



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

ESCUELA DE INGENIERÍA EN MECATRÓNICA

TRABAJO DE GRADO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO

DE INGENIERO EN MECATRÓNICA

TEMA:

**“ANÁLISIS DE CARACTERÍSTICAS DE SEÑALES
ELECTROMIOGRÁFICAS PARA LA DETERMINACIÓN DE
MOVIMIENTOS DE UNA MANO”**

AUTOR: Hector David Caluguillin Pujota

DIRECTOR: MSc. Gabriela Alexandra Verdezoto Carranco

**IBARRA – ECUADOR
2019**



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

BIBLIOTECA UNIVERSITARIA

AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

1. IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA

En cumplimiento del Art. 144 de la Ley de Educación Superior, hago la entrega del presente trabajo a la Universidad Técnica del Norte para que sea publicado en el Repositorio Digital Institucional, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

DATOS DE CONTACTO			
CÉDULA DE IDENTIDAD:	172531643-2		
APELLIDOS Y NOMBRES:	CALUGUILLIN PUJOTA HECTOR DAVID		
DIRECCIÓN:	CAYAMBE-JUAN MONTAVO		
EMAIL:	hdcaluguillinp@utn.edu.ec		
TELÉFONO FIJO:	022127370	TELÉFONO MÓVIL:	0959086967

DATOS DE LA OBRA	
TÍTULO:	"ANÁLISIS DE CARACTERÍSTICAS DE SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS PARA LA DETERMINACIÓN DE MOVIMIENTOS DE UNA MANO"
AUTOR (ES):	HECTOR DAVID CALUGUILLIN PUJOTA
FECHA: DD/MM/AAAA	ABRIL 2019
SOLO PARA TRABAJOS DE GRADO	
PROGRAMA:	<input checked="" type="checkbox"/> PREGRADO <input type="checkbox"/> POSGRADO
TÍTULO POR EL QUE OPTA:	Ingeniero en Mecatronica
ASESOR /DIRECTOR:	MSc. Gabriela Alexandra Verdezoto Carranco

2. CONSTANCIAS

El autor (es) manifiesta (n) que la obra objeto de la presente autorización es original y se la desarrolló, sin violar derechos de autor de terceros, por lo tanto la obra es original y que es (son) el (los) titular (es) de los derechos patrimoniales, por lo que asume (n) la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrá (n) en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, a los 22 días del mes de abril de 2019

EL AUTOR:

Hector David Caluguillin Pujota



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

CERTIFICACION

En calidad de directora del trabajo de grado “ANÁLISIS DE CARACTERÍSTICAS DE SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS PARA LA DETERMINACIÓN DE MOVIMIENTOS DE UNA MANO”, presentado por el egresado HECTOR DAVID CALUGUILLIN PUJOTA, para optar por el título de Ingeniero en Mecatrónica, certifico que el mencionado proyecto fue realizado bajo mi dirección.

Ibarra, abril 2019

A handwritten signature in blue ink, which appears to read "GABRIELA VERDEZOTO".

MSc. Gabriela Verdezoto

DIRECTOR DE TESIS

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por permitirme disfrutar de la compañía de mi familia, quienes, con su apoyo, me permitieron cumplir una meta más en mi vida, forjando en mi la capacidad de poder desenvolverme en el vivir diario.

A la Universidad Técnica del Norte, institución que me permitió forjar mis conocimientos, mismos que se aplicaran en mi vida profesional.

A mi directora la Ing. Gabriela Verdezoto quien, por sus conocimientos y tiempo, me ayudo a la culminación de este proyecto.

Hector David C

DEDICATORIA

Dedico este proyecto a mis padres, quienes con su sacrificio permitieron que pueda culminar una meta más en mi vida, mismo que me ayudara en el desenvolvimiento de mi vida profesional, y de manera especial a mi madre quien estuvo presente en cada uno de mis pasos buenos y malos durante el forjamiento de mis conocimientos.

Hector David C

RESUMEN

El presente trabajo, expone la caracterización de señales emg a la intención de movimientos de una mano, previo a esto, se hizo el énfasis al tipo de agarres y posturas principales que puede ejercer la mano, siendo la base para el desarrollo al estudio del reconocimiento y ubicación de los músculos principales a los movimientos de estudio, cuales son, pronación – supinación de la mano y extensión – flexión de los dedos.

Para el desarrollo de este proyecto se realizó un estudio histórico a los métodos de análisis de señales bioeléctricas, así como las metodologías implementadas para el proceso de adquisición y caracterización de señales mioeléctricas ya sea en el dominio del tiempo y/o frecuencia, así como el uso de una técnica de clasificación al reconocimiento de patrones.

Haciendo uso tras el desarrollo de un sistema de interfaz de adquisición - caracterización de señales electromiográficas a 4 canales de reconocimiento y el uso de electrodos superficiales de tipo Ag/Cl ubicados en el antebrazo a los músculos de acción principal a los movimientos de la mano, se realizó el proceso de acondicionamiento y digitalización, haciendo de las señales adquiridas óptimas para el proceso de caracterización a los métodos comunes en el dominio del tiempo y frecuencia, logrando de esta manera obtener un total de 100 muestras de cada uno de los movimientos de estudio, mismos que están integrados a 5 intenciones realizadas por muestra.

Una vez obtenida la base de datos característicos de cada uno de los movimientos de estudio, se aplicó el proceso de clasificación de las señales, haciendo uso del 60% para el entrenamiento de la red neuronal, el 10% para el proceso de validación y el 30% para pruebas de reconocimiento de características.

ABSTRACT

The present work, exposes the characterization of signals emg to the intention of movements of a hand, prior to this, the emphasis was placed on the type of grapping and postures that the hand can exert, being the basis for the development to the study of the recognition and location of the main muscles to the study movements, which are, pronation - supination of the hand and extension - flexion of the fingers.

For the development of this project, a historical study was made to the methods of analysis of bioelectric signals, as well as the methodologies implemented for the process of acquisition and characterization of myoelectric signals either in the domain of time and / or frequency, as well as the use of a classification technique to pattern recognition.

Making use, after the development of an acquisition interface system - characterization of electromyographic signals to 4 recognition channels and the use of Ag / Cl type surface electrodes, located in the forearm to the muscles of main action to the movements of the hand , the conditioning and digitization process was carried out, making the acquired signals optimal for the characterization process to the common methods in the domain of time and frequency, thus achieving a total of 100 samples of each of the movements of study, which are integrated to 5 intentions made per sample.

Once the characteristic database of each of the study movements was obtained, the process of classification of the signals was applied, using 60% for the training of the neural network, 10% for the validation process and the 30% for feature recognition tests.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

CAPITULO I. INTRODUCCION.....	1
1.1. Planteamiento del Problema	1
1.2. Objetivos.....	2
1.2.1. Objetivo General	2
1.2.2. Objetivos Específicos	2
1.3. Alcance del Proyecto	2
1.4. Justificación	3
1.5. Aporte y Limitaciones	4
CAPITULO II. MARCO TEORICO.....	5
2.1. Análisis histórico al estudio de las señales EMG.	5
2.2. Método de adquisición de señales EMG.....	7
2.3. Características de las señales EMG	8
2.4. Características de Ruido y Filtros	8
2.4.1. Filtros IIR (Notch, 25Hz, 500Hz)	10
2.5. Características del electrodo de selección.....	11
2.5.1. Forma del electrodo.....	11
2.5.2. Distancia inter - electrodo	11
2.6. Métodos de Caracterización.....	12
2.6.1. Análisis en el dominio del tiempo	13
2.6.2. Análisis en el Dominio de la Frecuencia.....	16
2.7. Movimientos, posturas y agarres principales de la mano.	18
2.8. Puntos motores musculares del Antebrazo.	20
2.8.1. Flexión – Extensión, músculos motores	21
2.8.2. Pronación – Supinación, músculos motores	22
2.9. Resumen al accionamiento de los músculos motores del antebrazo.....	23
2.10. Métodos de clasificación de datos característicos.....	24
2.10.1. Reconocimiento de patrones	25
CAPITULO III. METODOLOGÍA	36
3.1. Grupo muscular motor a los movimientos de los dedos	36
3.2. Ubicación de los electrodos en los músculos motores.....	37
3.2.1. Ubicación del musculo extensor común de los dedos	37
3.2.2. Ubicación del musculo flexor común de los dedos (Superficial y Profundo)	38

3.2.3.	Ubicación del musculo pronador redondo (teres)	39
3.2.4.	Ubicación del musculo Supinador.....	39
3.3.	Preparación de la superficie dérmica previo a la adquisición de señales EMG.....	40
3.5.	Selección de tarjeta de adquisición y comunicación de señales EMG.....	41
3.5.1.	Matriz de selección de la Tarjeta de Comunicación.....	42
3.5.2.	Matriz de selección de la Tarjeta de Adquisición de señales EMG	44
3.5.3.	Conexión entre STM32F4 Discovery y Shield EKG-EMG	49
3.5.4.	Configuración y comunicación de la tarjeta STM32F4 Discovery	50
3.6.	Adquisición señales EMG	52
3.7.	Filtrado digital de señales EMG	55
3.8.	Rectificado de señales EMG.....	57
3.9.	Detección de Actividad y Segmentación de señales EMG	58
3.9.1.	Suavizado de señales EMG previo a la Segmentación.....	58
3.9.2.	Segmentación de señales EMG	60
3.10.	Caracterización de señales EMG	61
3.11.	Implementación de una red neuronal para la clasificación de movimiento.	64
3.11.1.	Ingreso de datos a la red neuronal	66
3.12.	Diseño de la interfaz gráfica para la visualización de señales adquiridas y caracterización	68
3.12.1.	Interfaz Gráfica (Detalles Principales)	68
CAPITULO IV. PRUEBAS Y ANALISIS DE RESULTADOS		72
4.1.	Pruebas de adquisición de señales EMG	72
4.1.1.	Análisis de señales adquiridas	75
4.2.	Pruebas de Procesamiento de señales EMG	78
4.2.1.	Análisis General	78
4.2.2.	Análisis de acondicionamiento de señales EMG.....	81
4.2.3.	Análisis del rectificado de señales.....	83
4.3.	Pruebas de identificación de intención de movimientos.....	84
4.4.	Pruebas del algoritmo de clasificación de los movimientos de la mano.....	90
4.4.1.	Pruebas del Algoritmo con 1 Neurona	91
4.4.2.	Pruebas de Entrenamiento con dos Neuronas	93
4.4.3.	Pruebas de Entrenamiento con 3 Neuronas	95
4.4.4.	Pruebas de Entrenamiento con 10 Neuronas	97
CAPITULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....		101
5.1.	Conclusiones.....	101
5.2.	Recomendaciones	103

5.3.	Bibliografía.....	105
ANEXOS.....		108
ANEXO A.	Esquema General de Conexiones.....	109
ANEXO B.	Código Implementado para el proceso de Caracterización.....	110
ANEXO C.	Manual de Instalación Tarjeta STM32F4 Discovery	121
ANEXO D.	Manual de Usuario.....	135

Índice de Figuras

Figura 1. Metodología para implementar un sistema de clasificación.....	7
Figura 2. Señal emg adquirida al movimiento de intención del musculo flexor.....	8
Figura 3. Comportamiento en el dominio de la frecuencia de la señal EMG.....	8
Figura 4. Resultado de una intervención de uso de sensores para SEMG. a) Histograma del diámetro del electrodo. b) Histograma de la distancia Inter - electrodo.....	11
Figura 5. Distancia Inter - Electrodo.....	12
Figura 6. Electrodo Superficial.....	12
Figura 7. Movimientos de la muñeca con punto de apoyo en el antebrazo, a) radio y cubito están paralelos, b) el radio gira sobre el cubito.....	18
Figura 8. Movimiento de la mano, a) Flexión, b) Supinación.....	19
Figura 9. Agarres Principales de la mano.....	20
Figura 10. Musculo Flexor Común de los dedos, a) Musculo Secundario, b) Musculo Primario.....	21
Figura 11. Musculo Extensor Digitorum común de los dedos, a) Musculo Primario, b) Musculo Secundario.....	22
Figura 12. Músculos Pronadores, a) Musculo Cuadrado, b) Musculo Redondo.....	22
Figura 13. Musculo Supinador de la Muñeca.....	23
Figura 14. Representación de una red neuronales.....	25
Figura 15. Red Neuronal monocapa.....	26
Figura 16. Red Neuronal multicapa.....	26
Figura 17. Red Neuronal de tipo Perceptrón.....	27
Figura 18. Funcion de Activacion Escalon.....	28
Figura 19. Función de activación Hardlims.....	28
Figura 20. Función de Activación logística o Sigmoidal.....	29
Figura 21. Función de activación logística o sigmoidal.....	30
Figura 22. Fronteras de decisión para LDA y QDA.....	32

Figura 23. Diagrama de dispersión de dos clases en dos variables de clasificación.....	32
Figura 24. Histograma de cada clase y centroides representadas sobre la función discriminante.....	33
Figura 25. Funcionamiento de la máquina de soporte vectorial (SVM).....	34
Figura 26. Ubicación del musculo extensor común de los dedos.....	37
Figura 27. Ubicación del musculo flexor superficial común de los dedos.....	38
Figura 28. Ubicación del musculo pronador teres.....	39
Figura 29. Ubicación del musculo Supinador.....	39
Figura 30. Ubicación de los electrodos superficiales, en la parte frontal del antebrazo.....	41
Figura 31. Ubicación de los electrodos superficiales en la parte posterior del antebrazo.....	41
Figura 32. Tarjeta de Comunicación STM32F4 Discovery.....	43
Figura 33. Tarjeta de adquisición de señales EKG-EMG Olimex.....	45
Figura 34. Cable conector DLR electrodo con salida Jack 3.5.....	46
Figura 35. Esquema eléctrico, conector cable DLR y protección a la tarjeta.....	46
Figura 36. Esquema eléctrico, etapa de amplificación instrumental Olimex EKG-EMG.....	47
Figura 37. Esquema eléctrico, etapa de amplificación operacional variable Olimex EKG-EMG.....	48
Figura 38. Esquema de conexión, Filtro de 3er orden.....	48
Figura 39. Shield Olimex configurado a 4 canales.....	50
Figura 40. Bloque de configuración de tarjeta STM32F4 Discovery Simulink.....	51
Figura 41. Bloque de configuración de adquisición de datos EMG simulink.....	52
Figura 42. Estado de una señal EMG.....	53
Figura 43. Procedimiento aplicado para el proceso de adquisición, caracterización y reconocimiento de patrones EMG.....	54
Figura 44. Filtrado de las señales de tipo Notch al movimiento de Flexión.....	55
Figura 45. Filtrado de 500Hz a las señales adquiridas al movimiento de Flexión.....	56
Figura 46. Filtrado de 25Hz a las señales Adquiridas al movimiento de Flexión.....	57
Figura 47. Señales Rectificadas al movimiento de Flexión.....	57

