



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería
Maestría en Instrumentación y Control Automático

SISTEMA AUTOMÁTICO DE RECONOCIMIENTO SÍGNICO PARA LA LENGUA DE SEÑAS MEXICANA.

TESIS

Que como parte de los requisitos para obtener grado de

Maestro en Ciencias

Presenta:

Celso Guillermo García Díaz

Dirigido por:

Edgar Alejandro Rivas Araiza

SINODALES

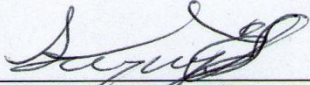
Dr. Edgar Alejandro Rivas Araiza
Presidente

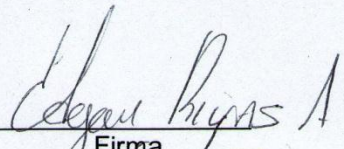
Dr. Juvenal Rodríguez Reséndiz
Secretario

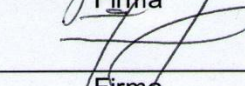
M.C. Luis Miguel Contreras Medina
Vocal

M.C. Alfonso Noriega Ponce
Suplente

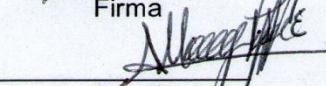
M.C Ricardo Luna Rubio
Suplente


Dr. Aurelio Domínguez González
Director de la Facultad

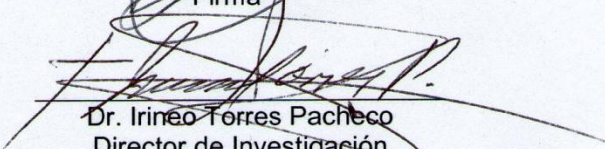

Firma


Firma


Firma


Firma


Firma


Dr. Irineo Torres Pacheco
Director de Investigación
y Posgrado

Centro Universitario
Querétaro, Qro.
Marzo 2012
México

RESUMEN

El estudio de las señales generadas por los músculos del cuerpo humano, es un campo de investigación muy amplio que abarca desde el análisis del corazón hasta la realización de prótesis, en el presente trabajo de investigación se describe el estudio de señales mioeléctricas generadas por los músculos, tanto de los brazos como de la palma de la mano, para identificar un signo del alfabeto de la lengua de señas mexicana. Las señales mioeléctricas fueron procesadas a través de un circuito analógico que permite llevar a cabo tanto una amplificación como un filtrado; y haciendo uso de Labview© para la adquisición de los datos, para posteriormente mediante Matlab© desarrollar un filtro digital y extracción de características tanto en el dominio del tiempo como de frecuencia, permitiendo finalmente realizar una clasificación a través una red neuronal artificial con un método de entrenamiento basado en el algoritmo de retropropagación que da como resultado una clasificación en promedio del 80%.

(Palabras clave: mioeléctrica, electrodos, lengua de señas mexicana, redes neuronales artificiales, transformada de Fourier)

SUMMARY

The study of the signals generated by the muscles of the human body is a very wide field of research, from heart analysis to prostheses design. The present research paper describes the study of myoelectric signals, generated by muscles of both arms and palms, to identify a sign of the Mexican sign language alphabet. The myoelectric signals were processed through an analog circuit that can perform both amplifying and filtering, Labview© was used for data acquisition, then a digital filter was designed using Matlab© for feature extraction, in both time and frequency domain. Finally an artificial neural network allowed classification, using a training method based on the backpropagation algorithm, resulting in an average classification of 80%, 135 samples were tested.

(Keywords: myoelectric, superficial electrodes, Mexican Sign Language, Artificial neuronal network, FFT)

DEDICATORIAS

A la memoria de mis abuelitos, José Luis y Celso.

A mis padres, Víctor y Carmen.

A mi abuelita Carmen.

A mi hermana Ivette.

A mi novia Paulina.

A mi abuelita Eva.

A mi tía Esther.

AGRADECIMIENTOS

Antes que todo, quiero agradecer a **DIOS** por permitirme cerrar otra etapa en mi vida.

Quiero agradecer a mi asesor, el **Dr. Edgar Alejandro Rivas Araiza** por el apoyo brindado durante el desarrollo de este proyecto, así como a mis sinodales, **Dr. Juvenal Rodríguez Reséndiz, M.C. Alfonso Noriega Ponce, M.C. Ricardo Luna Rubio, M.C. Luis Miguel Contreras Medina** por el tiempo dedicado y los consejos brindados para la realización de este trabajo.

A mis padres, **Ma. Del Carmen Bertha Díaz Villanueva y Víctor Manuel García Ramírez**, mi hermana **Eva Ivette García Díaz**, por todo cariño y apoyo moral que me brindaron para nunca dejarme caer.

A mi novia, **Paulina Rodríguez Morales**, por su comprensión, apoyo y cariño brindado, así como la ayuda brindada para la realización de pruebas durante este proyecto.

A mis amigos, **Sergio Adrian Gámez Arredondo, José de Jesús Silva Nuñez, Luis Alberto Álvarez Vargas, Marco Antonio Hernández de Jesús, Iván Luna Soria, Miguel Ángel Castañón, Luis Manuel Ramírez Gómez, Erick Villanueva Ezpinosa, Emmanuel Guillen García, Adriana Martínez Ayala, Claret Martínez Gutiérrez, María Carmen Martínez Flores, Laura Azucena Becerra Ledesma**, por estar siempre presentes en las buenas y en las malas, y porque siempre me alentaron a seguir adelante.

De manera especial, a mis amigos, **Claudia Aide González Cruz, Miguel Ángel González Ortiz y Manuel Alejandro Zamora Vázquez** quienes también colaboraron en las pruebas y en diferentes etapas para la realización del proyecto.

ÍNDICE

RESUMEN	I
SUMMARY	II
DEDICATORIAS	III
AGRADECIMIENTOS	IV
ÍNDICE	V
INDICE DE TABLAS	VII
INDICE DE FIGURAS	VIII
I. INTRODUCCIÓN	10
1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	10
1.2 JUSTIFICACIÓN	15
1.3 HIPÓTESIS Y OBJETIVOS	16
1.3.1 <i>Hipótesis general</i>	16
1.3.2 <i>Objetivo general</i>	16
1.3.3 <i>Objetivos específicos</i>	17
II. REVISIÓN DE LITERATURA	18
2.1 MARCO TEÓRICO	18
2.1.1 <i>Lengua de Señas</i>	18
2.1.2 <i>Sistema Muscular</i>	19
2.1.2.1 Fisiología del brazo	19
2.1.3 <i>Potenciales bioeléctricos</i>	21
2.1.3.1 Electroodos	21
2.1.4 <i>Redes neuronales artificiales</i>	22
2.1.4.1 El perceptrón	23
2.1.4.2 Entrenamiento de una red multicapa empleando el algoritmo de retropropagación	26
2.2 ANTECEDENTES.....	30
III. METODOLOGÍA	34
3.1 SUJETOS DE PRUEBA.....	34
3.2 REALIZACIÓN DE SIGNO	35
3.3 CONFIGURACIÓN DE SENSORES	35
3.4 ETAPA ANALÓGICA	36
3.4.1 <i>Acondicionamiento de señal</i>	37
3.4.1.1 Amplificación	37
3.4.1.1.1 Validación de amplificador.....	38
3.4.1.2 Filtrado	40
3.4.1.2.1 Validación de filtro analógico.....	41

3.5	ETAPA DIGITAL.....	43
3.5.1	<i>Adquisición de datos</i>	44
3.5.1.1	Tarjeta de adquisición de datos.....	44
3.5.2	<i>Procesamiento de señal</i>	44
3.5.2.1	Filtrado digital	45
3.5.2.1.1	Validación de Filtro digital.....	46
3.5.2.2	Extracción de características.....	47
3.5.2.3	Aproximación temporal.....	47
3.5.2.4	Aproximación espectral	49
3.5.2.4.1	Periodograma (P)	50
3.5.2.4.2	Periodograma de Barlett (PB).	50
3.5.2.4.3	Periodograma de Welch (PW).....	50
3.5.3	<i>Error respecto a promedio de características</i>	51
3.5.4	<i>Red Neuronal Artificial</i>	51
IV.	RESULTADOS.....	53
4.1	DISPOSITIVO DE ADQUISICIÓN	53
4.2	SEÑALES GENERADAS POR LOS MÚSCULOS.	54
4.3	CARACTERÍSTICAS	58
4.4	MÉTODO DE MEDICIÓN DE DISTANCIA.	62
4.5	MÉTODO DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL (RNA).	63
4.5.1	<i>Configuración 1.</i>	63
4.5.2	<i>Configuración 2.</i>	64
4.5.3	<i>Configuración 3.</i>	65
4.5.4	<i>Configuración 4.</i>	65
4.5.5	<i>Configuración 5.</i>	66
4.5.6	<i>Configuración 6.</i>	68
V.	CONCLUSIONES	70
VI.	REFERENCIAS.....	71
	ANEXO A. ARTÍCULO PUBLICADO EN MEMORIAS (ISBN: 978-607-7740-77-3) Y PONENCIA EN EL SÉPTIMO CONGRESO INTERNACIONAL DE INGENIERÍA, CON EL ARTÍCULO TITULADO “ADQUISICIÓN DE SEÑALES MIOELÉCTRICAS PARA LA INTERPRETACIÓN DEL ALFABETO DE LA LENGUA DE SEÑAS MEXICANA”.	75

INDICE DE TABLAS

TABLA 1. ESTADÍSTICA DISCAPACIDAD AUDITIVA EN MÉXICO EN EL AÑO 2000.	12
TABLA 2. ESTADÍSTICA DISCAPACIDAD DE LENGUAJE EN MÉXICO EN EL AÑO 2000.	13
TABLA 3. ESTADÍSTICA DE DISCAPACIDAD DE COMUNICACIÓN EN MÉXICO EN EL AÑO 2000.	14
TABLA 4. FUNCIONES DE ACTIVACIÓN HABITUALES.	25
TABLA 5. RELACIÓN DE PERSONAS.	34
TABLA 6. CARACTERÍSTICAS NI USB-6009	44
TABLA 7. PORCENTAJE DE RESULTADOS POR EL MÉTODO DE MEDICIÓN DE DISTANCIA.	62
TABLA 8 . VECTOR DE ENTRADA PARA CONFIGURACIÓN 1.	63
TABLA 9. TASA DE RECONOCIMIENTO PARA CONFIGURACIÓN 1.	64
TABLA 10. VECTOR DE ENTRADA PARA CONFIGURACIÓN 2.	64
TABLA 11. TASA DE RECONOCIMIENTO PARA CONFIGURACIÓN 2.	64
TABLA 12. VECTOR DE ENTRADA PARA CONFIGURACIÓN 3.	65
TABLA 13. TASA DE RECONOCIMIENTO PARA CONFIGURACIÓN 3.	65
TABLA 14. VECTOR DE ENTRADA PARA CONFIGURACIÓN 4.	66
TABLA 15. TASA DE RECONOCIMIENTO PARA CONFIGURACIÓN 4.	66
TABLA 16. VECTOR DE ENTRADA PARA CONFIGURACIÓN 5.	67
TABLA 17. TASA DE RECONOCIMIENTO PARA CONFIGURACIÓN 5.	67
TABLA 18. DE ENTRADA PARA CONFIGURACIÓN 6.	68
TABLA 19. TASA DE RECONOCIMIENTO PARA CONFIGURACIÓN 6.	69

INDICE DE FIGURAS

FIGURA 1. REPRESENTACIÓN SÍGNICA DEL ALFABETO DE LA LENGUA DE SEÑAS MEXICANA.	18
FIGURA 2. SISTEMA MUSCULAR DEL BRAZO-- REFERENCIA.....	20
FIGURA 3. MÚSCULOS DE LA MANO.....	20
FIGURA 4. CIRCUITO EQUIVALENTE DE UN ELECTRODO.....	21
FIGURA 5. ELECTRODO SUPERFICIAL	22
FIGURA 6. ESTRUCTURA BÁSICA DE UNA RED NEURONAL MULTICAPA.....	23
FIGURA 7. NEURONA ESTÁNDAR.....	24
FIGURA 8. RED DE DOS CAPAS OCULTAS.....	27
FIGURA 9. PROPAGACIÓN DE LA SEÑAL EN LA NEURONA 1	28
FIGURA 10. PROPAGACIÓN DE LA SEÑAL EN LA NEURONA 5	28
FIGURA 11. RETROPROPAGACIÓN DEL ERROR.....	29
FIGURA 12. ESQUEMA GENERAL DEL PROYECTO.....	34
FIGURA 13. UBICACIÓN DE LOS ELECTRODOS.....	35
FIGURA 14. UBICACIÓN PARA ELECTRODO EN BICEP [SENIAM].....	36
FIGURA 15. UBICACIÓN ELECTRODO EN MUSCULO APB [SENIAM].	36
FIGURA 16. EJEMPLO DE SEÑAL MIOELÉCTRICA.....	37
FIGURA 17. AMPLIFICADOR DE INSTRUMENTACIÓN INA 129P.....	38
FIGURA 18. SEÑAL AMPLIFICADA DE LETRA S	39
FIGURA 19. SEÑAL AMPLIFICADA DE LETRA Z	39
FIGURA 20. A) CIRCUITO BÁSICO DE FILTRO PASABAJAS CON UNA PENDIENTE DE -40 DB/DÉCADA; B) RESPUESTA EN FRECUENCIA DEL FILTRO PASABAJAS.	41
FIGURA 21. COMPARACIÓN DE SEÑAL CON FILTRO Y SIN FILTRO ANALÓGICO	43
FIGURA 22. DIAGRAMA DE FLUJO PARA INTERPRETACIÓN DE CARACTERÍSTICAS.	43
FIGURA 23. DIAGRAMA DE FLUJO PARA FILTRADO	45
FIGURA 24. TRANSFORMA DE FOURIER DE SEÑAL SIN FILTRO DIGITAL Y CON FILTRO DIGITAL. .	46
FIGURA 25. COMPARACIÓN DE FRECUENCIAS ELIMINADAS.....	47
FIGURA 26. VECTORES DE ENTRADA A RNA.....	52
FIGURA 27. CIRCUITO PARA ADQUISICIÓN DE SEÑAL MIOELÉCTRICA.....	53
FIGURA 28. UBICACIÓN DE ELECTRODOS EN PRUEBA.....	53
FIGURA 29. SIGNO DE LETRA B.....	55
FIGURA 30. SEÑALES GENERADAS AL REALIZAR LA LETRA B; 1) PERSONA 1; 2) PERSONA 2; 3) PERSONA 3; 4) PERSONA 4.....	55
FIGURA 31. SIGNO DE LETRA J.....	56
FIGURA 32. SEÑALES GENERADAS AL REALIZAR LA LETRA J; 1) PERSONA 1; 2) PERSONA 2; 3) PERSONA 3; 4) PERSONA 4.....	56
FIGURA 33. SIGNO DE LETRA X.....	57
FIGURA 34. SEÑALES GENERADAS AL REALIZAR LA LETRA X; 1) PERSONA 1; 2) PERSONA 2; 3) PERSONA 3; 4) PERSONA 4.....	57

FIGURA 35. VALOR MEDIO ABSOLUTO DE CADA UNA DE LAS 16 PRUEBAS DE CADA LETRA PARA CADA UNA DE LAS 4 PERSONAS EN EL MÚSCULO FDS.....	58
FIGURA 36. CRUCES POR CERO DE CADA UNA DE LAS 16 PRUEBAS DE CADA LETRA PARA CADA UNA DE LAS 4 PERSONAS EN EL MÚSCULO APB.	59
FIGURA 37. VARIANZA DE CADA UNA DE LAS 16 PRUEBAS DE CADA LETRA PARA CADA UNA DE LAS 4 PERSONAS EN EL MÚSCULO ADM.	60
FIGURA 38. FRECUENCIA DE MÁXIMA POTENCIA CADA UNA DE LAS 16 PRUEBAS DE CADA LETRA PARA CADA UNA DE LAS 4 PERSONAS EN EL MÚSCULO FDS.	61

I. INTRODUCCIÓN

En la actualidad muchas organizaciones a nivel mundial se han encargado de llevar a cabo movimientos sociales para la ayuda de personas con capacidades diferentes; desde no hace mucho tiempo algunos investigadores han desarrollado sistemas para la interpretación sónica de la lengua de señas de algunos países como son Estados Unidos, Vietnam, Corea y Nueva Zelanda.

En México se han desarrollado algunos sistemas para esta interpretación pero son lenguajes artificiales, es decir, hacen uso de señas nuevas no reconocidas en el lenguaje, creados a tal efecto, y como es conocido, la lengua de señas mexicana es otro lenguaje general en todo el país.

Los sistemas que se han desarrollado desde hace algún tiempo, son sistemas definidos en dos categorías: una de ellas es el procesamiento de imágenes; la otra, el uso de sensores ubicados en un guante para determinar la forma de la mano y la posición de ésta respecto al cuerpo, pero de igual manera, estos sistemas requieren el uso de una computadora para llevar a cabo el procesamiento de la señal, algunos de los sensores utilizados para obtener características representativas del movimiento han sido acelerómetros, giroscopios, sensores de inclinación y la medición de señales mioeléctricas.

Para el desarrollo de un sistema de interpretación de lenguaje de señas se parte de la obtención de señales provenientes de la forma de la mano, la ubicación y el movimiento de ésta respecto al cuerpo, a través del uso de señales mioeléctricas y el uso de unidades de medición inercial.

1.1 Descripción del problema

A lo largo de la historia, el lenguaje ha sido el medio por el cual el ser humano transmite sus pensamientos y experiencias. Cuando éste carece de la facultad de expresión lingüística es incapaz de externar sus necesidades y sentimientos, por lo

cual se ve aislado del resto de la humanidad, vive en condiciones intelectuales un tanto primitivas, y parece no pertenecer al grupo humano que lo rodea (Serafin,2008) .

Ahora bien, partiendo de la definición de deficiencias, discapacidades y minusvalías (Vazleal y Cano), se realiza una clasificación de personas que hablan la lengua de señas, en deficiencia auditiva, deficiencia de lenguaje y discapacidad de comunicación.

El programa para la prevención y rehabilitación de discapacidades en México, refiere que no se dispone de datos sobre la incidencia precisa de las discapacidades, sin embargo reporta que se calcula que cada año se presentan 125000 casos nuevos de discapacidad por fracturas graves, 67000 por malformaciones congénitas, 43000 por secuelas de enfermedad vascular cerebral, 20000 por secuelas de traumatismos craneoencefálicos, 12000 por parálisis cerebral infantil y 2400 de sordera congénita, lo que suma un total de 267000 casos al año sólo por estas entidades patológicas (Plan nacional de Desarrollo 2001-2006).

Por otro lado, de acuerdo con la Secretaría de Salud, las proporciones aproximadas de distintas discapacidades son las siguientes:

Discapacidad de comunicación	18%
Ciegos y débiles visuales	9%
Discapacidad mental	20%

La deficiencia auditiva convierte a una persona en un discapacitado; si ésta no puede establecer ningún tipo de comunicación oral con el resto de la gente, porque él o los otros desconocen el lenguaje manual, se convierte, además, en minusválida (Serafín, 2008).

Una persona con este tipo de discapacidad, ante la imposibilidad de comunicarse oralmente, se ve obligada a utilizar su propio lenguaje, un lenguaje que está formado por signos, representados gestos y la posición de las manos; es así como una persona sordomuda puede llegar a transmitir información. Ahora bien, según estadísticas del INEGI hasta el año 2000, se tiene referencia de 97,483,412 habitantes

en el país, con un total de 281,793 con discapacidad auditiva, y 88,865 con discapacidad de lenguaje. Como se muestra en las Tablas 1 y 2 respectivamente.

Tabla 1. Estadística Discapacidad auditiva en México en el año 2000.

	Total	Hombres	Mujeres
Total	281,793	155,814	125,979
De 0 a 4 años	3,451	1,846	1,605
De 5 a 9 años	11,580	6,373	5,207
De 10 a 14 años	13,182	7,329	5,853
De 15 a 19 años	10,945	6,186	4,759
De 20 a 24 años	9,640	5,293	4,347
De 25 a 29 años	8,993	4,942	4,051
De 30 a 34 años	9,388	5,182	4,206
De 35 a 39 años	9,596	5,290	4,306
De 40 a 44 años	10,089	5,617	4,472
De 45 a 49 años	10,328	5,815	4,513
De 50 a 54 años	12,062	6,829	5,233
De 55 a 59 años	12,868	7,454	5,414
De 60 a 64 años	17,379	9,914	7,465
De 65 a 69 años	20,355	11,717	8,638
De 70 a 74 años	25,256	14,681	10,575
De 75 y más años	93,313	49,841	43,472
No especificado	3,368	1,505	1,863

Tabla 2. Estadística discapacidad de lenguaje en México en el año 2000.

	Total	Hombres	Mujeres
Total	88,865	47,386	41,479
De 0 a 4 años	3,471	1,991	1,480
De 5 a 9 años	11,345	6,353	4,992
De 10 a 14 años	10,356	5,717	4,639
De 15 a 19 años	9,543	5,258	4,285
De 20 a 24 años	9,280	4,917	4,363
De 25 a 29 años	7,886	4,127	3,759
De 30 a 34 años	6,746	3,504	3,242
De 35 a 39 años	5,548	2,857	2,691
De 40 a 44 años	4,591	2,338	2,253
De 45 a 49 años	3,306	1,687	1,619
De 50 a 54 años	2,810	1,388	1,422
De 55 a 59 años	2,172	1,172	1,000
De 60 a 64 años	2,231	1,170	1,061
De 65 a 69 años	1,997	1,045	952
De 70 a 74 años	1,905	1,077	828
De 75 y más años	4,722	2,298	2,424
No especificado	956	487	469

En la Tabla 3 se muestra la estadística de discapacidad de comunicación, tanto auditiva como de lenguaje, y se concluye que el 2.87% de la población no puede comunicarse oralmente.

Tabla 3. Estadística de discapacidad de comunicación en México en el año 2000.

	Total	Hombres	Mujeres
Total	28,074	14,460	13,614
De 0 a 4 años	701	373	328
De 5 a 9 años	2,955	1,575	1,380
De 10 a 14 años	3,006	1,630	1,376
De 15 a 19 años	2,959	1,603	1,356
De 20 a 24 años	3,076	1,579	1,497
De 25 a 29 años	2,735	1,405	1,330
De 30 a 34 años	2,436	1,237	1,199
De 35 a 39 años	2,021	1,033	988
De 40 a 44 años	1,701	873	828
De 45 a 49 años	1,227	611	616
De 50 a 54 años	998	500	498
De 55 a 59 años	733	379	354
De 60 a 64 años	675	304	371
De 65 a 69 años	565	259	306
De 70 a 74 años	503	262	241
De 75 y más años	1,464	673	791
No especificado	319	164	155

Cabe mencionar que de acuerdo con el INEGI, en el Estado de Querétaro, hasta el año 2000, se tienen registradas 3,451 personas con deficiencia auditiva, 1,038 con deficiencia de lenguaje y 135 con ambas discapacidades. Comparando esta información con la proporcionada por la SEP para el ciclo escolar 2008-2009 para el mismo Estado, donde solo un total de 240 personas con deficiencia asistieron a la escuela, se concluye que esta deficiencia es realmente una limitante. Ahora bien, este problema puede ser sobrellevado con un dispositivo que ayude a traducir la lengua de señas.

En los últimos años se han diseñado varios sistemas alrededor del mundo, claro está, todos enfocados específicamente en el deletreo de lenguajes

particularizados –*Finger Spelling*- tomando en cuenta técnicas como el uso de cámaras para el procesamiento de imágenes, el uso de acelerómetros y giroscopios así como el uso de la electromiografía para detectar las señales producidas con el movimiento del brazo.

1.2 Justificación

El sistema desarrollado permitirá el reconocimiento de la lengua de señas mexicana y sería el primer dispositivo de reconocimiento para esta lengua particular de señas.

Este sistema hará más factible la comunicación entre personas con discapacidad de comunicación y las que no padecen esta deficiencia, ya que los deficientes auditivos o de lenguaje tienen la habilidad de entender lo que alguien sin deficiencia les explica, pero por el contrario, sólo una minoría entiende lo que una persona discapacitada intenta decir.

