegar a la capa de salida de la red. Al final se compara la salida de la red con la salida deseada, indicándonos el error. La función de activación debe ser diferenciable, generalmente se utiliza la función sigmoidea, limitando los valores de salida a un rango de entre 0 y 1 (Figura 3.7)

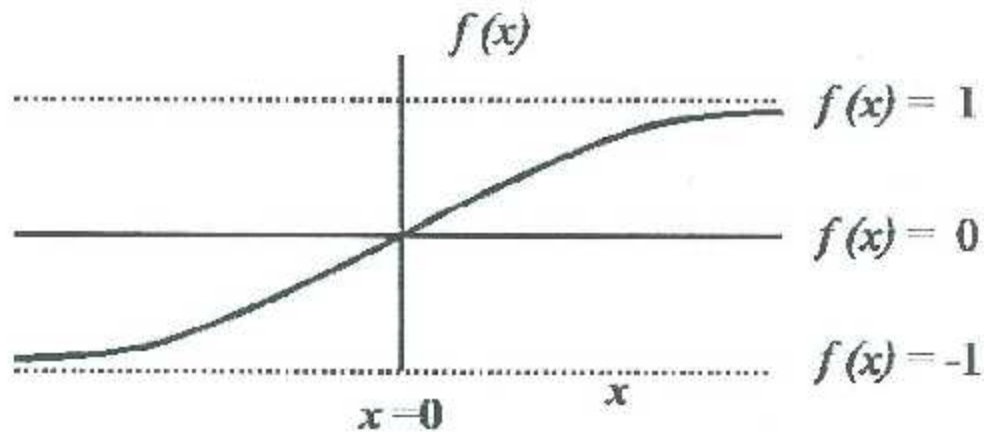


Figura 3.7 Función de activación sigmoidea [27].

Una vez obtenido el error, es propagado hacia las capas de adelante, comenzando por la capa de salida, pasando por las capas ocultas hasta llegar a las capas de entrada.

Basándonos en la señal del error percibido, se actualizarán los pesos sinápticos de las conexiones entre las neuronas. Este procedimiento de calcular el error de la red y posteriormente retornarlo hacia adelante (*Feedforward* y *Backpropagation*) se repetirá hasta encontrar los pesos sinápticos óptimos que permitan la correcta respuesta de la red ante algún patrón de comportamiento en específico.

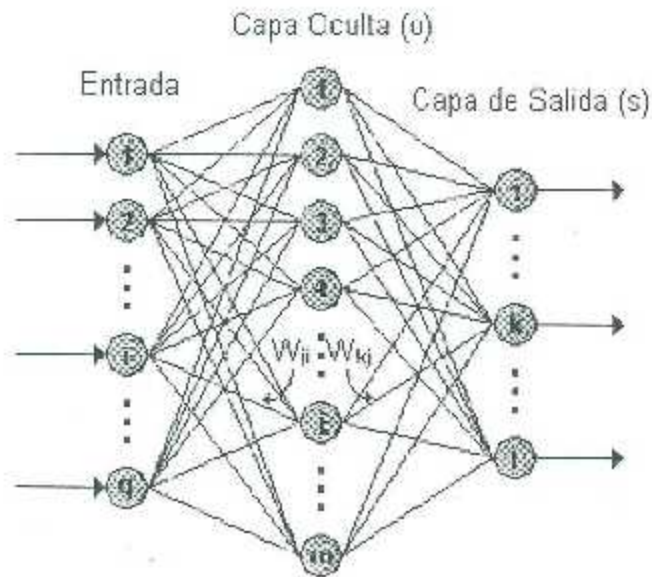


Figura 3.8 Perceptrón Multicapa [27].

3.8 Algoritmo *Backpropagation*.

El algoritmo se basa en calcular el gradiente descendiente del error cuadrático medio a la salida, para obtener el error en los pesos sinápticos. A continuación, se describe el algoritmo a implementar:

• Pasos hacia adelante

1. Selecciona un vector de entrada, es decir, un patrón de entrenamiento.
2. Con el patrón de entrenamiento seleccionado, se calcula la salida de la red (suma ponderada y función de activación).

• Pasos hacia atrás

3. Calcular el error entre la salida obtenida y la salida deseada.
4. Ajustar los pesos sinápticos para que el error entre la salida obtenida y la salida deseada sea mínimo.
5. Se vuelven a ejecutar los pasos del 1 al 4 con todos los patrones de entrenamiento, hasta que el error mínimo cuadrático global sea aceptablemente bajo y nos brinde las salidas deseadas.

3.9 Determinación del tamaño de la red neuronal.

Es necesario definir parámetros como:

- **Tamaño de la red neuronal**
- **Función de activación de las neuronas**
- **Cantidad de neuronas en la capa de entrada**
- **Cantidad de neuronas en la capa de salida**
- **Número de patrones de entrenamiento**

El **tamaño de la red**, se refiere a la cantidad de capas que tendrá la arquitectura de la red, así como la cantidad de neuronas en cada capa. A su vez el conjunto de neuronas en la capa de entrada es directamente proporcional a la cantidad de señales a monitorear, y las neuronas en la capa de salida es determinada por la suma total de actuadores a controlar de una aplicación en específica. Para establecer una cifra de capas intermedias u ocultas existen criterios, reglas heurísticas o métodos especializados para acotar estos parámetros [27].

Los **criterios**, toman en cuenta aspectos muy generales sobre el diseño de la red, por ejemplo, si la red es muy pequeña, los resultados obtenidos serán poco precisos, pero de la misma manera, si la red es muy grande, se complica el aprendizaje y el tiempo de convergencia de los pesos sinápticos es mayor. También se sabe, que una red neuronal con al menos una capa oculta, donde su función de activación sea no lineal, y en la capa de salida se utilice una función de activación que sea linealmente separable, puede aproximar cualquier función con un error relativamente pequeño, su comportamiento se puede describir como un aproximador universal de funciones.

Por otro lado, las **reglas heurísticas**, toman consideraciones que no encuentran comprobadas matemáticamente, pero han demostrado ser suficientes para diversas aplicaciones prácticas.

Lippmann [28] considera que un perceptrón multicapa (MLP) con una sola capa intermedia, es suficiente para resolver problemas de relatividad compleja, solo si, la capa oculta tiene mínimo $2m$ neuronas, donde m se refiere a la cantidad de neuronas de la primera capa.

El teorema de Kolmogorov, donde Hech-Nielsen [29] afirma que una red neuronal con una capa oculta, con neuronas con función de activación no lineal que tiene $2m + 1$ neuronas, es apta para aproximar cualquier función, con m cantidad de entradas.

La regla de la pirámide geométrica, considera que una red neuronal con una única capa oculta, el número de neuronas en la capa oculta se puede determinar utilizando $\sqrt{m \times n}$, donde m y n corresponden a la cantidad de entradas y salidas, respectivamente.

CAPÍTULO 4

4. Instrumentación.

El amplificador más útil para poder llevar a cabo este tipo de mediciones es el amplificador de instrumentación. Diseñado con varios amplificadores operacionales y resistores de precisión, lo cual hace al circuito en extremo estable y útil cuando es importante la exactitud. Sin embargo, otra opción de bajo costo del amplificador de instrumentación es el amplificador diferencial.

4.1 Amplificador diferencial.

El amplificador diferencial (Figura 4.1) puede medir y también amplificar señales que quedan enterradas en señales mucho más intensas. Un amplificador operacional tiene dos terminales de entrada, llamadas entrada inversora (-) y no inversora (+) [30].

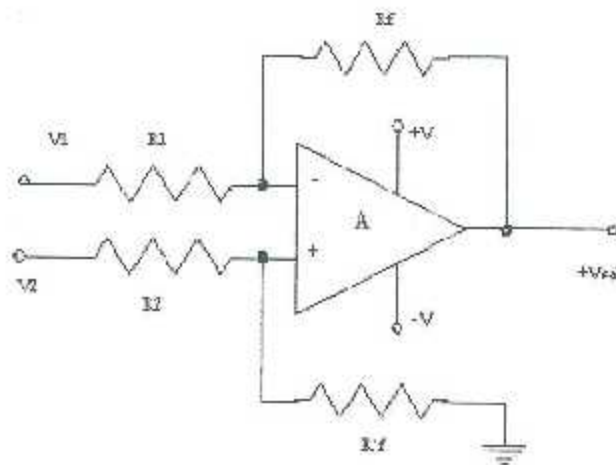


Figura 4.1 Amplificador Diferencial [30].

De $V_o = \left(\frac{R_2}{R_1}\right) (V_2 - V_1)$, se muestra un voltaje de salida del amplificador diferencial, V_o es proporcional a la diferencia en voltaje aplicado a las entradas (+) y (-). El multiplicador $\frac{R_2}{R_1}$ se denomina ganancia diferencial y se establece por las razones de esos resistores.

4.1.1 Ganancia ajustable.

Una de la desventaja del amplificador diferencial es la falta de ganancia ajustable. El problema se elimina agregando tres resistores más al amplificador reforzado (**Figura 4.2**).

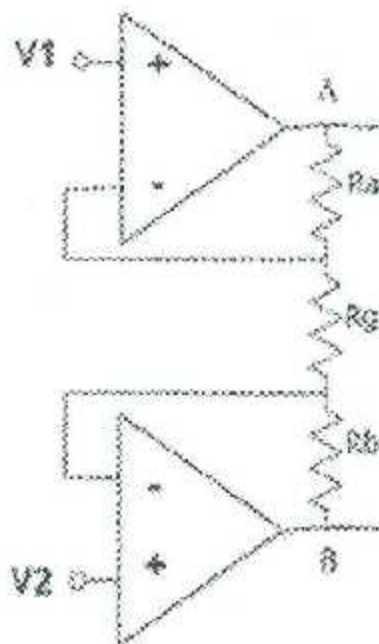


Figura 4.2 Amplificador diferencial con ganancia ajustable (R_G) [30].

La alta resistencia de entrada se preserva por los seguidores de voltaje. Ya que el voltaje diferencial de entrada de cada amplificador operacional es 0[V], los voltajes en los puntos 1 y 2 (con respecto a tierra) son respectivamente iguales a V_1 y V_2 .

Por lo tanto, el voltaje a través de la resistencia R_G es $V_2 - V_1$. La resistencia R_G puede ser un potenciómetro que se utiliza para ajustar la ganancia.

$$V_{o2} - V_{o1} = \left(\frac{2R_b}{R_G} + 1 \right) (V_2 - V_1) \quad \text{ec(4.1)}$$

Ahora para cambiar la ganancia del amplificador diferencial sólo se tendrá que ajustar una única resistencia R_G . Sin embargo, el amplificador diferencial reforzado tiene una desventaja:

- **Puede impulsar solamente cargas flotantes, son cargas que no tienen alguna terminal conectada a tierra.**

Para impulsar cargas a tierra debe de agregarse un circuito que convierta un voltaje diferencial de entrada en un voltaje de salida de extremo único, como lo es el amplificador diferencial básico. La configuración resultante de este arreglo se denomina Amplificador de Instrumentación (AI) [30].

4.2 Amplificador de instrumentación.

El amplificador de instrumentación (**Figura 4.3**) es uno de los más utilizados, gracias a su precisión, versatilidad y fácil adquisición. Compuesto de tres amplificadores operacionales y varias resistencias. La versatilidad de este tipo de amplificador radica en que reside conformado por un amplificador reforzado que se conecta a un amplificador diferencial. El circuito cuenta con un sólo un resistor R_G se utiliza para establecer la ganancia de acuerdo a la siguiente ecuación [31]:

$$\frac{V_o}{V_2 - V_1} = \frac{2R_G}{R_G} + 1 = G \quad \text{ec(4.2)}$$

Los dos amplificadores operacionales de entrada proporcionan una ganancia diferencial y una ganancia en modo común unitaria. La salida diferencial de la primera etapa representa una señal con una reducción sustancial respecto de la señal en modo común y se utiliza para accionar un amplificador diferencial común que reduce aún más la señal en modo común.

Si se aplica a la entrada no inversora (+) una señal V_1 y la entrada inversora (-) una señal V_2 , entonces V_o será proporcional a la diferencia entre los voltajes de entrada. Las características del amplificador de instrumentación se resumen como sigue [32]:

- La ganancia de voltaje, desde la entrada del diferencial ($V_1 - V_2$) a la salida de extremo único, se establecen por una resistencia.
- La resistencia de entrada de ambas entradas es muy alta y no cambia al variar la ganancia.
- V_o no depende del voltaje común de V_1 y V_2 , sólo de su diferencia.

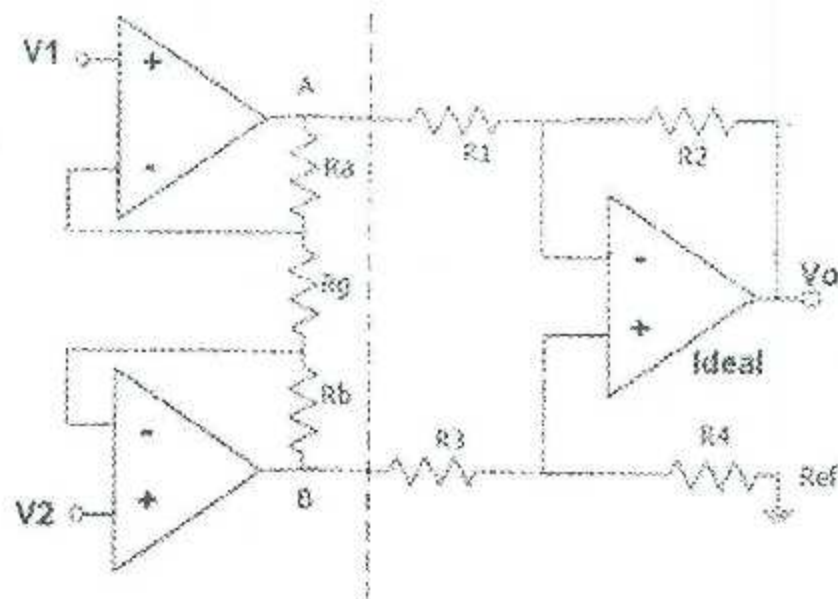


Figura 4.3 Amplificador de Instrumentación (AI) [32].

El amplificador de instrumentación, a menudo se implementa como un dispositivo independiente que se coloca cerca de los electrodos o directamente conectado a los electrodos, también actúa como un convertidor de impedancia que permite la transmisión de señales débiles. Debido a la baja impedancia de salida del amplificador de instrumentación, la impedancia de entrada de la etapa de amplificación del seguidor de voltaje puede ser baja y, aun así, las influencias de las señales de interferencia se reducen.

Para conseguir una alta relación señal–ruido, se requiere el uso de amplificadores de bajo ruido y la limitación del ancho de banda. La tecnología actual ofrece amplificadores diferenciales con un ruido de voltaje inferior a $10 \left[\frac{nV}{\sqrt{Hz}} \right]$, y el ruido de corriente menor a $\left[\frac{pA}{\sqrt{Hz}} \right]$. Ambos parámetros dependen de la frecuencia y disminuyen aproximadamente con la raíz cuadrada de la frecuencia. La relación exacta depende de la tecnología de la etapa de entrada del amplificador. Los que tienen una entrada de transistor de efecto campo (FET), exhiben alrededor de cinco veces la densidad de voltaje de ruido en comparación con el transistor bipolar (TBJ) pero con una densidad de ruido de corriente 100 veces menor [33].