Figura 48. Metodología aplicada para la segmentación de señales EMG.....	58
Figura 49. Suavizado de la señal EMG adquirida (Envolvente)	59
Figura 50. Suavizado de la señal, aplicación del método de Hilbert.....	59
Figura 51. Detección de niveles de actividad y segmentación en intervalos de tiempo.....	60
Figura 52. Detección de Actividad de señales EMG y Segmentación.....	61
Figura 53. Datos obtenidos tras el proceso de caracterización al movimiento de flexión (Canal 1)	62
Figura 54. Grafica de 2 de las 11 Carcteristicas de cada Movimiento (Característica IEMG).....	63
Figura 55. Grafica unificada de los datos característicos de cada movimiento.....	63
Figura 56. Grafica de datos característicos de 3 ejes a los movimientos de estudio.	64
Figura 57. Panel principal, cambio de sub - paneles.	68
Figura 58. Primer Sub panel de la interfaz Gráfica.	70
Figura 59. Sub panel 2 de la interfaz Gráfica.	70
Figura 60. Configuración de conexiones entre las Shield Olimex EKG-EMG y la tarjeta STM32F4	72
Figura 61. Ubicación y conexión de los electrodos a los cables DLR.....	73
Figura 62. Pruebas de Funcionamiento de la Shield de adquisición.	74
Figura 63. Señales Adquiridas tras el proceso de calibración de las Shield EKG-EMG	74
Figura 64. Señales EMG tras el proceso de calibración.....	75
Figura 65. Señal al movimiento de flexión de los dedos.....	76
Figura 66. Señal EMG adquirida al movimiento de Supinación de la mano.	76
Figura 67. Señal EMG adquirida al movimiento de Extensión de los dedos.....	77
Figura 68. Señal EMG adquirida al movimiento de Pronación de los dedos.....	78
Figura 69. Muestras Adquiridas al movimiento de Flexión.....	79
Figura 70. Muestras de Adquisición al movimiento de Extensión de la mano.....	79
Figura 71. Muestras Adquiridas al movimiento de Supinación de la mano.	80
Figura 72. Muestras adquiridas al movimiento de Pronación de la mano.....	80
Figura 73. Análisis FT de la señal EMG al movimiento de Flexión	81

Figura 74. Análisis FT de la señal EMG al movimiento de Pronación.	81
Figura 75. Análisis FT de la señal EMG al movimiento de Supinación.....	82
Figura 76. Análisis FT de la señal EMG al movimiento de Extensión.	82
Figura 77. Análisis espectral de las señales EMG, tras el proceso de aplicación de filtros.....	83
Figura 78. Señal Rectificada a la intención de movimiento de Flexión.....	84
Figura 79. Detección de actividad a las intenciones de movimientos (Flexión de los dedos)	85
Figura 80. Detección de actividad encontrada a las intenciones de movimientos (Pronación de la mano).....	86
Figura 81. Señales segmentadas al movimiento de flexión de los dedos.	86
Figura 82. Señales segmentadas al movimiento de extensión de los dedos.....	87
Figura 83. Gráfica de características al movimiento de Flexión de los dedos.	88
Figura 84. Gráfica de Características al movimiento de Supinación de la mano.	88
Figura 85. Gráfica de Características al movimiento de Extensión de los dedos.	89
Figura 86. Gráfica de características al movimiento de Pronación de la mano.	89
Figura 87. Red Neuronal con una neurona en la capa oculta	91
Figura 88. Grafica progreso de entrenamiento de la red neuronal.....	92
Figura 89. Diagrama de Confusión de la red neuronal con una sola neurona.....	92
Figura 90. Diagrama de regresión de la red neuronal con una sola neurona	93
Figura 91. Red Neuronal con 2 neuronas en la capa oculta.	93
Figura 92. Diagrama de Confusión de la red neuronal con 2 neuronas.	94
Figura 93. Grafica progreso de entrenamiento de la red neuronal con 2 neuronas	94
Figura 94. Diagrama de regresión de la red neuronal con 2 neuronas	95
Figura 95. Red Neuronal con 3 neuronas en la capa oculta	95
Figura 96. Diagrama de confusión de la red neuronal con 3 neuronas.....	96
Figura 97. Diagrama de Regresión de la red neuronal con 3 neuronas	96
Figura 98. Grafica progreso de entrenamiento de la Red Neuronal con 3 neuronas.....	97

Figura 99. Red Neuronal con 10 neuronas en la capa oculta.....	97
Figura 100. Grafica progreso de entrenamiento de la red neuronal con 10 neuronas.....	97
Figura 101. Diagrama de Confusión de la red neuronal con 10 neuronas.....	98
Figura 102. Diagrama de Regresión de la red neuronas con 10 neuronas.	98
Figura 103. Red Neuronal Feedforward con función de activación Levenberg-Marquardt de 4 neuronas.....	99
Figura 104. Diagrama de Confusión de la Red Neuronal a 4 neuronas.....	99
Figura 105. Grafica de progreso de entrenamiento de la red neuronal con 4 neuronas	100
Figura 106. Esquema General de conexión Shield Olimex EKG/EMG - STM32F4 Discovery.....	109
Figura 107. Pagina de Registro.....	121
Figura 108. Confirmacion del Registro realizado	121
Figura 109. Enlace de Descarga	122
Figura 110. Ejecutar como Administrador para la instalacion.....	122
Figura 111. Panel de Instalacion de librerias y drivers.....	123
Figura 112. Links de Descarga.....	123
Figura 113. Aceptación al enlace de descarga de archivos.....	124
Figura 114. Licencia de Acuerdo.	124
Figura 115. Link de actualizacion de tarjeta de Adquisicion.....	125
Figura 116. Proceso de Instalacion.....	126
Figura 117. Instalacion del Driver	126
Figura 118. Terminacion instalacion de drivers.....	127
Figura 119. Instalación de paquetes en Matlab.....	127
Figura 120, Selección del paquete a instalar.	128
Figura 121, Seleccion de Paquetes STM32F4.....	128
Figura 122, Progreso de la Instalación.....	129
Figura 123. Instalacion de las librerias de Waijung.	130

Figura 124. Links de archivos adicionales.....	130
Figura 125. Instalación normal de los complementos.....	131
Figura 126. Ingreso de complementos y librerías de Simulink.....	132
Figura 127. Inicio en Simulink.....	133
Figura 128. Revisión de librerías en Simulink.....	133
Figura 129. Actualización de Librerías.	133
Figura 130. Verificación de la instalación de las librerías.....	134
Figura 131. Tarjeta de Adquisición Olimex EKG-EMG.....	135
Figura 132. Configuración de las Tarjetas de Adquisición a 4 canales.	136
Figura 133. Tarjeta de Comunicación STM32F4 Discovery	136
Figura 134. Bloque de configuración de Tarjeta STM32F4 Discovery.....	136
Figura 135. Bloque de configuración de adquisición de datos EMG (EMG - read_4CH_HOST)	136
Figura 136. Primer Sub panel de la interfaz Gráfica (Análisis General).....	136
Figura 137. Segundo Sub panel de la interfaz gráfica (Caracterización de señales).....	136
Figura 138. Panel de Cambios a distintas funciones dentro de la interfaz Gráfica.....	136
Figura 139. Información General de la Interfaz Gráfica.....	136
Figura 140. Cuadro de Funcionalidad Simulink.....	136
Figura 141. Cuadro de Visualización general de señales EMG.....	136
Figura 142. Cuadro, acondicionamiento de señales EMG	136
Figura 143. Funcionamiento del sub panel de análisis general.....	136
Figura 144. Cuadro de datos generales (Análisis General de señales EMG)	136
Figura 145. Cuadro de detección de actividad y segmentación de señales EMG (Caracterización de señales EMG).....	136
Figura 146. Datos Característicos de las señales obtenidas (Caracterización de señales)	136

Índice de Tablas

Tabla 1. Hitos científicos y tecnológicos relacionados con la bioelectricidad y la electromiografía	6
Tabla 2. Músculos flexores - pronadores del antebrazo	23
Tabla 3. Músculos extensores del antebrazo	24
Tabla 4. Músculos motores a la intención de movimiento de la mano	36
Tabla 5. Características principales de tarjetas de comunicación comunes	42
Tabla 6. Matriz de selección de la tarjeta de comunicación.....	43
Tabla 7. Matriz de Selección de las Tarjetas de Adquisición	44
Tabla 8. Conexión de salidas y entradas a la tarjeta de adquisición y comunicación	49
Tabla 9. Valores categóricos al tipo de movimiento realizado	66
Tabla 10. Vectores objetivo calculados para el proceso de entrenamiento de la Red Neuronal cada tipo de movimiento	67
Tabla 11. Resumen a los músculos que intervienen en cada movimiento.....	90

CAPITULO I. INTRODUCCION

1.1. Planteamiento del Problema

La electromiografía es una metodología de registro y análisis de la actividad bioeléctrica del músculo esquelético orientada al diagnóstico de las enfermedades neuromusculares. Las posibilidades de aplicación y el rendimiento diagnóstico de la electromiografía han evolucionado paralelamente al conocimiento de las propiedades de la energía eléctrica y al desarrollo de la tecnología eléctrica y electrónica [1].

En los últimos años se ha dado gran importancia al desarrollo de dispositivos controlados mediante señales EMG, diseñados especialmente para la ayuda a personas con alguna discapacidad física, entrenamiento muscular o para la ejecución de tareas sin contacto directo por parte del usuario.

Actualmente los trabajos de investigación en esta área están dirigidos a encontrar los algoritmos de procesamiento, caracterización y clasificación de patrones, bajo la intención de movimientos para el control de sistemas robóticos, reduciendo en gran porcentaje los errores al momento de controlar dichos dispositivos [1].

Por otro lado, debido a que las señales EMG son muy susceptibles de corrupción por efecto de los campos electromagnéticos cercanos, e incluso por cambios fisiológicos del paciente, la mejora de la precisión de los algoritmos para detectar la intención de movimiento resulta un campo difícil de precisar para el desarrollo de dispositivos totalmente funcionales, tal es el caso de las prótesis electromiográficas [2].

En el Ecuador el desarrollo de prótesis está limitado al diseño y construcción de prótesis pasivas, dejando a un lado el desarrollo de un sistema de control a la intención de movimiento emitido por las señales EMG del paciente, limitando de esta manera el cumplimiento de la función principal que ejerce la mano, los estudios para el desarrollo de prótesis mioeléctricas en el Ecuador es escaso dado que el control bioeléctrico abarca campos que dependen en gran porcentaje del estado psicológico

del paciente, así como las características físicas del mismo [3].

Es por este motivo que el desarrollo, por ende, la importación de dichas prótesis posee costos sumamente elevados [4].

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo General

Analizar la caracterización de señales electromiográficas para la determinación de los movimientos de una mano

1.2.2. Objetivos Específicos

- Revisar bibliografía y documentos acerca del estado del arte relacionado a la caracterización de señales EMG en función al movimiento de la mano.
- Implementar un sistema de adquisición de señales EMG.
- Determinar los puntos motores musculares.
- Diseñar una interfaz gráfica que permita visualizar las señales EMG y las características respectivas.
- Implementar un algoritmo para clasificar los movimientos de la mano.

1.3. Alcance del Proyecto

En este proyecto se realizará la caracterización de las señales electromiográficas, mediante la ubicación de sensores en puntos múltiples del sistema antebrazo, para lo cual se implementará de una tarjeta de adquisición para la captación de dichas señales. Además, se va a desarrollar una interfaz, la cual permitirá visualizar la actividad mioeléctrica de los músculos de acuerdo con los diferentes movimientos de la mano.

Se aplicará técnicas de procesamiento y caracterización de las señales electromiográficas superficiales, reconociendo zonas de interés y extrayendo patrones en cada grupo de señales para

luego generar un algoritmo de clasificación para la determinación de movimientos de la mano.

1.4. Justificación

En el Ecuador el desarrollo de prótesis mayormente está enfocada en la parte del miembro inferior, siendo escaso el estudio para el desarrollo de prótesis de miembro superior, por este motivo, este proyecto busca iniciar estudios mediante el reconocimiento de movimientos enfocados en la recolección de señales EMG y posterior clasificación para el desarrollo de futuros dispositivos que faciliten la vida de las personas [3].

Actualmente las prótesis comerciales contemplan pocos grados de libertad en donde solo pueden abrir la mano, hacer un agarre de poder y hacer la pronación o supinación de la muñeca, estudios recientes buscan aumentar el grado de libertad de las prótesis, lo que impone mayores desafíos al procesamiento de las señales EMG [5],

Hoy en día el procesamiento de señales EMG ha permitido el desarrollo de dispositivos controlados, haciendo uso, ya no solo en el desarrollo de aplicaciones terapéuticas y de rehabilitación, como el caso de las prótesis mioeléctricas, sino también para el control de robots y brazos robóticos, estas nuevas tendencias están orillando el desarrollo de interfaces mioeléctrica para el uso diario, ya sea para facilitar la vida diaria o también para uso de recreación y entretenimiento; por ejemplo el uso de dispositivos EMG en videojuegos o para reemplazar dispositivos de entrada salida de una PC como el mouse o el teclado [6].

La finalidad de este trabajo consiste en ser un referente de investigación en el campo de desarrollo de dispositivos médicos, tal es el caso de las prótesis orientadas a facilitar la vida de personas con alguna discapacidad física, las mismas que integran un controlador en base al algoritmo desarrollado mediante el reconocimiento de señales emitidas por la intención de movimiento.