El dispositivo ayudaría así a estas personas a tener una mejor calidad de vida, permitiéndoles incrementar su capacidad de aprendizaje, gracias a que podrían ser interpretadas de una manera más eficaz.

Para hacer más eficiente la justificación es importante enmarcar las siguientes definiciones (Vazleal y Cano):

El término “deficiencia” hace referencia a la existencia de una alteración o anomalía de una estructura anatómica que condiciona la pérdida de una función, ya bien fisiológica o psicológica.

El concepto de “discapacidad” hace referencia a cualquier restricción o falta de capacidad (aparecida como consecuencia de una anomalía) para llevar a cabo una actividad determinada.

El término “minusvalía” hace referencia a la existencia de una barrera presente en el individuo, como consecuencia de una deficiencia o una discapacidad, la cual limita o impide el desarrollo del rol que sería esperable en ese individuo en función de su edad, sexo y situación social y cultural.

Considerando estos términos, el sistema a desarrollar evitará que una persona con deficiencia auditiva o de lenguaje o con discapacidad de comunicación se convierta en una persona minusválida.

Algunas personas con estas deficiencias pueden ser curadas por medio de una operación cuyo costo va desde los 9 mil pesos hasta los 45 mil; es esta última a la que la mayoría de las personas no puede tener acceso por su situación económica. Este proyecto también pretende ser de gran ayuda para permitirles la comunicación y tendría un costo mucho menor.

Por otro lado, realizando una investigación bibliográfica, se encontró que actualmente no ha sido desarrollado ningún sistema que interprete la lengua de señas mexicana, lo cual permitiría también una innovación en el país.

1.3 Hipótesis y objetivos

1.3.1 *Hipótesis general*

Es posible desarrollar un sistema de reconocimiento del alfabeto de la lengua de señas mexicana empleando técnicas de inteligencia artificial, que tomen como referencia de entrada las señales provenientes de un conjunto de sensores colocados en puntos estratégicos de la mano, brazo y antebrazo.

1.3.2 *Objetivo general*

Implementar un algoritmo de inteligencia artificial, para que, a través de sensores colocados en la mano, brazo y antebrazo se logre llevar a cabo el reconocimiento del alfabeto de la lengua de señas mexicana así como reproducir en audio el significado de la seña realizada.

1.3.3 *Objetivos específicos*

- Caracterizar los sensores para conocer su respuesta a la entrada.
- Adquirir señales realizando signos de todo el alfabeto.
- Extraer características descriptivas de las señales.
- Realizar entrenamiento y configuración de un sistema inteligente, que permita relacionar las señales de los sensores con el signo realizado.

II. REVISIÓN DE LITERATURA

2.1 Marco teórico

2.1.1 Lengua de Señas

La lengua de señas, es un lenguaje visual con su propia estructura gramatical usada por débiles auditivos. Esta lengua está basada en las posturas de cuerpo y manos, gestos (movimientos con manos y brazos) y expresión facial en orden para transmitir un significado (Serafín, 2008).

De la misma forma que todas las lenguas, este lenguaje varía de país a país, incluso de región a región, por lo cual se delimita este proyecto a utilizar solo el alfabeto de la Lengua de Señas Mexicana (LSM), el cual está representado en la Figura 1.



Figura 1. Representación signica del alfabeto de la lengua de señas mexicana.

El estudio de este alfabeto, así como su aprendizaje permitirá tener conocimiento acerca de la posición de la mano, así como su posición respecto al cuerpo y el movimiento para realizar una buena representación de la seña.

2.1.2 Sistema Muscular

Para realizar el reconocimiento del signo, se llevará a cabo la medición de potenciales bioeléctricos, cuya medición permite conocer el funcionamiento de los sistemas nervioso y muscular, para este proyecto será utilizado el sistema muscular, más específicamente el sistema muscular del brazo.

2.1.2.1 Fisiología del brazo

El cuerpo humano contiene más de 650 músculos individuales fijados al esqueleto, que proporcionan el impulso necesario para realizar movimientos. Estos músculos constituyen alrededor del 40% del peso total del cuerpo. El punto de unión del músculo con los huesos o con otros músculos se denomina origen o inserción.

El sistema muscular está formado por el conjunto de músculos esqueléticos, cuya misión es el movimiento del cuerpo. Junto con los huesos constituye el aparato locomotor, del cual es la parte activa, puesto que los músculos son los responsables de los movimientos de los huesos. En la Figura 2 se muestran algunos músculos localizados en el antebrazo, mientras que en la Figura 3 se pueden observar los músculos que componen la mano.

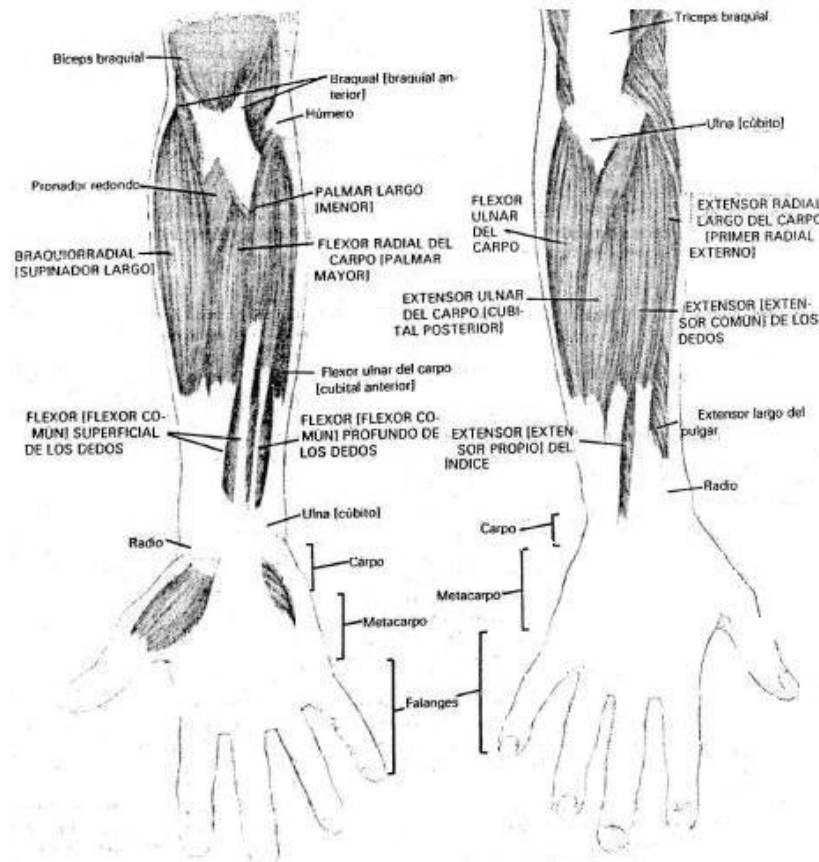


Figura 2. Sistema muscular del brazo-- referencia.

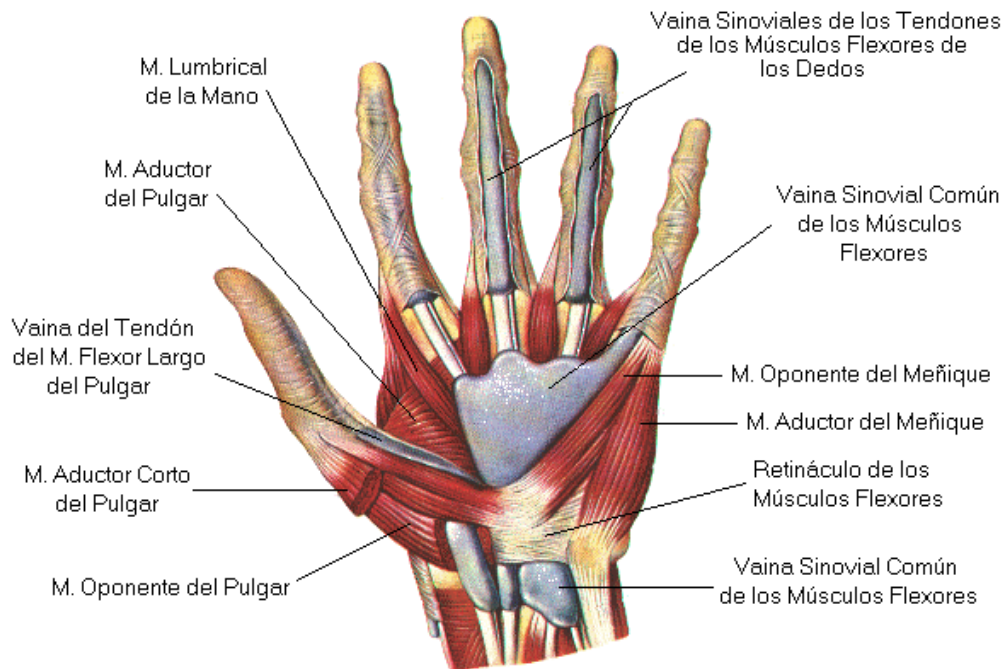


Figura 3. Músculos de la mano.

De las Figuras 2 y 3, damos principal importancia a tres músculos, el flexor común superficial permite analizar el movimiento de los dedos: anular, medio e índice; mientras que el Abductor del meñique permite analizar el movimiento del dedo meñique, de igual forma que el abductor corto del pulgar registra el movimiento hacia dentro del mismo.

2.1.3 Potenciales bioeléctricos

Los potenciales bioeléctricos se producen como resultado de la actividad electroquímica de células excitables, que son componentes del tejido muscular. En reposo estas células presentan lo que es conocido como potencial en reposo, mientras que, debidamente excitadas presentan un potencial en acción, el cual es el potencial a medir.

Cabe destacar que la medición de un potencial en acción es difícil ya que requiere la colocación de un electrodo dentro de una célula. En cambio, se suele medir los efectos combinados de un número elevado de potenciales de acción empleando electrodos superficiales o electrodos de aguja insertados en un musculo.

2.1.3.1 Electrodos

Los electrodos convierten corriente iónica (presente únicamente en tejidos vivos) en corriente eléctrica.

El comportamiento eléctrico de los electrodos puede simularse por un circuito equivalente al mostrado en la Figura 4.

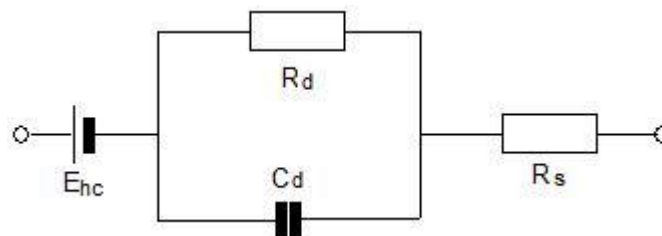


Figura 4. Circuito equivalente de un electrodo.

Donde:

E_{hc} = Potencial de media célula.

R_d = Resistencia de interfaz.

C_d = Capacitancia de interfaz.

R_s = Resistencia de electrolito.

Existen diferentes tipos de electrodos como son los electrodos superficiales de tipo plano, compuestos de Ag ó AgCl-Ag de dimensiones reducidas, o los electrodos superficiales flotantes con características parecidas, pero, con la característica principal de su estabilidad con los movimientos y el electrodo en si nunca entra en contacto con la piel, solo la pasta. También existen los electrodos de aguja los cuales sirven para analizar la actividad de un musculo en específico.

En el caso de este proyecto se utilizaran electrodos superficiales flotantes por sus características de estabilidad en el movimiento y por tener menor irritación con la piel en uso prolongado, como el mostrado en la Figura 5.



Figura 5. Electrodo superficial

2.1.4 Redes neuronales artificiales

Las *Redes Neuronales Artificiales RNA (ANN, Artificial Neural Network)* son sistemas de procesamiento de la información, cuya estructura y funcionamiento están inspirados en las redes neuronales biológicas. (Metin 2007). Se hace uso de una red que consisten en un gran número de elementos simples de procesamiento llamados nodos o neuronas que están organizados en capas (ver Figura 6). Cada neurona está conectada con otras neuronas mediante enlaces de comunicación, cada uno de los cuales tiene un peso asociado. En los pesos se encuentra el conocimiento que tiene la

RNA acerca de un determinado problema. La conexión de las neuronas colabora para producir un estímulo de salida.

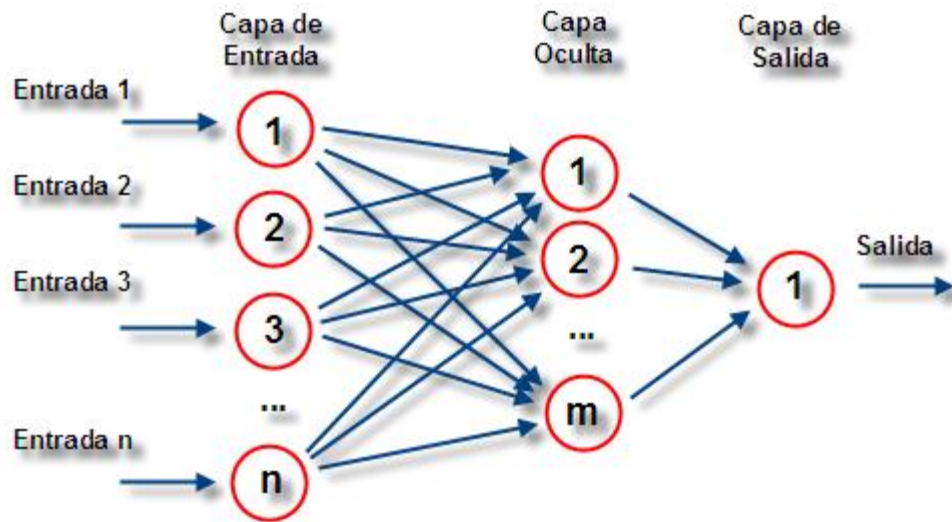


Figura 6. Estructura básica de una red neuronal multicapa.

2.1.4.1 El perceptrón

Está constituido por un conjunto de neuronas de entrada que reciben los patrones de entrada a reconocer o clasificar y una neurona de salida que se ocupa de clasificar a los patrones de entrada dependiendo de la función de activación. (Michael 2007).

La unidad de una red neuronal artificial es un procesador elemental llamado neurona que posee la capacidad limitada de calcular, en general, una suma ponderada de sus entradas y luego le aplica una función de activación para obtener una señal que será transmitida a la próxima neurona. Estas neuronas artificiales se agrupan en capas o niveles y poseen un alto grado de conectividad entre ellas, conectividad que es ponderada por los pesos (ver Figura 7).

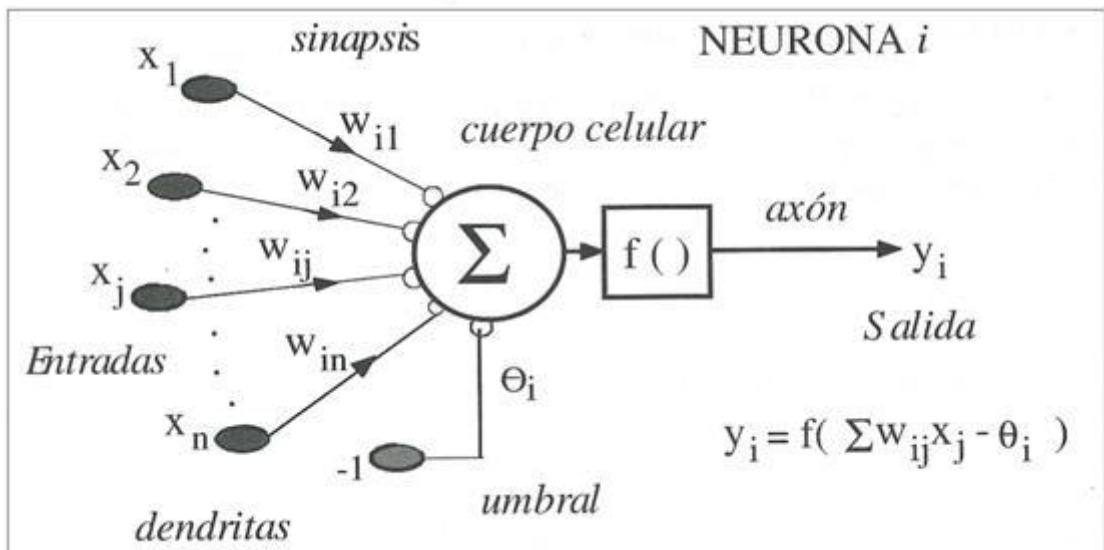


Figura 7. Neurona Estándar.

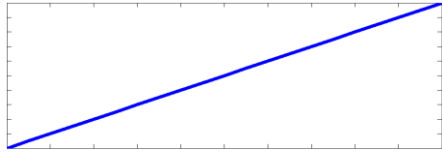
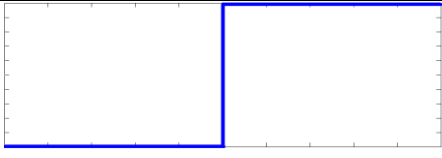
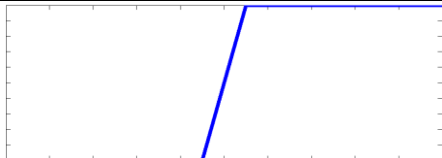
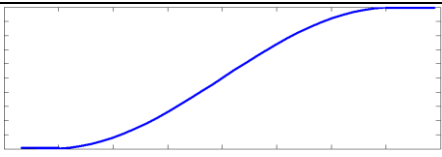
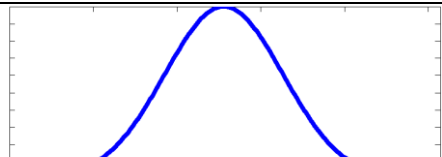
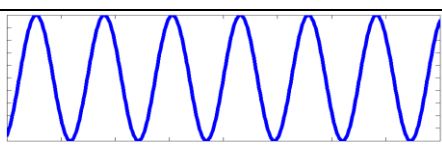
El modelo de neurona estándar consiste en:

Un conjunto de entradas $x_j(t)$ y pesos sinápticos w_{ij} y una función de activación.

Una regla de propagación: se encarga de transformar las diferentes entradas que provienen de la sinapsis en el potencial de la neurona. Normalmente se usa como función de propagación la suma ponderada de las entradas multiplicadas por los pesos. En esta función se interpreta como un regulador de las señales que se emiten entre neuronas al ponderar las salidas que entran a la neurona.

Una función de activación: combina el potencial postsináptico que nos proporciona la función de propagación, con el estado actual de la neurona, para conseguir el estado futuro de activación de la neurona. Sin embargo, es muy común que las redes neuronales no tomen su propio estado como un parámetro y que por tanto no se considere. Un ejemplo de funciones de activación se muestra en la Tabla 4.

Tabla 4. Funciones de activación habituales.

	Función	Rango	Grafica
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sing}(x)$ $y = H(x)$	$\{-1, +1\}$ $\{0, +1\}$	
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	$y = Ae^{-Bx^2}$	$[0, +1]$	
Sinusoidal	$y = A \sin(\omega x + \phi)$	$[-1, +1]$	

Con frecuencia se añade al conjunto de pesos de la neurona un parámetro adicional θ_i , que se denomina umbral, y que se resta al potencial postsináptico, por lo que el argumento de la función de activación es: $\sum w_{ij} x_j(t) - \theta_i$.

Finalmente el modelo de la neurona será como sigue:

$$y_i(t) = f(\sum w_{ij} x_j(t) - \theta_i) \quad (1)$$

Pero este tipo de perceptron tiene una serie de limitaciones, entre las cuales destaca el no poder clasificar conjuntos linealmente dependientes. Por ello surge el perceptron multicapa, que retoma la definición del perceptron simple pero se le añaden una serie de capas que convierten las funciones linealmente dependientes en independientes, gracias a la transformación de la capa oculta. (Palmer 2001).

2.1.4.2 Entrenamiento de una red multicapa empleando el algoritmo de retropropagación

La retropropagación del error es un entrenamiento supervisado que se emplea para redes multicapa, donde se ajusta el valor de los pesos en función del error generado. Esta técnica es muy empleada ya que permite tener un método de optimización que se encuentra al definir el gradiente del error y minimizarlo con respecto a los parámetros de la red neuronal (Ponce 2010).

Considerando una red de tres capas con dos entradas y una salida, como en la Figura 8, donde cada neurona está compuesta de dos unidades: la primera, suma los productos de las entradas por sus respectivos pesos; la segunda, contiene la función de activación. La señal corresponde a la salida de la suma y $y=f(e)$ es la señal de salida del elemento no lineal de la función de activación, así como la salida de la neurona.

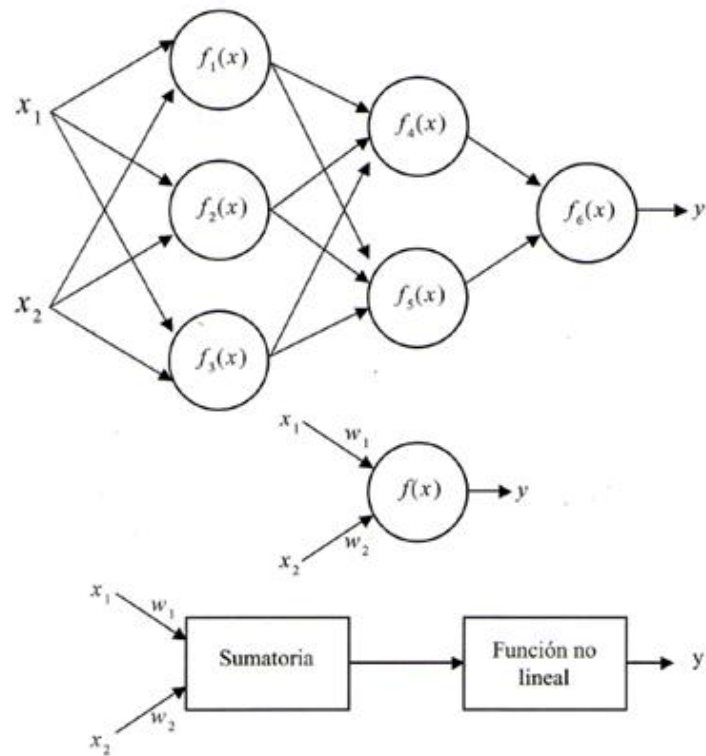


Figura 8. Red de dos capas ocultas.

Para entrenar la red neuronal es necesario presentar un conjunto de datos, el cual consta de señales de entrada x_1 y x_2 asignadas don objetivos correspondientes – salidas deseadas- denominados z . El entrenamiento es un proceso iterativo. En cada iteración los pesos de los nodos se modifican usando el algoritmo que se explica a continuación.

Cada paso del entrenamiento comienza al forzar ambas entradas de la salida del conjunto de entrenamiento. Después es posible determinar los valores de salida de las señales de cada neurona en cada capa de la red.

Las Figuras 9 y 10, muestran dos ejemplos de cómo se propaga la señal a través de la red, donde los pesos ω_{mn} corresponden a la conexión de la salida de la neurona m con la entrada de la neurona n en la capa siguiente.