4.2.1 Diseño de un amplificador de instrumentación.

El AI representa la solución para los problemas de alta ganancia y alta impedancia de entrada, se pueden lograr altas ganancias con valores de resistencia muy bajos y un muy alto rechazo a las señales en modo común. Se pueden diseñar modelos de AI a la medida de acuerdo a los requerimientos específicos para la aplicación biomédica en la que vaya a ser empleado. Varios fabricantes han elaborado sus diseños de amplificador de instrumentación en forma de circuito integrado. Todos los componentes necesarios están contenidos en el encapsulado, excepto R_g , que es la resistencia que determina la ganancia del amplificador [34].

4.3 Filtrado.

Un filtro es un sistema que permite el paso de señales eléctricas a un rango de frecuencias determinadas e impide el paso al resto.

Se utilizan para:

1. **Acondicionamiento de señales de entrada.**
2. **Digitalización de señales.**
3. **Acondicionamiento de una señal producida.**

4.3.1 Filtros activos.

Los filtros activos a diferencia de los pasivos, requieren de un amplificador operacional que les permita tener el control de la ganancia (amplificar o atenuar la potencia de salida) del ancho de banda que filtrarán, además de acopiar la señal.

4.3.1.1 Filtros activos de segundo orden.

El filtro *RC* proporciona una respuesta pasa bajas de primer orden, al poner en cascada dos etapas, de esta forma proporciona una respuesta de segundo orden o de dos polos sin usar alguna inductancia. Cada etapa tendrá su propia frecuencia de resonancia y un factor *Q* (selectividad) [33] que determinará el número de picos.

Los filtros activos de segundo orden presentados en el trabajo utilizan una topología llamada Sallen-Key [35]. Dicha configuración consiste en agregar otro arreglo *RC*, donde en altas frecuencias C_2 realimenta la señal en el punto de suma R_1 , R_2 y cualquier alta frecuencia que haya escapado a la acción de C_1 , vuelve a ser filtrada, conduciéndose a tierra, de esta forma se mejora la eficacia y selectividad del filtro. A frecuencias bajas, los capacitores actúan como circuitos abiertos, con lo que se deja que la señal de entrada pase a través de él [36].

4.4 Tipo de filtros.

Se pueden clasificar según sus componentes.

1. **Filtros pasivos:** Constituidos por resistencias, bobinas y condensadores únicamente.
2. **Filtros activos:** Hacen uso de amplificadores operacionales. Evitan el uso de bobinas.

4.4.1 Filtro pasa altas (Hpf).

Un filtro pasa altas (Figura 4.4), permite el paso de frecuencias por encima de una determinada frecuencia de corte, es decir que atenuará los componentes de baja frecuencia e incluso pueden amplificarse en los filtros activos. La alta o baja frecuencia es un término relativo que dependerá del diseño y de la aplicación.

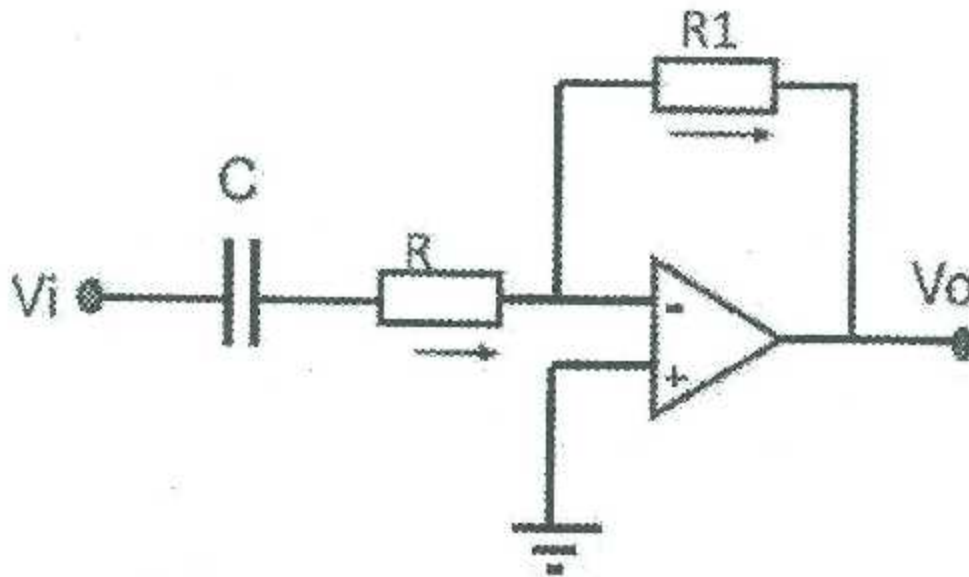


Figura 4.4 Filtro pasa altas.

4.4.2 Filtro pasa bajas (Lpf).

Un filtro pasa bajas (**Figura 4.5**), se considera el inverso de un filtro pasa altas, ya que sólo permite el paso de señales de baja frecuencia suprimiendo los componentes de alta frecuencia. Se puede convertir un filtro pasa bajas a un filtro pasa altas mediante la transformación $RC-CR$. Cabe mencionar que las resistencias utilizadas para establecer la ganancia no se verán afectadas.

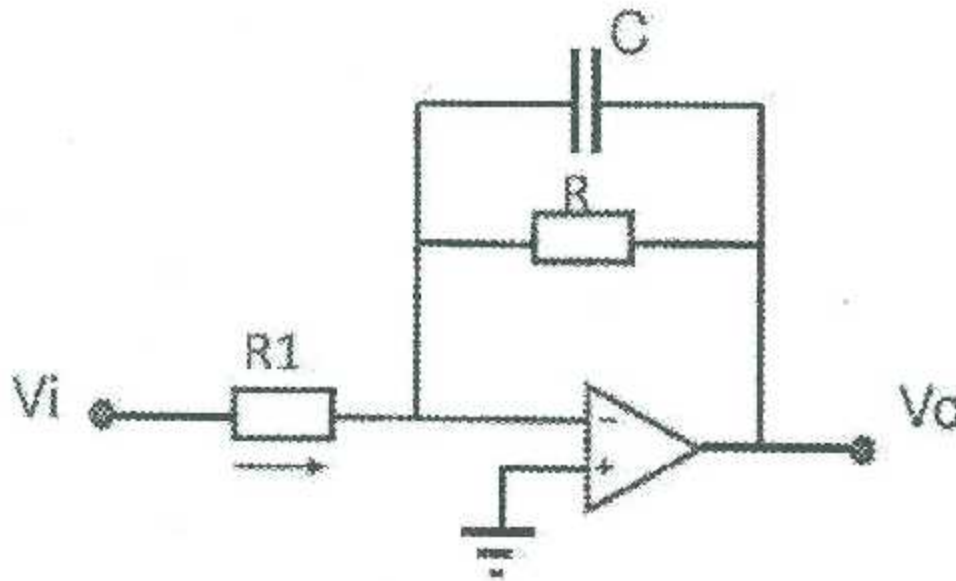


Figura 4.5 Filtro pasa bajas.

4.4.3 Filtro rechaza banda (Rpf).

El filtro rechaza banda (**Figura 4.6**) consta de dos frecuencias de corte, dos bandas de paso y una de rechazo. Se pueden realizar uniendo en paralelo un filtro pasa bajas (LPF) con una frecuencia de corte f_{c1} y un filtro pasa altas (HPF) con una frecuencia de corte f_{c2} .

Estos circuitos no pueden operar en serie porque se cancelarían mutuamente. Otros requisitos que deben cumplir es que $f_{c_2} > f_{c_1}$ y que la ganancia de ambas etapas sea igual para que las bandas de paso sean simétricas en la respuesta en frecuencia. Este tipo de filtros emplea las mismas ecuaciones que los filtros pasa banda [37].

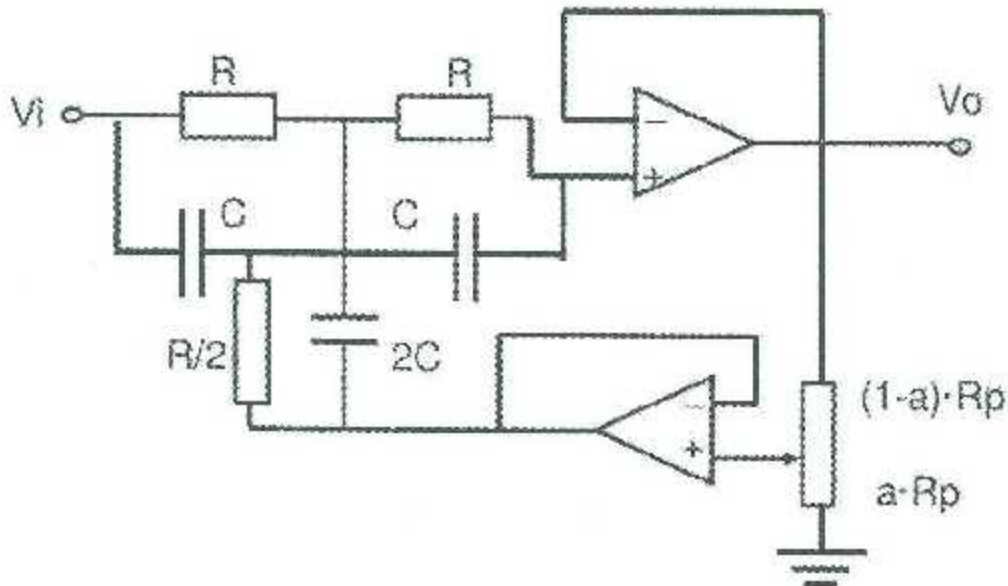


Figura 4.6 Filtro rechaza banda.

4.4.4 Filtro pasa banda.

Los filtros pasa banda (Figura 4.7) constan de dos frecuencias de corte, una banda de paso y dos bandas de rechazo. Se pueden realizar uniendo en serie un filtro pasa altas (HPF) con una frecuencia de corte f_{c_1} y un filtro pasa bajas (LPF) con una frecuencia de corte f_{c_2} , sin importar cuál de ellos se encuentre primero, siempre y cuando se respeten las frecuencias de corte. Otro requisito que se debe cumplir es que siempre $f_{c_2} > f_{c_1}$.

El ancho de banda (BW) del filtro pasa banda es la diferencia entre las frecuencias superior e inferior de corte: $BW = f_{c_2} - f_{c_1}$.

La frecuencia central se representa por f_0 y viene dada por la media aritmética:

$$f_0 = \sqrt{f_{c_1} + f_{c_2}} \quad \text{ec(4.3)}$$

El factor Q se define como la frecuencia central entre el ancho de banda:

$$Q = \frac{f_0}{BW} \quad \text{ec(4.4)}$$

Por la función de transferencia

$$G(s) = \frac{G_0}{(RC)^2 s^2 + RCs(3 - G_0) + 1} \quad \text{ec(4.5)}$$

De este tipo de filtros se tiene que:

$$G = \frac{R_f}{R_x} + 1 \quad \text{ec(4.6)}$$

Y, además

$$G = 3 - \frac{1}{Q} \quad \text{ec(4.7)}$$

Cabe mencionar que Q , es el factor de calidad del filtro y corresponde a una medición directa de la plenitud de la banda de paso, si $Q < 1$, el filtro recibe el nombre de filtro de banda ancha. Y si $Q > 1$, se denomina filtro de banda estrecha. Cuando más alto sea, más selectivo será. Cuando $R_1 = R_2 = R$ y $C_1 = C_2 = C$, Q dependerá exclusivamente de la ganancia y la frecuencia de corte $f_c = \frac{1}{2\pi RC}$ de los valores de R y C [33].

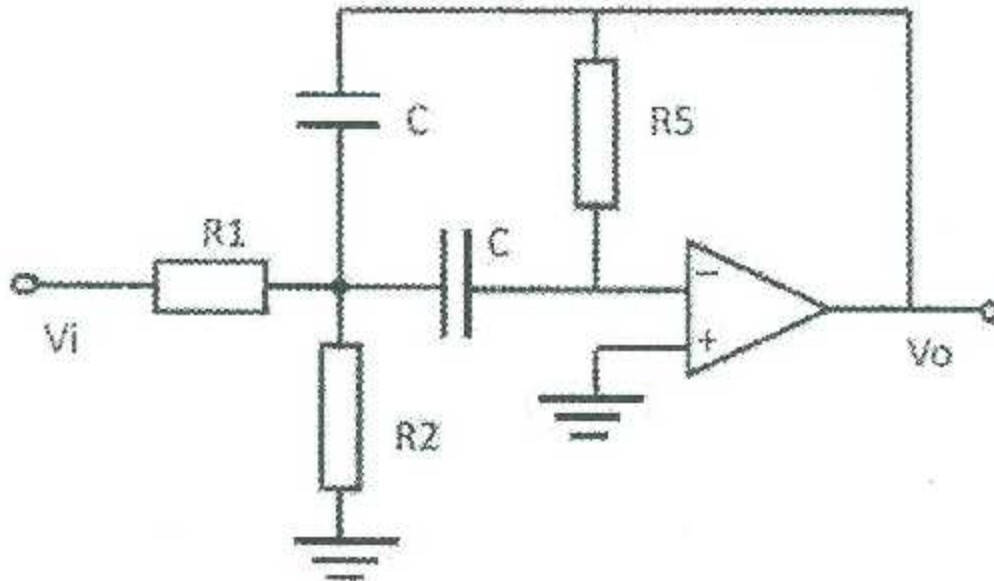


Figura 4.7 Filtro pasa banda.

4.5 Características de las respuestas de los filtros activos.

Las respuestas de los filtros pueden definirse en términos de su función de transferencia. Dichas funciones de transferencia se han estandarizado en las categorías de Butterworth, Chebyshev, Bessel y función elíptica. Cada tipo posee propiedades propias. Sin embargo, para el siguiente trabajo se empleará para el diseño de filtros la categoría de Butterworth, debido a que [38]:

La respuesta del filtro Butterworth también se denomina filtro máximamente plano o "plano-plano", ya que la atenuación en la mayor parte de la banda de paso es cero y disminuye gradualmente desde antes de llegar a la f_c . Estos filtros poseen características transitorias relativamente buenas, la respuesta en frecuencia (Figura 4.8) es extremadamente plana cerca de la frecuencia de corte y en forma asintótica alcanza un declive con una pendiente de $-20n \left[\frac{dB}{DEC} \right]$ por debajo de la frecuencia de corte, donde n es el orden (número de polos) del filtro.