1.5. Aporte y Limitaciones

El presente trabajo se desarrollará en base a la implementación de una tarjeta de señales EMG de cuatro canales obteniendo de esta manera la dependencia de movimientos básicos de la mano ejercida por el usuario, cabe recalcar que la tarjeta de adquisición es un diseño realizado en ensamblaje abierto para el análisis de señales EMG a la intención de movimiento ejercido.

CAPITULO II. MARCO TEORICO

2.1. Análisis histórico al estudio de las señales EMG.

Actualmente la tecnología ha permitido el desarrollo de dispositivos y equipos inteligentes, mejorando en cierta forma el modelo de control, pasando por sistemas de control manual y electrónico, a implementar sistemas inteligentes mediante un controlador inmerso en las personas, ya sea de manera remota mediante la lectura de señales eléctricas generadas por las personas a la intención de movimientos realizados, con el fin de controlar y ejecutar movimientos en dispositivos, tal es el caso de las prótesis mioeléctricas que ayudan a personas con alguna discapacidad física, así como el análisis elemental del estado de salud de las personas o de entretenimiento inmerso en dispositivos actuales de diversión [6].

El estudio de las señales EMG ha permitido adquirir información facilitando en cierta forma el vivir de las personas, a pesar de ser un sistema creado para el estudio clínico y análisis a las enfermedades sobre la actividad bioeléctrica muscular, es una fuente de desarrollo para dispositivos, equipos que permiten la ejecución de diversas aplicaciones [6].

A mediados del siglo XX se introduce el primer equipo comercial de electromiografía para uso médico basado en circuitos electrónicos analógicos, iniciando de esta manera el estudio de las señales bioeléctricas. El desarrollo posterior de la tecnología digital ha permitido disponer de sistemas controlados por microprocesadores cada vez más fiables y potentes para captar, representar, almacenar, analizar y clasificar las señales mioeléctricas. Es esperable que el avance de las nuevas tecnologías de la información y la comunicación pueda conducir en un futuro próximo a la aplicación de desarrollos de inteligencia artificial que faciliten la clasificación automática de señales [1].

Teniendo en cuenta ciertos aspectos de desarrollo en este campo, se presenta a continuación los hitos científicos y tecnológicos que influenciaron en el estudio de las señales mioeléctricas.

Tabla 1. Hitos científicos y tecnológicos relacionados con la bioelectricidad y la electromiografía [7]

Edad Antigua y Edad Media: los cuatro elementos constitutivos de la materia	
Galeno (dC.130-200)	Sintetiza el pensamiento clásico sobre la fisiología y concibe el sistema neuromuscular como una red de conducción de aire basado en la presencia de espíritus naturales o 'pneumas' desde el encéfalo a los músculos para controlar su contracción.
Siglos XV y XVI (Renacimiento): continuidad	
Andrea Vesalio (1514-1564) Leonardo da Vinci (1452-1519)	Se mantiene la doctrina de Galeno pese al detallado conocimiento anatómico logrado en esta época.
Siglo XVII: primeras aproximaciones empíricas	
Giovanni Alfonso Borelli (1608-1679)	Descarta experimentalmente la existencia de aire en los músculos. Influenciado por la alquimia propone la posibilidad de fermentaciones para explicar la contracción.
William Gilbert (1544-1603)	Publica la monografía «De Magnete» (1600): primera evidencia de fenómenos eléctricos en los tejidos animales.
Francesco Redi (1626-1697)	Describe los «efectos nerviosos» de las descargas eléctricas del pez torpedo (1666): primer documento de la historia de la electromiografía.
Siglo XVIII: aumenta el estudio de la electricidad sobre organismos vivos	
Pieter van Musschenbroeck (1692-1761)	Construye un acumulador de cargas electrostáticas, la botella de Leyden (1748) y es el primero en experimentar contracciones musculares por las descargas de la botella.
Luigi Galvani (1737-1798)	Estudia las contracciones musculares en ranas por descargas electrostáticas y por relámpagos, basándose en los experimentos de Benjamín Franklin (1706-1790). Se refuerza la hipótesis de la conexión entre electricidad y sistema nervioso.
Siglo XIX: formulaciones teóricas de la física del electromagnetismo	
Claude Bernard (1813-1878)	Funda la medicina experimental, de la que es el principal exponente.
Carlo Matteucci (1811-1865)	Primeras medidas de fenómenos bioeléctricos: con un galvanómetro detecta corriente eléctrica entre el segmento dañado de un músculo y la parte intacta: «corriente de lesión».
Emil Du Bois-Reymond (1818-1896)	Demuestra la existencia de corriente eléctrica asociada a la excitación nerviosa: el potencial de acción.
Hermann Ludwig Ferdinand von Helmholtz (1821-1894)	Calcula la velocidad de propagación de los impulsos nerviosos (27-30 m/s) con un cronómetro sincronizado con la excitación nerviosa y la contracción. La publicación de estos resultados (1850) puede considerarse el inicio de la neurofisiología moderna.
Primera mitad del siglo XX: física electrónica, biofísica de la membrana	
Charles Scott Sherrington (1857-1952)	Define el concepto de unidad motora.
Edgar Douglas Adrian (1889-1977) y Detlev Wulf Bronk (1897-1975)	Introducen el electrodo concéntrico para registros EMG experimentales (1929).
Alan Lloyd Hodgkin (1914-1998) y Andrew Fielding Huxley (1917)	Registros con microelectrodos de los potenciales eléctricos transmembrana en el axón gigante del calamar. Formulación de las propiedades bioeléctricas de la membrana.

2.2. Método de adquisición de señales EMG

A través de estudio realizados a la adquisición de señales mioeléctricas, se han desarrollado un sin número de metodologías que facilitan la extracción de características y clasificación de señales, permitiendo el desarrollo de dispositivos médicos al reconocimiento de patrones existentes en las señales electromiográficas.

La presente metodología mostrada en la Figura 1, se basa en estudios realizados al análisis de señales electromiográficas y caracterización el cual consiste en una serie de pasos para la caracterización y reconocimiento de señales EMG [8].

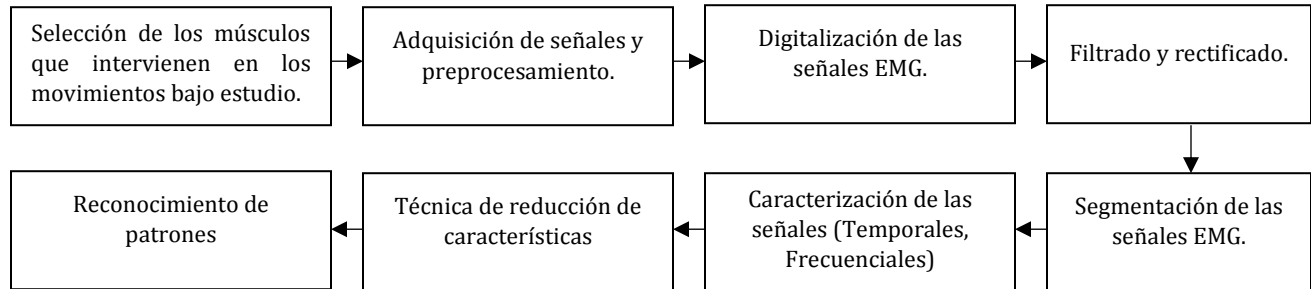


Figura 1. Metodología para implementar un sistema de clasificación

La metodología descrita anteriormente, requiere de una serie de pasos, misma que parte de la selección de los músculos principales que intervienen a la ejecución del movimiento de estudio, hacia el proceso de digitalización, filtrado y segmentación de señales emg, para su posterior caracterización, sometiéndose a los métodos de análisis, ya sea en el dominio del tiempo o de la frecuencia, para su posterior clasificación.

La parte de selección de músculos a los movimientos de estudio se describirá en el capítulo 3.

2.3. Características de las señales EMG

Las señales EMG son de tipo estocásticas no estacionarias, es decir, señales que representan datos con un comportamiento al azar dependiente de un tiempo finito, ver Figura 2, con amplitud entre los 0 y 10 mV y un rango de frecuencia entre los 0 y 500 Hz propios de señales EMG ver Figura 3, adquiridas de manera superficial [6].

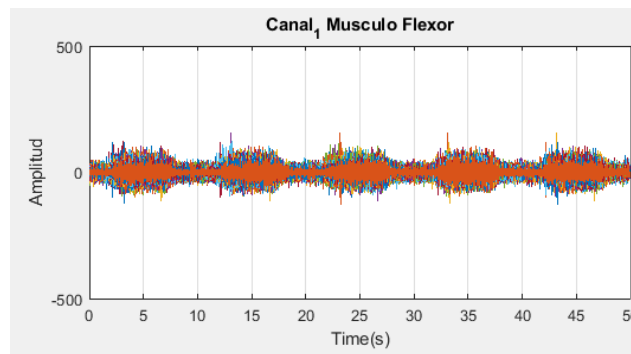


Figura 2. Señal emg adquirida al movimiento de intención del músculo flexor

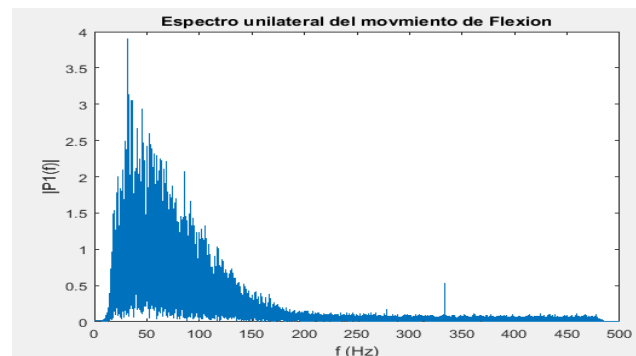


Figura 3. Comportamiento en el dominio de la frecuencia de la señal EMG

2.4. Características de Ruido y Filtros

Las señales EMG al poseer un potencial muy bajo, son susceptibles a la alteración de las señales emitidas por factores como:

- Ruido por líneas de potencia cercanas, así como el instrumento de medición mismo, situado en los rangos de 50/60 Hz.

- Ruido debido al contacto electrodo-piel, situado en los rangos de 0-25 Hz.
- Establecimiento propio de la señal EMG situado entre los 0-500 Hz.
- Por estos motivos la supresión de ruidos en las señales EMG, requieren la aplicación de filtros para la obtención de una señal semi – pura, adecuada para la obtención de características.

Existen dos tipos principales de filtros los cuales son:

Filtros Analógicos

- Pasa bajo
- Paso alto
- Pasa bandas
- Rechaza bandas

Filtros Digitales

- Respuesta invariante de impulso (IIR)
- Respuesta de impulso finito (FIR)

Para el desarrollo de este trabajo se hace uso de filtros digitales, para lo cual se debe tener en cuenta la expresión base de análisis para el diseño de filtros digitales, basado en el diseño de filtros analógicos (1) [9].

$$H(s) = \frac{\omega_c^2}{s^2 + 2\delta\omega_c^2 + \omega_c^2} \quad (1)$$

Donde ω_c es el corte de frecuencia, δ es el factor de amortiguamiento.

Para obtener el filtro digital deseado de la función de transferencia, primero tomamos la Transformada de Laplace inversa de la ecuación anterior para convertir la expresión de dominio de frecuencia de $H(s)$ en su equivalente en el dominio del tiempo $h(t)$.

Después de obtener $h(t)$ usamos la transformada Z para convertirlo en $H(z)$, construyendo el filtro digital requerido. Este tipo de diseño se llama "Diseño Invariante de Impulso", también podemos convertir $H(s)$ directamente del dominio s en dominio de Z o $H(z)$ por medio de lo que se conoce como transformada bilineal, construyendo de esta manera el filtro digital deseado [9].

Matlab posee funciones que facilita el proceso de diseño de filtros digitales, para lo cual es necesario tener en cuenta los rangos de frecuencia a las que trabaja las señales EMG.

2.4.1. Filtros IIR (Notch, 25Hz, 500Hz)

- El filtro Notch permite suprimir el ruido a una frecuencia específica de 50/60Hz, debido a ruidos generados por líneas de potencia, ondas emitidas por dispositivos eléctricos, rango en donde se concentra la mayor cantidad de energía [9].
- Filtro pasa-alto con frecuencia de corte de 15/30Hz, ruido ocasionado por el potencial de repolarización de acción (undershoot), generalmente la utilización de electrodos superficiales aumenta el nivel de ruido, debido a que no posee un sistema de adherencia fija sobre la piel, lo cual altera la señal debido a movimientos durante el proceso de adquisición.
- Filtro pasa bajo con frecuencia de corte 500Hz (Rango activo de las señales EMG).

Al ser un análisis de tipo superficial, la selección de electrodos es de vital importancia, partiendo desde la preparación de la piel, hasta la ubicación sobre la superficie de análisis, para lo cual es necesario conocer las características que éstos poseen.

2.5. Características del electrodo de selección

Numerosos estudios han permitido el desarrollo de diferentes tipos de electrodos para cada tipo de bioseñal a la cual se va a tratar, tomando en cuenta:

- Tipo de bioseñal a tratar
- La forma que esta posee
- Composición del electrodo (gel de contacto)
- Distancia inter - electrodo

2.5.1. Forma del electrodo

Definida como el área de contacto entre la piel y el gel conductor de señales bioeléctricas, se ha determinado en base a estudios el uso de electrodos de forma circular para la adquisición de señales EMG, los cuales deben poseer un diámetro de entre 10–12 mm, ver Figura 4.

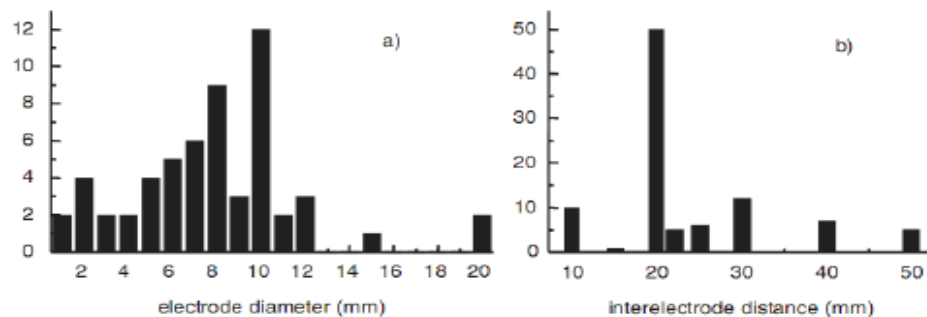


Figura 4. Resultado de una intervención de uso de sensores para SEMG. a) Histograma del diámetro del electrodo. b) Histograma de la distancia Inter - electrodo [7]

2.5.2. Distancia inter - electrodo

Definida como la distancia centro a centro del área conductiva de los electrodos [10], se establece la ubicación inter electrodo de 20mm, ver Figura 5, distancia establecida por el SENIAM tras el análisis y años de estudio así como publicaciones referentes a SEMG [11].