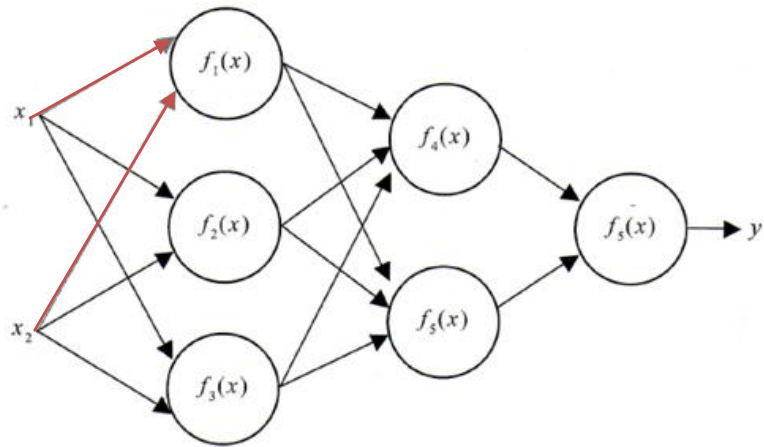


Figura 9. Propagación de la señal en la neurona 1

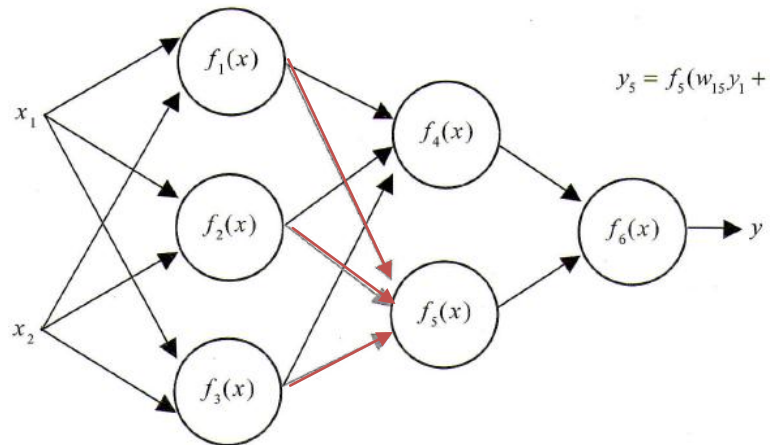


Figura 10. Propagación de la señal en la neurona 5

En la Figura 9 y 10, se puede observar la propagación de la señal en la neurona 1 y 5, obteniendo como salidas de la neurona y_1 e y_2 respectivamente.

$$y_1 = f_1(w_{(x_1)1}x_1 + w_{(x_2)1}x_2) \quad (2)$$

$$y_5 = f_5(w_{15}y_1 + w_{25}y_2 + w_{35}y_3) \quad (3)$$

El siguiente paso el algoritmo, la salida de la red es comparada con el valor objetivo deseado. La diferencia se denomina error de la señal (δ). Es imposible conocer el error en las neuronas de las capas internas directamente, debido a que se desconocen los valores de la salida de estas neuronas. El algoritmo de

retropropagación propaga el error de regreso a todas las neuronas, cuya salida fue la entrada de la última neurona.

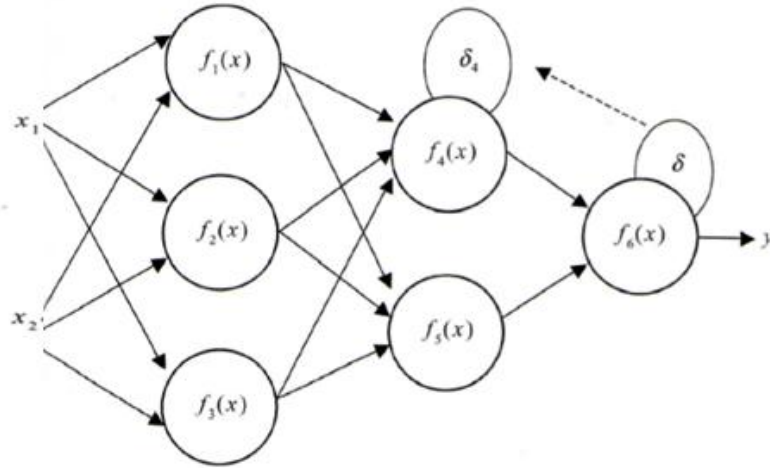


Figura 11. Retropropagación del error

En la Figura 11, se muestra la retropropagación de error, que es calculado como:

$$\delta_4 = w_{46} \delta \quad (4)$$

Posteriormente el error se va propagando a las neuronas de las capas anteriores, considerando los pesos de las conexiones.

Cuando se calcula el error para cada neurona, los pesos de entrada pueden modificarse a partir de la siguiente formula.

$$w_{mn} = w_{mn} + \eta \delta_n \frac{df_n(e)}{de} x_n \quad (5)$$

Donde η afecta la velocidad de aprendizaje y puede seleccionarse por diferentes métodos. Uno de ellos implica que al inicio del proceso de entrenamiento se elige un valor grande, va descendiendo conforme avanza el proceso. Otro método comienza con parámetros pequeños que aumentan a medida que avanza el proceso y nuevamente disminuye en la etapa final.

2.2 Antecedentes

La lengua de señas mexicana, también tiene sus variantes, es diferente para cada país e incluso para cada región, tanto en dialectos como en acentos.

En este lenguaje existen señas con significados bien definidos y de igual forma se utiliza una secuencia de las letras del alfabeto – *Finger Spelling*- la cual es usada principalmente en casos especiales donde no existe una seña para representar el significado, como es el caso de nombres propios o vocabulario especializado tomado de un lenguaje oral.

En la década de los 60's, William Stokoe describió los gestos a través de tres componentes simultáneos: forma de la mano, posición de la mano y el movimiento. Trabajo que el Dr. José Luis Hernández Rebollar, mexicano, ha extendido incluyendo la forma inicial (orientación y posición de la mano), la forma final y el movimiento entre estas.

En trabajos realizados con anterioridad, se han destacado dos métodos, uno de ellos, el procesamiento de imágenes, el cual con la ayuda de una cámara y una computadora extrae características principales de cada letra del alfabeto, para la extracción de estas características se ha utilizado el Modelo Oculto de Markov (HMM por sus siglas en inglés) (Masaru et al,2008).

Se hace referencia a otro sistema de visión para la detección de señas, con la principal característica de realizar el reconocimiento de 13 gestos, movimientos realizados con la mano y el brazo, las pruebas fueron realizadas a varias personas sin necesidad de entrenar el sistema para cada una de ellas (Akmeliawati et ál, 2009).

La mayoría de estos sistemas hacen referencia al uso de redes neuronales para el reconocimiento de un signo, un ejemplo es el uso de éstas para la determinación del alfabeto japonés mediante una imagen (Shimada et al ,2004).

Ahora bien el otro método, es la extracción de características a partir de sensores colocados en la palma de la mano para así poder conocer la posición, orientación, flexión y vibración de ésta.

Las señales pueden ser desglosadas en tres partes fundamentales:

La forma de la mano.

La ubicación de la mano respecto al cuerpo.

El movimiento de la mano respecto al cuerpo.

En 1987 (Zimmerman et al), presentaron el *Z-Glove* y el *DateGlove* , guantes, con los cuales se era capaz de representar los movimientos de la mano en una computadora.

En la actualidad existen algunas otras creaciones como son el *CyberGlove*, *DataGlove*, *PowerGlove*, el *SayreGlove* y el *AcceleGlove*.

El *SayreGlove* fue creado por sensores de luz con los cuales a partir de la cantidad de luz recibida en la celda receptora se da a conocer la posición de los dedos (Pizzolato et al, 2010) .

El *AcceleGlove* creado por el Dr. José L. Hernández R., El cual es un conjunto de seis acelerómetros,5 montados en los dedos y uno más en la parte trasera de la palma (Hernandez et al, 2008).

Este dispositivo no necesita de un sistema rastreador para identificar la orientación de la mano, por lo tanto es capaz de detectar posturas que otros sistemas no pueden. Un tren de 10 pulsos es enviado a un microcontrolador, al cual toma 10 milisegundos en encontrar la posición de los dedos; Esta información es enviada a una computadora para que fuera de línea identifique la letra que ha sido mostrada (Hernandez et al, 2002).

La identificación de del alfabeto es desarrollada a partir de un estructura *if-else* a través de una decisión de árbol donde el algoritmo comienza por discriminar la posición de la mano a través de la orientación de la palma en: horizontal y vertical, la clase horizontal se subdivide en plano o inclinado y la clase vertical en abierto o cerrado (Hernandez et al, 2004).

El principal problema de usar acelerómetros como sensores de posición angular es que éstos responden al cambio con respecto al vector gravitacional, por lo tanto, son insensibles a las rotaciones. Es por esta razón que se ha comenzado a hacer uso de acelerómetros y giroscopios para detectar una posición, haciendo uso de un método diferente al antes utilizado, que consiste en transformar los datos obtenidos en ángulos relativos entre los dedos y la palma de la mano. Estos datos son reconocidos por un sistema de clasificación basado en un sistema *fuzzy* (Bui y Thang, 2007).

Por otro lado como se comentó anteriormente, la diferencia entre el lenguaje de señas de una región y otra tiene algunas diferencias, por lo cual para la realización de estos dispositivos solo se ha tomado en cuenta el alfabeto del país donde se desarrolla la investigación, como es el caso del inglés en Estados Unidos de América (Hernandez y Mendez, 2004) el idioma Vietnamita (Bui y Thang, 2007), el Coreano (Seungki et al, 2007) ,y la lengua de señas de Nueva Zelanda (Akmeliawati,2009).

El sistema desarrollado para el idioma Coreano (Seungki et al, 2007), es un sistema formado por 5 sensores colocados en cada dedo para medir la flexión de éste en tres diferentes puntos y dos sensores de inclinación colocados en la parte trasera de la palma para identificar la dirección de la mano.

Por otro lado existe una técnica, donde con el uso de la electromiografía, la técnica consiste en la aplicación de pequeños electrodos de bajo voltaje en el territorio muscular que se desea estudiar, midiendo la respuesta y la conectividad entre los diferentes electrodos (Klein et al, 2006).

En la información anterior se han presentado diferentes técnicas para el reconocimiento de gestos, desde el uso de cámaras, guantes con sensores o incluso la combinación de éstos, pero todas con la principal característica de usar una PC para el reconocimiento de los movimientos; y se puede pensar en estos momentos en realizar un sistema embebido capaz de llevar a cabo el mismo trabajo antes mencionado.

Algunas de las aplicaciones que se les puede dar a este tipo de guantes son:

Reconocimiento de gestos.

Evaluación de las funciones de la mano (en medicina).

Control de un modelo tridimensional.

Interpretador de señas.

Manipulador.

Se propone realizar un sistema capaz de reconocer el alfabeto de la Lengua de Señas Mexicana, para permitir a las personas sordo-mudas una mejor comunicación con su alrededor.

III. METODOLOGÍA

Para desarrollar el sistema mencionado anteriormente, se sigue un esquema general del proyecto, el cual se muestra en la Figura 12.

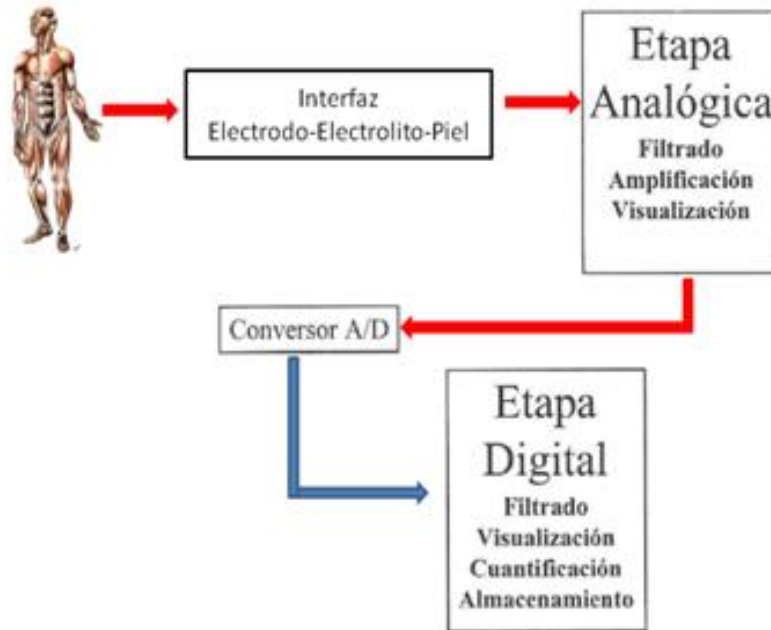


Figura 12. Esquema general del proyecto.

3.1 Sujetos de prueba

Para la toma de muestras y la validación de este sistema se contó con la ayuda de cuatro personas, dos de sexo masculino y dos de sexo femenino, las cuatro personas son diestras y ninguna de ellas utiliza la Lengua de Señas. 2 personas tuvieron oportunidad de practicar la representación de las 27 letras del Alfabeto de la lengua de señas mexicana; esta relación es mostrada en la Tabla 5.

Tabla 5. Relación de Personas.

Persona	Sexo	Edad	Entrenamiento
Persona 1	Masculino	24	Sí
Persona 2	Femenino	20	No
Persona 3	Femenino	25	Sí
Persona 4	Masculino	23	No

3.2 Realización de signo

Se sentó a las personas cómodamente, formando un ángulo de 90° con el brazo. Se solicitó a cada uno deletrear cada una de las 27 letras del alfabeto mostrado en la Figura 1.

El signo de cada letra comenzó y terminó de forma neutral con la mano relajada. Cada bloque de prueba consistió en deletrear las 27 letras 16 veces con una pausa entre cada prueba; es decir, 16 veces A, seguido de 16 veces B, etc. Por lo tanto cada bloque consistió en 432 pruebas, en cada una EMG fue grabada durante 1 segundo.

Se llevaron a cabo 4 bloques, uno por persona, que fueron utilizados para extraer las características de cada señal. A las 4 personas se les permitió todo el descanso deseable para evitar la fatiga, cabe mencionar que no se les permitió la producción de fuerza con los dedos.

3.3 Configuración de sensores

En lo que se refiere a sensores, es decir, los electrodos, se hará uso de siete electrodos superficiales flotantes, con los cuales se obtendrá un diferencial de potencial entre dos zonas de un musculo con respecto a un punto de referencia del mismo, haciendo uso de dos electrodos para el registro y otro como referencia. Tomando esto en cuenta el acomodo de los electrodos seleccionado se muestra en la Figura 13.

Se hace uso de dos electrodos por musculo para medir una diferencia de voltaje y uno más como referencia para los tres canales de medición.

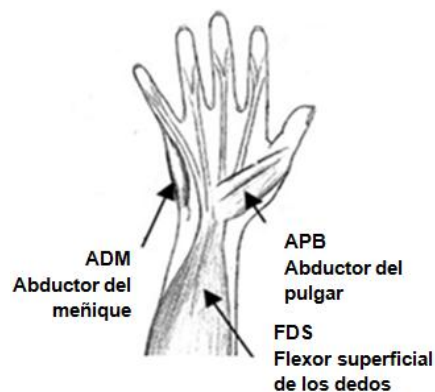


Figura 13. Ubicación de los electrodos.

El electrodo de referencia se colocó en el Bíceps, tal como se muestra en la Figura 14; mientras que la colocación de los electrodos APB se llevó a cabo como se

ve en la Figura 15, imágenes obtenidas de Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscle (Seniam).



Figura 14. Ubicación para electrodo en Bíceps [Seniam].

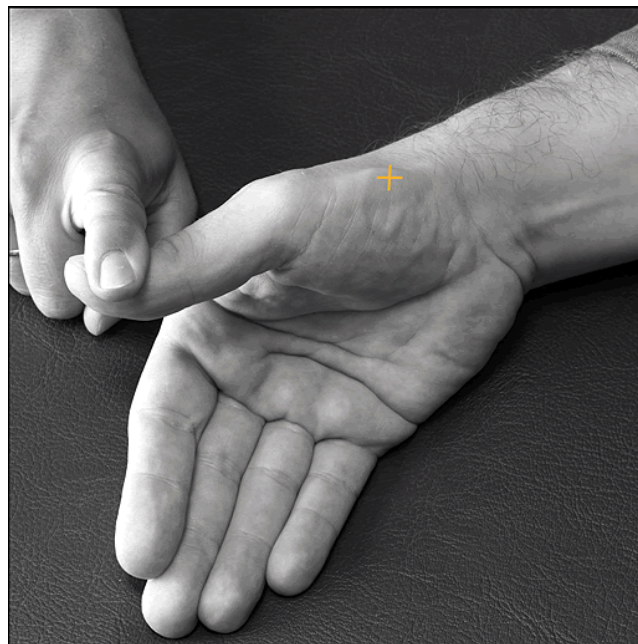


Figura 15. Ubicación electrodo en musculo APB [Seniam].

3.4 Etapa analógica

En esta etapa, se realiza la lectura de señales mioeléctricas haciendo uso de un amplificador de instrumentación y un filtro analógico pasabajas.

3.4.1 Acondicionamiento de señal

La señal mioeléctrica (como la mostrada en la Figura 16) detectada en la superficie de la piel es de una amplitud de $50 \mu\text{V}$ a 5 mV y una respuesta en frecuencia de 50 a 400 Hz, debido a esto, es muy fácil de contaminar por el ruido de la fuente de alimentación. La instrumentación debe tener una alta impedancia de entrada y distorsionar lo menos posible la señal (Coughlin & Driscoll, 1987).

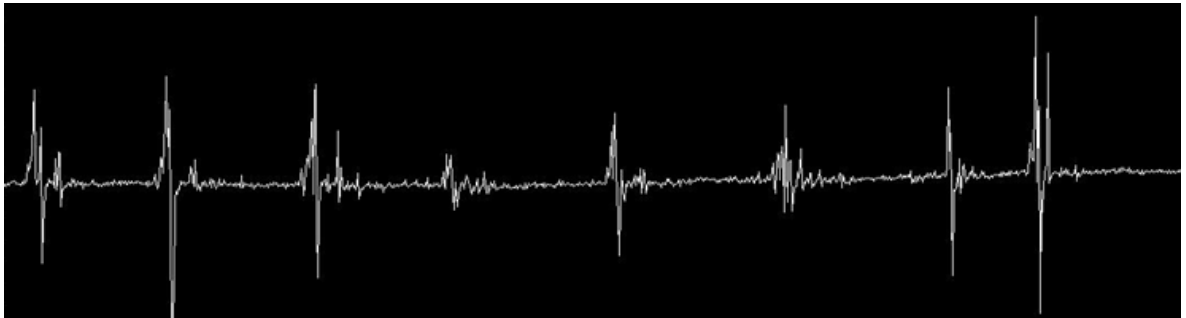


Figura 16. Ejemplo de señal mioeléctrica.

3.4.1.1 Amplificación

El amplificador de instrumentación, es un dispositivo creado a partir de amplificadores operacionales es muy versátil y está diseñado para tener una impedancia de entrada muy alta y un alto rechazo al modo común (CMRR). Se usa para medir voltajes diferenciales, cuyas magnitudes de voltaje y corriente sean muy pequeñas, ya que posee ganancias en modo diferencial altas (Coughlin, 1999).

El amplificador de instrumentación utilizado es el INA129P de *National Instrument* mostrado en la Figura 17 ya que cuenta con una buena relación de rechazo al modo común-130 db- y una ganancia de hasta 1000.

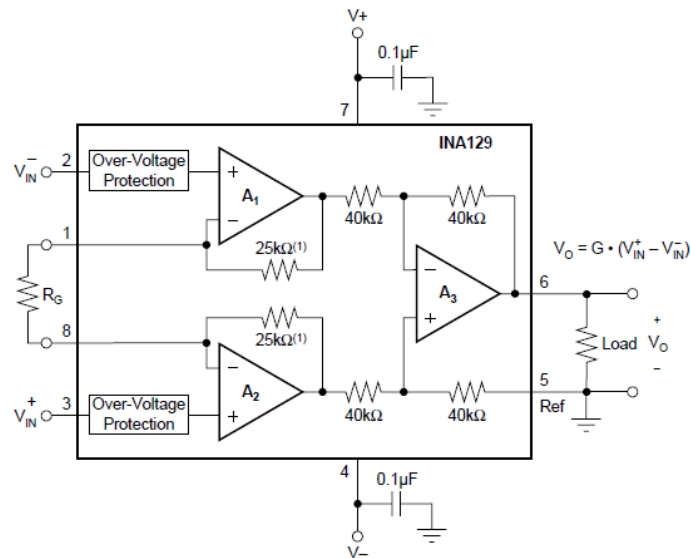


Figura 17. Amplificador de instrumentación INA 129P.

3.4.1.1.1 Validación de amplificador

Como se menciona anteriormente, en rango de voltaje de las señales mioeléctricas va de los 50 μV a 5 mV, por lo cual se ha decidido llevar a cabo una amplificación de 1000 veces, tomando en cuenta esto, resolvemos la siguiente fórmula para conocer el valor de la resistencia.

$$G = 1 + \frac{49.4K\Omega}{R} \quad (6)$$

Lo anterior da como resultado una resistencia con valor de 49.449 Ω , haciendo uso de resistencia comerciales con tolerancia de +/- 5% se utiliza una con valor de 50 Ω ; Dado esto la ganancia a utilizar es $G= 989$.

Cabe destacar que este amplificador, lleva a cabo su función tomando la diferencia entre dos señales mioeléctricas obtenidas a un centímetro de separación, por lo cual el valor a amplificar es relativamente pequeño.

Para comprobar el funcionamiento del amplificador de instrumentación se muestran Figuras 18 y 19, donde se ha realizado la señal para la letra S y Z.

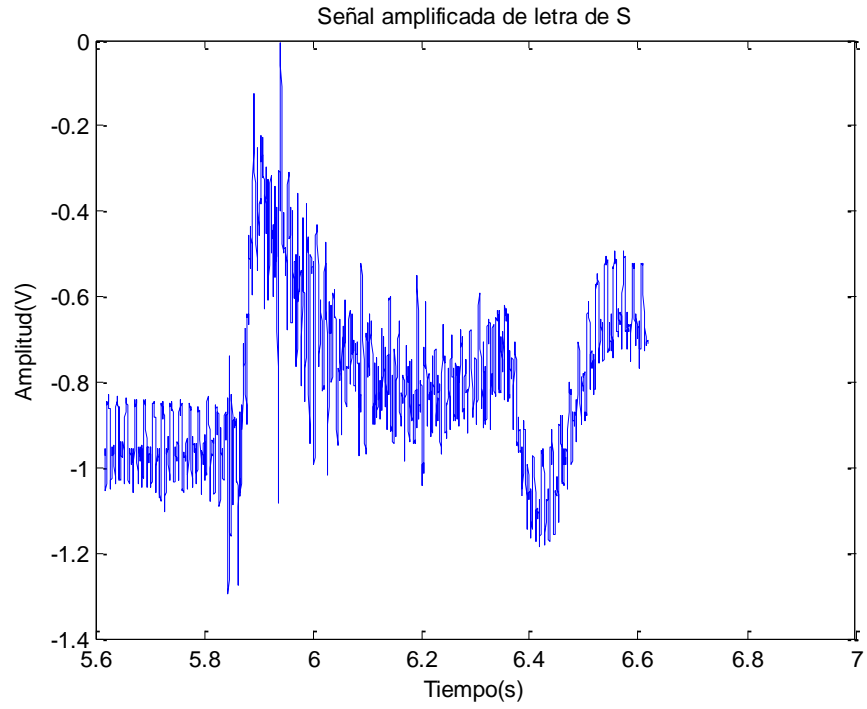


Figura 18. Señal amplificada de letra S

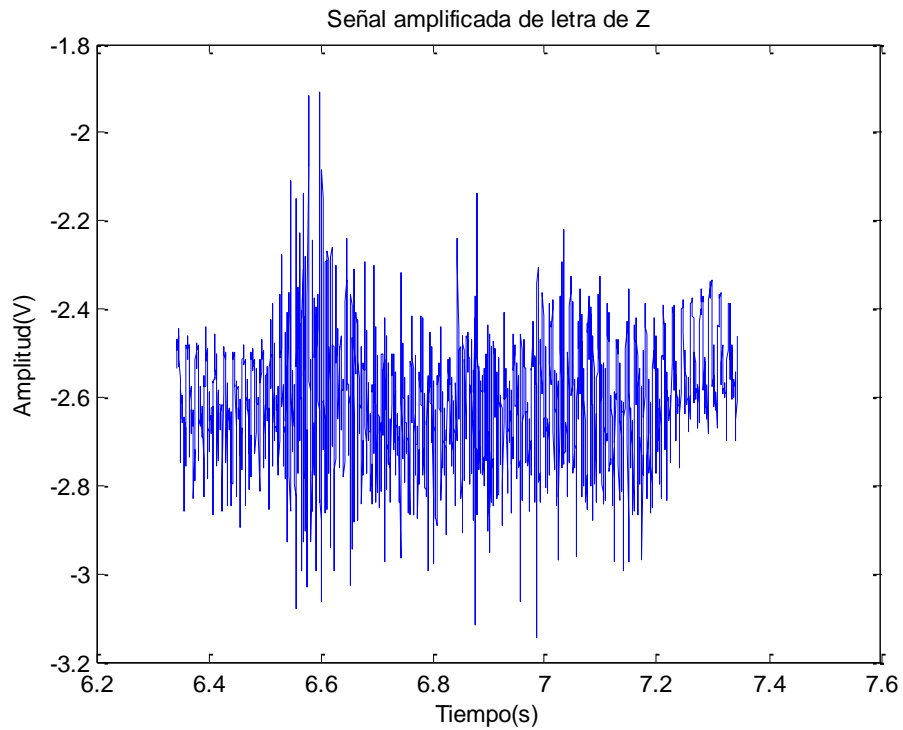


Figura 19. Señal amplificada de letra Z

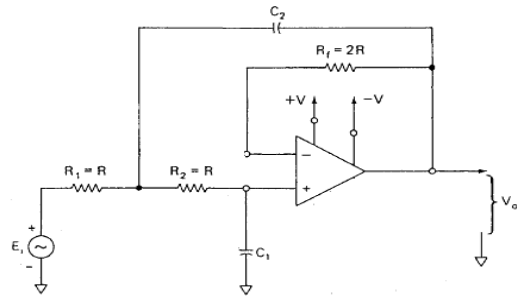
En las graficas anteriores se muestra que la señal amplificada tiene amplitud que ya puede ser medida en Volts y no en el orden de micro ó mili Volts.