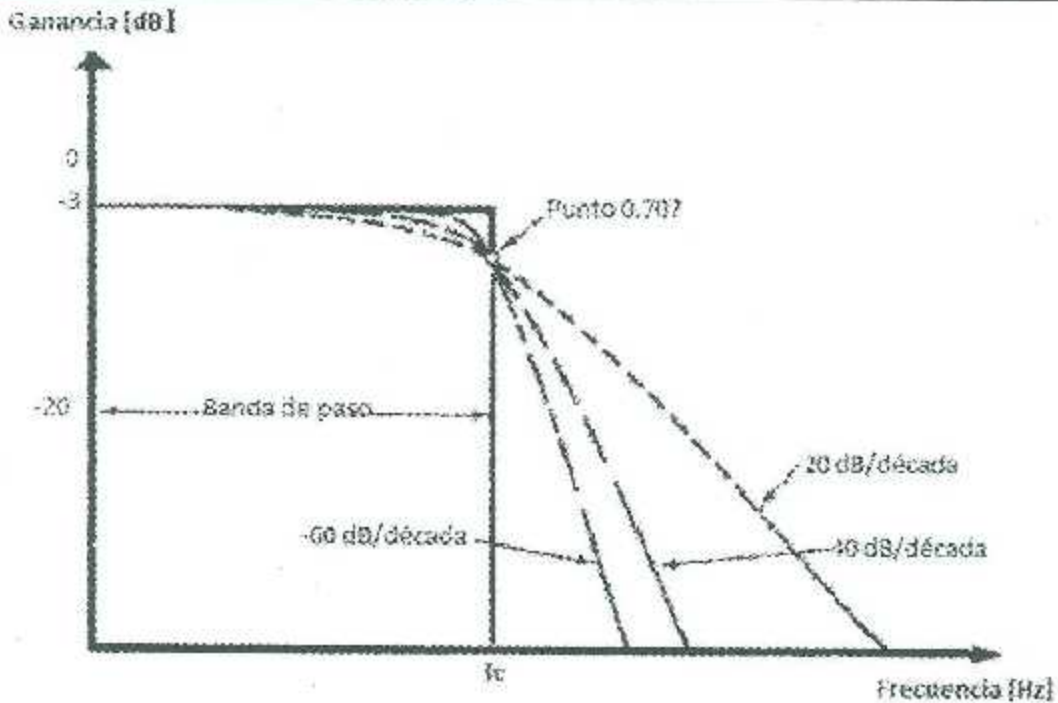


Figura 4.8 Frecuencia de tres tipos de filtros Butterworth pasa bajas [38].

4.5.1 Interferencias y fuentes de ruido.

El punto más crítico en la medición de los biopotenciales es el contacto entre los electrodos y los tejidos biológicos. Tanto el electrodo y la impedancia de la interfaz piel-electrodo-electrolito sujetos a cambios debido a los movimientos relativos del electrodo y el tejido [39, 40]. Así, las dos señales de interferencia son generadas como artefactos de movimiento: los cambios en el potencial del electrodo y los cambios de la caída de voltaje por el movimiento inducido a la entrada del amplificador de instrumentación. Estos artefactos de movimiento se pueden minimizar proporcionando una alta impedancia de entrada del amplificador de instrumentación, es por ello que se utilizan electrodos no-polarizados con bajos potenciales de media celda, tales como electrodos de Ag/AgCl, y por la reducción de la impedancia de la fuente mediante el uso de gel conductor.

Los artefactos de movimiento, las interferencias de campos electromagnéticos externos, y el ruido también puede ser generado en los cables que conectan los electrodos y el amplificador. La reducción de las interferencias se logra mediante el uso de cables de par trenzado o cables blindados.

El estudio de los biopotenciales se hace a menudo en un entorno equipado con muchos sistemas eléctricos que producen fuertes campos eléctricos y magnéticos. Además de los 60 Hz de la línea de energía eléctrica y algunos armónicos fuertes, se encuentran altos campos electromagnéticos.

El amplificador, el cable del electrodo, y el cuerpo forman un bucle de inducción que está sujeto a la generación de una señal de interferencia. Minimizar la señal de interferencia requiere aumentar la distancia entre la fuente de interferencia y el sujeto, torcer los cables de conexión, proteger de los campos magnéticos, y la reubicación del sujeto a un lugar donde la orientación ofrezca la menor cantidad de señales de interferencia. En muchos casos, es recomendable adicionar un filtro rechaza banda.

CAPÍTULO 5

5. Interfaz gráfica de usuario y adquisición de datos.

Las GUI (también conocidas como interfaces gráficas de usuario o interfaces de usuario) permiten un control sencillo (con uso de ratón) de las aplicaciones de software, lo cual elimina la necesidad de aprender un lenguaje y escribir comandos a fin de ejecutar una aplicación. Por lo general, la GUI incluye controles tales como menús, barras de herramientas, botones y controles deslizantes.

5.1 Creación de una interfaz gráfica de usuario.

GUIDE (entorno de desarrollo de GUI) proporciona herramientas para diseñar interfaces de usuario para Apps personalizadas. A fin de ejercer un mayor control sobre el diseño y el desarrollo, también se puede crear código de MATLAB® que defina las propiedades y los comportamientos de todos los componentes. MATLAB® contiene funcionalidad integrada que le ayudará a crear la GUI para su app de forma programática. Cabe la posibilidad de agregar cuadros de diálogo, controles de interfaz de usuario (como botones y controles deslizantes) y contenedores (como panes y grupos de botones).

Iniciar un nuevo proyecto en GUI es sencillo. Se tienen dos formas para hacerlo. La primera consiste en escribir "guide" en el "ventana de comandos" y presionar la tecla enter. La segunda forma consiste en seleccionar la opción que se muestra en la (Figura 5.1).

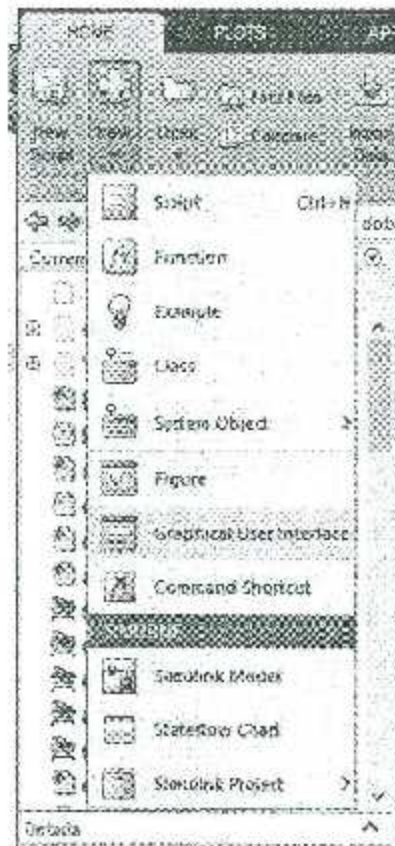


Figura 5.1 Abrir nueva Interfaz Gráfica de Usuario.

En ambos casos, se presentan cuatro opciones en la ventana de inicio de la GUI (**Figura 5.2**). Estas son:

- **Blank GUI (Default):** La opción de interfaz gráfica de usuario en blanco (viene predeterminada), nos presenta un formulario nuevo, en el cual podemos diseñar nuestro programa.
- **GUI with Uicontrols:** Esta opción presenta un ejemplo en el cual se calcula la masa, dada la densidad y el volumen, en alguno de los dos sistemas de unidades.

- **GUI with Axes and Menu:** Esta opción es otro ejemplo el cual contiene el menú File con las opciones Open, Print y Close. En el formulario tiene un Pop-up menu, un push button y un objeto Axes, podemos ejecutar el programa eligiendo alguna de las seis opciones que se encuentran en el menú despegable y haciendo clic en el botón de comando.
- **Modal Question Dialog:** Con la opción se muestra en la pantalla un cuadro de diálogo común, el cual consta de una pequeña imagen, una etiqueta y dos botones Yes y No, dependiendo del botón que se presione, el GUI retorna el texto seleccionado (la cadena de caracteres 'Yes' o 'No').

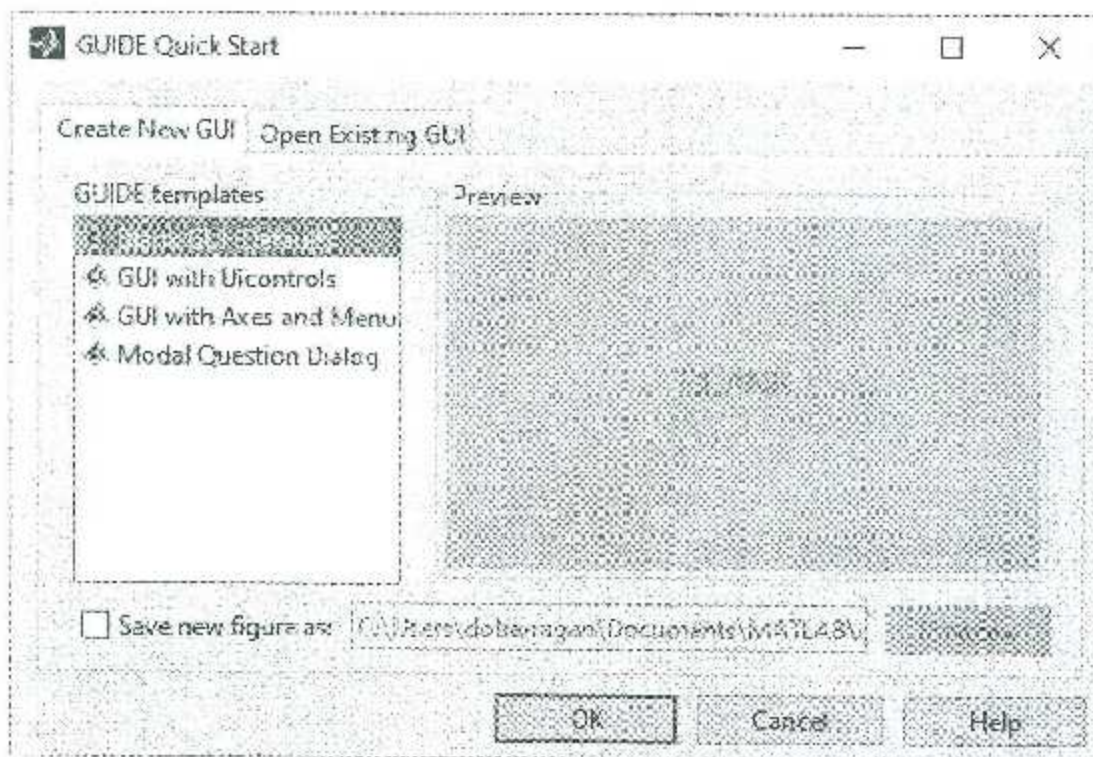


Figura 5.2 Ventana de inicio de GUI.

Se elige la primera opción, (Blank GUI) y se obtendrá la ventana siguiente (Figura 5.3).

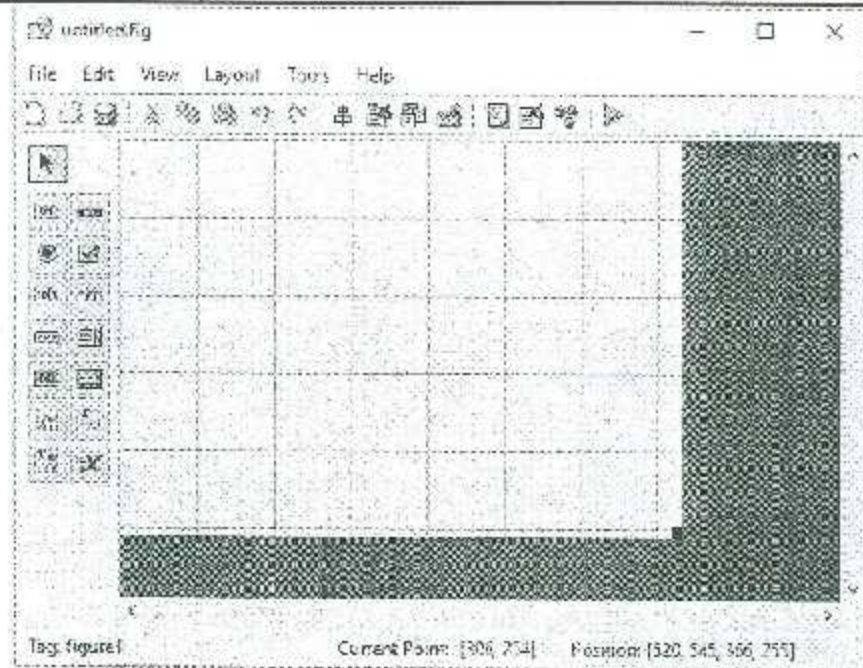


Figura 5.3 Entorno de programación en GUI.

Para obtener la etiqueta en cada elemento de la paleta de componentes se ejecuta: File» Preferentes y seleccionamos Show names in component palette (Figura 5.4).

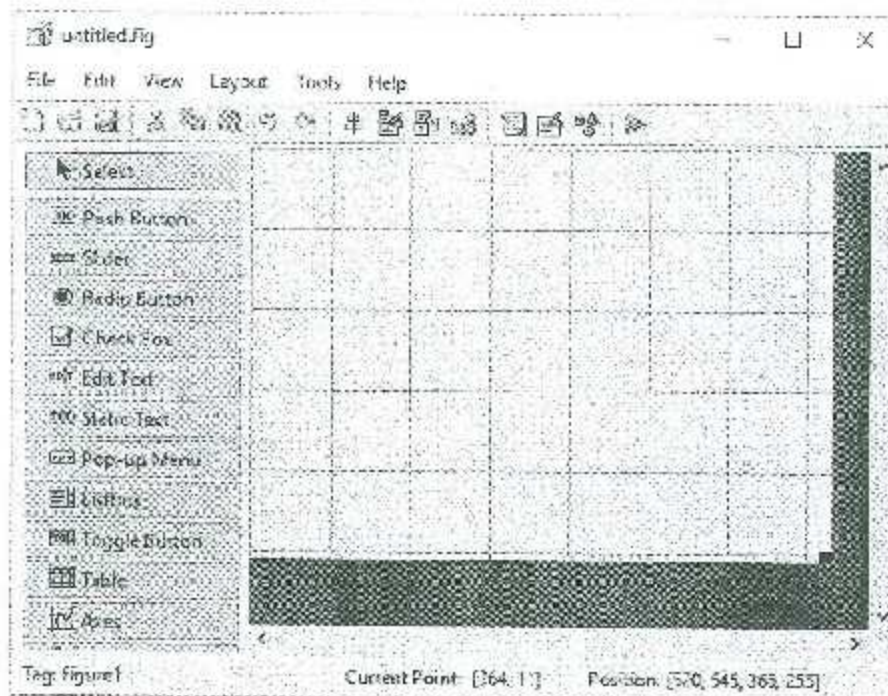


Figura 5.4 Entorno de programación con elementos etiquetados.

Cada una de los elementos de la paleta de componentes tiene un conjunto de opciones o propiedades que se acceden haciendo clic derecho sobre ellas.

La opción *Property Inspector* (Figura 5.5) permite personalizar cada componente, como cambiar el tipo y tamaño de letra, color, etiqueta, posición y reacción del componente a clics del usuario. En la ventana podemos modificar el nombre (Campo *tag*) con el cual el componente aparecerá en el archivo .m asociado.