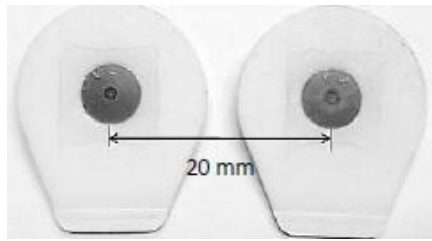


Figura 5. Distancia Inter - Electrodo [5]

Definida las características apropiadas para la selección y uso de electrodos, se establece que para el proceso de adquisición superficial de señales EMG se hará uso de electrodos que están constituidos de plata cloruro de plata (Ag./Cl. Ag), ver Figura 6, ya que no requieren de algún tratamiento especial para la ubicación del mismo, pero si bien son fáciles de ubicar y utilizar posee desventajas que hay que tener en cuenta al momento de realizar algún análisis o aplicación médica, debido a que se ve afectada por factores como ruidos e interferencias del ambiente, así como la distancia entre electrodos que hace que la medición de la intensidad de las señales EMG varíen durante el análisis [12].



Figura 6. Electrodo Superficial [25].

2.6. Métodos de Caracterización

Dentro de los parámetros de análisis que se encuentran presentes en las señales EMG están:

- Parámetros Temporales
- Parámetros Frecuenciales
- Parámetros Tempo-Frecuenciales

Relacionados entre sí a través de las características funcionales al tipo de movimiento ejercido, la onda de señal generada a través de dicho movimiento en función a los parámetros antes mencionados, convergen al análisis de su comportamiento, como:

- Comportamiento de la amplitud a la intensidad de movimiento generado.
- Comportamiento en el tiempo de la media y la varianza de la señal.
- Comportamiento de la energía en el tiempo.
- El número de veces que la señal EMG corta el eje de tiempo o umbral.
- La densidad espectral de potencia de la señal.
- La magnitud de su transformada de Fourier.

Dentro de los cuales se estima métodos de caracterización únicas de análisis, permitiendo obtener información que se encuentra presente en la señal, almacenándola en una matriz de estudio, cabe recalcar que previo a la obtención de características, la correcta aplicación de filtro permite la supresión de datos no deseados, como las interferencias producidas por equipos de radio, comunicación, líneas de potencia, entre otros.

Cabe recalcar que el porcentaje de éxito al reconocimiento de patrones emitidos por la intención de movimientos de la mano, depende de la selección de características a extraer de la señal EMG, los cuales se encuentran en diferentes parámetros de análisis ya antes mencionados.

2.6.1. Análisis en el dominio del tiempo

Estas características son calculadas, basadas en la amplitud de las series de tiempo de la señal mioeléctrica, siendo proporcional a los niveles de contracción muscular ejercido tras un movimiento [7].

- **Integral de la señal EMG (IEMG)**

Comúnmente utilizado como índice de detección del inicio de la contracción muscular en el reconocimiento de patrones bioeléctricos, Se define como la suma de los valores absolutos de la amplitud de la señal, expresada como [7].

$$IEMG = \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (2)$$

Donde x_i representa la señal mioeléctrica en un segmento i y N denota la longitud de la señal.

- **Valor absoluto medio (MAV)**

Es un método de permite detectar y medir los niveles de contracción muscular Es una de las técnicas mas populares utilizadas en el análisis de bioseñales, especialmente en la detección de las señales mioeléctricas para el control de prótesis y exoesqueletos, se define como el promedio del valor absoluto de la señal en un segmento i y de longitud N [7].

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (3)$$

- **Raíz Media Cuadrática (RMS)**

Al igual que el valor medio absoluto, es otra de las técnicas más utilizadas debido a que permite caracterizar la señal de acuerdo con el estimado de energía, relacionada con la amplitud en ciertos intervalos de tiempo [7]. Su expresión viene dada por:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (4)$$

- **Varianza de la señal EMG (VAR)**

La varianza de la señal electromiográfica es un índice de potencia [7]. Se define como un promedio del valor cuadrático de la desviación estándar de la variable, sin embargo, el valor medio de la señal mioeléctrica es cercana a 0 ($\sim 10^{-10}$), por consiguiente, la varianza de la señal se define como:

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (5)$$

- **Longitud de onda (WL)**

La longitud de la señal es una medida de la complejidad de la señal mioeléctrica. Es una variación acumulativa de la señal que puede indicar su grado de transición, es decir que es el acumulado de la distancia entre dos muestras consecutivas de la señal. Su expresión viene definida por [7]:

$$WL = \sum_{i=1}^N |x_{i+1} - x_i| \quad (6)$$

- **Cambios en el signo de la señal (SSC)**

Es una característica que representa la información en frecuencia de la señal mioeléctrica, su cálculo cuantifica el número de veces que la pendiente de la señal cambia de signo, el número de cambios entre las pendientes positivo y negativo, entre tres segmentos secuenciales es realizado con un nivel de umbral para evitar el ruido inducido [7], su expresión matemática viene dado:

$$SSC = \sum_{i=1}^N [f[(x_i - x_{i-1}) * (x_i - x_{i+1})]] \quad (7)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq \text{nivel de umbral} \\ 0, & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

- **Amplitud de Willison (WAMP)**

La amplitud de Willison calcula el número de veces en que la diferencia resultante en amplitud de la señal mioeléctrica entre dos segmentos consecutivos, exceden un umbral predefinido. El parámetro es un indicador de la activación de los potenciales de acción de las unidades motoras y por consiguiente de los niveles de contracción muscular [7]. El cálculo es formulado por:

$$WAMP = \sum_{i=1}^{N-1} f(|x_n - x_{n+1}|) \quad (8)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{si } x \geq \text{nivel de umbral} \\ 0, & \text{en caso contrario} \end{cases}$$

- **Simple cuadrado integral (SSI)**

Usa la energía de la señal EMG como una característica [7], el cálculo es formulado por:

$$SSI_k = \sum_{i=1}^N (|x_i|^2) \quad (9)$$

2.6.2. Análisis en el Dominio de la Frecuencia

Las características extraídas usando los dominios de frecuencia normalmente se basan en el análisis espectral de la señal, el cual refleja la razón de activación de las unidades motoras por debajo de 40Hz y la morfología de los potenciales por encima de los 40Hz [7].

Las características en el dominio de la frecuencia se derivan de métodos de estimación paramétricos y no paramétricos, dentro del cual esta:

Aproximación espectral

El análisis espectral descompone la señal en componentes dentro del dominio frecuencial al análisis de la energía y potencia que ejerce las señales EMG a la intención de movimientos debido a la contracción muscular, para esto se lleva a cabo la utilización de dos métodos como lo es:

Periodograma

Estima la densidad del espectro de potencia (PSD) de una señal, encontrada mediante la transformada discreta de Fourier (usualmente hecha con FFT) tomando la magnitud al cuadrado del resultado. Este estimado es llamado Periodograma [7], del cual a partir de este cálculo se extraen dos características:

- Potencia promedio de la señal EMG.
- Potencia máxima de la señal EMG.

Espectrograma

Calcula la transformada de Fourier dependiente del tiempo de una señal, usando una ventana deslizante. Esta forma de transformada de Fourier, también se conoce como STFT.

El espectrograma es la magnitud de esta función, de donde se extraen dos características:

- Energía media de la señal EMG.
- Energía máxima de la señal EMG.

El análisis en el dominio de Fourier permite un análisis que trabaja variando la frecuencia de la señal en diferentes intervalos de tiempo, la misma que contempla el análisis de una señal no estacionaria propia de las señales mioeléctricas [7].

La señal adquirida se le puede calcular la transformada de Fourier de tiempo discreto de R-puntos donde R es la cantidad total de muestras de la señal EMG

$$Y(K) = T_s * \sum_{n=0}^{R-1} x(n)e^{\frac{j2\pi Kn}{R}} = Re[Y(K)] + jIm[Y(K)], \forall 0 \leq K \leq R-1 \quad (10)$$

Para el cálculo de la magnitud de la transformada rápida de Fourier $|Y(K)|$ se calcula:

$$\|Y(K)\| = \sqrt{(Re[Y(K)])^2 + (Im[Y(K)])^2} \epsilon R^2 \quad (11)$$

2.7. Movimientos, posturas y agarres principales de la mano.

La mano es una herramienta funcional muy importante para el ser humano compuesta por una gran cantidad de músculos y articulaciones, los cuales nos permiten ejercer una amplia gama de movimientos, para el desarrollo de este proyecto en función a la adquisición de señales mioeléctricas se toma en cuenta los movimientos de la pronación-supinación, flexión-extensión, los cuales en conjunto permite movimientos de tipo prensil y no prensil a movimientos básicos de la mano:

Muñeca

- a). Supinación
- b). Pronación

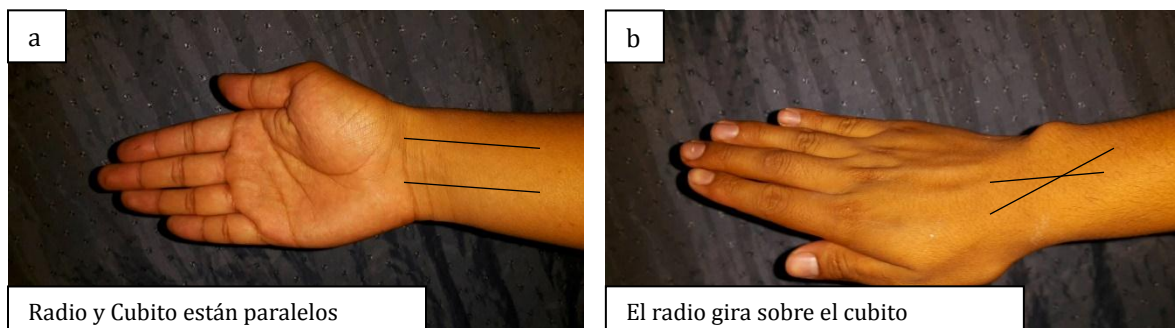


Figura 7. Movimientos de la muñeca con punto de apoyo en el antebrazo, a) radio y cubito están paralelos, b) el radio gira sobre el cubito

Como se puede observar en la Figura 7 a, el movimiento de la supinación hace que la palma de la mano quede paralela al radio y cubito del antebrazo dejando el dedo pulgar hacia afuera, a diferencia de la pronación, ver Figura 7 b, que realiza el giro del radio sobre el cubito haciendo que la palma de la mano gire dejando el dedo pulgar hacia dentro.

Mano

- a). Flexión (Movimientos Prensiles)
- b). Extensión (Movimientos no Prensiles)

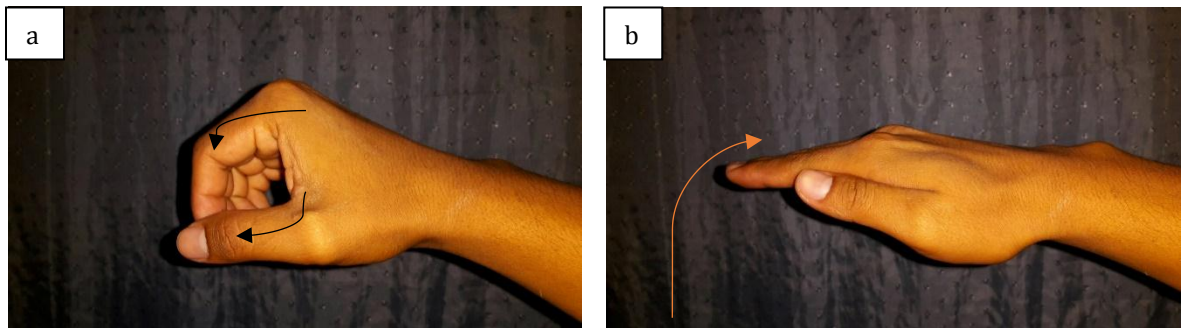


Figura 8. Movimiento de la mano, a) Flexión, b) Supinación

Dentro de los movimientos que ejerce la mano hacia las diferentes actividades cotidianas, desde el giro de la llave a la sujeción de un objeto y agarre, se encuentran los movimientos de tipo prensil y no prensil, ver Figura 8, a continuación, se detallara cada uno de los movimientos.

Movimientos Prensiles

Son aquellos movimientos ejercido por la flexión de los dedos que permite el agarre y manipulación parcial o total de un objeto sujeto a la palma de la mano [13].

En 1919, Schlesinger desarrolló una clasificación de la taxonomía para el estudio de la destreza de las manos humanas y agrupo en seis categorías las estrategias de agarres prensiles de la mano, siendo estos [13]:

- Agarre cilíndrico
- Agarre de punta
- Agarre de gancho
- Agarre palmar
- Agarre esférico
- Agarre lateral

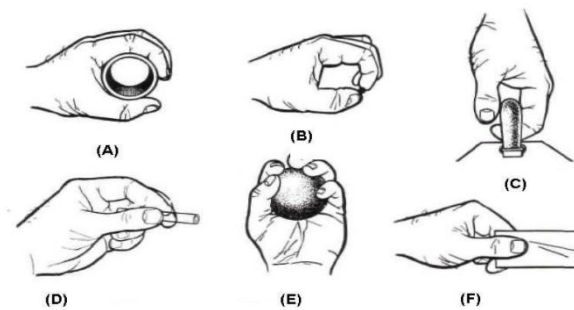


Figura 9. Agarres Principales de la mano [27]

Algo en particular de los movimientos prensiles es la contracción en conjunto de los dedos sujetos a un objeto, los cuales en su mayoría son movimientos de flexión, que dependiendo de la actividad aumenta o disminuye la fuerza ejercida sobre el mismo, ver Figura 9.

No prensiles

Son aquellos movimientos ejercido por la extensión de la mano en donde no se realiza la sujeción del objeto, no obstante, no impide que la misma pueda ser manipulada, empujada o levantada con la mano entera o individualmente con los dedos [13].