3.4.1.2 Filtrado

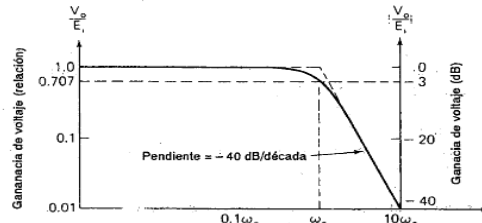
El filtrado en esta etapa analógica ayuda a reducir el ruido, para obtener con una mayor claridad la señal requerida, es decir, la señal que pertenezca exclusivamente al estímulo provocado por el músculo.

El cuerpo humano es una excelente antena para el ruido ambiental, especialmente a 60 Hz que es precisamente el rango donde se encuentra la mayor cantidad de energía de las señales de EMG. Debido a esto, se utilizan amplificadores con alto CMRR, característica que posee el amplificador de instrumentación, es decir este dispositivo no agrega ruido propio apreciable como los potenciales no deseados que se suman a ambos electrodos simultáneamente. De este tipo suelen ser, predominantemente, los ruidos debidos a la línea de alimentación y equipos electrónicos de uso común.

Una segunda parte a realizar, es hacer uso de un filtro pasabajas de 500 Hz, para evitar un alias- efecto que causa que señales continuas distintas se tornen indistinguibles cuando se muestrean- . Se hará uso del arreglo mostrado de la Figura 20 para el diseño de éste.



(a) Filtro pasabajas con una pendiente de -40 dB/década



(b) gráfica de respuesta en frecuencia para el filtro pasabajas de la parte (a)

Figura 20. a) Circuito básico de filtro pasabajas con una pendiente de -40 db/década; b) Respuesta en frecuencia del filtro pasabajas.

Las ecuaciones para el desarrollo del filtro son:

$$Wc = \frac{1}{RC} = 2\pi f_c \quad (7)$$

Donde: f_c es la frecuencia de corte, Wc la frecuencia de corte digital, R el valor de la resistencia y C el valor del capacitor.

De la ecuación anterior obtenemos:

$$R = \frac{0.7071}{2\pi f_c C} \quad (8)$$

Dado esto, es necesario seleccionar un capacitor C , con un valor máximo de $0.1\mu F$.

3.4.1.2.1 Validación de filtro analógico

Tomando en cuenta las formulas presentadas anteriormente, se ha seleccionada un capacitor $C = 0.1\mu f$ y con la frecuencia de corte de 500Hz , se obtiene

$R=2250.45\Omega$ y $R_f=4500.90\Omega$. Con este filtro diseñado se procede a hacer la siguiente prueba:

Se introduce una senoidal de 1 Hz, cuya amplitud de 1.06 Vpp; Para localizar su frecuencia de corte, debe existir la siguiente relación:

$$\frac{V_{s\grave{a}ida}}{V_{e\nu}ntrada} = 0.7071 \quad (9)$$

Para cumplir la relación, el voltaje de salida debe ser igual a $V_{s\grave{a}ida}=74.9526v$; La frecuencia donde se encuentra dicha amplitud es en $F_c=460$ Hz.

No corta de acuerdo a lo diseñado pero esta frecuencia de corte es suficiente, ya que, el rango de amplitud donde se concentra la señal es de 50-150 Hz (Surface electromyography: Detection and Recording, 1996).

En la Figura 21, se realiza una comparación entre la señal amplificada y la señal filtrada, donde se una señal más definida, de igual forma se muestran algunos ejemplos de señales de alta frecuencia eliminadas con haciendo uso del filtro analógico. Se muestra un acercamiento para detectar de una mejor manera los cambios.

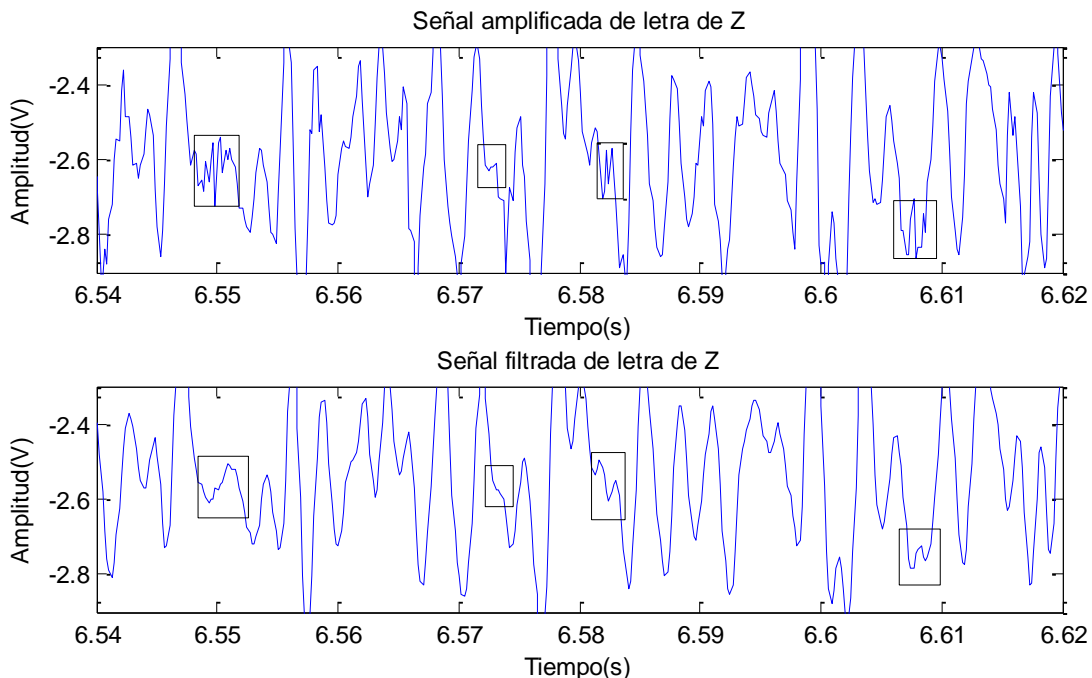


Figura 21. Comparación de señal con filtro y sin filtro analógico

3.5 Etapa digital

En la Figura 22 se muestra un panorama general de la etapa digital, el cual se separa en dos etapas; la primera, correspondiente al convertidor analógico-digital y al guardado de datos; la segunda, básicamente el procesamiento de señal, la cual incluye los bloques restantes. Teniendo en esta segunda dos métodos para la clasificación, el método de medir el error respecto al promedio de las características y el segundo haciendo uso de una red neuronal.

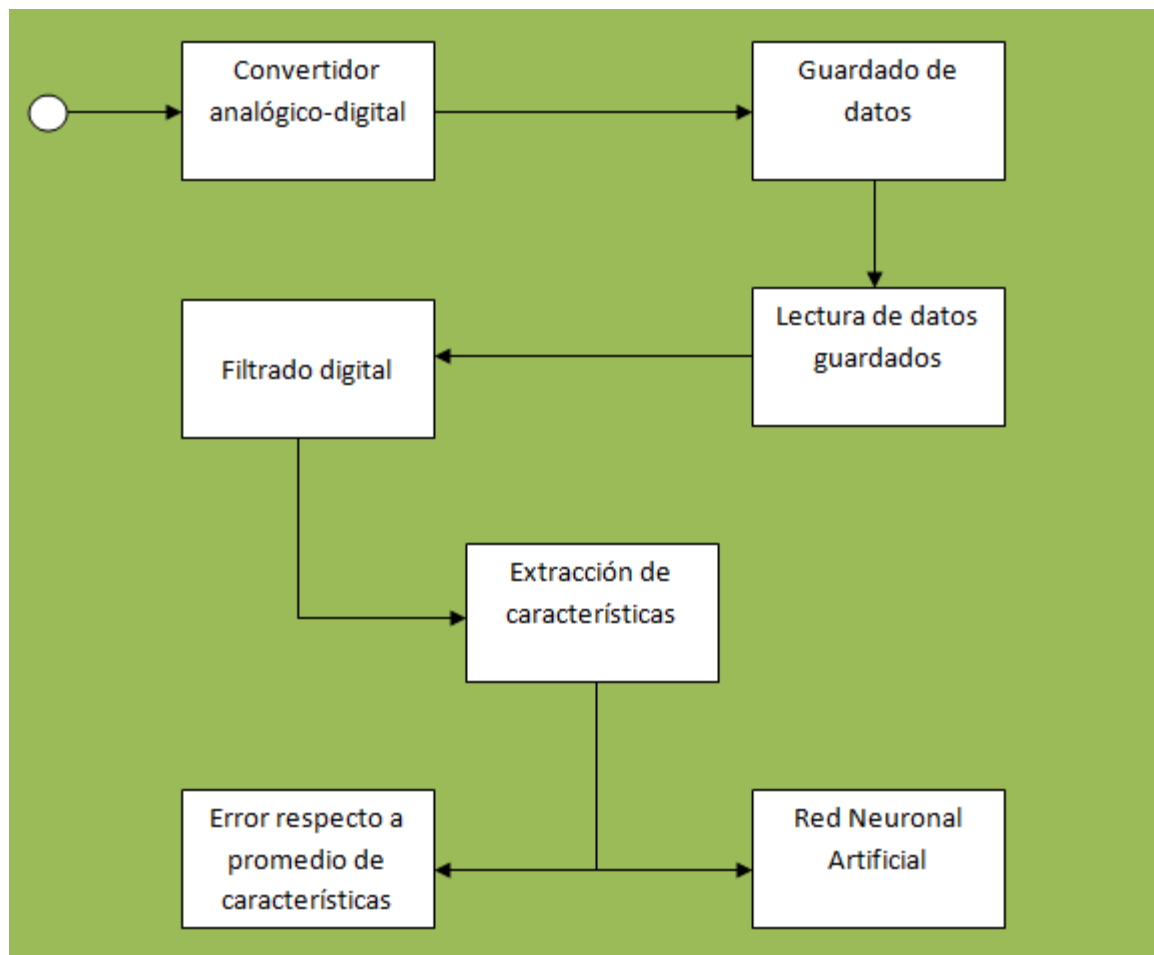


Figura 22. Diagrama de flujo para interpretación de características.

3.5.1 Adquisición de datos

En esta etapa se hace uso de Labview para guardar los datos generados por los tres canales en un solo archivo con extensión *.lvm; para llevar a cabo la adquisición de datos se hace uso de una tarjeta de adquisición de datos de *National Instruments* modelo NI USB- 6009. Cabe mencionar, que se han tomado un total de 16 muestras durante un segundo para cada letra, es decir, un total de 432 muestras; de igual manera se ha tomado una frecuencia de muestreo de 5KHz, es decir, 10 veces mayor a la máxima frecuencia permitida por el filtro analógico, esto, para tener una mejor reconstrucción de la señal.

3.5.1.1 Tarjeta de adquisición de datos.

La tarjeta de adquisición de datos NI USB – 6009 es utilizada para la conversión de de datos analógicos a digitales y viceversa; para este trabajo solo se hace uso solamente de las entradas analógicas.

La tarjeta cuenta con 8 entradas analógicas con una resolución de 13 bits y capaz de realizar un muestreo máximo de 48 KHz en función multicanal, es decir, es capaz de muestrear a esta frecuencia varios canales sin perder datos, algunas otras características son mostradas en la Tabla 6.

Tabla 6. Características NI USB-6009

Tipo de conversión	Aproximaciones sucesivas
Rango de entrada	+/- 10 Volts
Impedancia de entrada	144 K Ω
Ruido	5 mVrms

3.5.2 Procesamiento de señal

Esta etapa es realizada con el uso Matlab© y comprende un filtrado digital, la extracción de características y el método de reconocimiento a través de una red neuronal artificial.

3.5.2.1 Filtrado digital

La señal original contiene frecuencias por debajo de los 500 Hz y la señal que se requiere analizar se encuentra por arriba de los 15Hz y por debajo de los 400Hz, teniendo su mayor parte de características en el rango de 15Hz-150Hz. Es por esta razón que se hace uso de la transformada de Fourier para eliminar las frecuencias que no son importantes.

En la Figura 23 se muestra un diagrama de flujo para llevar a cabo este filtrado.

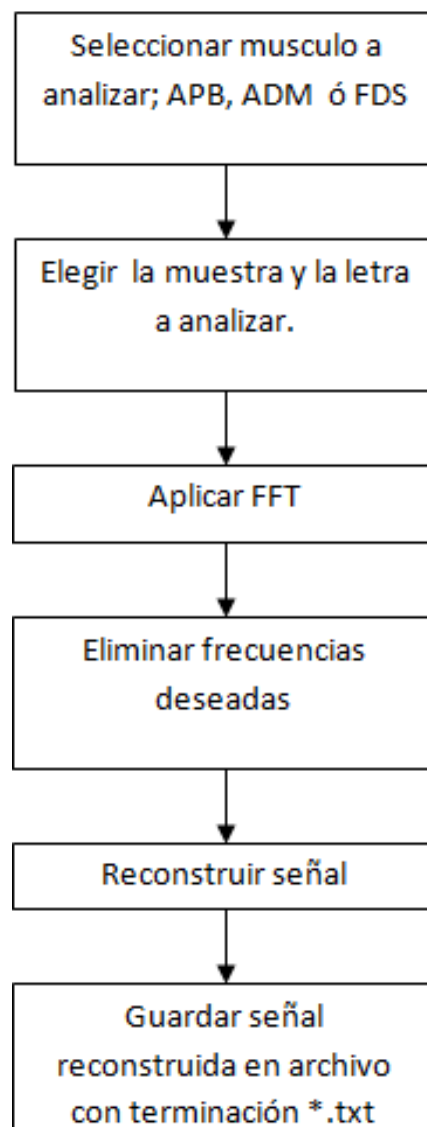


Figura 23 Diagrama de flujo para filtrado

3.5.2.1.1 Validación de Filtro digital

Antes de todo, se realiza un análisis de las frecuencias que se desean eliminar, en este caso se han eliminado frecuencias menores a 15 Hz y mayores a 400Hz, de igual manera, se han eliminado frecuencias de 60, 121, 181, y 360 Hz, que, como se muestra en las siguiente imagen, son las frecuencias que en todas las muestras obtenidas aparecían con mayor amplitud.

En la Figura 24, se aprecia el cambio de la magnitud de la señal con y sin filtro, ya que se han eliminado las frecuencias deseadas; En la Figura 25 se muestra un acercamiento donde se muestran los picos de las frecuencias eliminadas, así como la FFT antes de reconstruir la señal.

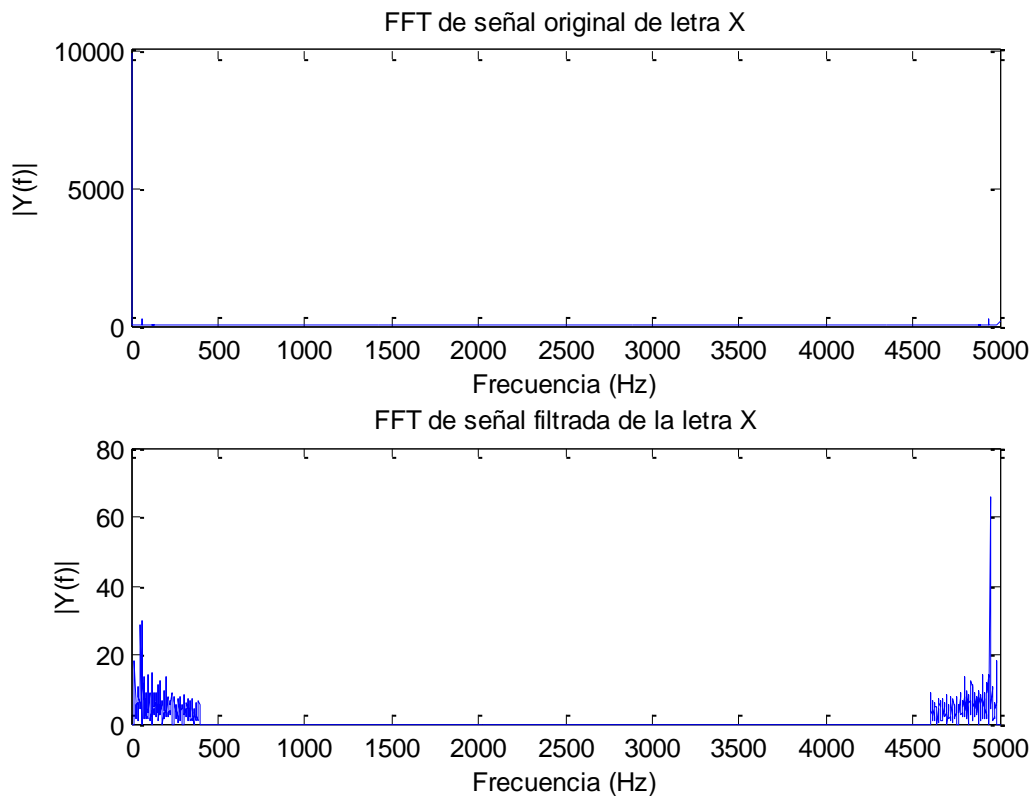


Figura 24. Transforma de Fourier de señal sin filtro digital y con filtro digital.

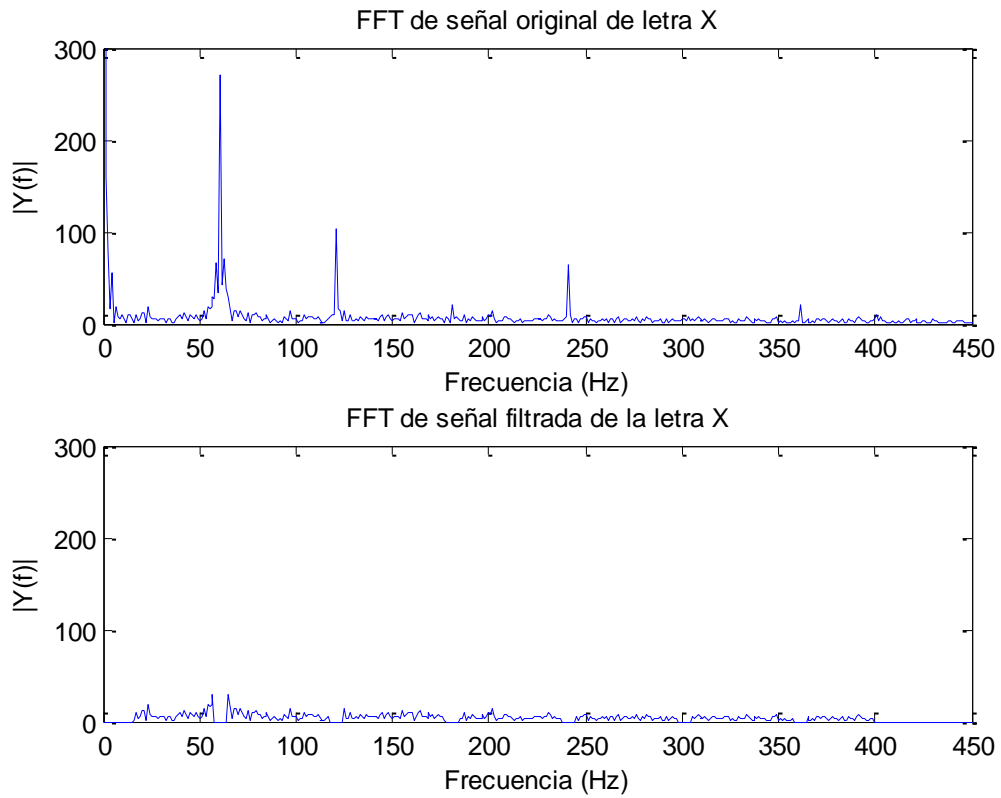


Figura 25. Comparación de frecuencias eliminadas.

3.5.2.2 Extracción de características

La extracción de características es realizada a partir de una aproximación temporal y una aproximación espectral, generando un vector de características que permita la identificación de las señales mioeléctricas.

A continuación se analizan las características encontradas para el conjunto de datos mioeléctricos.

3.5.2.3 Aproximación temporal

Para este caso se utilizan siete características:

Si el tiempo de muestras es muy pequeño, el valor resultante genera una idea de la amplitud, frecuencia y duración de la onda en un solo valor.

5.- Varianza (V). Es una medida de dispersión, Se trata de la esperanza del cuadrado de la desviación de la variable frente su media, se define como:

$$Va = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N} \quad (12)$$

Donde \bar{x} es el promedio de la señal.

6.- Valor medio absoluto de pendientes (VMAP). Esta característica está dada por:

$$P = \frac{\sum_{i=1}^N (x_{i+1} - x_i)}{N} \quad (13)$$

7.- Curtosis (C).

$$Cu = \frac{N * \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4}{(Varianza)^2} - 3 \quad (14)$$

3.5.2.4 Aproximación espectral

Se utiliza un solo método para la extracción de estas características, el periodograma, que es una forma de estimar la densidad del espectro de potencia (PSD) de una señal; Este método consiste en encontrar la transformada de Fourier y tomar la magnitud al cuadrado del resultado, en esta investigación se trabajó con 3 diferentes tipos de periodogramas

3.5.2.4.1 Periodograma (P)

el cual está dado por:

$$P_{XX}(k) = \frac{|x(k)|^2}{N}, k = 1, \dots, N \quad (15)$$

Donde $x(k)$ son los coeficientes de la FFT, que se definen como:

$$x(k) = \sum_{n=1}^N x[n] e^{-j2\pi(k-1)\frac{n-1}{N}} \quad (16)$$

Y donde la frecuencia f_k para cada componente del PSD se encuentra como:

$$f_k = \frac{k f_s}{N} \quad (17)$$

Donde f_s es la frecuencia de muestreo.

3.5.2.4.2 Periodograma de Barlett (PB).

Este Periodograma se calcula de la misma forma anterior con la diferencia que la señal a la cual se le aplicara es dividida en N segmentos de una longitud M , a cada segmento se le aplica el periodograma para finalmente obtener un promedio de estos, para esta investigación la señal es dividida en 10 segmentos.; éste está dado por:

3.5.2.4.3 Periodograma de Welch (PW)

En este caso, la señal es dividida en K segmentos de una longitud M , con la diferencia que estos segmentos se encuentran solapados; esta dado por:

En el caso de cualquier periodograma es posible extraer tres características como son:

- Potencia promedio (PP).
- Potencia máxima (PM).
- Frecuencia de la máxima potencia (FMP).

3.5.3 Error respecto a promedio de características

En este método se lleva a cabo tomando un 68% de las muestras para encontrar un promedio de ellas, es decir, para cada letra se toman 11 muestras y se obtiene un promedio de cada característica por letra tomando en cuenta que se eliminan tanto la de mayor como la de menor magnitud.

Posteriormente con el 32% restante de las muestras, se obtienen las mismas características y se mide el error que presentan éstas respecto al promedio obtenido de la misma de cada letra, es decir, si se mide la varianza de una señal, posteriormente se compara este valor con el promedio de la varianza para cada letra del alfabeto, tomando finalmente como resultado la letra donde se presente menor error.