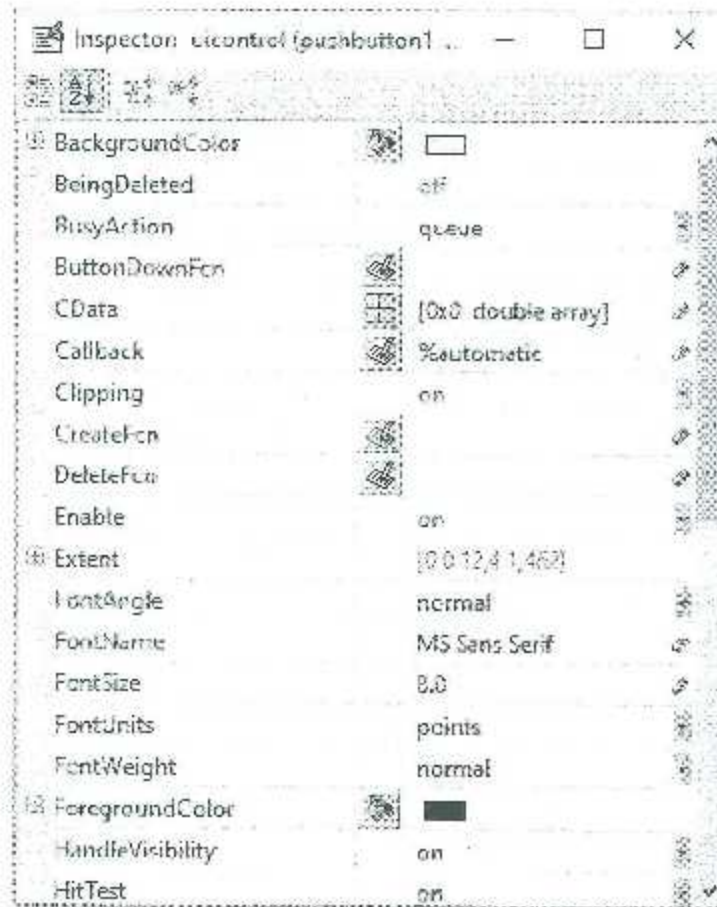


Figura 5.5 Property Inspector – Permite ver y editar las propiedades de un componente.

Una de las opciones más importantes es *View Callbacks*, la cual, al ejecutarla abre el archivo .m asociado a nuestro diseño y nos posiciona en la parte del programa que corresponde a la función que se ejecutará cuando se realice una determinada acción sobre el componente que estamos editando.

5.3 Interfaz para la visualización de los biopotenciales.

Nuestra interfaz gráfica de usuario propuesta para la adquisición de biopotenciales es la siguiente (**Figura 5.6**):



Figura 5.6 Interfaz gráfica de usuario.

Nuestra interfaz gráfica de usuario compuesta por varios elementos elegibles los cuales vamos a ir explicando su funcionamiento. Dentro de las opciones se encuentran dos que nos ayudarían a hacer conexión con nuestro sistema de adquisición de datos. El primero es un "ListBox" (**Figura 5.7**) que nos da una opción de 15 puertos COM a escoger dependiendo del puerto de conexión de nuestro adquisidor de señal el cual se puede conocer en el administrador de dispositivos de Windows.

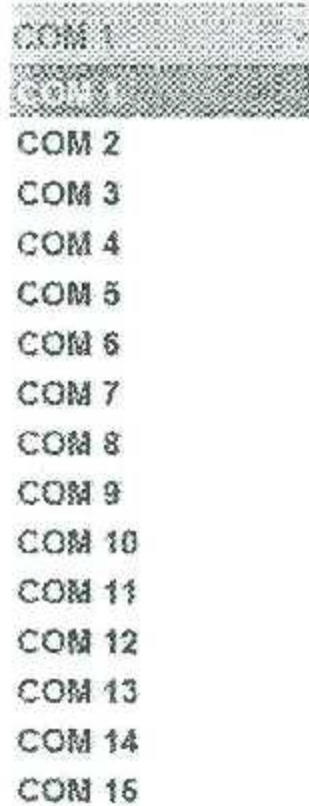


Figura 5.7 Listbox de puertos COM.

Otra de las opciones para la conexión a nuestro sistema es por medio del botón "Conectar" (Figura 5.8) el cual consta de una variable global que nos ayuda a detectar nuestro adquisidor de señal en los puertos conectados en nuestras máquinas.



Figura 5.8 Botón 'Conectar'.

5.3.1 Adquisición de datos.

Una vez hecho lo siguiente y detectado nuestro sistema de adquisición de datos, se procede a configurar tanto sus entradas y salidas. La tarjeta adquisidora que se utilizó para este proyecto fue un microcontrolador ATmega 2560 (Figura 5.9) que es de fácil manejo y tiene una gran adaptación al software de MATLAB® con una gran respuesta en tiempo real.



Figura 5.9 Microcontrolador ATmega 2560.

Este microcontrolador a comparación a los de su familia permite mayores velocidades de transmisión por su puerto USB permitiendo medir valores en tiempo real y no requiere de algún driver para ser reconocido en cualquier sistema operativo y además cuenta con la capacidad de ser reconocido por el PC como un teclado, mouse, joystick, etc. Sus características principales son las siguientes (Tabla 5.1):

Tabla 5.1 Características del microcontrolador ATmega2560.

ATmega 2560	
Microcontrolador	ATmega2560
Voltaje de Operación	5V
Voltaje de Entrada	7-12V
Voltaje de Entrada (Limites)	6-20V
Pines Digitales de I/O	54 (15 pines con salida PWM)
Pines analógicos de entrada	16
Corriente DC por pin I/O	40mA
Corriente DC por pin 3.3V	50mA
Memoria flash	256 KB(8KB usados para el bootloader)
SRAM	8KB
EEPROM	4KB
Velocidad de Reloj	16 MHz

El cual podemos configurar por medio del paquete de soporte del IDE de Arduino que podemos encontrar dentro de la tienda de Apps en MATLAB®. En cual nos dirigimos al menú "Apps" dentro de ella encontramos el submenú "Get more apps" dando clic en el accedemos a la tienda on-line donde podemos encontrar el paquete de soporte buscando en la parte de búsqueda "Arduino" de la cual encontraremos dos paquetes, una es para la programación en Código C y el otro paquete es para la programación en bloques dentro del entorno de Simulink, escogeremos el de programación que se muestra a continuación (Figura 5.10).

1. Protección para alto voltaje (Figura 5.11).

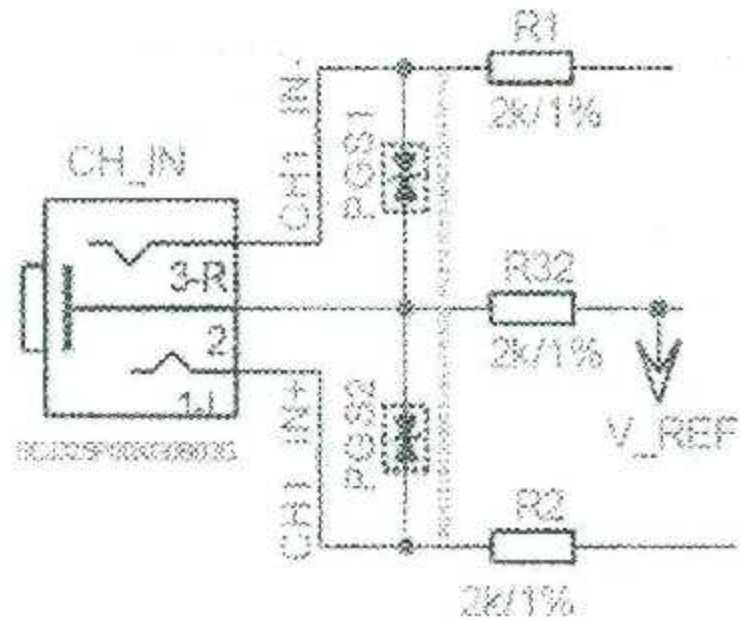


Figura 5.11 Diagrama de protección de alto voltaje.

2. Rechazo de HF (Figura 5.12).

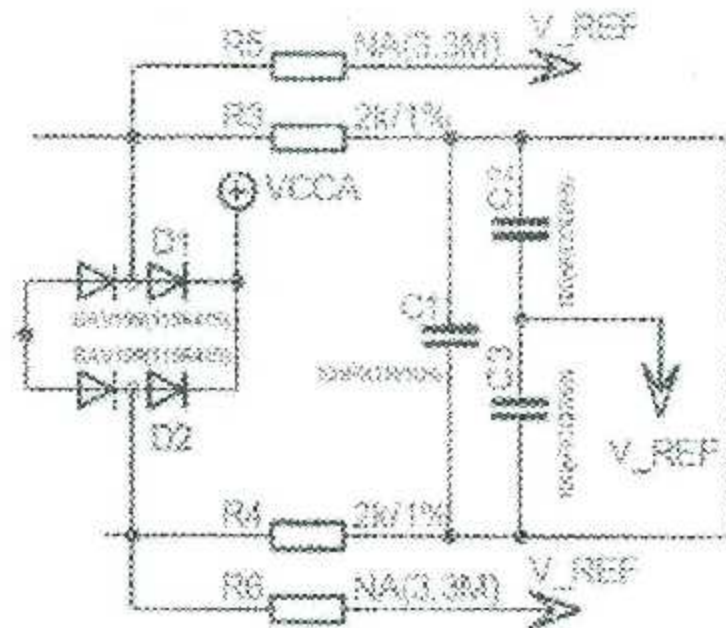


Figura 5.12 Diagrama de rechazo de altas frecuencias.

3. Amplificador de instrumentación.

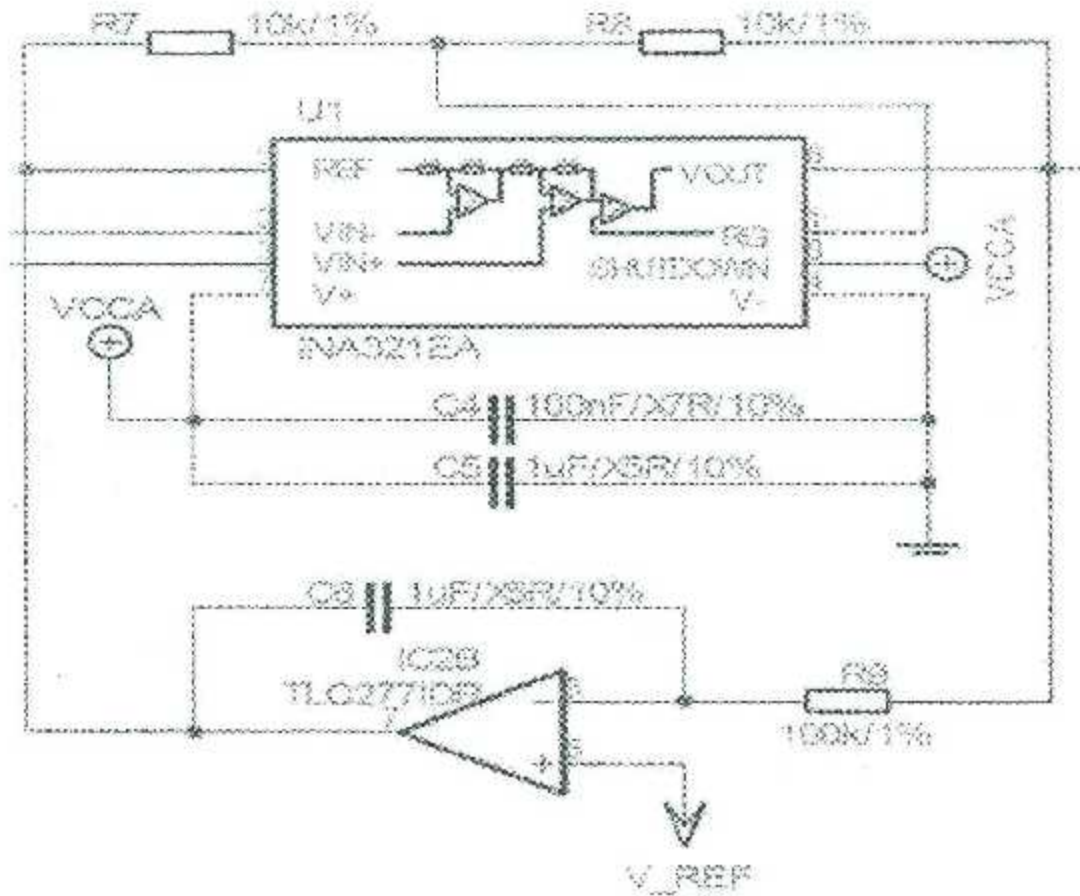


Figura 5.13 Diagrama del Amplificador de instrumentación.

La ganancia del amplificador de instrumentación está dada por la siguiente ecuación:

$$G = 5 * \left(1 + \frac{R_8}{R_7}\right) \quad \text{ec(5.1)}$$

Para una ganancia:

$$G = 10 \quad \text{ec(5.2)}$$

Se asume que

$$R_8 = 10 K\Omega \text{ y } R_7 = 10 K\Omega \quad \text{ec(5.3)}$$

$$G = 5 * \left(1 + \frac{10 K\Omega}{10 K\Omega} \right) \quad \text{ec(5.4)}$$

$$G = 5 * (1 + 1) \quad \text{ec(5.5)}$$

$$G = 10 \quad \text{ec(5.6)}$$

La etapa cuenta con un amplificador de instrumentación INA321EA (Figura 5.14) a diferencia de un amplificador mono, el amplificador de instrumentación de Texas Instruments utiliza dos canales para amplificar las señales de audio. Tiene una salida de carril a carril. El dispositivo utiliza una sola fuente de alimentación. Tiene un solo canal por chip.

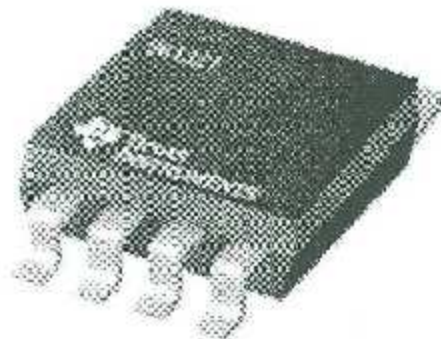


Figura 5.14 AI – INA321EA de Texas Instruments.

Que cuenta con las siguientes características (Tabla 5.2):

Tabla 5.2 Características del AI INA321EA.

INA321EA	
Fabricante	Texas Instruments
Serie	INA321EA
Número de canales	1
GBP: amplificador de ancho de banda	500 KHz
CMRR: Proporción de rechazo	900 dB
Ib: Polarización de entrada de tensión	10 pA
Vos: Tensión offset de entrada	1 mV
Resistencia de entrada máxima	10000000 MΩ
Voltaje máximo de alimentación	5.5 V
Voltaje mínimo de alimentación	2.7 V
Corriente de suministro operativa	40 uA
Estilo de montaje	SMD
Error de ganancia	0.01%

4. Filtro pasa altas (Figura 5.15).



Figura 5.15 Diagrama del Filtro pasa altas.