2.8. Puntos motores musculares del Antebrazo.

Una vez definido los movimientos principales que ejerce la mano y la muñeca, se procede al reconocimiento y ubicación de los puntos motores musculares del Antebrazo de estudios ya realizados, los cuales en conjunto o individualmente permiten ejercer movimientos de tipo prensil y no prensil, complementándose con movimientos de pronación y supinación.

2.8.1. Flexión – Extensión, músculos motores

- Musculo Flexor Digitorum común de los dedos

En su mayoría movimientos prensiles, permite la manipulación de objetos, haciendo puño, doblando los dedos, así como flexionando la muñeca, con la finalidad de hacer un agarre.

Ubicados en la palma del antebrazo los músculos flexores forman un común comunicados con los dedos meñique, anular, del medio e índice permitiendo una posición doblada de los dedos y flexionada en la palma, ver Figura 10, [13].

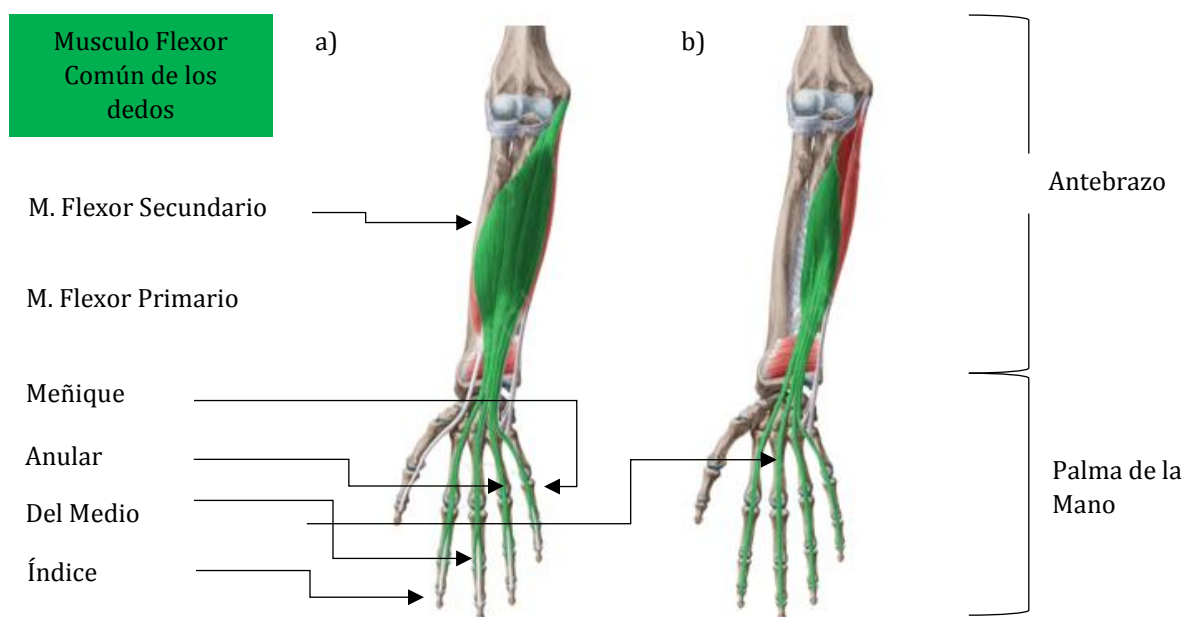


Figura 10. Musculo Flexor Común de los dedos, a) Musculo Secundario, b) Musculo Primario [28].

- Musculo Extensor Digitorum común de los dedos

Conformado dentro del grupo de los no prensiles, permite funciones como enderezar, señalar y estirar la mano, ubicados en la parte posterior del antebrazo los músculos extensores a medida que se activan tiran de los huesos de los dedos con la finalidad de realizar movimientos de extensión denominado grado cero, ciertos casos en donde los dedos se extienden sobre los cero grados se denomina hiperextensión, ver Figura 11, [13].

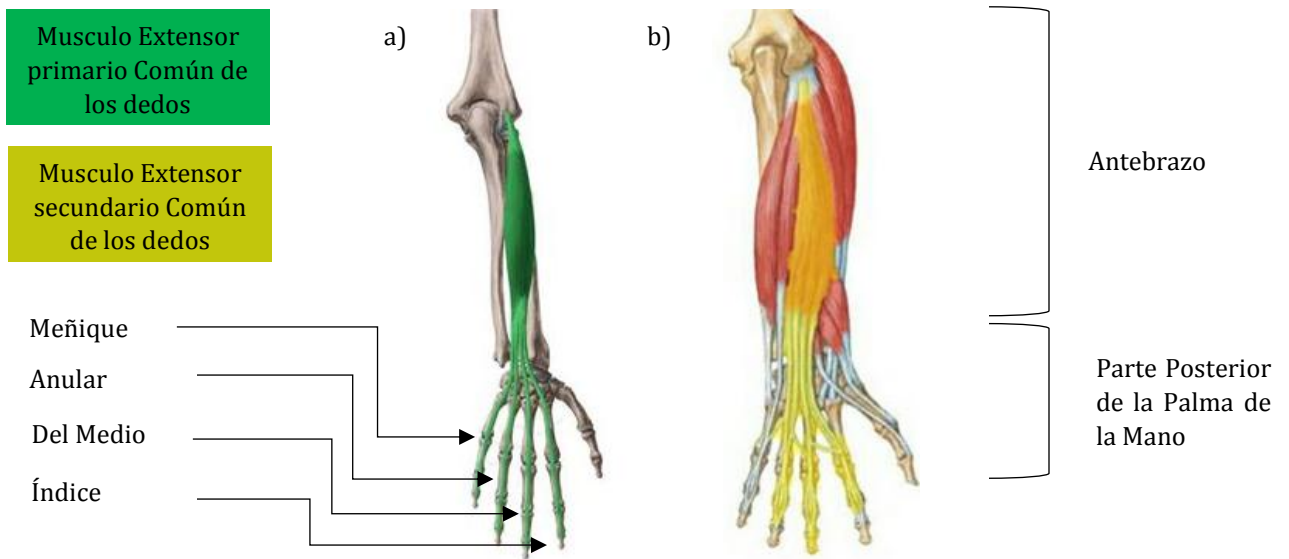


Figura 11. Musculo Extensor Digitorum común de los dedos, a) Musculo Primario, b) Musculo Secundario [28].

2.8.2. Pronación – Supinación, músculos motores

- Musculo Pronador redondo y cuadrado

Se encuentra en la región topográfica de la muñeca y en la cara anterior de la epitróclea y en la apófisis coronoides del cúbito lo cual permite el movimiento pronador en la muñeca de la mano, ver Figura 12, [13].

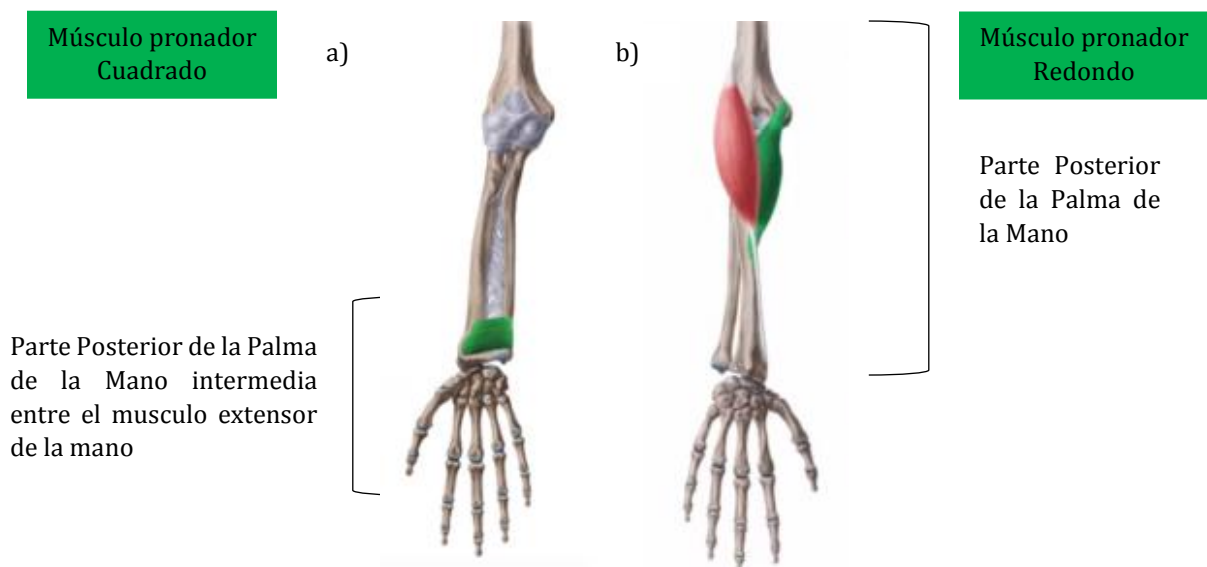


Figura 12. Músculos Pronadores, a) Musculo Cuadrado, b) Musculo Redondo [28].

- **Musculo Supinador**

Es un músculo bastante alargado, más de la mitad es un largo tendón. Ocupa toda la cara antero externa del antebrazo permitiendo movimientos de supinación en la muñeca, ver Figura 13, [13].

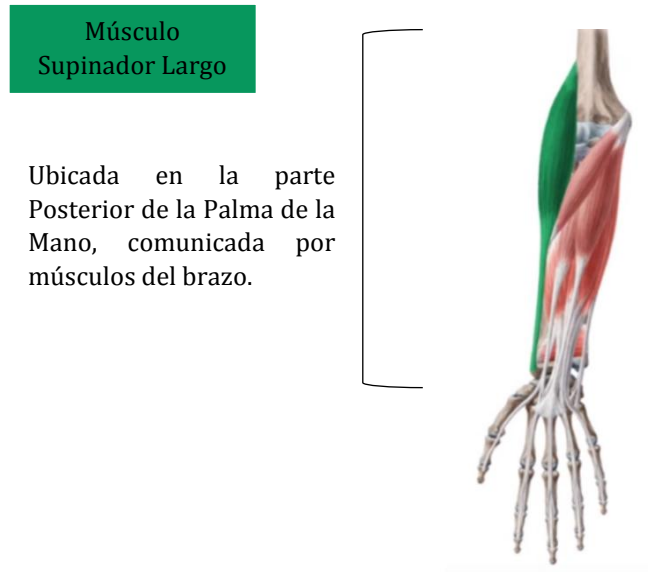


Figura 13. Musculo Supinador de la Muñeca [28].

2.9. Resumen al accionamiento de los músculos motores del antebrazo

Tabla 2. Músculos flexores - pronadores del antebrazo [14].

GRUPO MUSCULAR	MUSCULO INDIVIDUAL	ACCIÓN PRINCIPAL
Capa superficial	Pronador Redondo	Prona y flexiona el antebrazo (Al nivel del codo)
	Flexor radial del carpo	Flexiona y abduce la mano (a nivel de la articulación radio carpiana)
	Palmar largo	Flexiona la mano
	Flexor cubital del carpo	Flexiona y abduce la mano
Capa intermedia	Flexor superficial de los dedos	Flexiona las falanges medias al nivel de las articulaciones interfalángicas proximales de los cuatro dedos mediales, si actúa con más fuerza, también flexiona las falanges proximales al nivel de las articulaciones metacarpofalángicas
Capa profunda	Flexor profundo de los dedos	Flexiona las falanges distales de los dedos 2 y 3 al nivel de las articulaciones interfalángicas distales
	Flexor largo del pulgar	Flexiona las falanges del 1 dedo (Pulgar)
	Pronador cuadrado	Prona el antebrazo, las fibras profundas unen entre si al radio y cubito

Tabla 3. Músculos extensores del antebrazo [14].

GRUPO MUSCULAR	MUSCULO INDIVIDUAL	CAPA	ACCIÓN PRINCIPAL
Extensores y abductores de la mano de las articulaciones radio carpiana	Extensor radial largo del carpo	Superficial	Extiende y abduce la mano al nivel de la articulación, activo durante el cierre del puño
	Extensor radial corto del carpo	Superficial	
	Extensor cubital del carpo	Superficial	
Extensores de los cuatro dedos mediales	Extensor de los dedos	Superficial	Extiende los cuatro dedos mediales inicialmente al nivel de las articulaciones
	Extensor del índice	Profunda	Extiende el 2 dedo
	Extensor del dedo meñique	Superficial	Extiende el 5 dedo
Extensores y abductores del pulgar	Abductor largo del pulgar	Profunda	Flexiona las falanges distales de los dedos 2 y 3 al nivel de las articulaciones
	Extensor corto del pulgar	Profunda	Flexiona la falange del 1 dedo
	Extensor largo del pulgar	Profunda	Prona el antebrazo

2.10. Métodos de clasificación de datos característicos

El grado de éxito al proceso de clasificación, depende de la elección de los métodos de caracterización de las señales adquiridas a las diferentes intenciones de movimiento, al igual que la capacidad que demuestra el sujeto de estudio de realizar movimientos repetitivos iguales, generando señales en similares características.

Dentro de los métodos de clasificación de bioseñales, se encuentran los clasificadores de tipo lineal y no lineal [15].

Los clasificadores lineales suelen ser más robustos que los no lineales, dado que asumen que los datos pueden separarse de manera lineal, dividiendo el espacio en hiperplanos de separación generando diferentes regiones. Cada una de estas regiones se corresponde con una selección distinta, diferenciándolo de los algoritmos no lineales que tienen en cuenta más parámetros de análisis, por lo que la carga computacional es mayor. Cuando se trabaja con pocos datos los algoritmos lineales dan buenos resultados. Si se trabaja con grandes cantidades de datos son más adecuados los métodos no lineales [15].

2.10.1. Reconocimiento de patrones

El desarrollo de prótesis medicas no se limita al grado de libertad que posee, al igual que el accionamiento de la misma mediante la variación de intensidad de la señal electromiográficas emitida por el paciente, si no que determina qué acción desea realizar al momento de ejercer una actividad, para esto es necesario determinar el accionamiento unánime de cada uno de los músculos a la intensidad de movimientos de estudio, clasificándolo mediante la recepción de señales electromiográficas, así como la ubicación de sensores en puntos múltiples del sistema brazo-antebrazo y el método de clasificación [16].