Finalmente observa con que letra se obtuvo más relación y ésta es a la que corresponde la señal medida.

3.5.4 Red Neuronal Artificial

La red neuronal tiene como entrada un conjunto de las características mencionadas anteriormente, 2 capas ocultas, la primera constituida por 150 neuronas y la segunda por 90, y 27 neuronas de salida –una por cada letra del alfabeto-.

La primer fase es el entrenamiento de la red, en el cual a través del algoritmo de gradiente descendente se calculan los pesos sinápticos, para este entrenamiento se toma un 68% -297 muestras-, es decir, 11 muestras de cada letra de las muestras adquiridas, en la Figura 24 se muestran los vectores utilizados para el entrenamiento; Para la salida deseada se ha supuesto un valor de 0.5 para la letra a la que corresponde la muestra y de -0.5 para las demás neuronas.

Como funciones de activación, para las neuronas de capa oculta, se selecciona la función sigmoide y para la capa de salida la función identidad.

Para detener el entrenamiento, se tomó como referencia el llegar a un error de 0.0140 ; Por otro lado, se puede asignar la velocidad de entrenamiento recomendada menor a 0.5.

Finalmente el 32% -135 muestras- restante, se utilizaran para la validación de la red y comprobar si ésta es capaz de llevar a cabo el reconocimiento.

En la Figura 26, podemos observar como todos vectores que representan una letra tiene una amplitud muy parecida mientras que si se relacionan con las demás letras se nota una diferencia, algunas características fueron divididas por 1×10^{14} para poder mostrar una mejor relación.

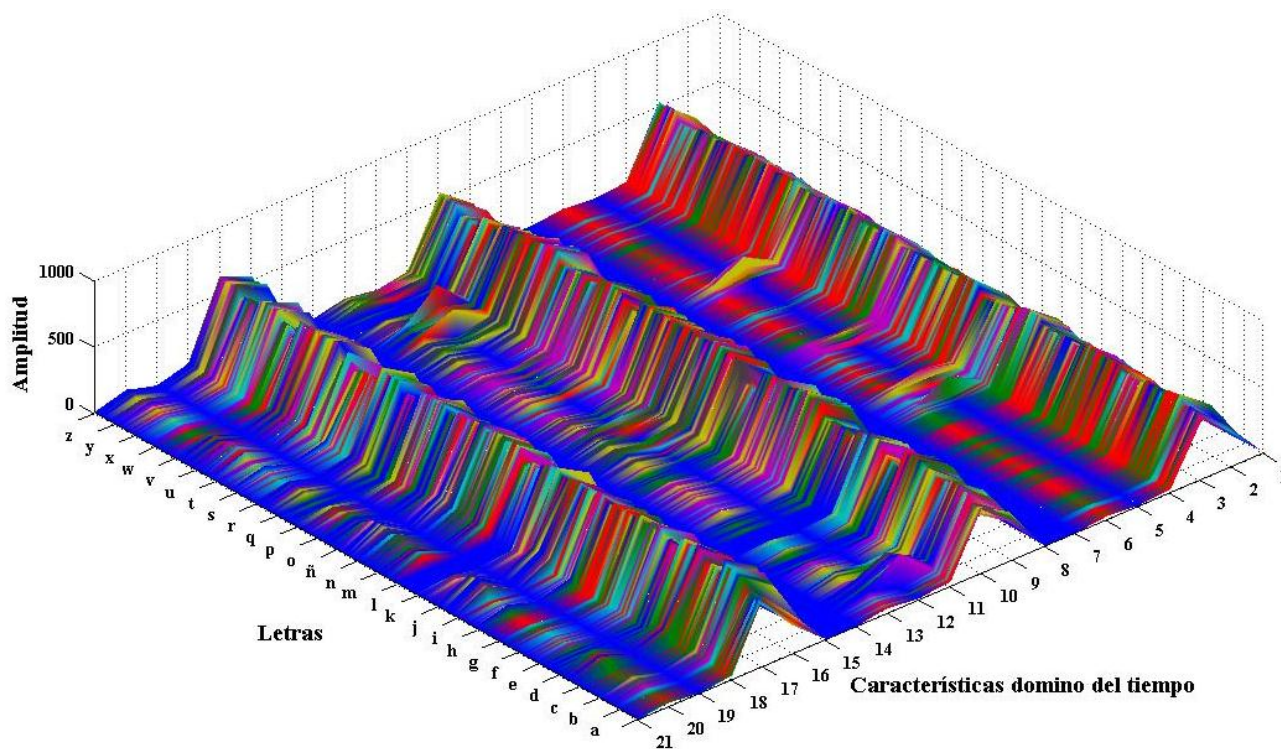


Figura 26. Vectores de entrada a RNA.

IV. RESULTADOS

4.1 Dispositivo de adquisición

La figura 27 muestra el circuito construido para la adquisición de señales mioeléctricas, el cual está diseñado para la lectura de tres canales, cada uno con su respectivo amplificador y filtro analógico.



Figura 27. Circuito para adquisición de señal mioeléctrica.

Por otro lado los electrodos fueron colocados como se muestra en la Figura 28, respetando la ubicación mencionada anteriormente.

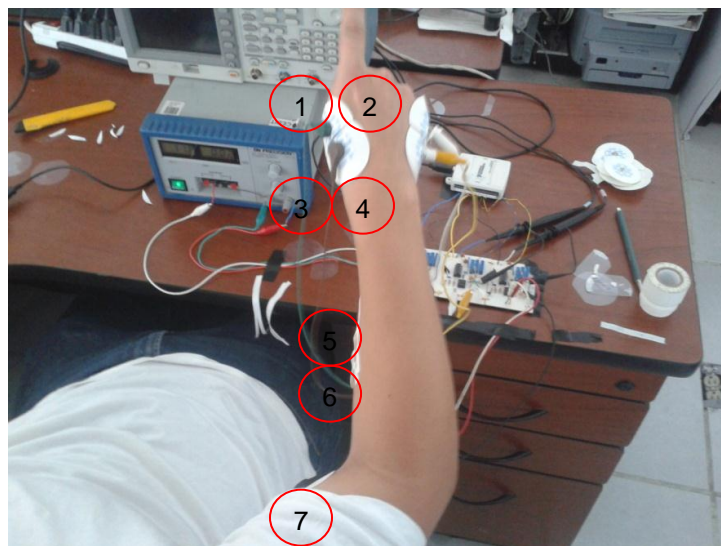


Figura 28. Ubicación de electrodos en prueba.

4.2 Señales generadas por los músculos.

Las Figuras 29, 31, 33 muestran el ejemplo de los signos B, J, X respectivamente, realizados durante las pruebas, mientras que las Figuras 30, 32, 34 son las señales generadas en cada músculo por cada persona. En las cuales se puede observar como las personas con un entrenamiento - Persona 1 y Persona 3- generan un los músculos implicados en el signo mayor actividad muscular.

En el signo B como en el J, se debe de generar actividad en el musculo APB y en el ADM, con la diferencia de que en el signo B el musculo APB tiene una mayor actividad al contrario del signo J donde ADM es el que participa más; mientras que en el signo X tiene participación los tres músculos.



Figura 29. Signo de letra B.

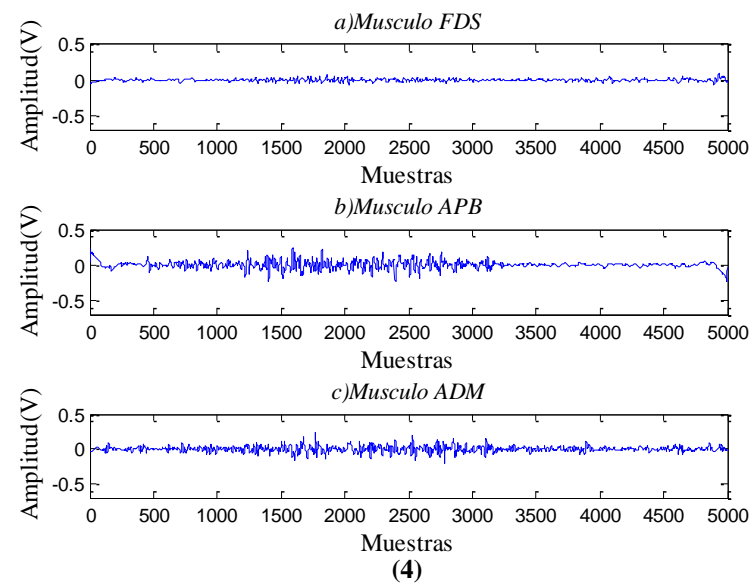
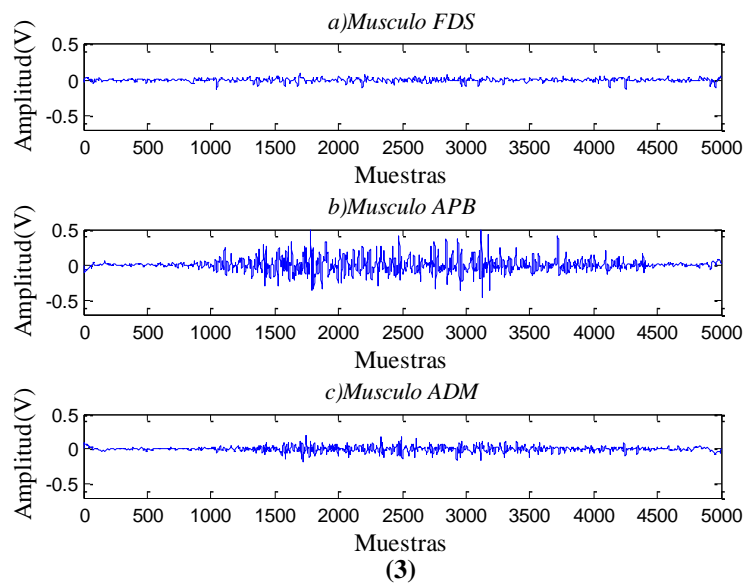
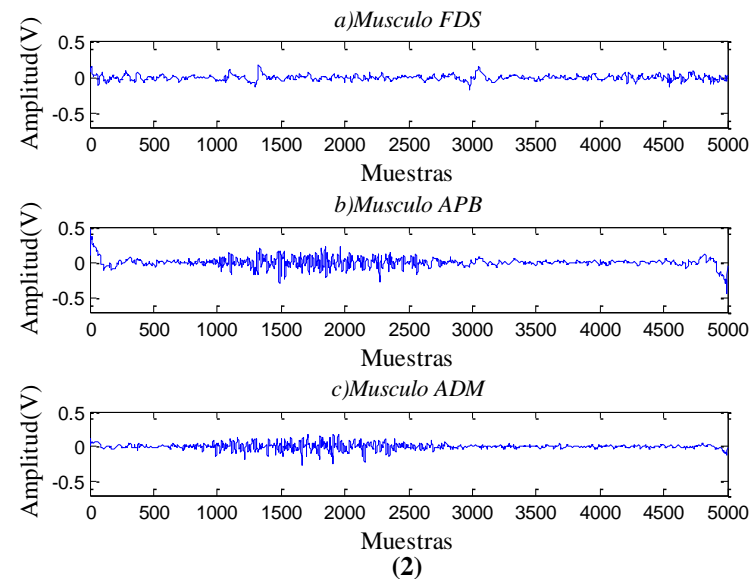
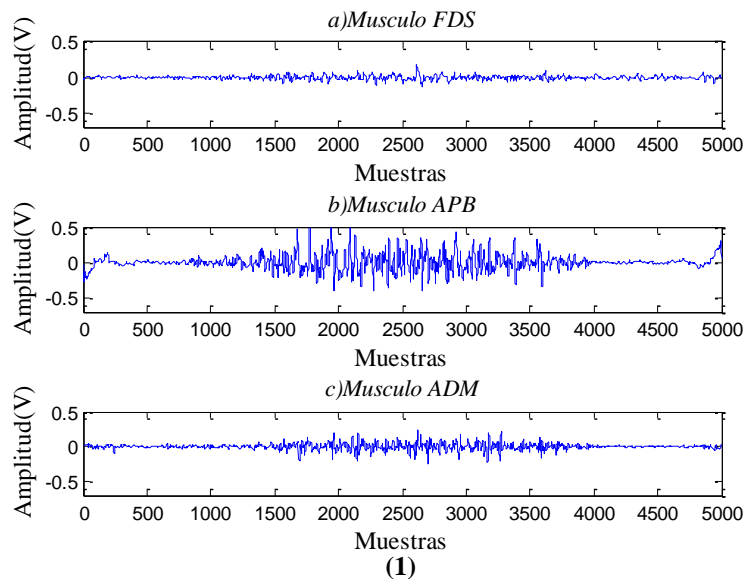
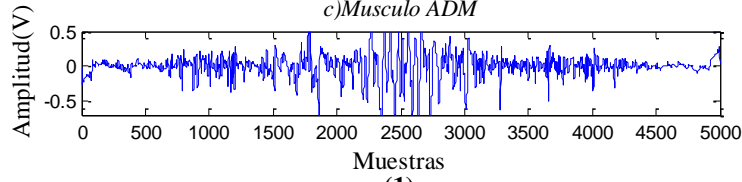
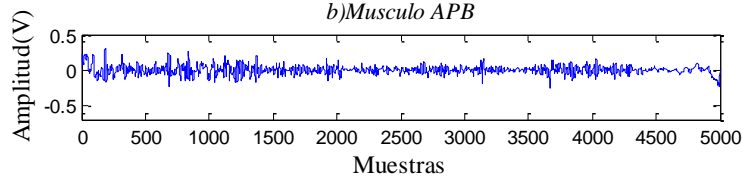
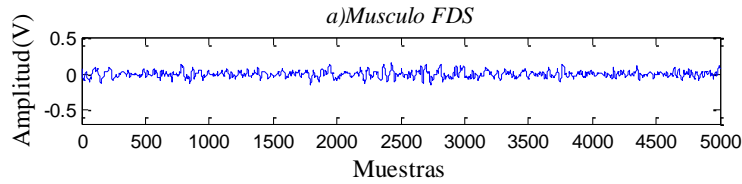


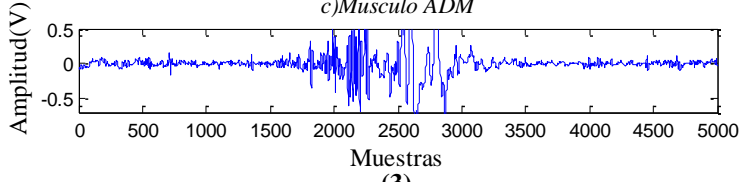
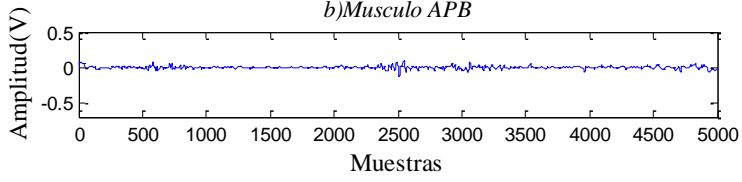
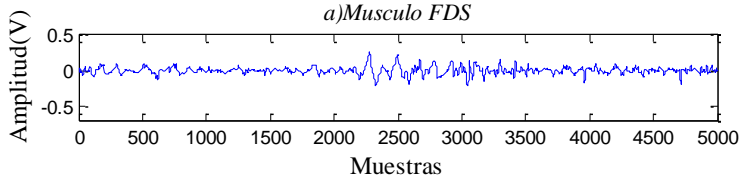
Figura 30. Señales generadas al realizar la letra B; 1) Persona 1; 2) Persona 2; 3) Persona 3; 4) Persona 4.



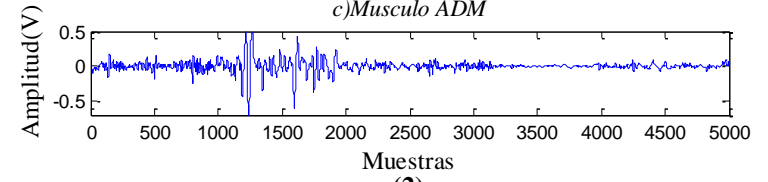
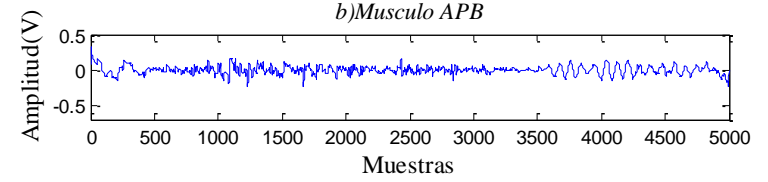
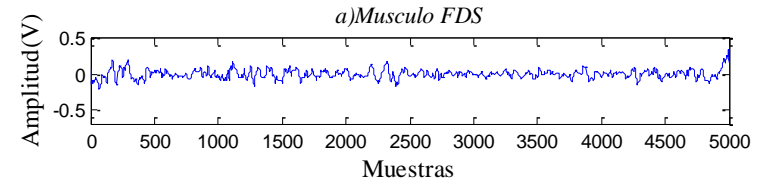
Figura 31. Signo de letra J.



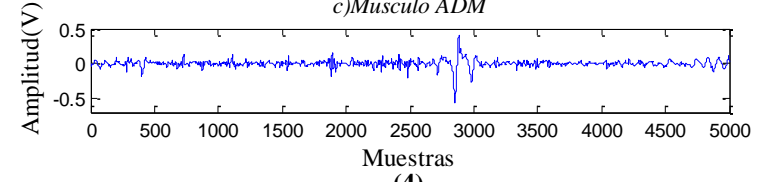
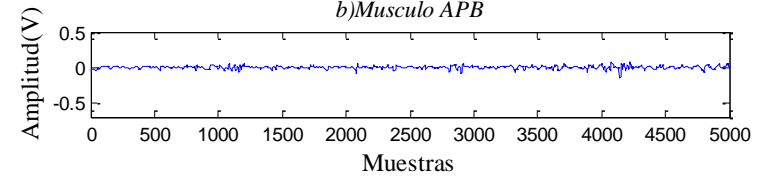
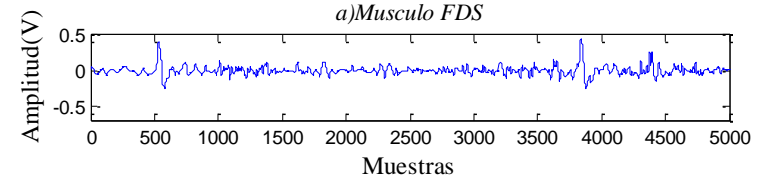
(1)



(3)



(2)



(4)

Figura 32. Señales generadas al realizar la letra J; 1) Persona 1; 2) Persona 2; 3) Persona 3; 4) Persona 4.

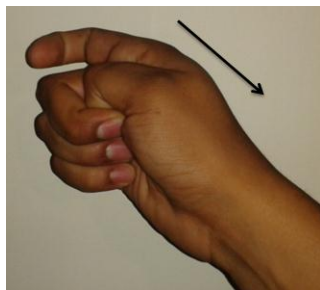
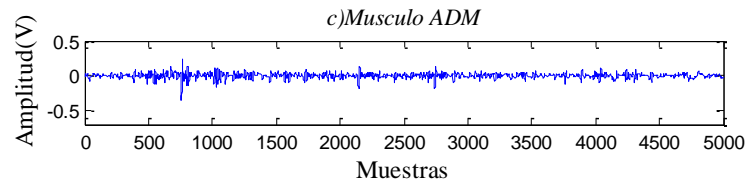
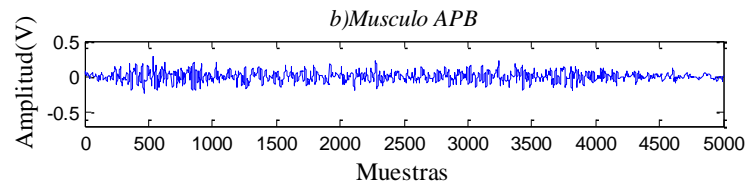
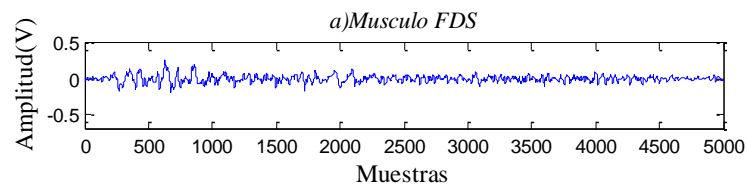
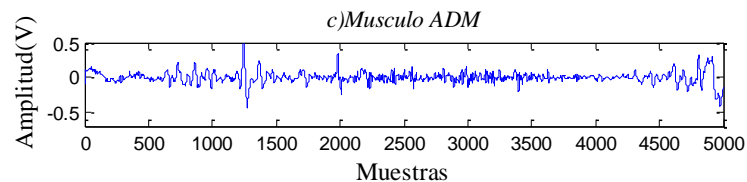
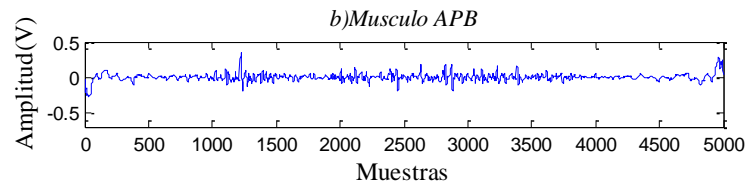
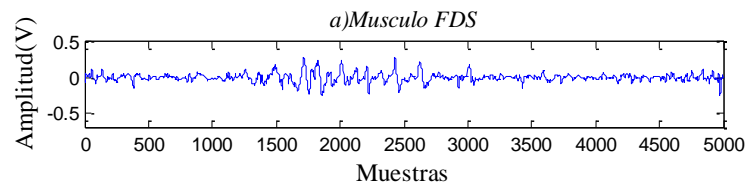


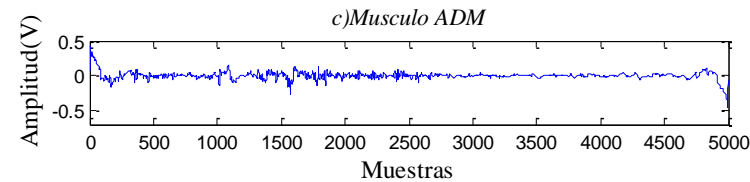
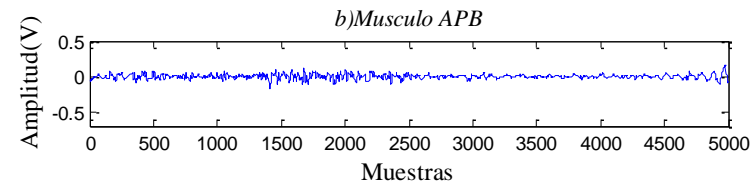
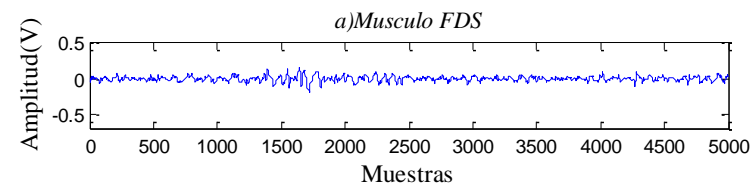
Figura 33. Signo de letra X.



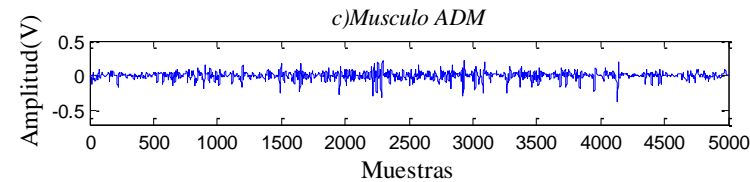
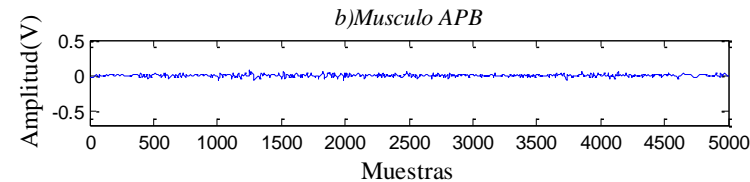
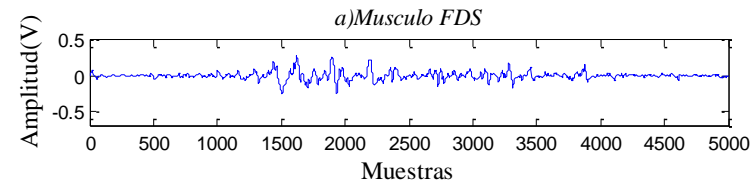
(1)



(3)



(2)



(4)

Figura 34. Señales generadas al realizar la letra X; 1) Persona 1; 2) Persona 2; 3) Persona 3; 4) Persona 4.