5. Amplificador operacional con regulador de ganancia (Figura 5.16).

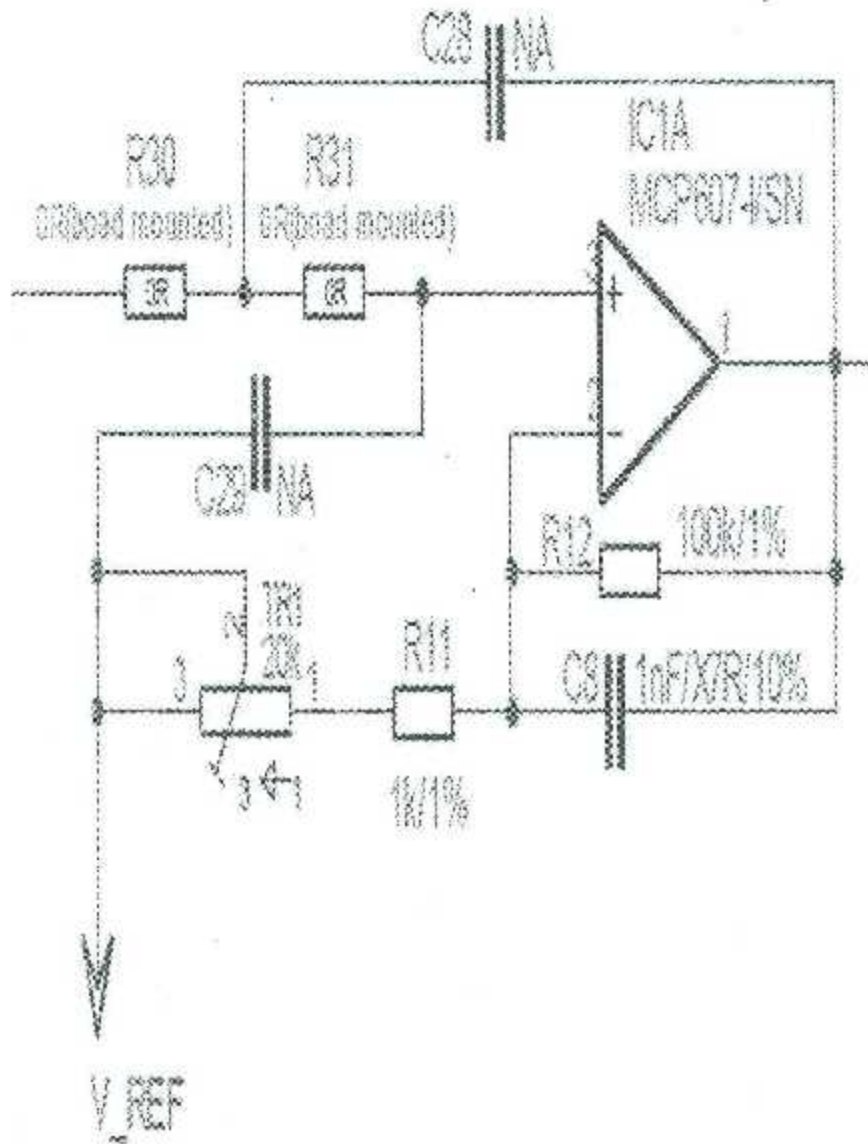


Figura 5.16 Diagrama de AmpOp con regulador de ganancia.

6. Filtro pasa altas (Figura 5.15).

7. Filtro de Butterworth de 3^{er} orden (Figura 5.17).

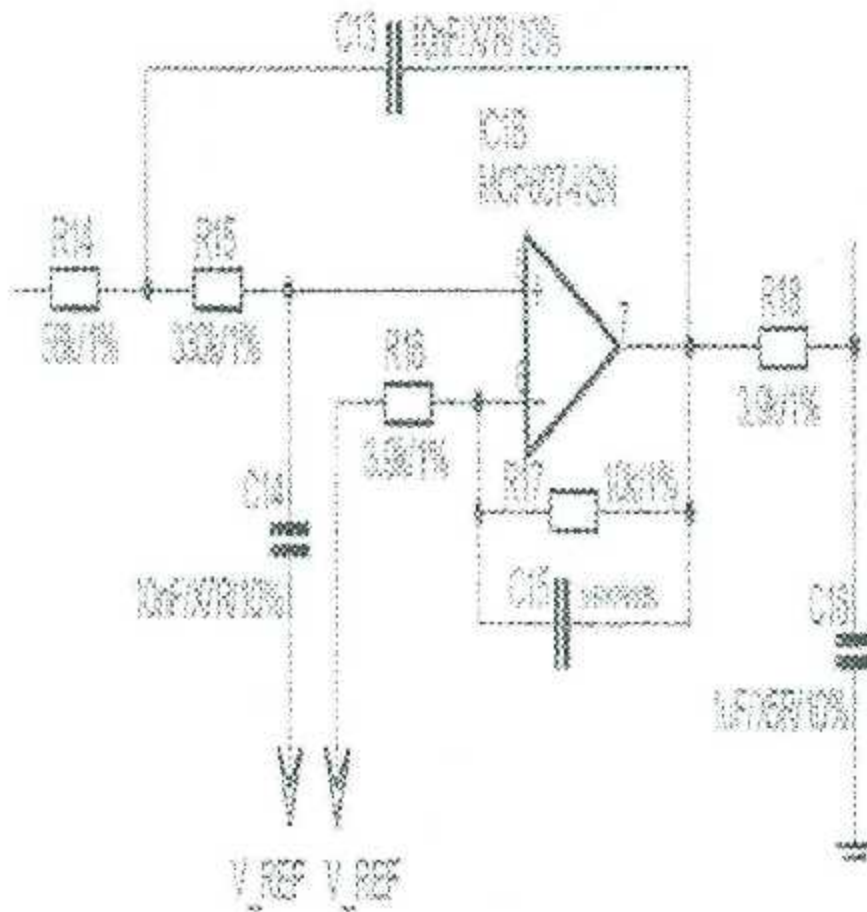


Figura 5.17 Diagrama del Filtro Butterworth de 3^{er} orden.

5.4 Adquisición De Datos.

Una vez configurado nuestra tarjeta adquisitora y colocado nuestro circuito para la adquisición de señales EMG, procedemos a la toma de muestra de datos la cual nos será útil para hacer la distinción de varios movimientos. Nuestras tomas están colocadas en la parte del antebrazo (Figura 5.18) en los límites que se muestran a continuación.

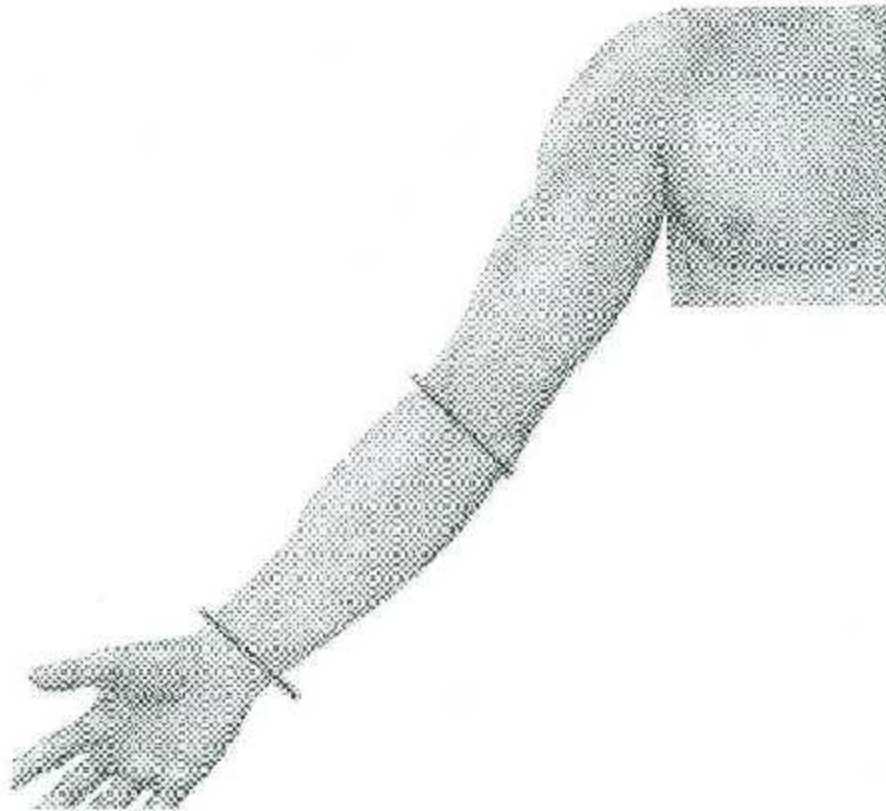


Figura 5.18 Límites del antebrazo.

Una vez seleccionada nuestra área de trabajo hacemos uso de unos electrodos pasivos (Figura 5.19) que nos ayudaron en la adquisición de los datos y nos permitirá la posibilidad de tener un *biofeedback* de la zona muscular a medir.

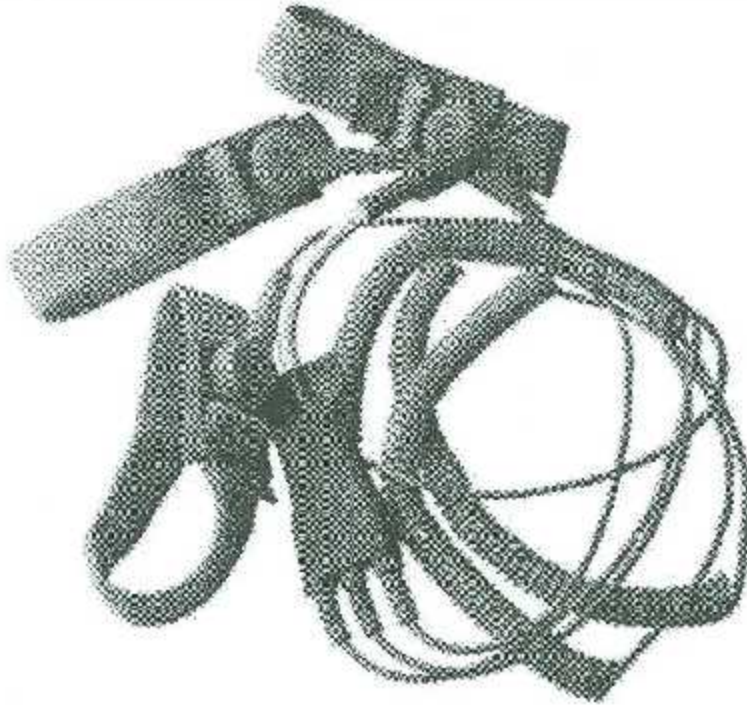


Figura 5.19 Electrodo pasivos.

Fueron elegidos estos electrodos por su gran capacidad de disminuir el ruido del exterior y así garantizar un muestro correcto de los datos. Colocados nuestros electrodos en el lugar correcto se procede a la adquisición de datos, dentro de nuestra interfaz gráfica de usuario se encuentra un botón (Figura 5.20) que nos ayudara a dicha tarea.



Figura 5.20 Botón para la adquisición de los datos.

La programación del siguiente botón consta de una variable global que nos ayuda a detectar nuestra tarjeta adqisitora dentro de cualquier puerto COM de nuestro sistema.

Hecha la conexión con la tarjeta adquirente dentro de un ciclo "FOR" se encuentra el código para que se repita la misma acción hasta 150 muestras y las despliegue en tiempo real en una gráfica para su visualización (**Figura 5.21**) y al mismo tiempo guardar los datos en un archivo ".txt" para el fácil manejo de los datos posteriormente.

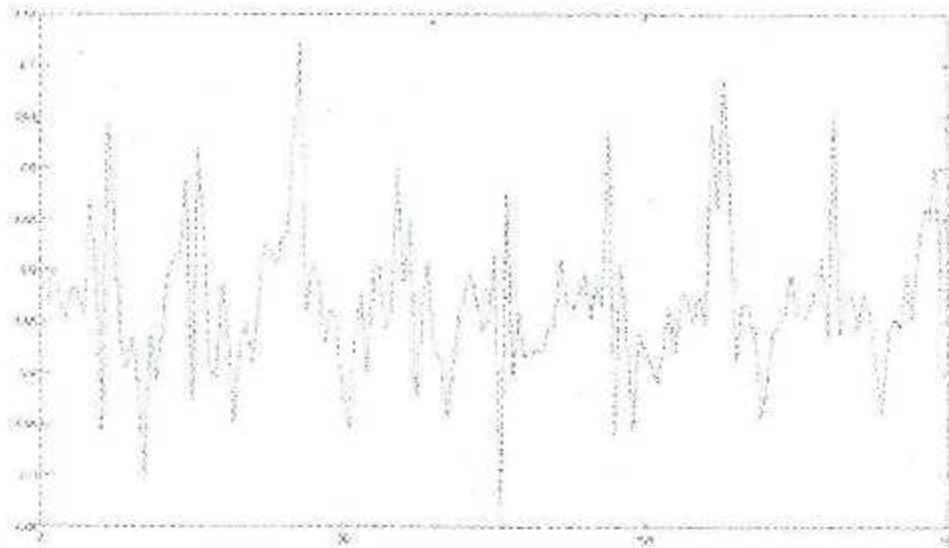


Figura 5.21 Gráfica de señal EMG.

Nuestro sistema consta de 4 señales de diferentes movimientos, cada movimiento tiene 5 muestras con 150 datos, los cuales nos ayudaran a la identificación de cada una de ellas. Las muestras de nuestras señales son las siguientes:

1. Mano extendida haciendo flexión hacia arriba (Figura 5.22).

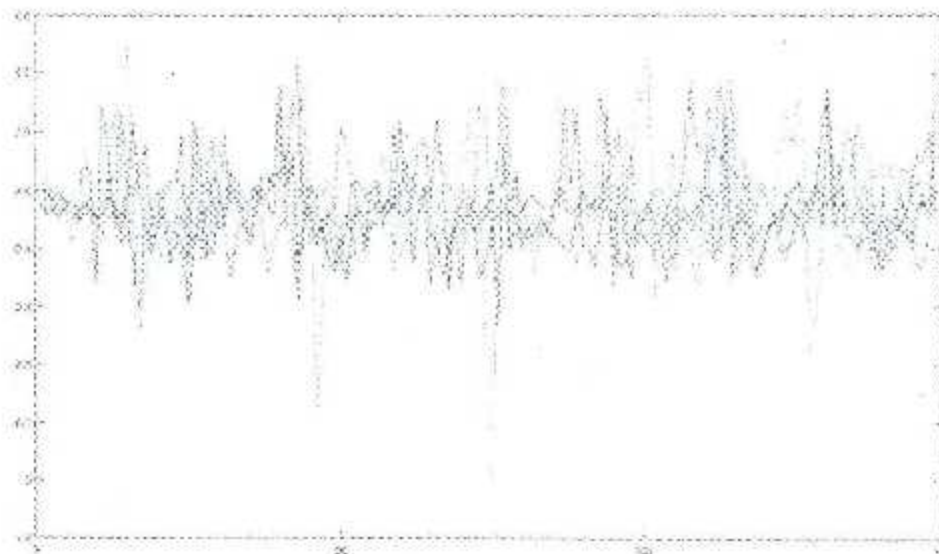


Figura 5.22 Muestras del primer movimiento.