Dentro del control mediante el reconocimiento de patrones existen técnicas de clasificación las cuales son:

2.10.1.1. Redes Neuronales

Considerado como un clasificador de tipo no lineal, genera el 10% de falla al proceso de clasificación, mismo que se basa en la réplica de aprendizaje del sistema nerviosos, es una de las técnicas más utilizadas de clasificación basándose en el aprendizaje de tareas referente a un conjunto de datos adquirido durante el proceso, ver Figura 14, [16].

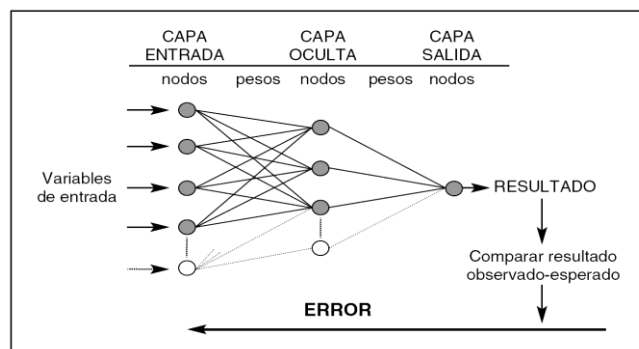


Figura 14. Representación de una red neuronales [24].

Tipos de Redes Neuronales según el número de Capas

La selección del tipo adecuado de arquitectura de la Red Neuronal (número de neuronas en cada capa y el número de capas) para cada caso concreto, es un problema empírico (prueba y error) [17].

- **Redes neuronales monocapa**

Definida como una red de memoria asociada, es una red neuronal sencilla debido a que solo posee una capa de neuronas proyectadas hacia una capa de salida, ver Figura 15, lugar donde se realizan los cálculos de clasificación.

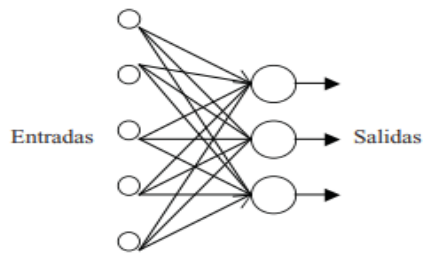


Figura 15. Red Neuronal monocapa [19]

- **Red Neuronal Multicapa**

Como su nombre lo explica es una red neuronal multicapa debido a que posee una o más capas intermedias entre la entrada y salida, ver Figura 16, denominadas capas ocultas cuales se encuentran interconectadas parcial o totalmente.

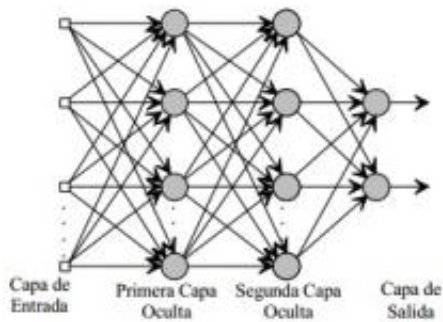


Figura 16. Red Neuronal multicapa [19].

Funciones de Activación

Una neurona biológica puede estar activa (excitada) o inactiva (no excitada), es decir, que tiene un “estado de activación”. Las neuronas artificiales también tienen diferentes estados de activación,

algunas de ellas solamente dos, al igual que las biológicas, pero otras pueden tomar cualquier valor dentro de un conjunto determinado. La función activación calcula el estado de actividad de una neurona, transformando la entrada global (menos el umbral) en un valor (estado) de activación, cuyo rango normalmente va de (0 a 1), o de (-1 a 1). Esto es así, porque una neurona puede estar totalmente inactiva (0 o -1) o activa (1), [18].

- **Función de activación Perceptrón**

Denominado como discriminador binario lineal, es una función de clasificación simple que consiste en la suma de los valores de entrada multiplicadas por un peso escogido aleatoriamente lo que lo hace trabajar como una función de tipo discriminador, ver Figura 17, la forma de trabajo de este tipo de red neuronal consiste en comparar la entrada con valores o patrones escogidos lo cual permite calcular la salida de la red neuronal es decir que si la suma de las entradas multiplicadas por el peso o patrón escogido excede el patrón establecido lo limita llevándolo a 1, caso contrario si la suma de los valores de entrada multiplicadas por el patrón establecido es menor que el patrón lo tiende a cero [19].

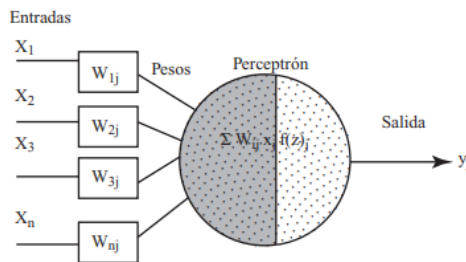


Figura 17. Red Neuronal de tipo Perceptrón [20]

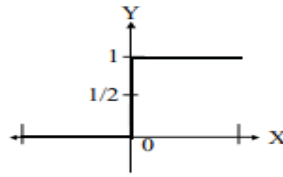
- **Función de activación Hardlim**

Definido por el siguiente modelo matemático [8]

$$F_j(W_j, b_j, X) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_1 w_{1j} + x_2 w_{2j} + x_3 w_{3j} + \dots + x_M w_{Mj} + b_j \geq 0 \\ 0 & \text{si } x_1 w_{1j} + x_2 w_{2j} + x_3 w_{3j} + \dots + x_M w_{Mj} + b_j < 0 \end{cases} \quad (12)$$

Tiende el valor de salida a cero en el caso que el argumento de la función sea menor a 0 o 1 en el

caso que sea mayor que uno, es decir que los valores de salida la función Hardlim es 1 o 0, ver Figura 18.



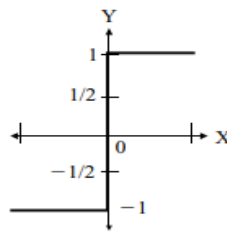
$$F_k(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (13)$$

Figura 18. Funcion de Activacion Escalon [20]

- Función de activación Hardlims

Denominada función de activación de signo (Hardlims) con respecto a la función de activación escalón (Hardlim) cambia el rango de acción dentro del proceso de selección entre -1 y 1, ver Figura 19, la cual está definida por el siguiente modelo matemático [8].

$$F_j(W_j, b_j, X) = \begin{cases} 1 & \text{si } x_1w_{1j} + x_2w_{2j} + x_3w_{3j} + \dots + x_Mw_{Mj} + b_j \geq 0 \\ -1 & \text{si } x_1w_{1j} + x_2w_{2j} + x_3w_{3j} + \dots + x_Mw_{Mj} + b_j < 0 \end{cases} \quad (14)$$



$$F_k(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ -1 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (15)$$

Figura 19. Función de activación Hardlims [20].

- **Función de activación Logística o sigmoideal**

Definida por la siguiente función [8]:

$$F_j(W_j, b_j, X) = \frac{1}{1 + e^{-(x_1 w_{1j} + x_2 w_{2j} + x_3 w_{3j} + \dots + x_M w_{Mj} + b_j)}} \quad (16)$$

Los valores de la salida de la función de activación son cercanos a uno de los valores asintóticos, comprendida en la zona alta o baja del sigmoide, se caracteriza debido a que su derivada siempre es positiva y cercana a cero, además, toma su valor máximo cuando $x = 0$. Esto hace que se puedan utilizar reglas de aprendizaje definidas para las funciones escalón [20], ver Figura 20.

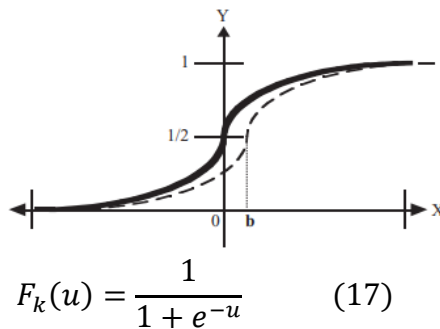


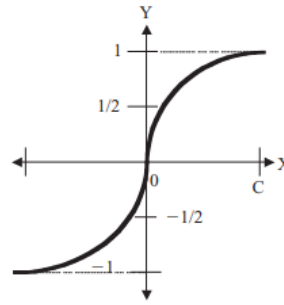
Figura 20. Función de Activación logística o Sigmoideal [20]

- **Función de activación Tangente Sigmoide**

Definida por la siguiente función [8]:

$$F_j(W_j, b_j, X) = \tanh(x_1 w_{1j} + x_2 w_{2j} + x_3 w_{3j} + \dots + x_M w_{Mj} + b_j) \quad (18)$$

La función de activación tangente hiperbólica se emplea en los casos que presentan variaciones suaves de valores positivos y negativos de la señal a clasificar, es una de las funciones más empleadas en entrenamientos supervisados [20], ver Figura 21.



$$F_k(u) = \frac{e^u - e^{-u}}{e^u + e^{-u}} \quad (19)$$

Figura 21. Función de activación logística o sigmoideal [20].

En la actualidad existen programas que facilitan el cálculo, análisis y diseño de sistemas complejos haciendo de esto un método interactivo de análisis hacia los diversos problemas como Matlab que es una potente herramienta de cálculo matemático, que integra funciones, herramientas y comandos en diversos ámbitos, tal es el caso del análisis de señales bioeléctricas, al igual que para el diseño de una red neuronal.

2.10.1.2. K-vecinos más Cercanos

K-vecinos más Cercanos (Nearest Neighbour, K-NN) es un modelo clasificador de mínima distancia y se ubica en los clasificadores basados en métricas. El paradigma de K-NN se fundamenta por tanto en una idea muy simple e intuitiva, lo que unido a su fácil implementación hace que sea muy extendido. Para hacer la clasificación, K-NN utiliza un tipo de distancia, con la que determina todas las distancias entre el punto a clasificar y todos los puntos del conjunto de entrenamiento. Con las distancias calculadas determina los K-vecinos más cercanos y, según el tipo de la clase para determinar, asigna el punto a una de ellas [15].

La distancia es el criterio de comparación principal en K-NN. La distancia clásica Euclidiana es comúnmente el tipo de métrica más utilizada. Existen métricas alternativas tales como, la distancia de Manhattan, distancia de Chebychev, distancia de Mahalanobis, entre otras [15].

La distancia euclidiana, es la distancia entre dos puntos p_1 y p_2 en un plano cartesiano, esto es:

$$d(p_1, p_2) = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2} \quad (20)$$

2.10.1.3. Análisis Discriminante

Es una de las técnicas de análisis multivariante más conocidas cuyo objetivo es encontrar la combinación lineal o cuadrática de las variables independientes (también llamadas variables de clasificación, en las que suponemos que se diferencian los grupos) que mejor permitan diferenciar (discriminar) a los grupos (clases), por medio de una función discriminante, el cual es capaz de aprovechar las relaciones existentes entre una gran cantidad de variables que maximiza la capacidad de discriminación [15].

Existen distintas técnicas de análisis discriminante, entre las que están:

- Análisis Discriminante Lineal (LDA).
- Análisis Discriminante Cuadrático (QDA).

LDA y QDA son dos clasificadores clásicos que como su nombre lo indica, tienen una frontera de decisión lineal y cuadrática (elipses, hipérbolas), respectivamente, la Figura 22 muestra las fronteras de decisión para LDA y QDA. La fila de abajo demuestra que LDA solamente puede aprender límites lineales, mientras que QDA puede aprender límites cuadráticos y de esta forma ser más flexible [15].

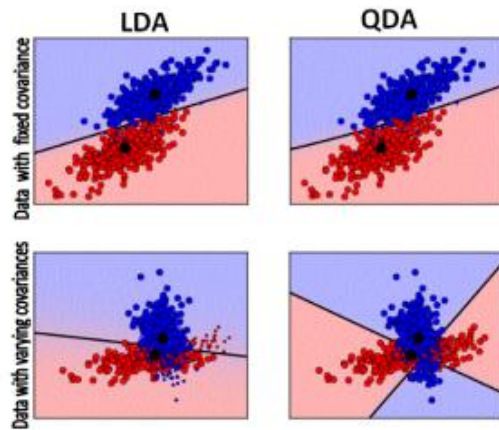


Figura 22. Fronteras de decisión para LDA y QDA [15]

En la Figura 23 están representadas en el espacio definido por las variables X_1 y X_2 , las nubes de puntos correspondientes a dos clases que se diferencian entre sí en ambas variables, aunque se solapan en una pequeña región situada entre ambas. Así mismo, está representada la función D , que es una combinación lineal de ambas variables. Sobre la función D se representa la proyección de las dos nubes de puntos en forma de histograma, como si la función D cortara a las dos nubes de puntos en la dirección de su eje. Las dos líneas punteadas de cada uno de los histogramas representan la ubicación proyectada de los puntos medios de cada una de las clases (los centroides) [15].

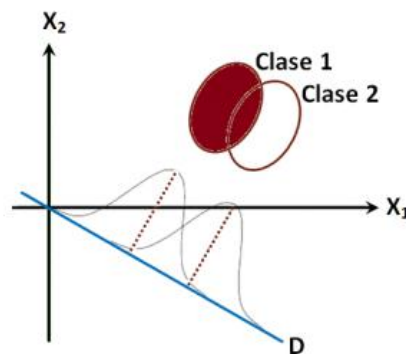


Figura 23. Diagrama de dispersión de dos clases en dos variables de clasificación [15].

El propósito de LDA es aprovechar la información contenida en las variables independientes para crear una función D combinación lineal de X_1 y X_2 capaz de diferenciar lo más posible a ambas

clases [15]. La función discriminante es de la forma:

$$D = b_1X_1 + b_2X_2 \quad (21)$$

b_1 y b_2 son las ponderaciones de las variables independientes que consiguen hacer que una de las clases obtenga puntuaciones máximas en D , y la otra clase puntuaciones mínimas, en la Figura 24 se representa la función discriminante D extraída del espacio de las variables X_1 y X_2 . Las clases aparecen representadas por sus histogramas y las proyecciones de los centroides aparecen marcadas por líneas de puntos, sustituyendo en la función discriminante el valor de las medias de la “clase 1” en las variables X_1 y X_2 , obtenemos el centroide de la “clase 1” [15].

$$\bar{d}_1 = b_1\bar{x}_1^{(1)} + b_2\bar{x}_2^{(1)} \quad (22)$$

De igual modo, sustituyendo las medias de la “clase 2”, obtenemos el centroide de la “clase 2”:

$$\bar{d}_2 = b_1\bar{x}_1^{(2)} + b_2\bar{x}_2^{(2)} \quad (23)$$

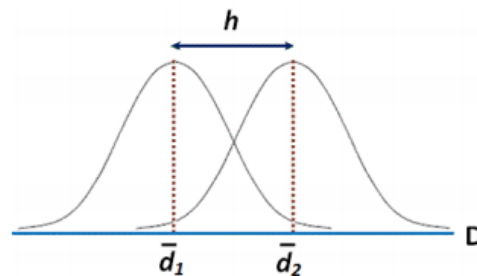


Figura 24. Histograma de cada clase y centroides representadas sobre la función discriminante [15].