4.3 Características

En las Figuras 35, 36, 37 y 38 se muestra el comportamiento de algunas características.

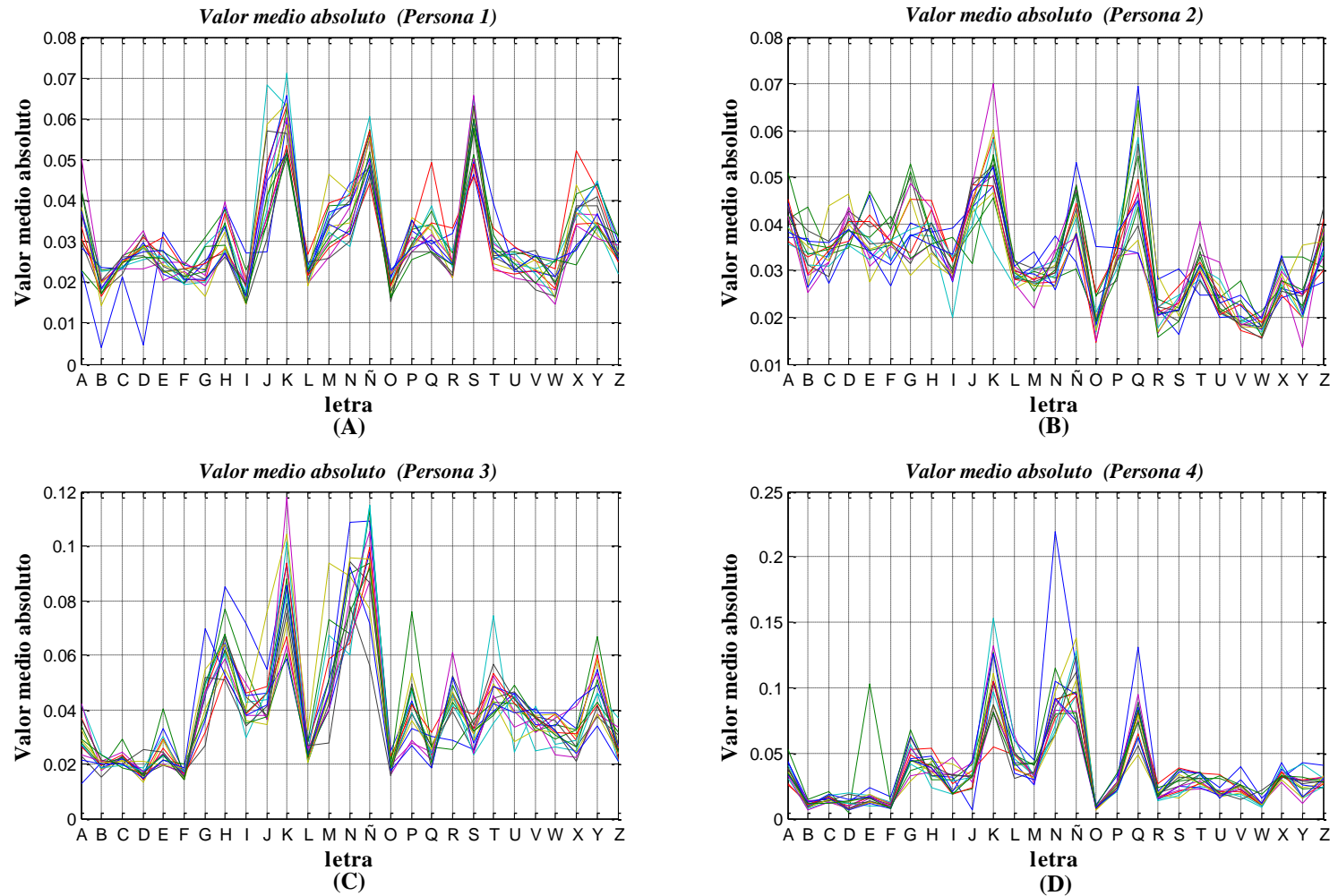


Figura 35. Valor medio absoluto de cada una de las 16 pruebas de cada letra para cada una de las 4 personas en el músculo FDS.

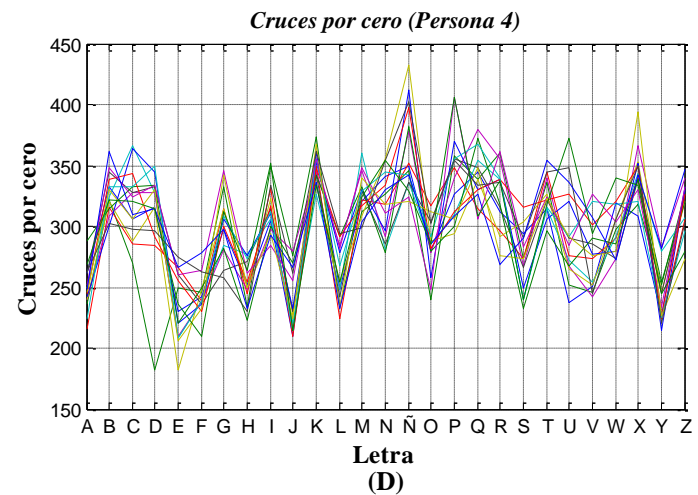
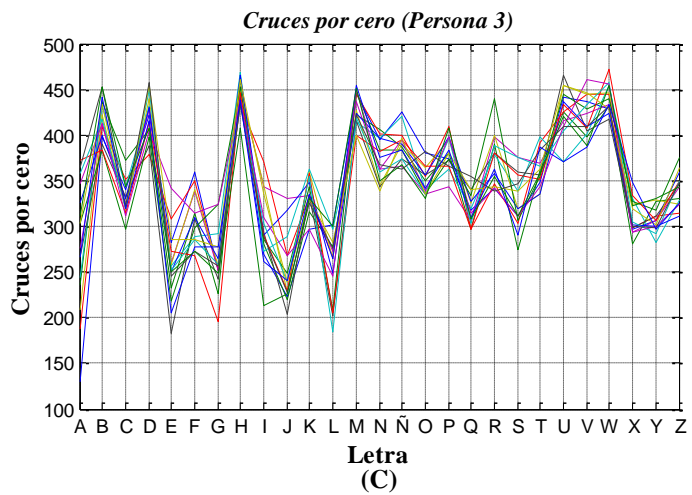
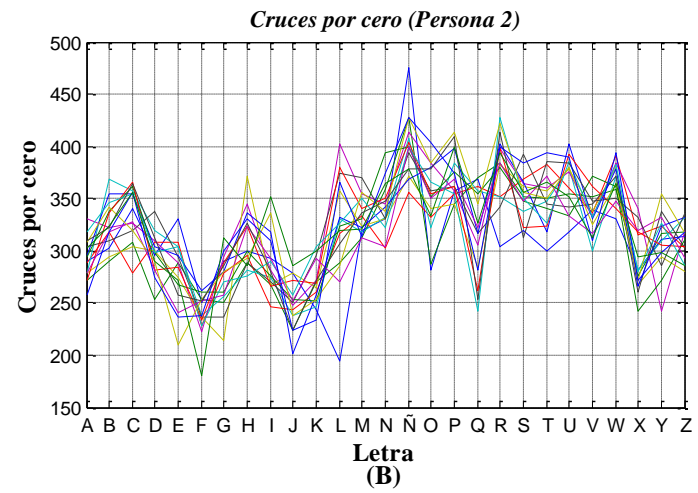
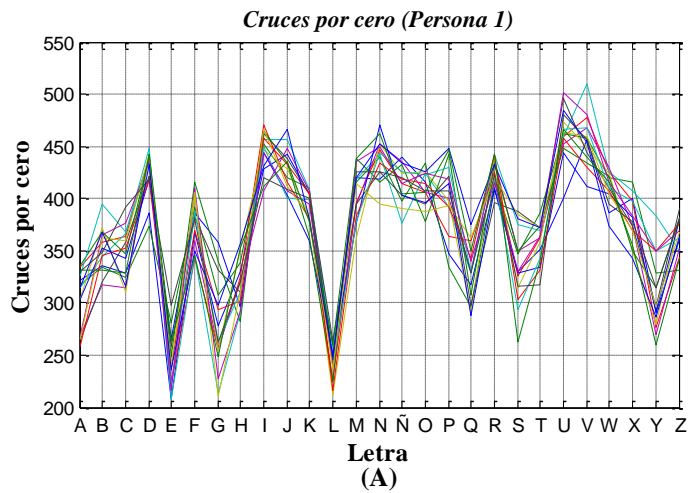


Figura 36. Cruces por cero de cada una de las 16 pruebas de cada letra para cada una de las 4 personas en el músculo APB.

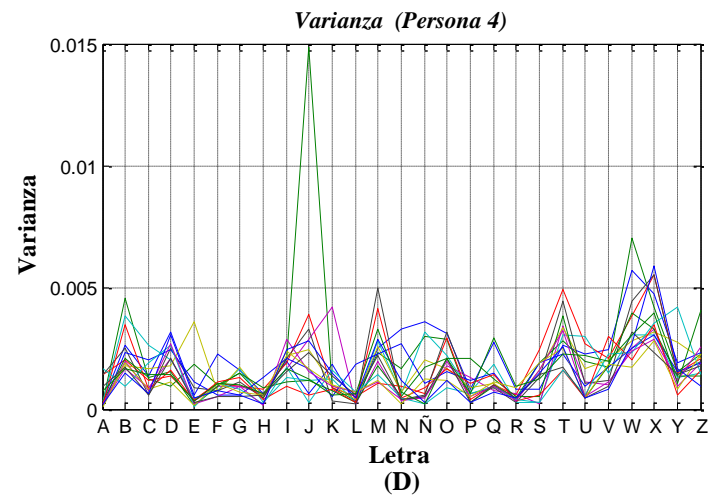
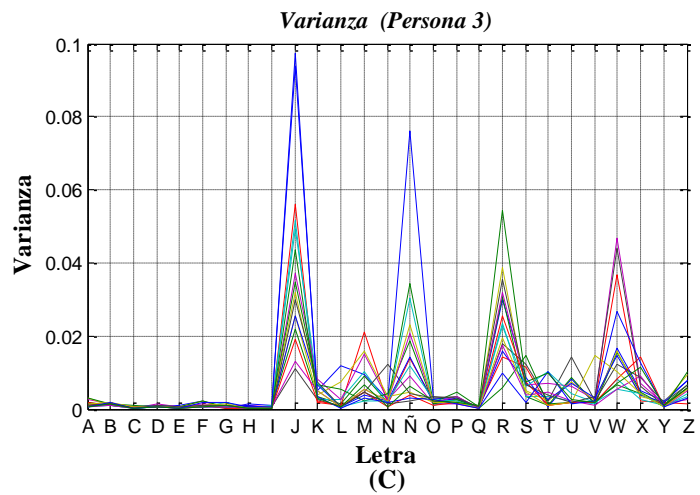
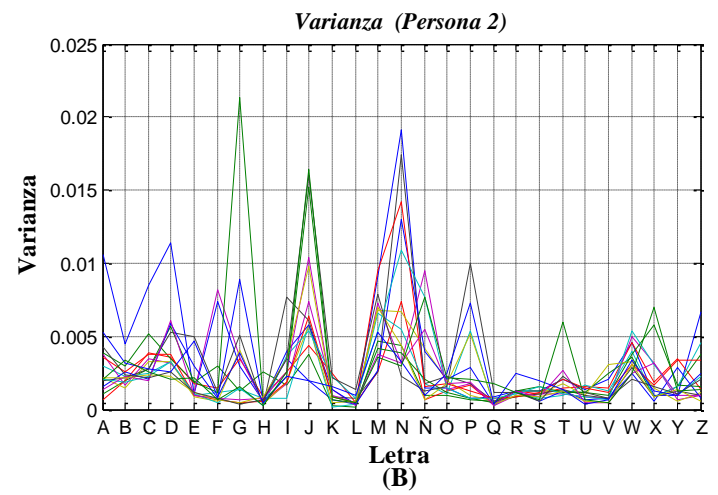
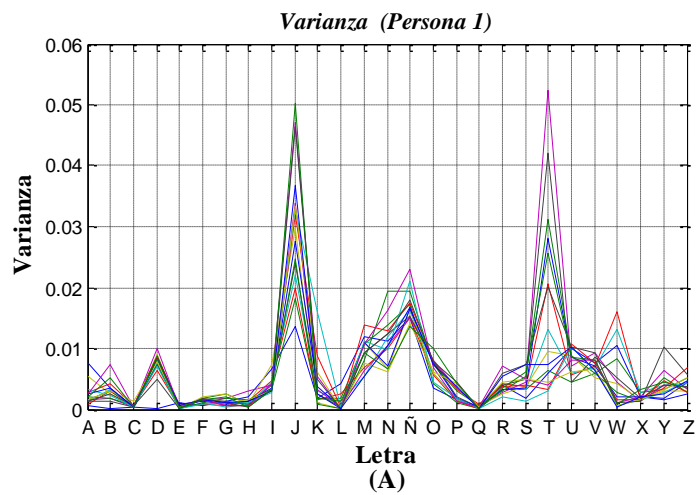


Figura 37. Varianza de cada una de las 16 pruebas de cada letra para cada una de las 4 personas en el músculo ADM.

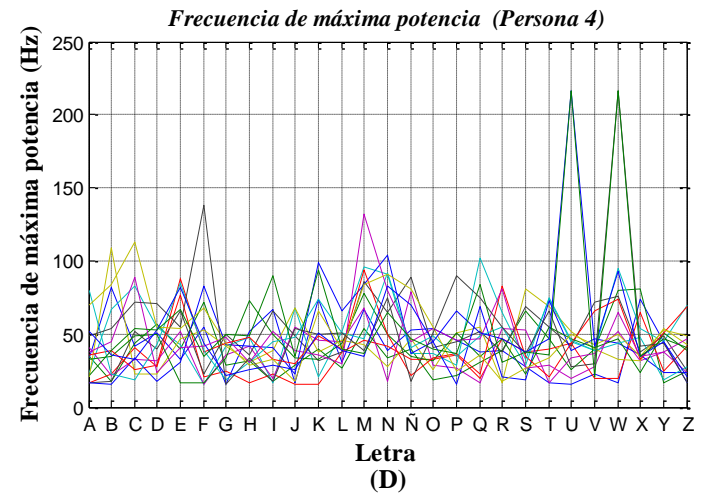
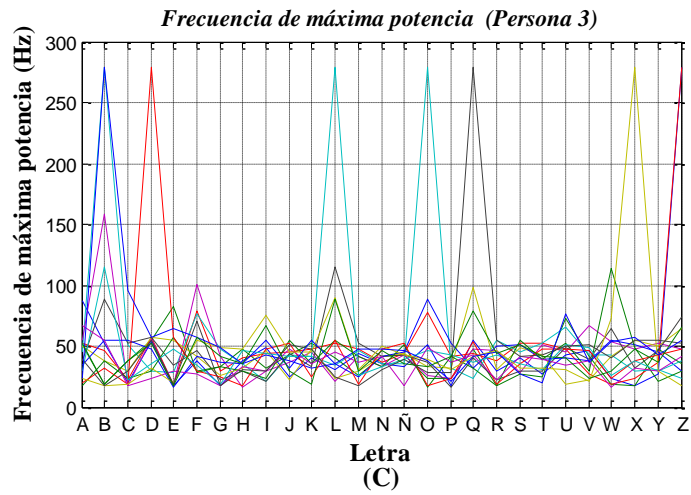
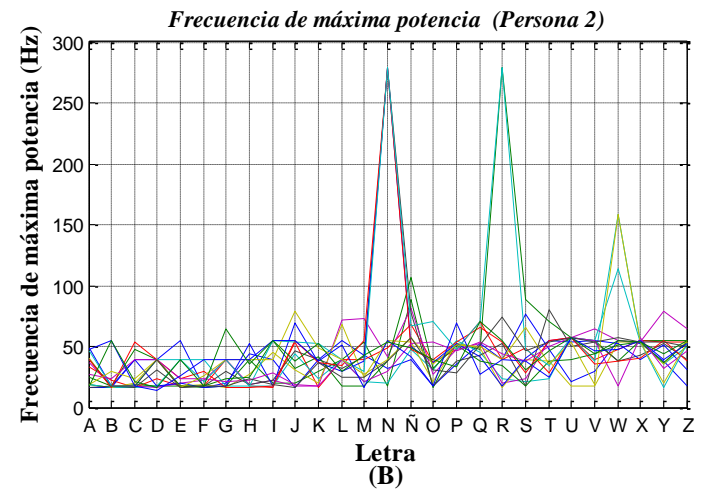
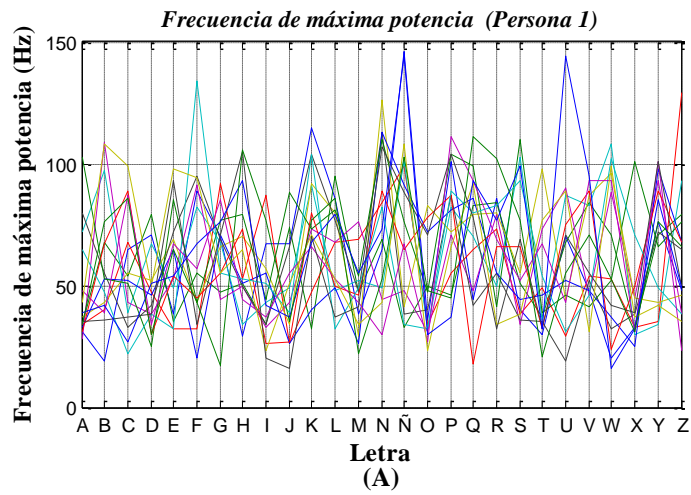


Figura 38. Frecuencia de máxima potencia cada una de las 16 pruebas de cada letra para cada una de las 4 personas en el músculo FDS.

En las Figuras anteriores, solo se han mostrado 4 características de las 30 que se tomaron, cabe mencionar, que se tomaron 10 características por músculo. En estas graficas podemos observar como el valor obtenido para cada letra en las 16 muestras tomadas, tiende hacia un mismo valor en las personas a las que se les permitió la práctica de la lengua de señas, el cual es diferente para cualquier otra letra, mostrando en algunas ocasiones cambios muy significativos, mientras que en las personas no entrenadas observamos como los valores varían mucho; a excepción de la “frecuencia de la máxima potencia” la cual realmente no hay coincidencia en la muestras tomadas en ninguno de los 3 periodogramas ejecutados.

Por lo tanto las características utilizadas han sido las correctas, al poder ver la diferencia entre las letras.

4.4 Método de Medición de distancia.

El método fue probado en dos partes, la primera utilizando solamente las muestras correspondientes a las vocales; En las cuales arrojo los resultados mostrados por la tabla 7.

Tabla 7. Porcentaje de resultados por el método de medición de distancia.

Persona\ % clasificación	A	E	I	O	U	Total
Masculino 24 años	100	100	80	40	80	80
Femenino 21 años	80	80	80	100	100	88
Femenino 26 años	0	100	20	100	80	60
Masculino 24 años	100	40	40	100	40	72

Estos resultados son similares si se toman en cuenta las características en tiempo y frecuencia o solamente en tiempo.

Mientras que utilizando el alfabeto solo clasifica la letra A y X en un 100% mientras que las demás letras tienen 0% de clasificación, cabe mencionar la mayoría de las muestras tendieron a dar como resultado las letras A, M y X, usando características en tiempo y frecuencia; y haciendo solo uso de características en tiempo arroja una clasificación del 42.2%.

Por lo cual no es un método que sirva para realizar una clasificación, las vocales parecen clasificarse correctamente pero se considera que es malo ya que al tener menos variables a comparar arroja un mejor resultado.

4.5 Método de Inteligencia artificial (RNA).

El entrenamiento y prueba de la RNA se llevó a cabo con 6 configuraciones diferentes, es decir, el mismo algoritmo de entrenamiento pero con diferentes vectores de entrada; Tal y como se muestra a continuación.

4.5.1 Configuración 1.

La tabla 8, muestra el vector de características de entrada para esta configuración.

Tabla 8 . Vector de entrada para configuración 1.

Número de Característica	Nombre de Característica	Músculo
1	VMA	FDS
2	CC	FDS
3	CP	FDS
4	LO	FDS
5	C	FDS
6	VMAP	FDS
7	V	FDS
8	VMA	APB
9	CC	APB
10	CP	APB
11	LO	APB
12	C	APB
13	VMAP	APB
14	V	APB
15	VMA	ADM
16	CC	ADM
17	CP	ADM
18	LO	ADM
19	C	ADM
20	VMAP	ADM
21	V	ADM

Los resultados obtenidos para esta prueba son los mostrados en la tabla 9.

Tabla 9. Tasa de reconocimiento para configuración 1.

Persona	Taza de reconocimiento
Persona 1	79.25926%
Persona 2	59.25026%
Persona 3	81.48148%
Persona 4	73.33333%

4.5.2 Configuración 2.

La tabla 10, muestra el vector de características de entrada para esta configuración, en este caso se hace uso del Periodograma.

Tabla 10. Vector de entrada para configuración 2.

Número de Característica	Nombre de Característica	Músculo
1	PP	FDS
2	PM	FDS
3	PP	APB
4	PM	APB
5	PP	ADM
6	PM	ADM

Los resultados obtenidos para esta prueba son los mostrados en la tabla 11.

Tabla 11. Tasa de reconocimiento para configuración 2.

Persona	Taza de reconocimiento
Persona 1	43.7037%
Persona 2	34.0740%
Persona 3	46.6667%
Persona 4	36.2963%

4.5.3 Configuración 3.

La tabla 12, muestra el vector de características de entrada para esta configuración, en este caso se hace uso del Periodograma de Barlett.

Tabla 12. Vector de entrada para configuración 3.

Número de Característica	Nombre de Característica	Músculo
1	PP	FDS
2	PM	FDS
3	PP	APB
4	PM	APB
5	PP	ADM
6	PM	ADM

Los resultados obtenidos para esta prueba son los mostrados en la tabla 13.

Tabla 13. Tasa de reconocimiento para configuración 3.

Persona	Tasa de reconocimiento
Persona 1	38.5135%
Persona 2	34.8148%
Persona 3	40.0000%
Persona 4	33.3333%

4.5.4 Configuración 4.

La tabla 14, muestra el vector de características de entrada para esta configuración, en este caso se hace uso del Periodograma de Welch.

Tabla 14. Vector de entrada para configuración 4.

Número de Característica	Nombre de Característica	Músculo
1	PP	FDS
2	PM	FDS
3	PP	APB
4	PM	APB
5	PP	ADM
6	PM	ADM

Los resultados obtenidos para esta prueba son los mostrados en la tabla 15.

Tabla 15. Tasa de reconocimiento para configuración 4.

Persona	Taza de reconocimiento
Persona 1	44.4444%
Persona 2	39.2592%
Persona 3	40.7407%
Persona 4	30.3703%

4.5.5 Configuración 5.

La tabla 16, muestra el vector de características de entrada para esta configuración haciendo uso del periodograma de Welch.

Tabla 16. Vector de entrada para configuración 5.

Número de Característica	Nombre de Característica	Músculo
1	CC	FDS
2	LO	FDS
3	PP	FDS
4	PM	FDS
5	C	FDS
6	V	FDS
7	CC	APB
8	LO	APB
9	PP	APB
10	PM	APB
11	C	APB
12	V	APB
13	CC	ADM
14	LO	ADM
15	PP	ADM
16	PM	ADM
17	C	ADM
18	V	ADM

Los resultados obtenidos para esta prueba son los mostrados en la tabla 17

Tabla 17. Tasa de reconocimiento para configuración 5.