2. Mano extendida girando el brazo hacia el lado derecho (Figura 5.23).

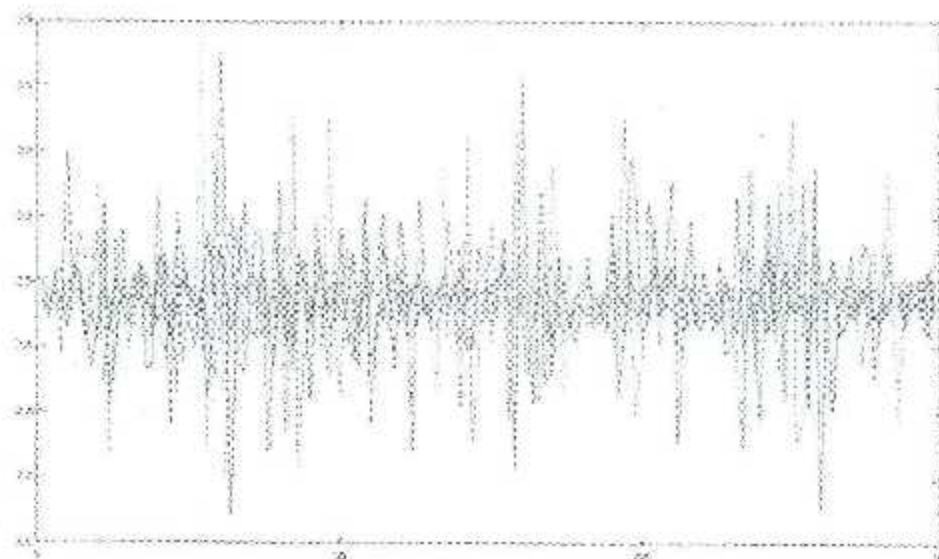


Figura 5.23 Muestras del segundo movimiento.

3. Mano extendida y abriendo y cerrando la palma de la mano (Figura 5.24).

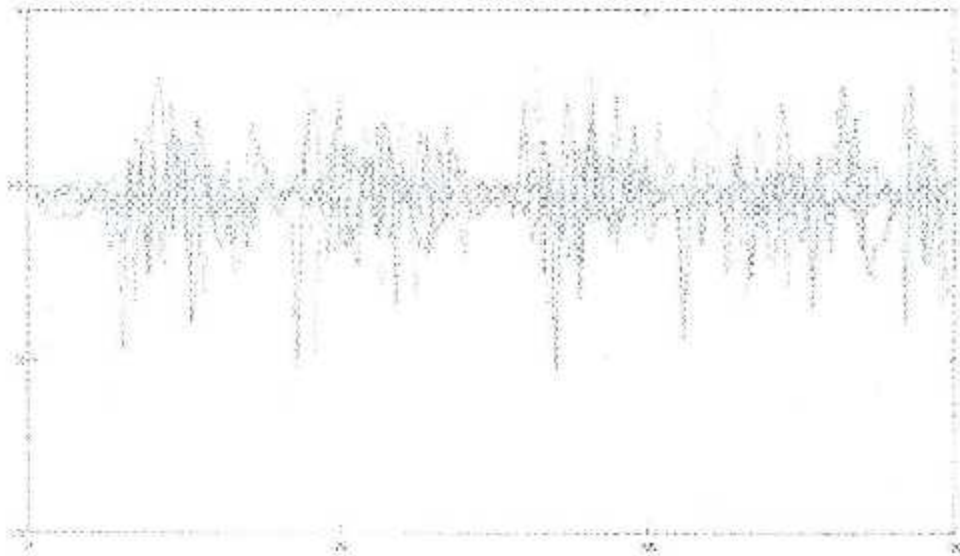


Figura 5.24 Muestras del tercer movimiento.

4. Mano extendida con puño cerrado y haciendo flexión hacia arriba (Figura 5.25).

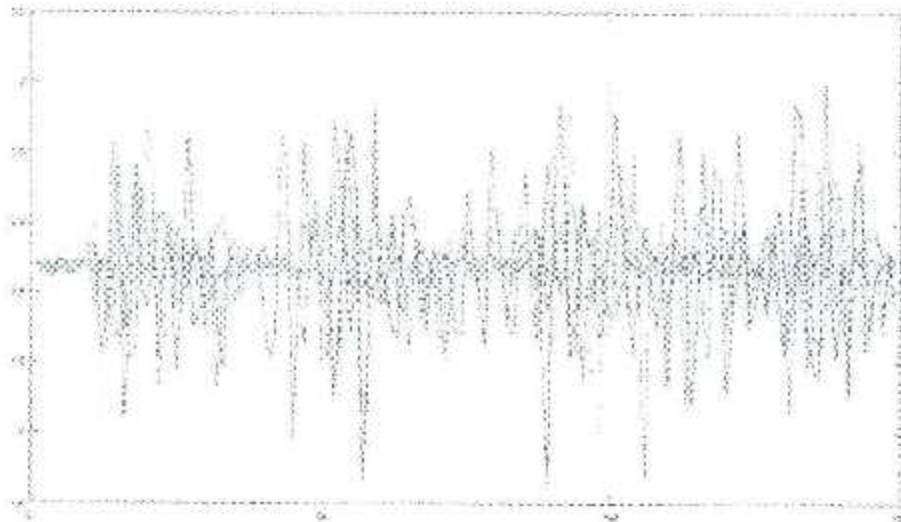


Figura 5.25 Muestras del cuarto movimiento.

De las muestras sacamos los valores estadísticos de la señal. Los cuales nos ayudarán a identificar cada uno de los movimientos. El valor máximo y mínimo lo obtenemos directamente de la secuencia de datos mientras que la mediana hacemos el siguiente procedimiento para su obtención:

$$Me = L_{i-1} + \frac{\frac{N}{2} - F_{i-1}}{f_i} * a_i \quad \text{ec(5.7)}$$

La cual $\frac{N}{2}$ es la semisuma de las frecuencias absolutas, L_{i-1} es el limite inferior de la clase donde se encuentra $\frac{N}{2}$, siendo F_{i-1} la frecuencia acumulada anterior a la clase mediana y a_i es la amplitud de la clase. Mientras tanto el promedio lo calculamos con la siguiente formula:

$$\bar{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_N}{N} \quad \text{ec(5.8)}$$

Donde x_i es cada uno de los valores de la variable estadística y N es el número total de datos.

Una vez calculado lo siguiente se procede a acomodar los valores por grupos como se muestra a continuación (**Tabla 5.3**):

Tabla 5.3 Grupos de estadísticos de la señal (amplitud).

Muestras				
Señal	Mínimo	Mediana	Promedio	Máximo
Movimiento 1	2.268	2.458	2.468	2.722
	2.307	2.463	2.469	2.693
	1.994	2.473	2.467	2.776
Movimiento 2	2.297	2.478	2.471	2.634
	2.239	2.473	2.471	2.732
	2.195	2.468	2.472	2.884
Movimiento 3	1.559	2.468	2.458	2.693
	2.019	2.468	2.471	2.821
	2.014	2.473	2.468	2.952
Movimiento 4	1.984	2.473	2.466	2.854
	2.111	2.478	2.472	2.908
	1.852	2.468	2.471	3.021

Realizado lo siguiente ya se tienen los parámetros que distinguen a cada movimiento, y cada uno de ellos es guardado en una variable independiente para el uso posterior de él en la implementación de nuestro control. Teniendo esto ahora falta la implementación de una Red Neuronal Artificial (RNA) como control para la identificación de cada una de ellos lo cual se tratará en el siguiente capítulo.

CAPÍTULO 6

6. Red Neuronal Artificial (RNA).

En el siguiente capítulo veremos la implementación de una red neuronal para la identificación de las señales de entrada por movimiento.

6.1 Implementación De Nuestra RNA.

Para nuestro sistema se escogió la elaboración de un perceptrón multicapa con algoritmo de *Backpropagation* (Figura 6.1) con cuatro entradas, una capa oculta y su respectiva salida.

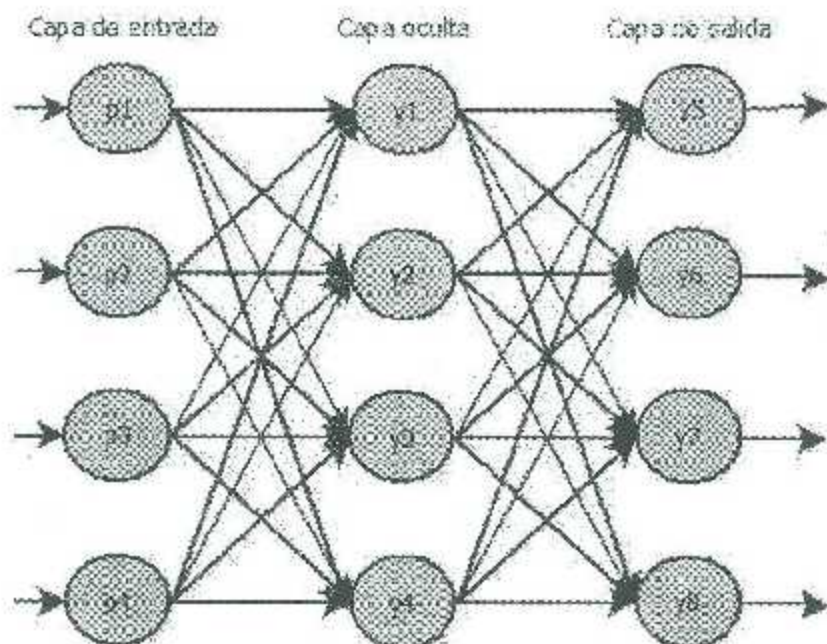


Figura 6.1 Perceptrón Multicapa.

Para el entrenamiento de nuestra red usamos los siguientes parámetros (**Tabla 6.1**):

Tabla 6.1 Entradas y targets usados para nuestras salidas deseadas.

Muestras								
Señal	Minimo	Mediana	Promedio	Máximo	T1	T2	T3	T4
Movimiento 1	2.268	2.458	2.468	2.722	Q0	Q0	Q0	Q0
	2.307	2.463	2.469	2.693	Q0	Q0	Q0	Q0
	1.994	2.473	2.467	2.776	Q0	Q0	Q0	Q0
	2.302	2.463	2.471	2.683	Q0	Q0	Q0	Q0
	2.331	2.468	2.473	2.664	Q0	Q0	Q0	Q0
Movimiento 2	2.297	2.478	2.471	2.634	Q1	Q1	Q0	Q0
	2.239	2.473	2.471	2.732	Q1	Q1	Q0	Q0
	2.195	2.468	2.472	2.884	Q1	Q1	Q0	Q0
	2.141	2.468	2.471	2.854	Q1	Q1	Q0	Q0
	2.214	2.473	2.474	2.761	Q1	Q1	Q0	Q0
Movimiento 3	1.559	2.468	2.458	2.693	Q1	Q1	Q1	Q0
	2.019	2.468	2.471	2.821	Q1	Q1	Q1	Q0
	2.014	2.473	2.468	2.952	Q1	Q1	Q1	Q0
	1.961	2.478	2.469	2.805	Q1	Q1	Q1	Q0
	2.102	2.473	2.474	2.732	Q1	Q1	Q1	Q0
Movimiento 4	1.984	2.473	2.466	2.854	Q1	Q1	Q1	Q1
	2.111	2.478	2.472	2.908	Q1	Q1	Q1	Q1
	1.852	2.468	2.471	3.021	Q1	Q1	Q1	Q1
	1.857	2.478	2.472	2.996	Q1	Q1	Q1	Q1
	1.862	2.478	2.682	2.893	Q1	Q1	Q1	Q1

Una vez definidos nuestros parámetros y entrenada la red neuronal satisfactoriamente procedemos a sacar sus pesos por capa y bias, que nos ayudaran para la identificación del tipo del movimiento que se introduce a nuestro sistema. Los pesos de nuestra primera capa son los siguientes (**Tabla 6.2**):

Tabla 6.2 Pesos de la primera capa.

Pesos primera capa				
Señal	w_1	w_2	w_3	w_4
Movimiento 1	w_{11}	w_{12}	w_{13}	w_{14}
Movimiento 2	w_{21}	w_{22}	w_{23}	w_{24}
Movimiento 3	w_{31}	w_{32}	w_{33}	w_{34}
Movimiento 4	w_{41}	w_{42}	w_{43}	w_{44}

Con un bias de (Tabla 6.3):

Tabla 6.3 Bias de la primera capa.

Bias primera capa	
Señal	b_1
Movimiento 1	b_1
Movimiento 2	b_2
Movimiento 3	b_3
Movimiento 4	b_4

Los pesos calculados para la segunda capa son los siguientes (Tabla 6.4):

Tabla 6.4 Pesos de la segunda capa.

Pesos segunda capa				
Señal	w_1	w_2	w_3	w_4
Movimiento 1	w_{51}	w_{52}	w_{53}	w_{54}
Movimiento 2	w_{61}	w_{62}	w_{63}	w_{64}
Movimiento 3	w_{71}	w_{72}	w_{73}	w_{74}
Movimiento 4	w_{81}	w_{82}	w_{83}	w_{84}

Con un bias para su segunda capa de (Tabla 6.5):

Tabla 6.5 Bias segunda de la capa.

Bias segunda capa	
Señal	b2
Movimiento 1	b_5
Movimiento 2	b_6
Movimiento 3	b_7
Movimiento 4	b_8

Obtenidos los datos, hacemos la programación para cada movimiento. Dentro de nuestra interfaz podemos encontrar unos botones (Figura 6.2) para cada movimiento.

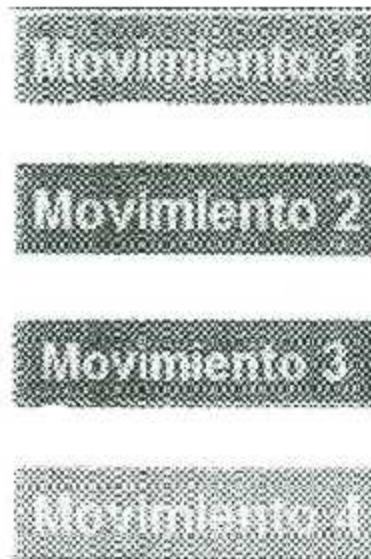


Figura 6.2 Botones por movimiento.

Para el botón del primer movimiento (Figura 6.3), tenemos la programación de leer los datos adquiridos por nuestra tarjeta adquisidora de datos.



Figura 6.3 Botón movimiento 1.

Una vez leídos los datos se procede a sacar los valores estadísticos de la señal de los datos para ser almacenados en variables independientes (MIN, MED, PROM, MAX), obtenidos estos datos hacemos la implementación del algoritmo de Backpropagation para la simulación de la RNA y poder identificar nuestros movimientos. La programación queda de la siguiente manera para la primera capa:

$$y_1 = f[(w_{11}p_1) + b_1] \quad \text{ec(6.1)}$$

$$y_2 = f[(w_{21}p_1) + b_2] \quad \text{ec(6.2)}$$

$$y_3 = f[(w_{31}p_1) + b_3] \quad \text{ec(6.3)}$$

$$y_4 = f[(w_{41}p_1) + b_4] \quad \text{ec(6.4)}$$

Siendo esto la segunda capa:

$$y_5 = f[(w_{51}y_1) + b_5] \quad \text{ec(6.5)}$$

$$y_6 = f[(w_{61}y_2) + b_6] \quad \text{ec(6.6)}$$

$$y_7 = f[(w_{71}y_3) + b_7] \quad \text{ec(6.7)}$$

$$y_8 = f[(w_{81}y_4) + b_8] \quad \text{ec(6.8)}$$

Siendo w_1, w_2, \dots, w_n los pesos mostrados anteriormente, los p_1, p_2, \dots, p_n son los valores que toman los valores estadísticos de la señal (MIN, MED, PROM, MAX) y b_1, b_2, \dots, b_n los bias calculados para cada capa de nuestra RNA. Ya implementado nuestro algoritmo y una vez simulado hacemos la identificación de nuestro primer movimiento perteneciente a nuestra salida y_5 (Figura 6.4) sacando los datos de salida pertenecientes a él, se hace un rango de trabajo para dicho movimiento.