La función D debe ser tal que la distancia d entre los dos centroides sea máxima, consiguiendo de esta forma que las clases estén lo más distantes posible. Podemos expresar esta distancia de la siguiente manera:

$$h = \bar{d}_1 - \bar{d}_2 \quad (24)$$

donde \bar{d}_1 y \bar{d}_2 son las medias de la “clase 1” y de la “clase 2” en la función D.

2.10.1.4. Máquina de Soporte Vectorial

Se emplean tanto en aplicaciones de clasificación como en regresión, basándose en la determinación del hiperplano que da lugar a la máxima distancia de separación entre los vectores transformados o características. Esta distancia de separación se obtiene mediante la construcción de dos hiperplanos paralelos al hiperplano de separación óptimo, localizados a ambos lados del mismo y que contengan al menos a uno de los vectores transformados, denominados Vectores de Soporte, tal como se muestra en la Figura 25, se asume que cuanto mayor sea esta distancia, mejor será la capacidad de generalización del clasificador [15].

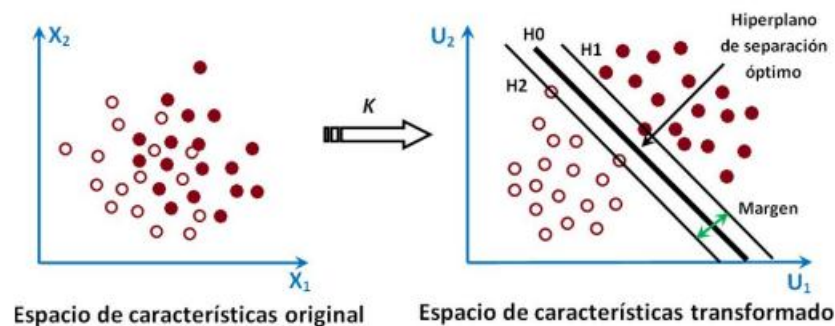


Figura 25. Funcionamiento de la máquina de soporte vectorial (SVM) [15].

Las operaciones que realiza una SVM en clasificación son:

- Transformación de los datos o vectores de características de entrada a un espacio de mayor dimensión a través de una función núcleo o kernel K.
- Cálculo del hiperplano óptimo que maximiza la distancia entre las clases consideradas. Si los datos son linealmente separables, el hiperplano obtenido maximiza el margen de separación, a la vez que minimiza la función de penalización que considera las clasificaciones incorrectas.

En los procesos de clasificación puede ocurrir que los datos no sean linealmente separables o que

exista un cierto nivel de ruido. Según esto se pueden emplear distintos tipos de SVM:

- SVM lineal con margen máximo,
- SVM con margen blando
- SVM para la clasificación no lineal

CAPITULO III. METODOLOGÍA

3.1. Grupo muscular motor a los movimientos de los dedos

Tras el análisis del accionamiento de los músculos a los diferentes movimientos de la mano, se determina, ver Tabla 4, los músculos de estudio para la adquisición de señales EMG, para la posterior ubicación de los electrodos superficiales los cuales receptaran las señales potenciales generados por los músculos.

Tabla 4. Músculos motores a la intención de movimiento de la mano

MUSCULOS MOTORES A LA INTENCION DE MOVIMIENTO DE LA MANO (ANTEBRAZO)						
DEDOS	Musculo Flexor		Musculo Extensor		Musculo Supinador	Musculo Pronador
	Primario	Secundario	Primario	Secundario		
Pulgar	Independiente				Movimiento grupo en conjunto	Movimiento grupo en conjunto
Índice	X	X	X	X		
Del Medio	X	X	X	X		
Anular	X	X	X	X		
Meñique	X	X	X			

Una vez determinado la influencia de cada uno de los músculos principales hacia los dedos, la muñeca, así como el tipo de movimiento (flexión - extensión, pronación – supinación) y en punto particular la independencia del dedo pulgar se procede a la ubicación de los músculos anteriormente mencionados para su posterior colocación de electrodos superficiales los cuales receptaran las señales emitidas a la intención de movimientos a estudiar, siendo estos:

- Flexión de los dedos
Musculo Flexor Digitorum Secundario y primario
- Extensión de los dedos
Musculo Extensor Digitorum
- Pronación de la muñeca
Musculo Pronador cuadrado y redondo
- Supinación de la muñeca
Musculo Supinador

La función en conjunto de los músculos mencionados permite la ejecución de varios movimientos de tipo prensil y no prensil.

3.2. Ubicación de los electrodos en los músculos motores

Como se mencionó en el capítulo anterior, el reconocimiento de los músculos motores a la intención de los movimientos de estudio se ve afectada por la ubicación de estos, dados que se encuentran en diferentes capas, ya sea superficial o profundo, lo cual influirá en el proceso de adquisición de señales debido a que no se obtiene una acción pura por parte de los musculo tras la ejecución de un movimiento.

3.2.1. Ubicación del musculo extensor común de los dedos

Se origina en el epicóndilo lateral bajando por la parte central del antebrazo pasando a través del radio y cubito (muñeca) el cual se bifurca en varios tendones los cuales se insertan en la parte de las falanges tanto proximal y distal de los dedos índice, medio, anular y meñique los cuales poseen movilidad directa en función al musculo extensor común, ver Figura 26.



Figura 26. Ubicación del musculo extensor común de los dedos, [38].

Para la ubicación del musculo extensor común se procedió a hacer movimientos de los dedos simulando tocar un teclado, lo que facilito de esta manera la ubicación de este debido a la contracción que esta realizara tras dicha acción.

3.2.2. Ubicación del músculo flexor común de los dedos (Superficial y Profundo)

- Músculo Flexor Profundo

Origen en la porción anterior y medial del cubito lo cual baja a lo largo del cubito bifurcando en varios tendones los cuales se insertan en las falanges distales de los dedos índice, medio, anular y meñique, permite funciones de movimientos más finos como el movimiento de pinzas, debido que la bifurcación de sus tendones termina en las falanges distales.

- Músculo Flexor Superficial

Origen en el epicóndilo medial, cubital y radial lo cual baja por la parte anterior del antebrazo cubriendo al músculo flexor común profundo, al cubito y al radio llegando hasta las falanges medias de los dedos índice, medio, anular y meñique, permite funciones de movimientos como agarrar objetos ya sean redondos, cilíndricos entre otros, ver Figura 27.

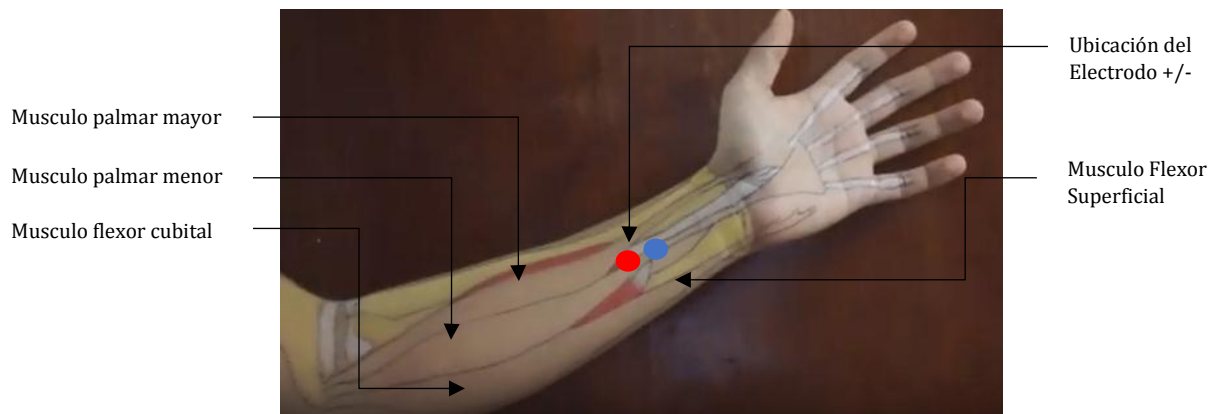


Figura 27. Ubicación del músculo flexor superficial común de los dedos, [38].

Se puede detectar la acción del músculo flexor común superficial y profundo mediante movimientos de apertura y cierre de la mano, se recomienda que la dicha acción se lo realice agarrando un objeto cilíndrico o esférico aplicando un grado de fuerza.

3.2.3. Ubicación del musculo pronador redondo (teres)

Su origen es en la cabeza humeral (epicóndilo medial) y la cabeza cubital (cara medial de la apófisis coronoides del cubito) el cual baja por la parte anterior el cual se inserta en el tercio medio de la cara lateral del radio, a diferencia del pronador cuadrado este ejerce una mayor fuerza de pronación con actividades que requieren giro como utilizar un destornillador, ver Figura 28.

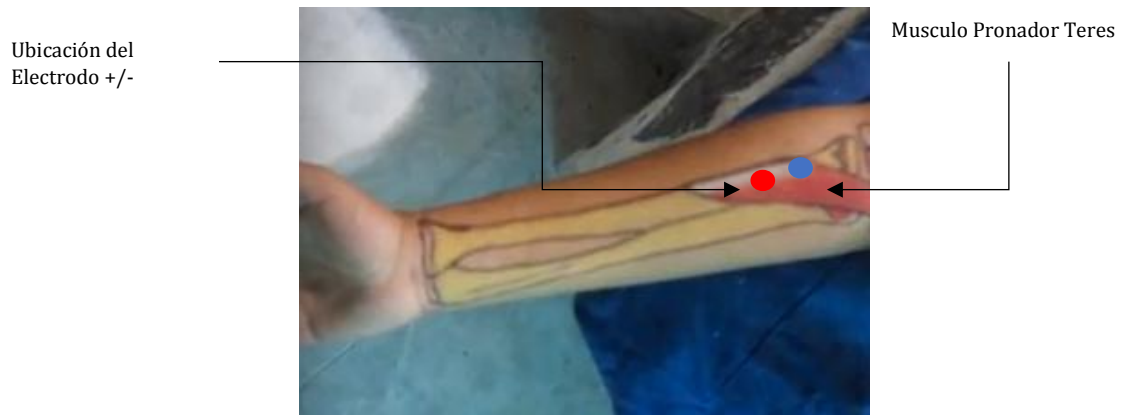


Figura 28. Ubicación del musculo pronador teres, [29].

3.2.4. Ubicación del musculo Supinador

Su origen es por encima 2/3 partes de la cresta supra condilar por encima de los cóndilos, baja por la parte lateral del antebrazo insertándose en la apófisis estiloides del radio, es un musculo neutro debido a que busca una posición neutra de la mano entre supinación y pronación, ver Figura 29.



Figura 29. Ubicación del musculo Supinador, [29].

Para la detección del músculo supinador se debe posicionar el antebrazo a un Angulo de 75 – 90 grados referente al brazo en el cual se aplica una fuerza el cual puede ser una carga sujeta en la mano en donde el músculo supinador se accionará al ejercer una resistencia en contra fuerza a la carga sujeta en la mano.

3.3.Preparación de la superficie dérmica previo a la adquisición de señales EMG

Ya determinado la ubicación de los músculos motores a la intención de movimiento de flexión, extensión, pronación y supinación, se procede a la preparación de la superficie para la colocación de los electrodos. Al ser el estudio de manera superficial, se hace uso de electrodos superficiales (características en capítulo 2, sección 2.5), al ser superficial genera fuentes de ruido latentes, es por este motivo que el SENIAM ha emitido recomendaciones que son de vital importancia al momento de adquirir señales EMG, como es:

- Rasurado de la superficie, lugar donde se ubicarán los electrodos, acción que no debe realizarse de manera excesiva debido a que provocarían irritación en la piel afectando de esta manera la adquisición de señales EMG.
- Limpieza de la superficie de contacto en donde se ubicarán los electrodos, misma que debe ser con jabón antibacterial.
- Debido al gel conductor, la superficie de contacto debe ser secado cuidadosamente con una toalla humedecida en alcohol frotar la superficie en donde se ubicarán los electros limpiando de esta manera grasas y contaminantes.

Se debe tomar en cuenta que durante la adquisición de señales EMG, la ubicación de los electrodos debe ser de posición reincidente, para no afectar los datos durante el proceso de adquisición.

“Como se mencionó en el capítulo anterior, así como el SENIAM, se recomienda el uso de electrodos de cloruro de plata (AgCl) de forma circular con un diámetro menor o igual a 10mm, así como la utilización de geles conductores [11] [8].

Ya identificado la ubicación de los músculos, así como la preparación de la superficie dérmica, se determina la posición de los electrodos, ver Figura 30 y Figura 31, teniendo en cuenta que el uso mismo de los electrodos es único tras cada sesión de adquisición.