Persona	Taza de reconocimiento
Persona 1	62.9629%
Persona 2	54.8148%
Persona 3	66.6666%
Persona 4	51.8518%

4.5.6 Configuración 6.

La tabla 18, muestra el vector de características de entrada para esta configuración haciendo uso del periodograma de Welch.

Tabla 18. de entrada para configuración 6.

Número de Característica	Nombre de Característica	Músculo
1	CC	FDS
2	LO	FDS
3	PP	FDS
4	PM	FDS
5	C	FDS
6	V	FDS
7	CC	APB
8	LO	APB
9	PP	APB
10	PM	APB
11	C	APB
12	V	APB
13	CC	ADM
14	LO	ADM
15	PP	ADM
16	PM	ADM
17	C	ADM
18	V	ADM

Los resultados obtenidos para esta prueba son los mostrados en la tabla 19.

Tabla 19. Tasa de reconocimiento para configuración 6.

Persona	Taza de reconocimiento
Persona 1	62.9629%
Persona 2	59.2592%
Persona 3	81.4814%
Persona 4	61.4814%

De todas las configuraciones llevadas a cabo se demuestra que la configuración 1 es la que obtiene mejores resultados, esto es porque las señales son transitorias y la aproximación espectral que se tomó para la investigación no da buenos resultados es este tipo de señales.

V. CONCLUSIONES

La adquisición de señales mioeléctricas, fue llevada a cabo de una manera satisfactoria, ya que se pudo observar que dos señales consecutivas semejantes puede mostrar variaciones respecto a la forma, sin embargo se encuentran bien definidas y es posible extraer las características en tiempo y frecuencia que ayudan a la caracterización de los signos de la Lengua de señas mexicana.

Tomando en cuenta que el porcentaje de clasificación de la red neuronal fue de un 80%, se puede concluir que la hipótesis es válida, por que ha sido posible desarrollar un sistema a partir de electrodos capaz de identificar los signos realizados del alfabeto de la LSM; Tomando en cuenta que las señales que se han analizado, se ha realizado de una posición en reposo hasta el regreso a esa misma posición.

Por otro lado, este porcentaje puede aumentar al incrementar el número de características haciendo uso de wavelets o incluso aumentando el número de músculos a analizar, con los cuales se puede obtener pequeños detalles en los movimientos.

Cabe destacar, que para que este sistema tenga funcione correctamente, los signos deben de ser generados con la mínima fuerza, es decir, un movimiento natural, ya que ejercer fuerza implica una mayor amplitud en la señal tomada.

El uso de cables con buena conductividad y protegidos para no introducir ruido es importante, ya que de lo contrario la señal obtenida no sirve para hacer la identificación.

Finalmente este trabajo de investigación ha cumplido con un aporte tanto científico, como tecnológico. En el aporte científico se ha comprobado que se que los músculos son capaces de generar potenciales que ayudan a la identificación de movimiento, lo cual puede servir para generar la prótesis de una mano capaz de tener movimientos finos; En la parte tecnológica, es posible crear un sistema portátil para el reconocimiento de signos.

VI. REFERENCIAS

Akmeliawati, F., Demidenko, N., Kuang, C., M. Ooi, A., and G. SenGupta. "Towards Real-Time Sign Language Analysis via Markerless Gesture Tracking ". Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2009. I2MTC '09. IEEE , pp. 1200-1204,2009.

Caballero K., Duque, L., Ceballos, S., Ramirez, J. C., and Peláez, A., "Conceptos básicos para el análisis electromiográfico ", Revista CES Od ontología, Vol 15-No 1, 2002.

Betancourt O.,Gustavo, A., Giraldo,S., Eduardo., Franco., B John, F., "Reconocimiento de patrones de movimiento a partir de señales electromiograficas". Sciential et Technical año X, No 26, PP. 53-58, 2004.

Bui D., and Thang N. L., "Recognizing Postures in Vietnamese Sign Language With MEMS Accelerometers". Sensors Journal, IEEE, pp.707-712,2007.

De Luca, C., "Surface electromyography: detection and recording", DeISys Incorporated, pp 1- 10, 2002.

Fraden, J., "Handbook of modern sensors: physics, designs, and applications", Tercera edición, Cap 8, 2004.

Guha, R. "Resource management task partitioning and scheduling on a run-time reconFIGurable embedded system". Computers and Electrical Engineering. 35, pp. 258-285. 2008

INEGI. XII Censo General de Población y Vivienda 2000.

Hernandez R. J. L., "Gesture-Driven American Sign Language Phraselator". Proceedings of the 7th international conference on Multimodal interfaces, pp. 288-292, 2005.

Hernandez R. J. L., Ibrahim, E. E., and Alanis-Urquieta, J., "AcceleSpell, a Gestual Interactive Game to Learn and Practice Finger Spelling". Proceedings of the 10th international conference on Multimodal interfaces, pp. 189-189, 2008.

Hernandez R. J. L. , Kyriakopoulos, N., and Lindeman, R., “A multi-class pattern recognition system for practical finger spelling translation”. Proceedings of the Fourth IEEE International Conference on Multimodal Interfaces (ICMI'02), pp.185-190, 2002.

Hernandez R. J. L. , Kyriakopoulos, N., and Lindeman, R., “A New Instrumented Approach for Translating American Sign Language into Sound and Text”. ,Proceedings. Sixth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 547-552,2004.

Hernandez R. J. L. , Kyriakopoulos, N., and Lindeman, R.. "The AcceleGlove a Hole-Hand Input Device for VirtualReality". International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques ACM SIGGRAPH 2002 conference abstracts and applications, pp 259-259, 2002.

Hernandez R. J. L. and Mendez, E., “Interactive American Sign Language Dictionary”. International Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques ACM SIGGRAPH 2004 Sketches, pp. 26-26, 2004.

Klein B, M. K., Simura, J. and Flanders, M., “Timing of Muscle Activation in a Hand Movement Sequence”. Oxford Journals, Cerebral Cortex Volume17, Issue4 Pp. 803-815, 2006.

Márquez T, I., “Introducción a la Inteligencia Artificial”, Tesis de licenciatura, Querétaro, Méx. : I. Márquez Tapia, 2008, pp 1.

Martín del Brío, B. and Sanz M, A., “Redes Neuronales y Sistemas borrosos”, Tercera edición, Alfaomega, Cap. II, 2007.

Masaru Maebatake,I., Suzuki,m., Nishida,Y., and Shingo K., “Sign Language Recognition Based on Position and Movement Using Multi-Stream HMM”. Second International Symposium on Universal Communication, pp.478-481, 2008.

Mejía A., D. “Tipos de sensores y aplicaciones”. Tesis de licenciatura, Querétaro, Mex. : D. Mejía Alonso, 2004, pp1.

Metin Akay. Handbook of Neural Engineering. IEEE Press Editorial Board. 2007 Michael Gerber. Tobias Kaufmann. Beat Pfister. Perceptron-Based Class Verification. Speech Processing Group Computer Engineering and Networks Laboratory ETH Zurich, Switzerland. M. Chetouani et al. (Eds.): NOLISP 2007,

Palmer, A. M., Jiménez, J. J.,” Tutorial sobre Redes Neuronales Artificiales: El Perceptrón Multicapa”. Área de Metodología de las Ciencias del Comportamiento. Facultad de Psicología. Universitat de les Illes Balears. Revista Electrónica De Psicología. Vol. 5, _o. 2, Julio 2001. www.Psicologia.com .alfonso.palmer@uib.es

Pizzolato, E., Dos Santos, A. M., and Pedroso, G., “Automatic Recognition of Finger Spelling for LIBRAS based on a Two-Layer Architecture”. Proceedings of the 2010 ACM Symposium on Applied Computing, pp. 969-973, 2010.

Plan nacional de desarrollo, programa nacional de salud 2001-2006 México; prevención y rehabilitación de discapacidades PreveR-Dis.

f

Ponce Cruz, Pedro, 2010. Inteligencia Artificial con aplicaciones a la ingeniería (1ra edición). Alfaomega., México. Pp. 245

Serafín de Fleischmann, María Esther. Lenguaje Manual: Aprendizaje del español signado para personas sordas. 4ta ed. México: Trillas, 2008.

Surface electromyography: Detection and Recording © 1996 by DelSys Incorporated. Disponible: www.delsys.com .

Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscle. Disponible: www.seniam.org.

Seungki, M., Sanghyeok, O., Gyoryeong K., Taehyun Y., Chungyu L., Yunli L., and Keechul J., " Simple Glove-Based Korean Finger Spelling Recognition System ". Proceedings of the 2007 international conference on Computational science and its applications - Volume Part I, pp. 1063-1073, 2007.

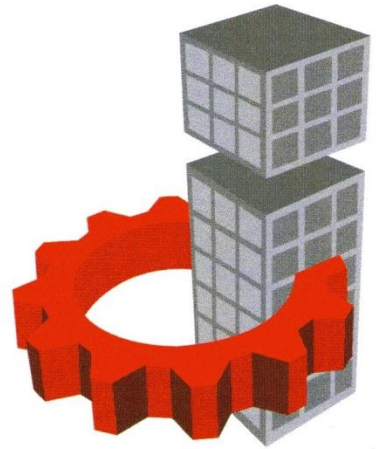
Shimada, S. and T. Asakura. "Finger Spelling Recognition using Neural Network with Pattern Recognition Model ". SICE 2003 Annual Conference, pp. 2458 - 2463 Vol.3, 2004.

Vazleal, F., y Cano C. M., "Clasificación de las deficiencias, discapacidades y minusvalías".

Zimmerman, G., Lanier, J., Blanchard, C., Bryson, S., and Young Harvill, "A Hand Gesture Interface Device". Proceedings of the SIGCHI/GI conference on Human factors in computing systems and graphics interface, pp. 189-192,1987.

Weifeng Li. Kenichi Kumatani. John Dines. Mathew Magimai-Doss. And Hervé Boulard. "A Neural Network Based Regression Approach for Recognizing Simultaneous Speech". IDIAP Research Institute, Martigny, Switzerland. Springer-Verlag Berlin Heidelberg. 2008.

ANEXO A. ARTÍCULO PUBLICADO EN MEMORIAS (ISBN: 978-607-7740-77-3) Y PONENCIA EN EL SÉPTIMO CONGRESO INTERNACIONAL DE INGENIERÍA, CON EL ARTÍCULO TITULADO “ADQUISICIÓN DE SEÑALES MIOELÉCTRICAS PARA LA INTERPRETACIÓN DEL ALFABETO DE LA LENGUA DE SEÑAS MEXICANA”.



7° CONGRESO INTERNACIONAL DE INGENIERÍA

ÁREAS: DISEÑO E INNOVACIÓN, BIOSISTEMAS, INGENIERÍA CIVIL Y AMBIENTAL, AUTOMATIZACIÓN Y MATEMÁTICAS PURAS Y APLICADAS.

La UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE QUERÉTARO
a través de la FACULTAD DE INGENIERÍA,
otorga la presente

CONSTANCIA

a:

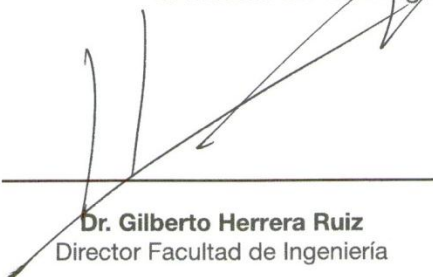
CELSO GUILLERMO GARCÍA DÍAZ

Por haber participado con la Ponencia:

“Adquisición de señales mioeléctricas para la interpretación del alfabeto de la lengua de señas mexicana.”

en el Congreso Internacional de Ingeniería en su séptima edición
realizado del 6 al 8 de Abril del 2011 en
la ciudad de Santiago de Querétaro, México.




Dr. Gilberto Herrera Ruiz
Director Facultad de Ingeniería


M.L. Adriana Medellín Gómez
Comité Organizador

Adquisición de señales mioeléctricas para la interpretación del alfabeto de la lengua de señas mexicana

Myoelectric signal acquisition for the interpretation of Mexican sign language alphabet

Celso Guillermo García Díaz¹ y Edgar Alejandro Rivas Araiza²

Facultad de Ingeniería de la Universidad Autónoma de Querétaro

cgarcia16@alumnos.uaq.mx¹, erivas@uaq.mx²

RESUMEN. El sistema muscular está formado por el conjunto de músculos esqueléticos, cuya misión es el movimiento del cuerpo. Dado esto se ha optado por utilizar los biopotenciales generados por los músculos ya sea por movimientos provocados o no, la medición de dichos potenciales es realizada a través de electrodos superficiales, los cuales con ayuda de instrumentación como la amplificación y el filtrado es posible la obtención de una señal electromiográfica. En el siguiente trabajo se ha realizado la metodología para la adquisición de señales mioeléctricas para en trabajos posteriores realizar un análisis para la identificación de la forma de la mano al reproducir el alfabeto de la lengua de señas mexicana. En este trabajo se muestran los músculos a utilizar para la adquisición de señales, el tipo de electrodos a utilizar y la instrumentación adecuada para la obtención de ésta. Finalmente se muestran las señales obtenidas así como un pequeño análisis de sus diferencias.

Palabras clave: Electromiografía, Mioeléctrica, Electrodo, Finger spelling, biopotenciales, Lengua de señas mexicana.

1. INTRODUCCIÓN.

A lo largo de la historia, el lenguaje ha sido el medio por el cual el ser humano transmite sus pensamientos y experiencias. Cuando el ser humano carece de esta facultad es incapaz de externar sus necesidades y sentimientos, por lo cual se ve aislado del resto de la humanidad, vive en condiciones intelectuales un tanto primitivas, y parece no pertenecer al grupo humano que lo rodea (Fleischmann, 2008).

En México se tiene referencia de 97, 483,412 habitantes en el país, con un total de 281,793 con discapacidad auditiva, y 88,865 con discapacidad de lenguaje, lo cual hace referencia a un 2.87% de la población con problemas para comunicarse oralmente (INEGI, 2000).

El sistema muscular está formado por el conjunto de músculos esqueléticos, cuya misión es el movimiento del cuerpo. Junto con los huesos constituye el aparato locomotor, del cual es la parte activa, puesto que los músculos son los responsables de los movimientos de los huesos. Y es por esta razón que se opta como objetivo de este trabajo la metodología para adquirir señales generadas por el músculo que describa características de los movimientos de los dedos.

López (2007) define la Electromiografía (EMG) como una técnica que estudia la actividad eléctrica que se produce en el tejido muscular y proporciona información muy útil sobre el estado fisiológico de los músculos; Lo cual es llevado a cabo a través de la medición de biopotenciales por medio de electrodos usados como elemento de medición sobre el músculo que se desea obtener información.

2. METODOLOGÍA.

2.1 Medición de potenciales bioeléctricos

El cuerpo humano contiene más de 650 músculos individuales fijados al esqueleto, que proporcionan el impulso necesario para realizar movimientos. Estos músculos constituyen alrededor del 40% del peso total del cuerpo. El punto de unión del músculo con los huesos o con otros músculos se denomina origen o inserción.

Los potenciales bioeléctricos se producen como resultado de la actividad electroquímica de células excitables, que son componentes del tejido muscular. En reposo estas células presentan lo que es conocido como potencial en reposo, mientras que debidamente excitadas presentan un potencial en acción, el cual es el potencial a medir en este trabajo.

Cabe destacar que la medición de un potencial en acción es difícil ya que requiere la colocación de un electrodo dentro de una célula. En cambio, se suele medir los efectos combinados de un número elevado de potenciales de acción empleando electrodos superficiales o electrodos de aguja insertados en un musculo.

Para Existen diferentes tipos de electrodos como son los electrodos superficiales de tipo plano compuestos de Ag ó AgCl-Ag de dimensiones reducidas, o los electrodos superficiales flotantes con características parecidas pero con la característica principal de su estabilidad con los movimientos y el electrodo en si nunca entra en contacto con la piel, solo la pasta. También existen los electrodos de aguja los cuales sirven para analizar la actividad de un musculo en específico (Mompin, 1988).

En el caso de este proyecto se utilizaran electrodos superficiales flotantes por sus características de estabilidad en el movimiento y por tener menor irritación con la piel en uso prolongado, como el mostrado en la figura 1.



Figura 1 Electrodo superficial

2.2 Configuración de Electrodos

En lo que se refiere a sensores, es decir, los electrodos, en este trabajo se trabajara con tres electrodos superficiales flotantes, con los cuales se obtendrá un diferencial de potencial entre dos zonas de un musculo con respecto a un punto de referencia del mismo, haciendo uso de dos electrodos para el registro y otro como referencia. Tomando esto en cuenta el acomodo de los electrodos seleccionado se muestra en la figura 2.

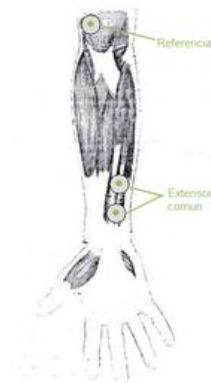


Figura 2 Ubicación de los electrodos en el antebrazo (vista dorsal)

Se ha elegido esta configuración de sensores ya que en esta ubicación se encuentra el músculo flexor superficial de los dedos que controla los dedos anular, medio e índice (Tortora y Derrickson, 2006).

2.3 Acondicionamiento de señal

La señal mioeléctrica (como la mostrada en la figura 3) detectada en la superficie de la piel es de una amplitud de 50 μ V a 5 mV y una respuesta en frecuencia de 50 a 150 Hz, debido a esto, es muy fácil de contaminar por el ruido de la fuente de alimentación (D. Bronzino).

La instrumentación debe tener una alta impedancia de entrada y distorsionar lo menos posible la señal (Coughlin & Driscoll, 1999).

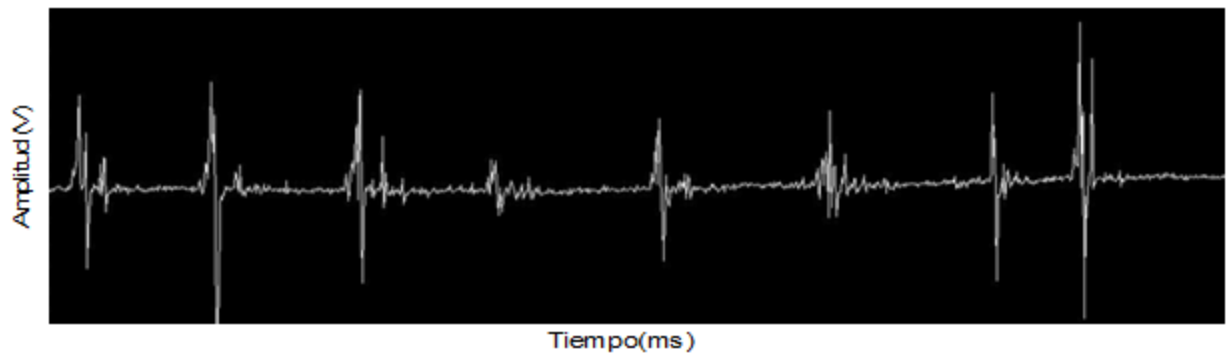


Figura 3 Ejemplo de señal mioeléctrica

Es por esto necesaria una etapa de acondicionamiento de señal para poder llevar a cabo una mejor lectura de ésta, esta etapa comprende una amplificación y un filtrado, en la figura 4 se muestra el esquema seguido para el acondicionamiento de señal.



Figura 4 Diagrama de lectura y análisis (Caballero et al, 2002)

El amplificador de instrumentación es un dispositivo creado a partir de amplificadores operacionales es muy versátil y está diseñado para tener una impedancia de entrada muy alta y un alto rechazo al modo común (CMRR), se usa para medir voltajes diferenciales, cuyas magnitudes de voltaje y corriente sean muy pequeñas, ya que posee ganancias en modo diferencial altas (Coughlin, 1999).

El amplificador de instrumentación utilizado es el INA122 de National Instrument mostrado en la figura 5 ya que cuenta con una buena relación de rechazo al modo común, y una ganancia de hasta 1000. En este caso se ha utilizado una ganancia de 1000 la cual es suficiente para la representación de la señal.

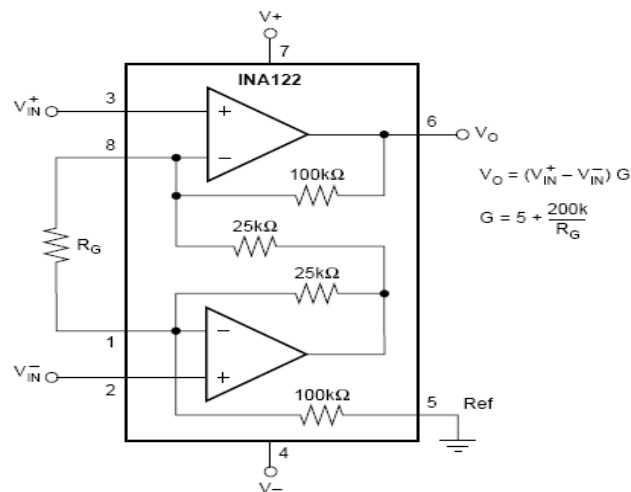


Figura 5 Amplificador de instrumentación INA 122

2.3.2 Filtrado

El filtrado en esta etapa analógica ayuda a reducir lo más posible el ruido, para obtener con una mayor claridad la señal requerida, es decir, la señal que pertenezca exclusivamente al estímulo provocado por el músculo.

El cuerpo humano es una excelente antena para el ruido ambiental, especialmente a 60 Hz que es precisamente el rango donde se encuentra la mayor cantidad de energía de las señales de EMG. Debido a esto, se utilizan amplificadores con alto CMRR, característica que posee el amplificador de instrumentación, es decir este dispositivo no agrega ruido propio apreciable como los potenciales no deseados que se suman a ambos electrodos simultáneamente. De este tipo suelen ser, predominantemente, los ruidos debidos a la línea de alimentación y equipos electrónicos de uso común.

Una segunda parte a realizar, es hacer uso de filtros Notch y pasabanda, los cuales permiten bloquear y dejar pasar ciertas frecuencias.

2.3.2.1 Filtro Notch

En este proyecto se hace uso de un filtro notch (ver figura 6), el cual permite el rechazo específico de 60 hz, para evitar como se menciono anteriormente el ruido provocado por los equipos electrónicos usados. Se rechazan 60 hz ya que es la frecuencia de la corriente alterna utilizada en México.

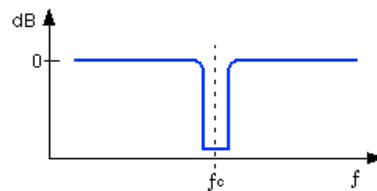


Figura 6 Frecuencia de corte filtro Notch

Para el desarrollo de un filtro notch se lleva a cabo la configuración mostrada en la figura 7, donde los valores mostrados son para una frecuencia de 60 hz.

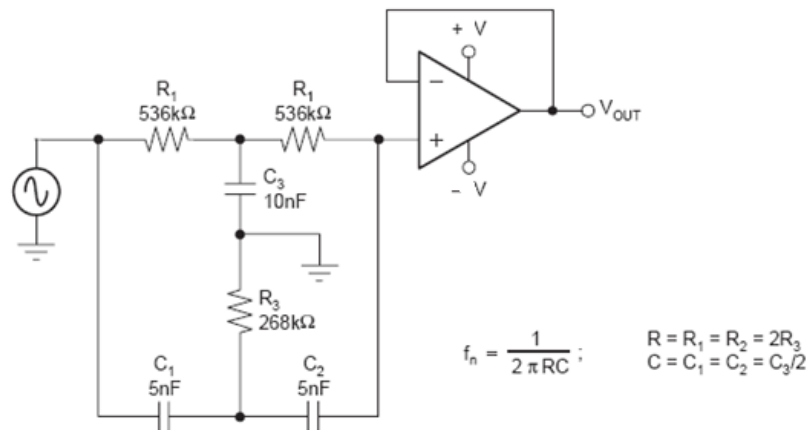


Figura 7 Diseño filtro Notch

2.3.2.2 Filtro pasabanda

Ahora bien, conociendo la banda de frecuencias en una señal mioeléctrica, que va de 50 a 150 hz, se procede a realizar un filtro pasabanda (ver figura 8).