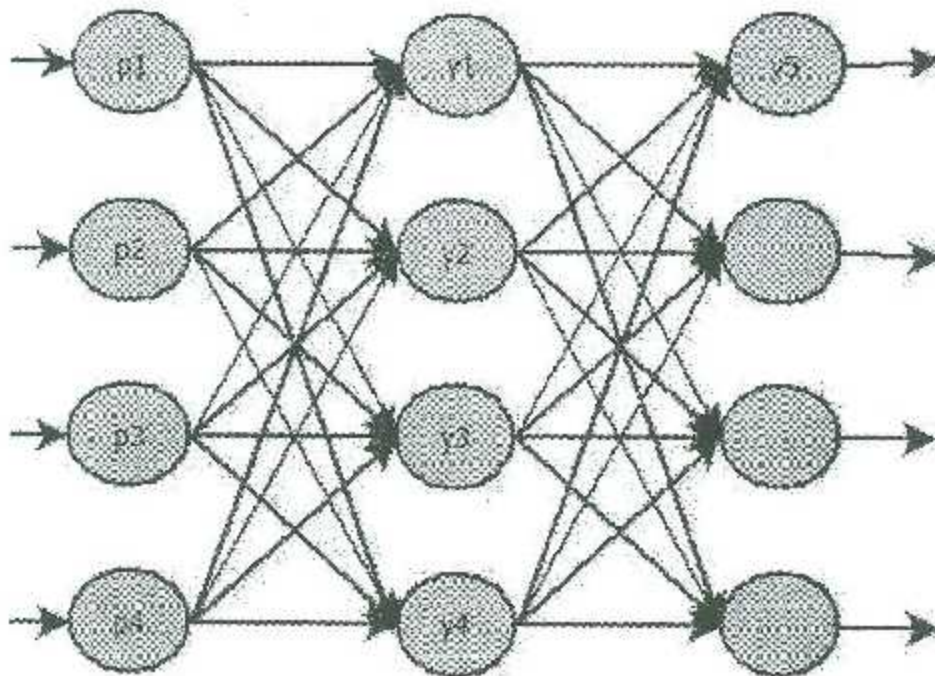


Figura 6.4 Salida movimiento 1.

Para clasificar los rangos (Tabla 6.6) de salida utilizamos una condición "IF" cuando se cumpla dicha sentencia ejecutar una acción.

Tabla 6.6 Rangos por movimiento.

Rangos por movimientos	
Señal	Rango
Movimiento 1	0.1663
Movimiento 2	-0.029
Movimiento 3	0.6228
Movimiento 4	0.2624

Establccidos los rangos por movimiento hacemos las pruebas con nuestro siguiente botón para el movimiento 2 (Figura 6.5), obtenidos los datos de nuestra tarjeta adquisidora se sacan otra vez los valores estadísticos de la señal.



Figura 6.5 Botón movimiento 2.

Sacado estos valores se introducen a las formulas antes mencionadas ajustando los valores para este movimiento siendo y_6 (Figura 6.6) la salida deseada en este caso.

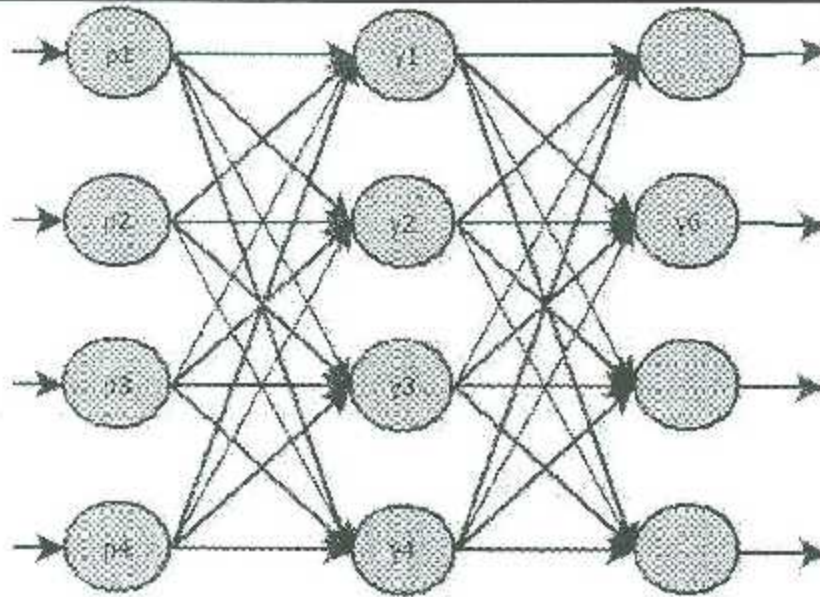


Figura 6.6 Salida movimiento 2.

Dando la salida de esta una deseada entre los rangos que le pertenecen ejecutara una acción. Hecho esto realizamos la ejecución de nuestro tercer botón para el movimiento 3 (Figura 6.7), una vez conseguidos los datos se procede al mismo procedimiento de encontrar su mínimo, mediana, promedio y máximo.

Movimiento 3

Figura 6.7 Botón movimiento 3.

Sacado los valores se introducen a las formulas pertenecientes a esta para ajustar los valores para este movimiento siendo y_7 (Figura 6.8) la salida deseada para el caso.

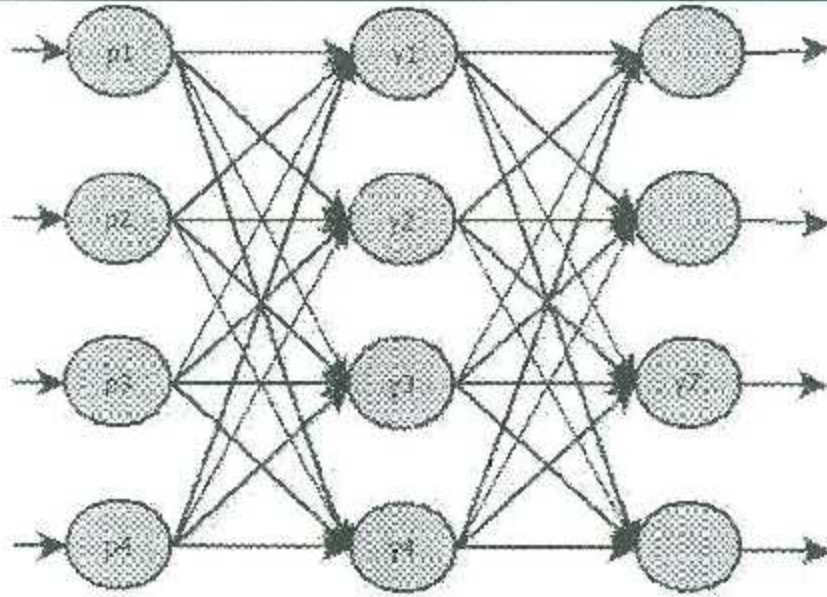


Figura 6.8 Salida movimiento 3.

Dando la salida deseada entre los rangos que le pertenecen ejecutara una acción. Por último, realizamos la ejecución de nuestro cuarto botón para el movimiento 4 (Figura 6.9), obtenidos los datos se procede al mismo procedimiento de encontrar sus valores estadísticos de la señal.



Figura 6.9 Botón movimiento 4.

Obtenidos esos valores se introducen a las formulas pertenecientes para ajustar los valores para el movimiento siendo y_8 (Figura 6.10) la salida deseada en este caso.

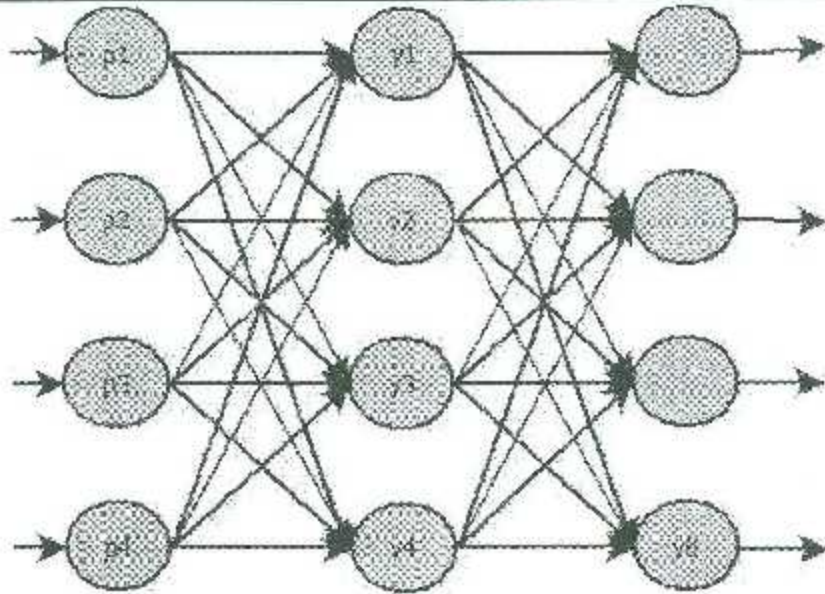


Figura 6.10 Salida movimiento 4.

Las salidas de nuestra red neuronal ejecutan la acción de movimiento de unos motores a pasos NEMA 17 (Figura 6.11) siempre y cuando se encuentre entre alguno de los rangos de movimientos deseados.

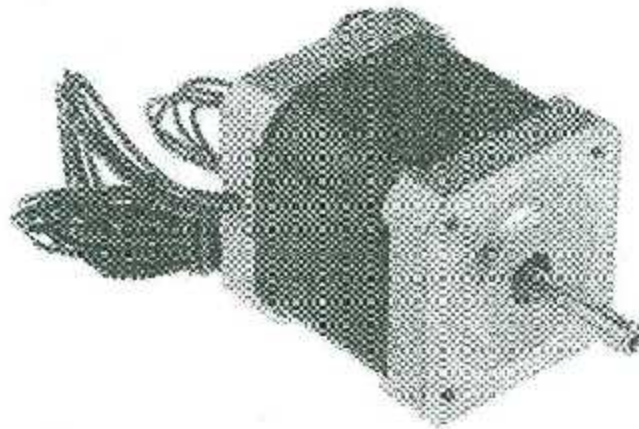


Figura 6.11 Motor a pasos NEMA 17.

Que tiene las siguientes características (Tabla 6.7):

Tabla 6.7 Motor a pasos NEMA 17.

NEMA 17	
Tamaño	42 mm x 38 mm
Peso	285 g
Diámetro eje	5 mm
Pasos por revolución	200
Corriente	1.68 A por bobina
Voltaje	2.7 V
Resistencia	1.65 Ω por bobina
Torque	3.7 Kg-cm
Inductancia	3.2 mH por bobina

6.2 Posicionador XYZ.

La salida de nuestra RNA hace el accionamiento de unos motores NEMA 17 que se encuentran colocados en un posicionador XYZ (Figura 6.12) dando un cuarto movimiento a otro motor que es el que se encarga de mover un actuador.

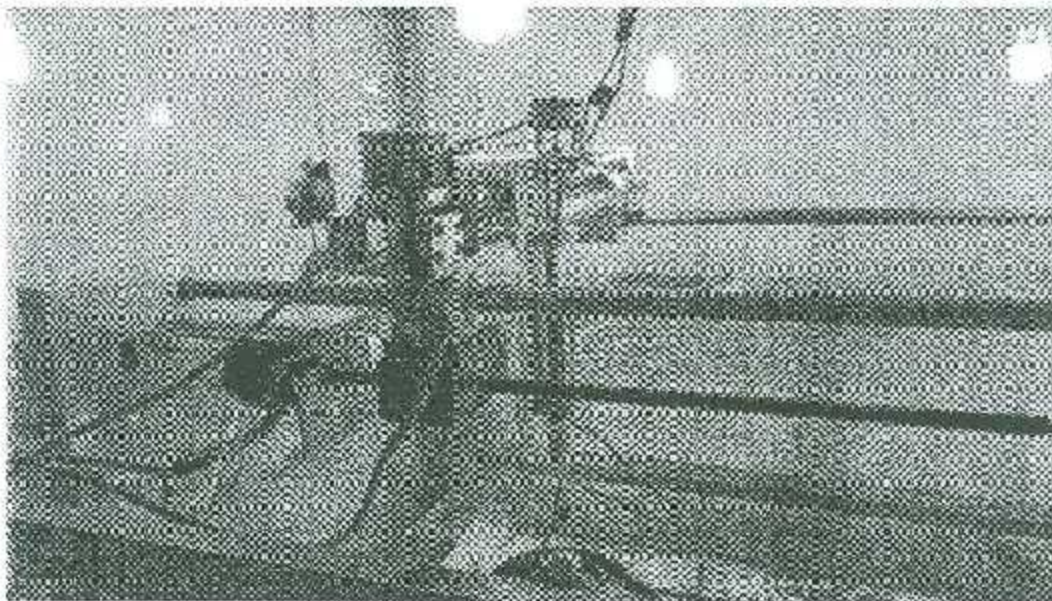


Figura 6.12 Posicionador XYZ.

Todos los motores son accionados por un easydriver v4.1 (Figura 6.12) que facilita el movimiento de motores de 4 hilos siendo el caso los NEMA 17.

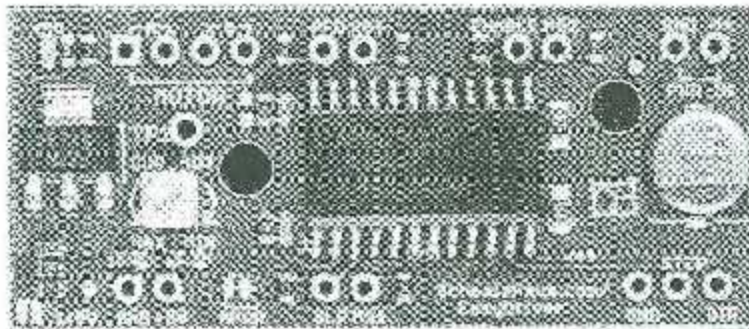


Figura 6.13 Easydriver v4.1.

CAPÍTULO 7

7. Pruebas Y Análisis De Resultados.

Para comprobar que nuestro sistema de señales EMG se encuentra ajustado correctamente, hicimos 20 pruebas (Tabla 7.1) con cada movimiento para ver su comportamiento.

Tabla 7.1 Pruebas con todos los resultados.

Pruebas				
Prueba	Movimiento 1	Movimiento 2	Movimiento 3	Movimiento 4
1	•	•	•	x
2	x	•	•	•
3	•	•	•	•
4	•	•	•	x
5	•	•	•	•
Total	80%	100%	100%	60%

Dentro de los movimientos 1 y 4 encontramos algunas anomalías ya que los parecidos en ciertos datos se pueden encontrar una similitud dado por los movimientos que suelen ser parecidos.

• 1^{er} movimiento - Mano extendida haciendo flexión hacia arriba

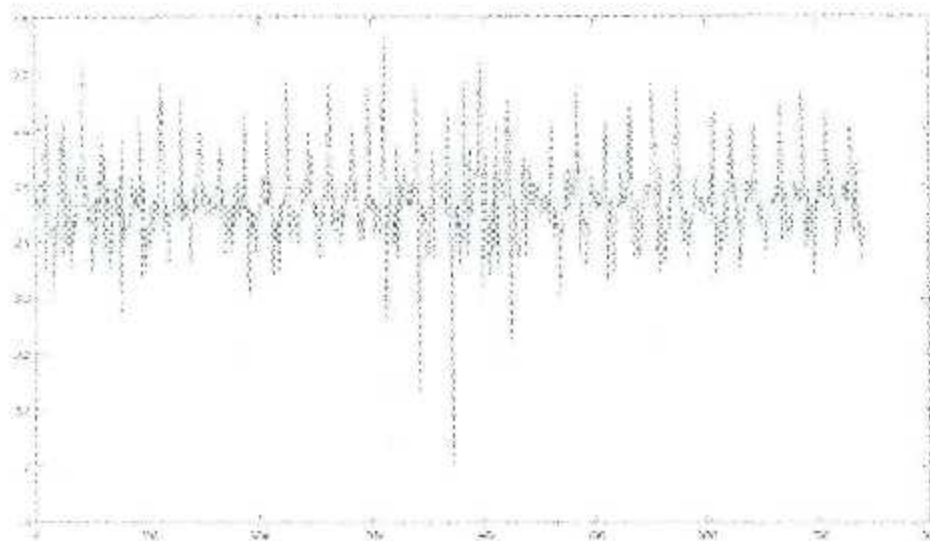


Figura 7.1 Registro de actividad para el movimiento 1 a 20 segundos.

• 2^{do} movimiento - Mano extendida girando el brazo hacia el lado derecho

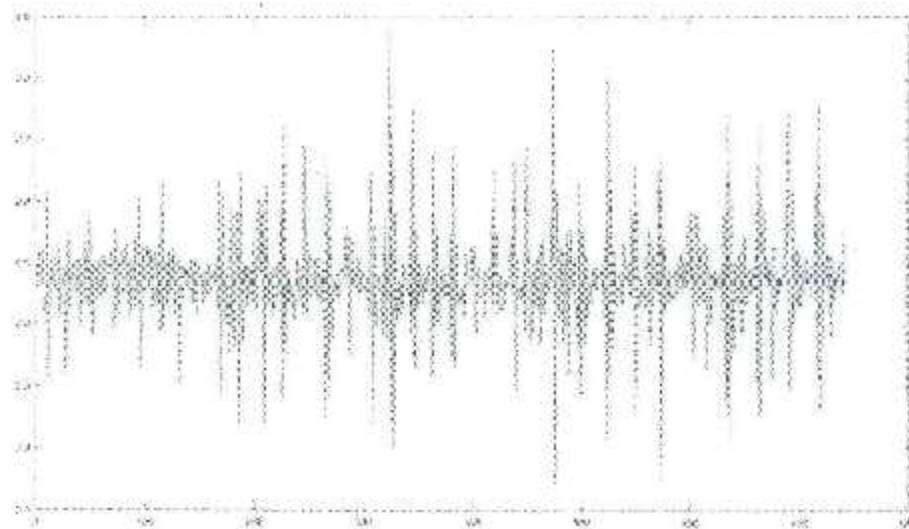


Figura 7.2 Registro de actividad de EMG para el movimiento 2 a 20 segundos.

• 3^{er} movimiento - Mano extendida y abriendo y cerrando la palma de la mano

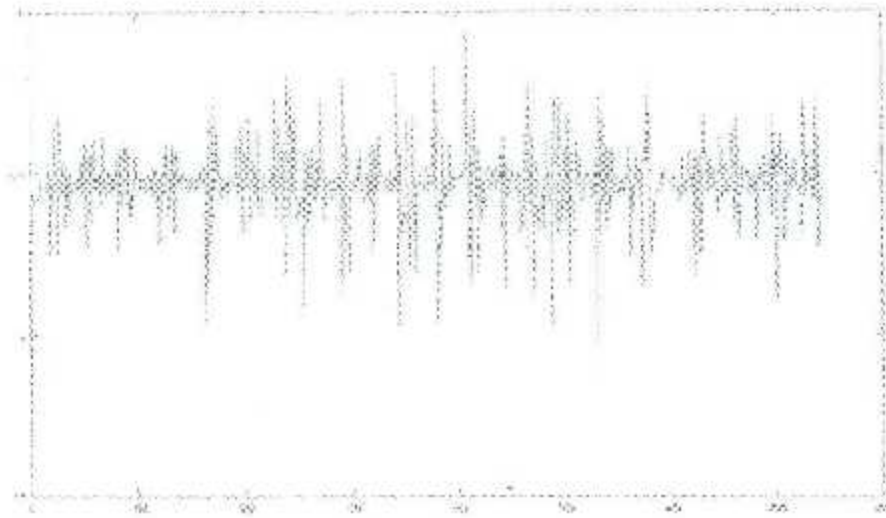


Figura 7.3 Registro de actividad de EMG para el movimiento 3 a 20 segundos.

• 4^{to} movimiento - Mano extendida con puño cerrado y haciendo flexión hacia arriba

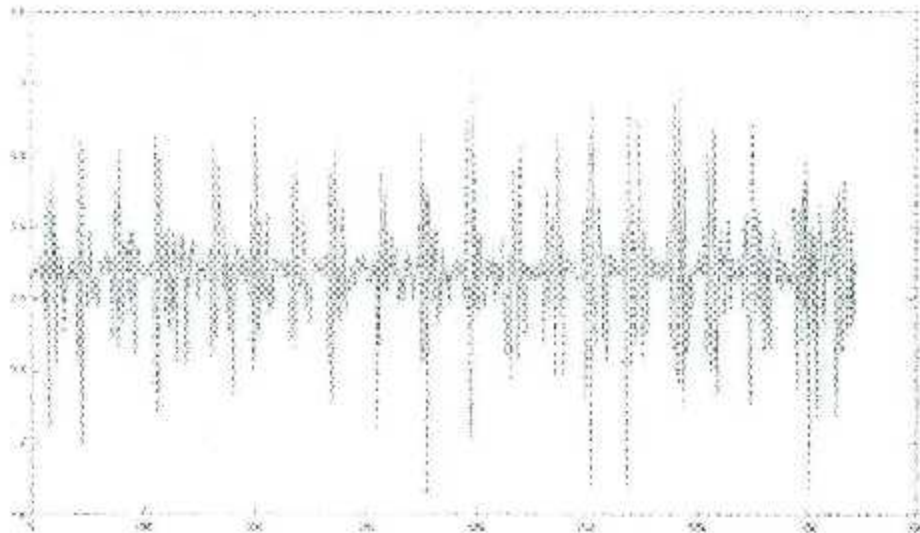


Figura 7.4 Registro de actividad de EMG para el movimiento 4 a 20 segundos.

7.1 Análisis De Resultados.

En este trabajo de investigación se presenta un sistema de adquisición de señales de EMG usando electrodos pasivos, los cuales resultan más convenientes que los electrodos desechables de Ag/AgCl debido a que pueden reutilizarse sin mayor problema y como se pudo observar con los resultados graficados, estos electrodos son capaces de captar las señales de EMG sin mayor problema. Se observó variaciones de las señales de EMG, las cuales son dependientes de la posición, ubicación, tamaño y material de los electrodos con los que son registradas, de igual manera, estas señales ganan amplitud conforme se aplica más fuerza sobre el musculo en el cual se realiza el registro. La idea del sistema de adquisición de señales de EMG es que sea capaz de adquirir información de los impulsos eléctricos de más de un músculo, esto con la intención de que se tengan varias respuestas o combinaciones de patrones de EMG al ejecutar algún movimiento complejo, por ejemplo, flexiones, estirar o rotar el brazo.

Teniendo una eficiencia total del 86.25% estamos dentro de lo esperado, aún queda por ajustar un poco el sistema para futuros trabajos. Ya que la implementación del posicionador XYZ solamente fue para comprobar nuestras salidas del sistema, aún no se cuenta con la aplicación final la cual queda para futuros trabajos.

Bibliografía.

- [1] Merletti, Roberto "Electromyography - Physiology, Engineering, and Noninvasive Applications". Editado por: Merletti, Roberto; Parker, Philip © 2004 John Wiley & Sons.
- [2] Leslie Cromwell. "Instrumentación y medidas biomédicas". Boixareu Editores. Barcelona, España. 2007.
- [3] E. Hall, John, C. Guyton Arthur. Tratado de Fisiología Medica. McGraw Hill, pp. 3 - 146, 2006.
- [4] Silverthorn, Andrew. Fisiología Humana, Un Enfoque Integrado. Panamericana. pp.398- 493. 2008.
- [5] Jaramillo, Gabriel, Alvarado, Alfonso. Electricidad y Magnetismo. Trillas. 2004.
- [6] Webster, John G. Medical Instrumentation Application and Design. John Wiley & Sons, INC. pp. 126-182 y 241-260. 2002
- [7] S. Nishimura, Y. Tomita, T. Horiuchi, "Clinical application of an active electrode using an operational amplifier," Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, vol.39, no. 10, pp. 1096–1099, 1990.
- [8] Yazicioglu, R. F., Hoof, C. V., & Puers, R. Biopotential Readout Circuits for Portable Acquisition Systems. Springer. Yazicioglu ,2009.
- [9] Nagel, J. H. Biopotential Amplifiers. En J. D. Bronzino (Ed.), The Biomedical Engineering Handbook (2nd Edition ed.). Boca Raton: CRC Press. 100, 2000.
- [10] Prutchi, D., & Norris, M. Design and Development of Medical Electronic Instrumentation. Hoboken, John Wiley & Sons. SaneI, 2005.
- [11] Criswell, E. Cram's introduction to surface electromyography (2nd Edition ed.). Sudbury, Jones and Bartlett, 2010.
- [12] J. C. Huhta, J. G. Webster, "60-Hz interference in electrocardiography," Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, vol.BME-20, no. 2, pp. 91–101, 1973
- [13] J. W. Clark; M. R. Neuman; W. H. Olson; R. A. Pcura; F. P. Primiano, Jr; M. P. Siedband; J. G. Webster; L. A. Wheeler. "Medical Instrumentation; Application And Design." John G. Webster, Editor; Wiley, Third Ed. 1998.
- [14] J. Baztarrica Ochoa "EEG Signal Classification for Brain Computer Interface Applications", ecole polytechnique federale de lausanne. 2002.
- [15] J.D. Bronzino, "The Biomedical Engineering Handbook", CRC Press Inc. and IEEE Press, 1995.

- [16] García, Xaviera, et all. Guía de Fisiología Médica. Intersistemas Editores y Facultad de Medicina, UNAM. pp. 25-169.
- [17] R. A. W. B. R. J. Bruce R, Land, Tools For Physiology Labs: An Inexpensive High-Performance Amplifier and Electrode for Extracellular Recording. 2001.
- [18] Wim L. C. Rutten. Selective electrical interfaces with the nervous system. University of Twente, Biomedical Engineering Department, Faculty of Electrical Engineering & Institute for Biomedical Technology. pp. 407. 2002.
- [19] LEE, Stephen. Biopotential Electrode Sensors in ECG/EEG/EMG Systems. Analog Devices.
- [20] J.D. Bronzino, "The Biomedical Engineering Handbook", CRC Press Inc. and IEEE Press, 1995.
- [21] "Otto Bock System Electric Hand with DMC Plus". Otto Bock Orthopäedische Industrie, November 1999.
- [22] N. Hogan, R. W. Mann. "Myoelectric Signal Processing: Optimal Estimation Applied to Electromyography - Part II: Experimental Demonstration of Optimal Myoprocessor Performance", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. BME-27, No. 7, July 1980
- [23] C. Hershler, M. Milner. "An Optimality Criterion for Processing Electromyographic (EMG) Signals Relating to Human Locomotion", IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Vol. BME 25, No. 5, Sep. 1978
- [24] C. J. De Luca. "The Use of Surface Electromyography in Biomechanics", 1997 DelSys Inc.
- [25] Del brio, Martín B., Sanz, Molina, Alfredo. Redes Neuronales y Sistemas Borrosos, 3ª Edición. México, Alfa-Omega, 2007. 4p, 18p, 19p.
- [26] Kasabov, Nikola K., Book, Bradford A., Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering. The MIT Press Cambridge, Massachusetts, 2ª Edición. London, England, 1998. 251p.
- [27] Flores, López, Raquel. Fernández, Fernández, José M. Redes neuronales artificiales. Fundamentos teóricos y aplicaciones prácticas. España, Netbiblo S.L., 2008.
- [28] Castillo, Vázquez, María L. Control de motores de C.D. con aprendizaje por imitación basado en redes neuronales. Instituto Politécnico Nacional, Centro de Investigación en Computación, México, D.F.: febrero 2010.
- [29] Serrano, Antonio J., Soria, E., Martín J.D. Redes Neuronales Artificiales. Programa 3º Ciclo. Escuela Técnica Superior de Ingeniería.

- [30] Coughlin, Robert F. Circuitos Integrados Lineales y Amplificadores operacionales. Prentice Hall. pp. 162-180. 1987.
- [31] Aston, Richard. Principles of Biomedical Instrumentation and Measurement. Macmillan Publishing Company, pp. 37-49. 135-163, 223-254. 1990.
- [32] Webster, John G. Medical Instrumentation Application and Design. John Wiley & Sons, INC. pp. 126-182 y 241-260. 2002.
- [33] Fanco, Sergio. Diseño con Amplificadores Operacionales y Circuitos Integrados Analógicos. McGraw-Hill, 3ª edición. pp. 111-159 y 167-211, 2005.
- [34] Stitt, Mark. AC Coupling Instrumentation and Difference Amplifiers. Application Bulletin Burr-Brown. 1991.
- [35] Karki, Jim. Active Low-Pass Filter Design. Application Report. Texas Instruments. Septiembre 2002.
- [36] Malvino, Albert. Principios de electrónica. McGraw-Hill, pp.809-872, 2000.
- [37] Rashid, Muhammad. Circuitos Microelectrónicos. Análisis y Diseño. Thomson. pp. 421- 459, 2002.
- [38] Hermens, Freriks. SENIAM 5. The State of the Art on Sensors and Sensor Placement Procedures for Surface Electromyography: A Proposal for sensor placement procedures, deliverable of the SENIAM project. 1997. ISBN 9075452098
- [39] Bronzino, Joseph D. The Biomedical Engineering Handbook. CRC Press LLC, pp. 1364- 1377, 2000.
- [40] LEE, Stephen. Biopotential Electrode Sensors in ECG/EEG/EMG Systems. Analog Devices.