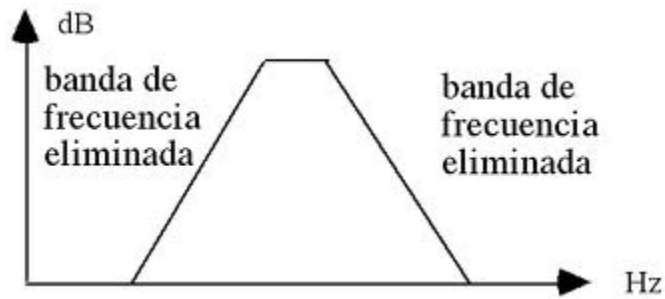


Figura 8 Frecuencias de paso Filtro pasabanda

Los filtros pasa banda son selectores de frecuencia, permiten elegir un determinado rango de frecuencias que puede haber en el circuito comprendidas entre la frecuencia de corte menor (f_l) y la frecuencia de corte mayor (f_h) llamado ancho de banda (B).

Coughlin y Driscoll (1999) han descrito la forma de diseñar un filtro pasabanda, la cual es mostrada en las siguiente ecuaciones.

El ancho de banda (B) es el rango entre las frecuencias Frecuencia de corte inferior (f_l) y frecuencia de corte superior (f_h), éste esta dado por la ecuación 1.

$$B = f_h - f_l \quad (1)$$

El ancho de banda no se encuentra centrado justamente en la frecuencia resonante, la frecuencia resonante (f_r) se calcula a partir de la Ecuación 2.

$$f_r = \sqrt{f_l f_h} \quad (2)$$

Conociendo la frecuencia resonante y el ancho de banda, las frecuencias de corte pueden obtenerse como lo expresan las Ecuaciones 3 y 4.

$$f_l = \sqrt{\frac{B^2}{4} + f_r^2} - \frac{B}{2} \quad (3)$$

$$f_h = f_l + B \quad (4)$$

El factor de calidad Q es la medida de la selectividad del filtro. Un valor elevado de Q indica que el filtro selecciona una banda de frecuencias más reducida, éste puede obtenerse a partir de la ecuación 5.

$$Q = \frac{f_r}{B} \quad (5)$$

En los filtros de banda ancha $Q \leq 0.5$, y se construyen conectando en cascada un filtro pasa bajas con un pasa altas. En los filtros de banda angosta $Q > 0.5$, y se construye en una sola etapa, haciendo uso de un solo amplificador operacional como se lo muestra la figura 9.

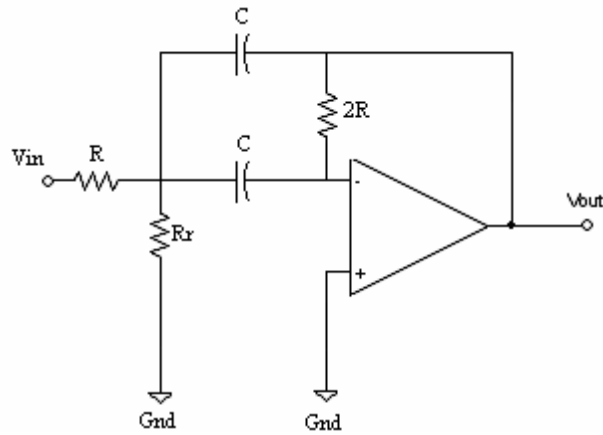


Figura 9 Esquema general filtro pasabanda de banda angosta

2.3.2.3 Funcionamiento Filtro pasabanda de banda angosta

Cabe mencionar que en este caso, la ganancia del filtro es unitaria o 0db en la frecuencia de resonancia.

El ancho de banda B en hertz se calcula mediante la resistencia y los capacitores a través de la ecuación 6.

$$B = \frac{0,1591}{RC} \quad (6)$$

La frecuencia resonante f_r se determina mediante la resistencia R_r , de acuerdo con la ecuación 7.

$$R_r = \frac{R}{2Q^2 - 1} \quad (7)$$

Conociendo los valores de los componentes del circuito la frecuencia resonante se encuentra mediante ecuación 8.

$$f_r = \frac{0,1125}{RC} \sqrt{1 + \frac{R}{R_r}} \quad (8)$$

2.3.2.4 Diseño de filtro pasabanda

El filtro a diseñar comprenderá frecuencias de corte inferior y superior de 45 y 160 hz respectivamente, como fue desarrollado por García y Osornio en el congreso de Ingeniería. Dado estas frecuencias y aplicando las ecuaciones correspondientes se ha obtenido un ancho de banda de 115 Hz y una frecuencia resonante de 84.85 Hz. El factor de calidad ha resultado ser de 0.737 lo cual indica un filtro pasabanda de banda angosta, ahora bien, proponiendo un valor comercial para el capacitor de 0.33μF se obtuvieron los valores de resistencias aproximados a valores comerciales más cercanos de 3.9 KΩ para R y de 4.7 para R_r. Dadas las aproximaciones anteriores el procede a analizar el filtro lo cual resulta con un funcionamiento que incluye una frecuencia de corte inferior y superior de de 48.29 Hz y 172.29 Hz respectivamente. El esquema final del filtro a utilizar es el indicado en la figura 10.

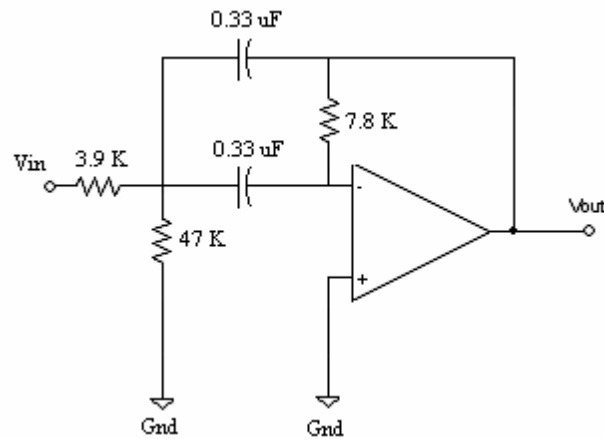


Figura 10 Filtro pasabanda a utilizar

2.3.3 Offset e inversor de señal

Como se mostró en un diagrama anterior, la etapa analógica incluye un offset e inversión de señal, esto es porque el filtrado de la señal se realizara de manera digital, por lo cual es necesario obtener la señal mioeléctrica en forma digital, por esta razón es necesaria obtener una señal cuyo mínimo debe ser por lo menos en cero.

Se utilizan amplificadores operacionales TL081 haciendo uso de su configuración en sumador inversor y posteriormente un inverso para obtener la señal deseada, así como se muestra en la figura 11.

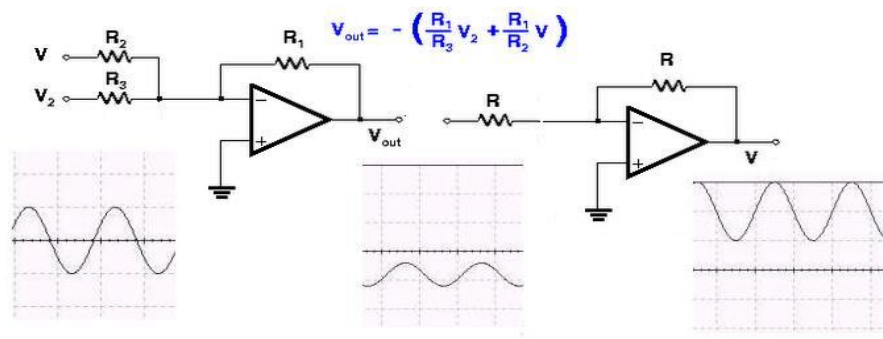


Figura 391 Sumador inversor

2.3.4 Interfaz analógica digital

Hacer un procesamiento de la señal es lo primordial para poder interpretar la señal mioeléctrica obtenida. Se ha decidido realizar el procesamiento en una computadora portátil, por lo cual es necesario realizar una conversión de la señal analógica a señal digital para que ésta pueda ser interpretada por el ordenador.

Para llevar a cabo esta conversión y al mismo tiempo transmitir la señal a la computadora vía USB, se ha utilizado un modulo de adquisición de datos de Advantech USB-47-11 (ver Figura 12) la cual tiene una resolución de 12 bits y toma 100 KS/s. Este modulo es compatible con la aplicación LabView, donde se realizará la adquisición de los datos y el procesamiento tal como se muestra en la Figura 13.



Figura 12 Tarjeta de Adquisición de Datos

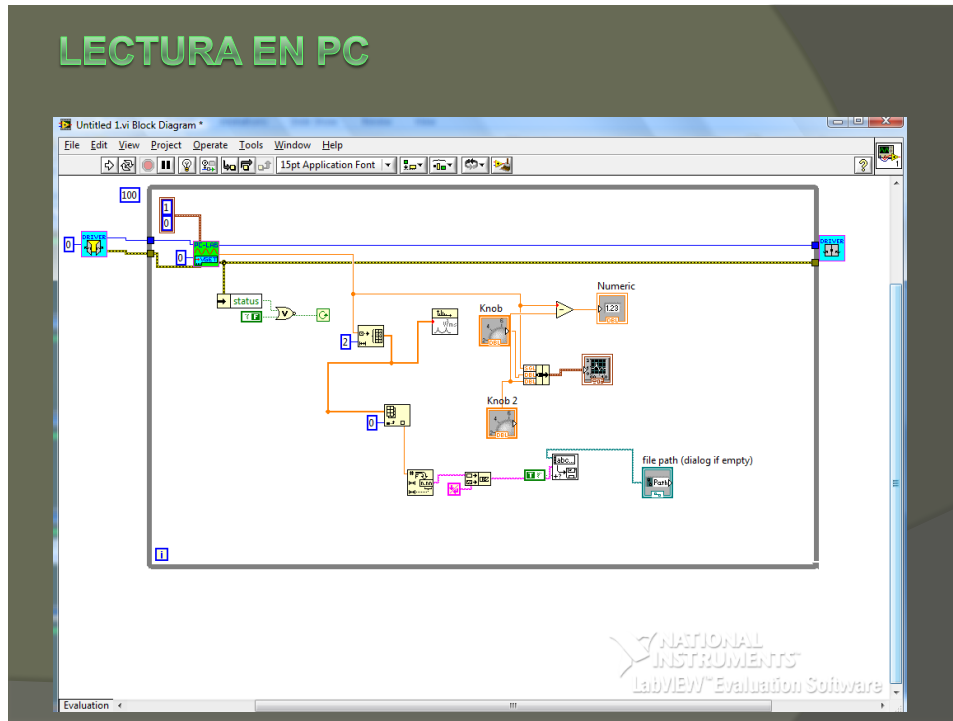


Figura 13 Interfaz Adquisición de datos

3. RESULTADOS.

Una vez realizado el procedimiento mostrado anteriormente, se ha logrado obtener la señal mioeléctrica generada por el músculo flexor superficial de los dedos (anular, medio, índice) ya que los dedos meñique y pulgar son controlados por músculos diferentes.

Se han adquirido tres señales para su evaluación, la primera de ellas es la señal generada con el brazo extendido en forma vertical frontal y generando un movimiento para cerrar la mano simulando la letra A del abecedario de la lengua de señas mexicana (ver figura 14), después se ha generado el mismo movimiento pero generando más fuerza (ver figura 15) y finalmente posicionando el antebrazo en forma vertical y reproduciendo la misma señal (ver figura 16).

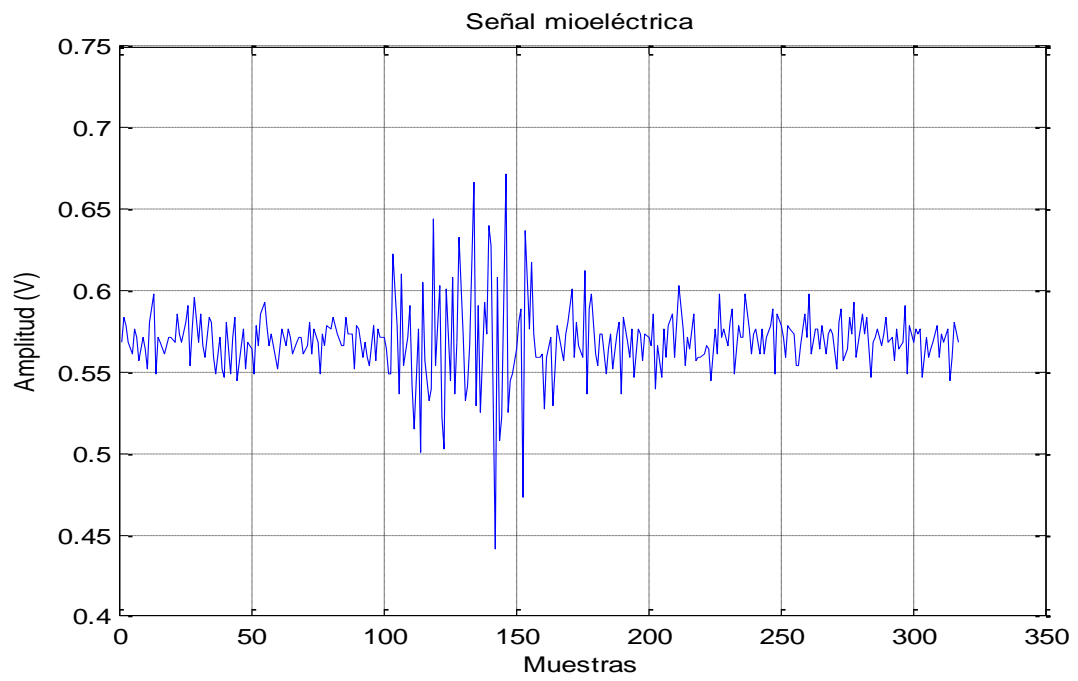


Figura 14 Señal antebrazo en posición horizontal y contracción normal

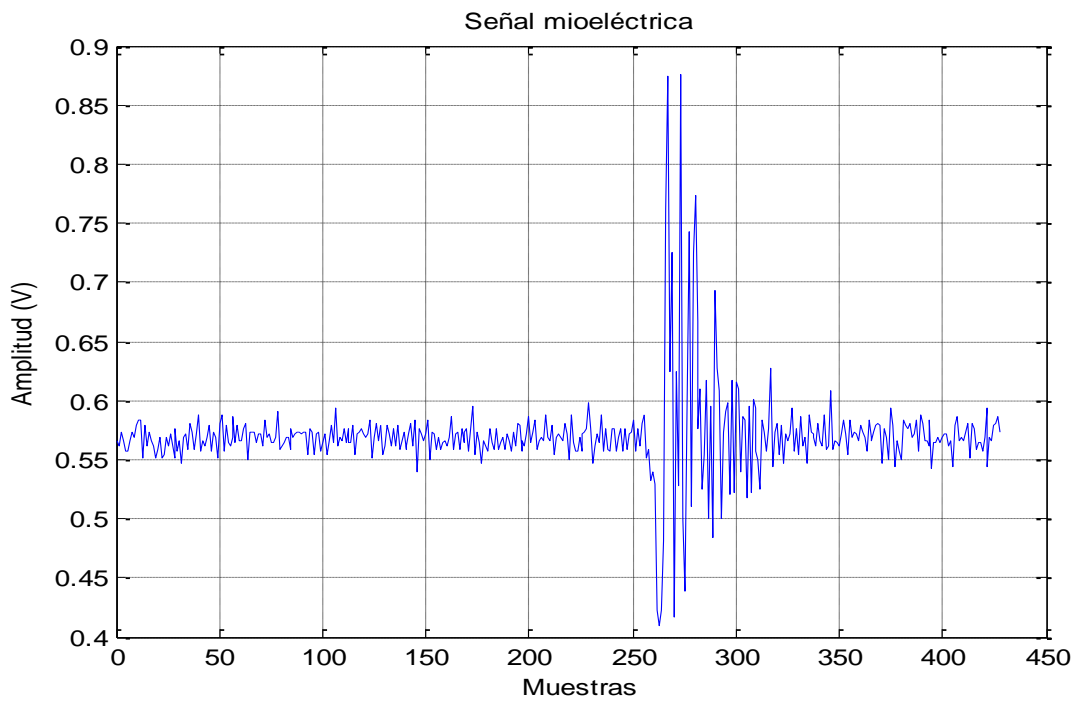


Figura 15 Señal antebrazo en posición horizontal y contracción fuerte

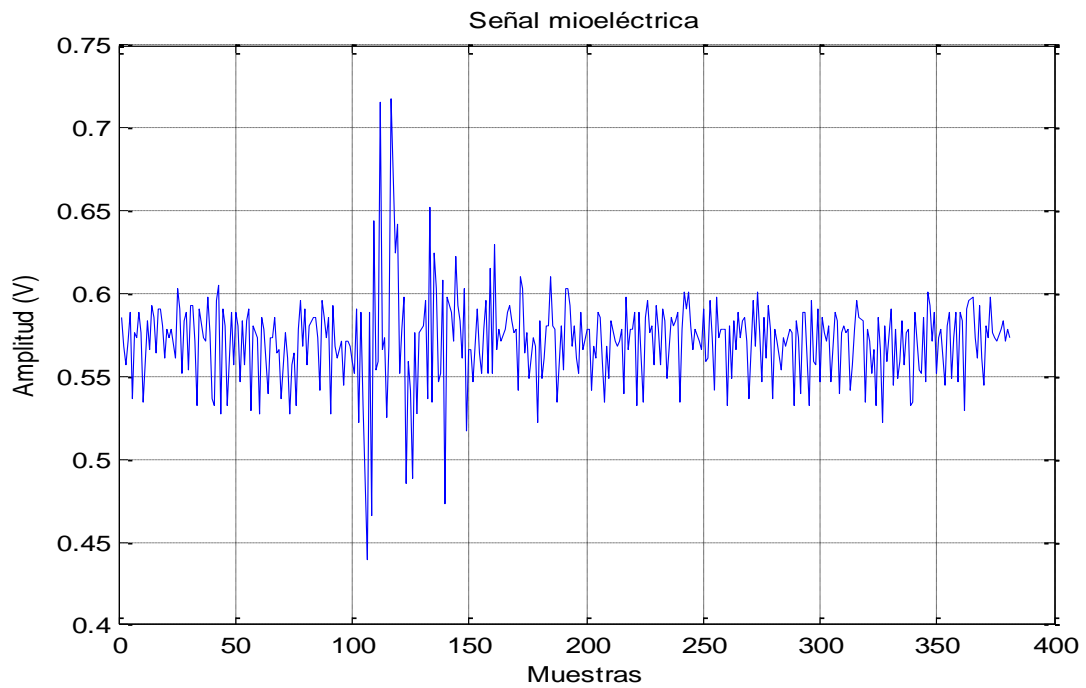


Figura 16 Señal antebrazo en posición vertical y contracción normal

En las figuras anteriores se puede observar dos cosas a simple vista, la primera de ellas es el ruido existente en la señal aun cuando se han aplicado filtros pasabanda y Notch. Y la más importante en estas pruebas es la variación en la amplitud de la señal mioeléctrica, en las cuales en base a 10 pruebas realizadas para cada posición y contracción se ha notado que se obtiene una mayor amplitud cuando se realiza una contracción fuerte y al colocar el antebrazo en una posición vertical.

En la figura 17 se muestra la señal obtenida al pasar por la instrumentación mencionada, cabe destacar que los filtros tanto Notch como pasabanda han funcionado correctamente, en esta imagen podemos observar el cambio de amplitud así como el rechazo de frecuencias seleccionadas, permitiendo observar con mayor claridad la señal generada por el músculo.

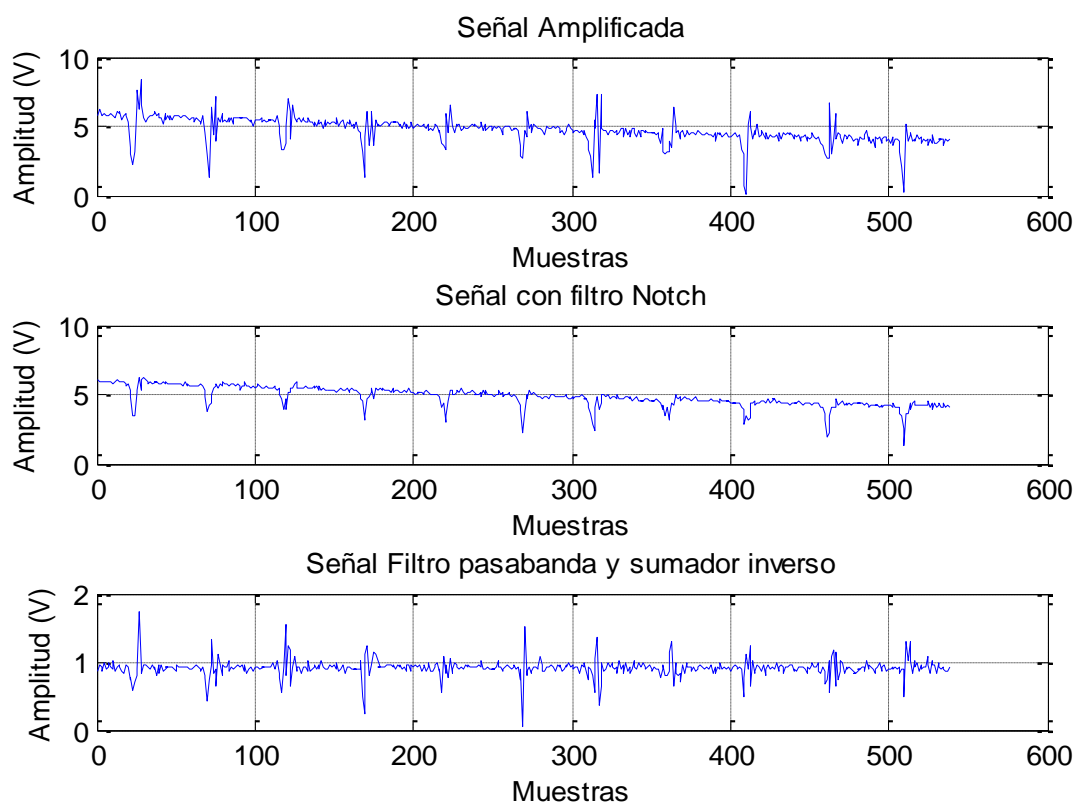


Figura 17 Señal a través de filtrado

4. CONCLUSIONES.

La adquisición de señales mioeléctricas fue llevada a cabo de satisfactoriamente, se puede notar que dos señales consecutivas semejantes tienen una variación en cuanto a amplitud y forma, sin embargo las señales adquiridas se encuentran bien definidas y es posible llevar a cabo un procesamiento a futuro con el cual se puedan extraer las características más importantes de éstas.

Es importante destacar que es necesario un mejor filtrado de la señal, ya que en ocasiones podría ser fácil mal interpretar los datos, por otro lado se plantea como mejor opción la realización de un PCB (circuito impreso) para realizar las pruebas ya que con la ayuda del protoboard es fácil incluir ruido al sistema, y el diseño de filtros con mejor selección de frecuencias también ayudarán para el mejor reconocimiento de las señales.

Cabe destacar que la señal está compuesta entre 30 y 100 muestras, debido a que solo cierta porción de los datos acarrea información relevante sobre el movimiento para representar una letra del alfabeto, se requiere separar los datos; proceso conocido como segmentación.

5. REFERENCIAS.

- Caballero K., Duque, L., Ceballos, S., Ramirez, J. C., and Peláez, A., 2002, "Conceptos básicos para el análisis electromiográfico", Revista CES Odontología, Vol 15-No 1.
- Coughlin F. R., Driscoll F. F., 1999, "Circuitos integrados Lineales y amplificadores operacionales", Prentice-Hall hispanoamericana, s.a., segunda edición, Wentworth Institute of Technology.
- D. Bronzino Joseph. "The Biomedical Engineering Handbook". Second Edition. CRC Press.
- Fleischmann, María Esther Serafín de., 2008, Lenguaje Manual: Aprendizaje del español signado para personas sordas., México: Trillas., 4ta ed.

INEGI. XII Censo General de Población y Vivienda 2000.

López J., 2007, Electromiografía, SEPEAP, España.

Mompin José, 1988, Introducción a la Bioingeniería, Ed. Marcombo.

Tortora, Gerard J.; Derrickson, Bryan.,2006, Principios de anatomía y fisiología., México : Médica. Panamericana., 11ed.