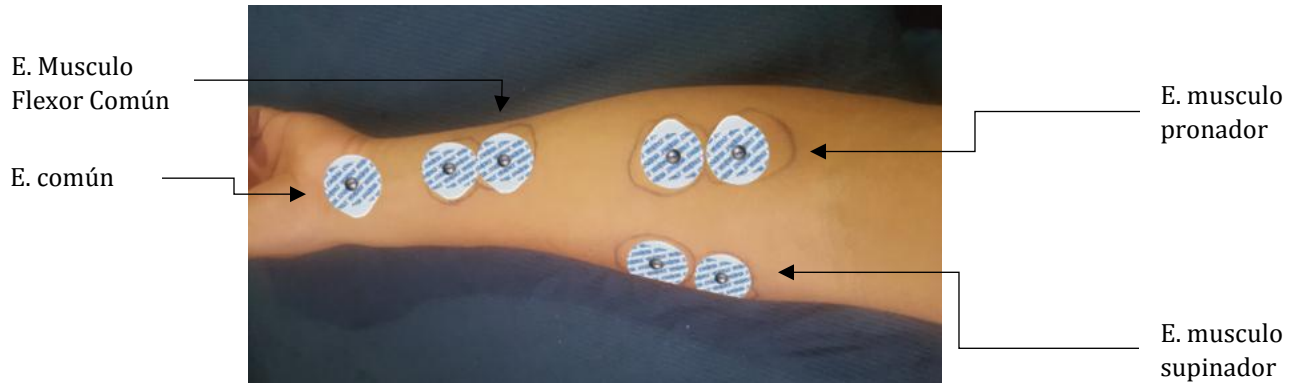


Figura 30. Ubicación de los electrodos superficiales, en la parte frontal del antebrazo

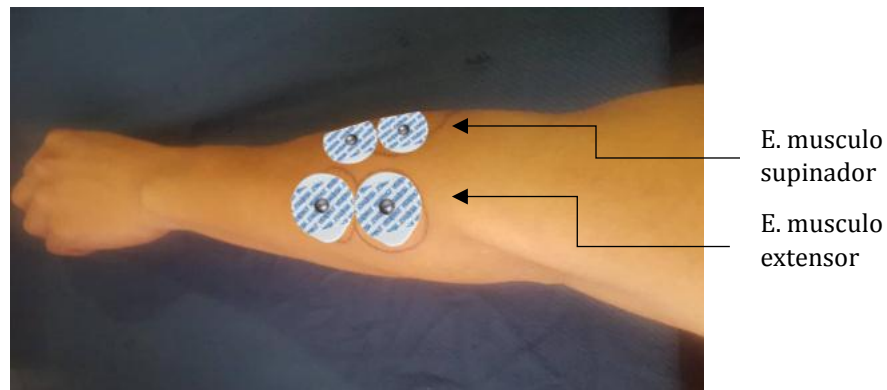


Figura 31. Ubicación de los electrodos superficiales en la parte posterior del antebrazo

3.5. Selección de tarjeta de adquisición y comunicación de señales EMG

Ya definido la selección de los músculos motores a la intención de los movimientos de estudio, así como la ubicación de los electrodos, se procede a detallar las características principales de la tarjeta de comunicación y adquisición de señales EMG, previo a esto, se hace una selección de entre las tarjetas comerciales que obtenga las características apropiadas para el desarrollo de este proyecto, ver Tabla 5.

3.5.1. Matriz de selección de la Tarjeta de Comunicación.

En el mercado electrónico existen tarjetas de comunicación, que facilitan el proceso de adquisición de señales, no obstante, las características de trabajo que estas poseen, varían, una en comparación de la otra, es por este motivo que la selección de la tarjeta de comunicación, debe poseer ciertas características que ayuden al proceso de adquisición de señales EMG, de entre las tarjetas que más se destacan, se hace una comparativa entre la resolución de adquisición, el número de entradas analógicas que estas poseen, entre otras variables, ver Tabla 5.

Tabla 5. Características principales de tarjetas de comunicación comunes

Características Principales (Tarjetas de Comunicación)					
Tarjetas de adquisición	Número de entradas analógicas	Resolución de adquisición de señales	Facilidad de Programación	Velocidad de Reloj	Precio
Arduino Uno	6	10 bits	Si	16 Mhz	33
Arduino Due	12	12 bits	Si	84 Mhz	52
STM32F4 Discovery	16	12 bits	Si	168 Mhz	74
Raspberry pi	-	-	No	700 Mhz	119

Ya realizada la caracterización principal acerca de las tarjetas de adquisición comunes en el mercado, en función a rubros de análisis como:

- Número de entradas analógicas
- Resolución de adquisición de señales analógicas
- Facilidad de programación y configuración
- Velocidad del reloj interno
- Precio

Mismos que fueron tabulados en pesos (1 - 5), siendo 1, poco recomendable y 5, recomendable, que determinaron la mejor opción para el desarrollo de este proyecto, ver Tabla 6.

Tabla 6. Matriz de selección de la tarjeta de comunicación

Matriz de Selección						
Tarjetas de adquisición	Número de entradas analógicas	Resolución de adquisición de señales	Facilidad de Programación	Velocidad de Reloj	Precio	Sumatoria
Arduino Uno	2	2	4	2	4	14
Arduino Due	4	4	4	3	4	19
STM32F4 Discovery	5	4	4	4	3	20
Raspberry pi	2	2	3	5	2	14

En base a la matriz de selección, ver Tabla 6, se define el uso de la tarjeta de comunicación STM32F4 de Discovery, ver Figura 32, el cual posee las siguientes características:

- 16 convertidores ADC con una resolución 12 bit
- Salidas de alimentación de 3 y 5 V
- Oscilador interno PLL hasta 168MHz
- Conector Mini-USB para programación/depuración.
- Conector Micro-USB OTG “Host” o “Device”.

Como se ve en las características, la tarjeta de adquisición permite adquirir muestras con una resolución de adquisición de 12 bits es decir 4096 muestras por fracción de tiempo, reduciendo la pérdida de información durante el proceso de adquisición.

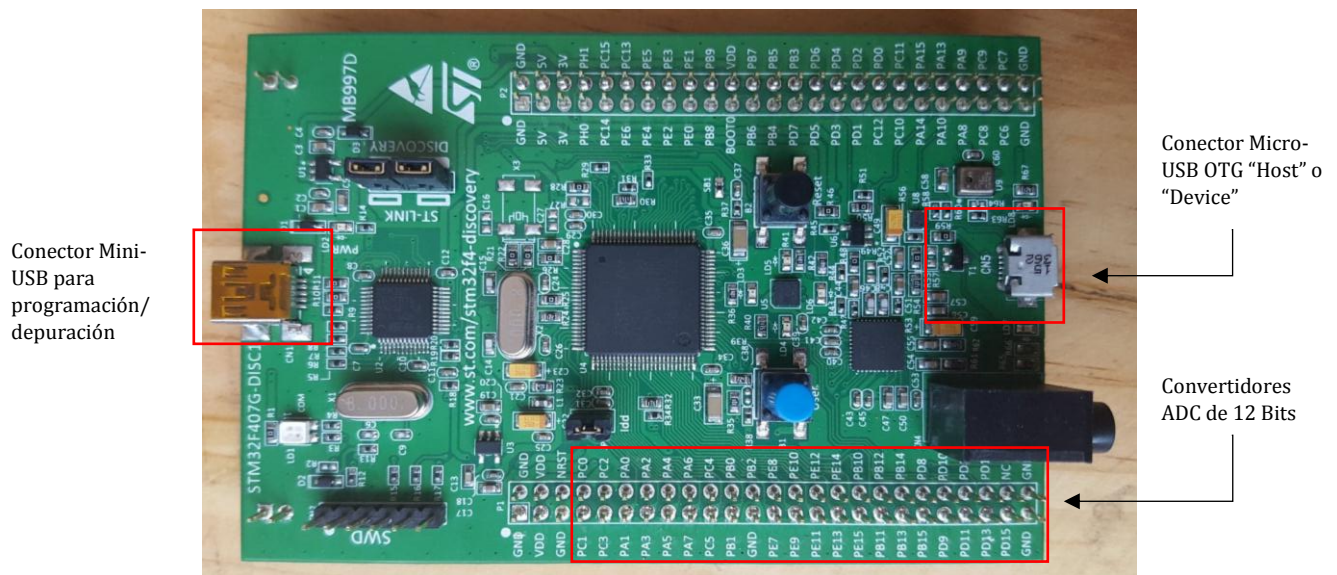


Figura 32. Tarjeta de Comunicación STM32F4 Discovery

3.5.2. Matriz de selección de la Tarjeta de Adquisición de señales EMG

En el mercado existen tarjetas de adquisición, que permiten el reconocimiento de señales a la intención de movimientos por parte del usuario, que emiten una salida de señal ya procesada, para el desarrollo de este proyecto se requiere una tarjeta de adquisición que adquiera señales en su estado crudo, para esto se ha hecho la comparativa con 3 dispositivos que se pueden encontrar en el mercado.

Tabla 7. Matriz de Selección de las Tarjetas de Adquisición

Matriz de Selección						
Tarjetas de Adquisición	Tamaño	Compatibilidad con tarjetas de comunicación	Precio	Facilidad de Uso	Salida de Señales EMG	Total
Myoware	5	5	4	5	4	23
Olimex EKG-EMG	5	5	4	5	5	24
MYO armband	5	3	2	5	3	18

Una vez hecha la comparativa de las tarjetas de adquisición en el mercado, se seleccionó la tarjeta de adquisición OLIMEX EKG-EMG, ver Figura 33, el cual es compatible con tarjetas de comunicación comunes en el mercado entre las cuales están:

- Tarjetas de Comunicación de Arduino
- Placas STM32 de Discovery
- PIC

Al ser una tarjeta netamente de amplificación de señales EKG-EMG de tipo analógico, es necesario la discretización de estas para su procesamiento digital.

Características

- Adecuado para electrocardiografía - monitoreo y recopilación de datos (bioseñales).
- Facilidad de ampliación de hasta 6 canales de adquisición EMG/EKG en cascada.

- Posee Cable de conectores, 2 electrodos (1 canal), 1 electrodo DLR, ver Figura 34.
- Conector de entrada para electrodos pasivos o activos.
- Funciona con alimentación de 3.3V y 5V.

Al ser una tarjeta de amplificación de señales de arquitectura abierta, no es necesario de extensas líneas de programación, pues es compatible con placas de comunicación como las mencionadas con anterioridad al igual que trabaja con plataformas de programación como son:

- Arduino IDE
- Matlab, Simulink
- LabVIEW
- Entre otras.

Los cables de adaptación a los electrodos son de tres líneas de los cuales 2 conectores hacen 1 canal y 1 conector (DLR) es la retroalimentación del canal de adquisición, en el caso de que se trabaje con más de 1 canal de adquisición, como en nuestro caso es de 4 canales, no es necesario la utilización de los conectores (DLR) en los demás canales a diferencia del primero.

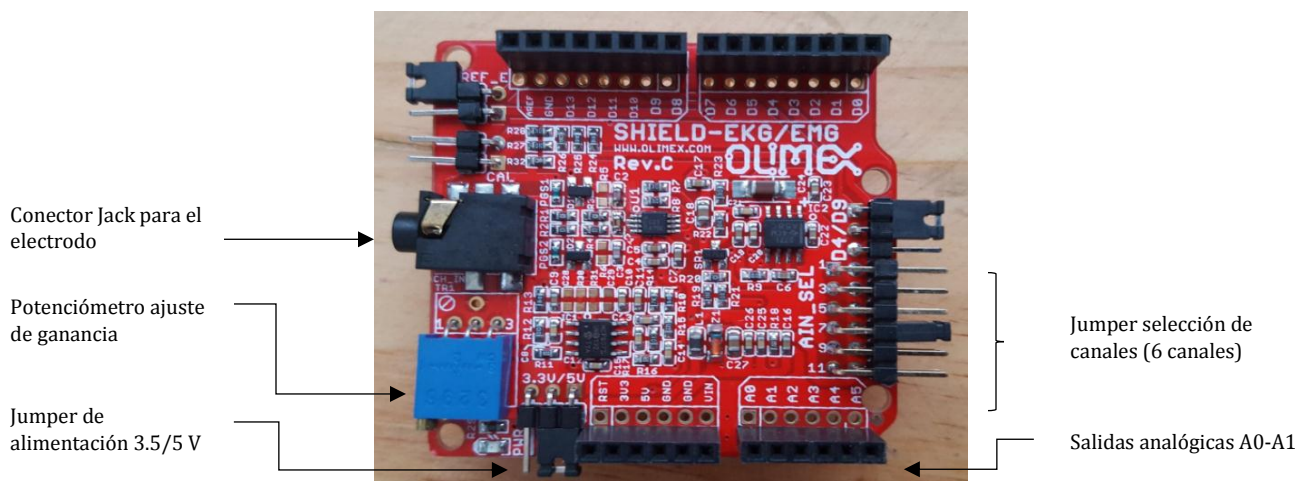


Figura 33. Tarjeta de adquisición de señales EKG-EMG Olimex

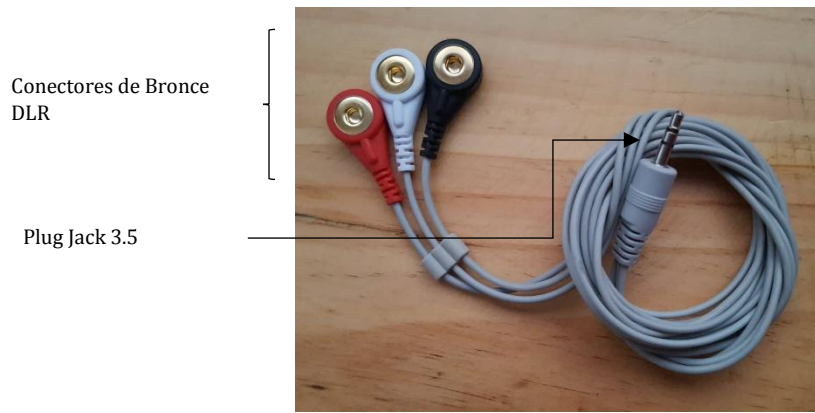


Figura 34. Cable conector DLR electrodo con salida Jack 3.5

La tarjeta de adquisición Olimex EKG-EMG convierte la señal analógica diferencial (Intención de movimiento realizado) en un flujo de datos con una resolución de 12 bits proporcionado por la tarjeta de comunicación, al obtener una señal de tipo analógico, es necesario la discretización de esta para su procesamiento. Tiene etapas de adquisición, amplificación y pre-acondicionamiento el cual cuenta con un filtro de tipo Besselworth analógico de tercer orden con frecuencia de corte de 40Hz, esto se puede observar en el esquema eléctrico de la tarjeta, ver Figura 35 a la Figura 38.

La tarjeta de adquisición Olimex EKG-EMG cuenta con etapas de amplificación a diferentes ganancias de multiplicación incluida la ganancia de amplificación variable.

- **Conector del cable LDR y protección de la tarjeta**

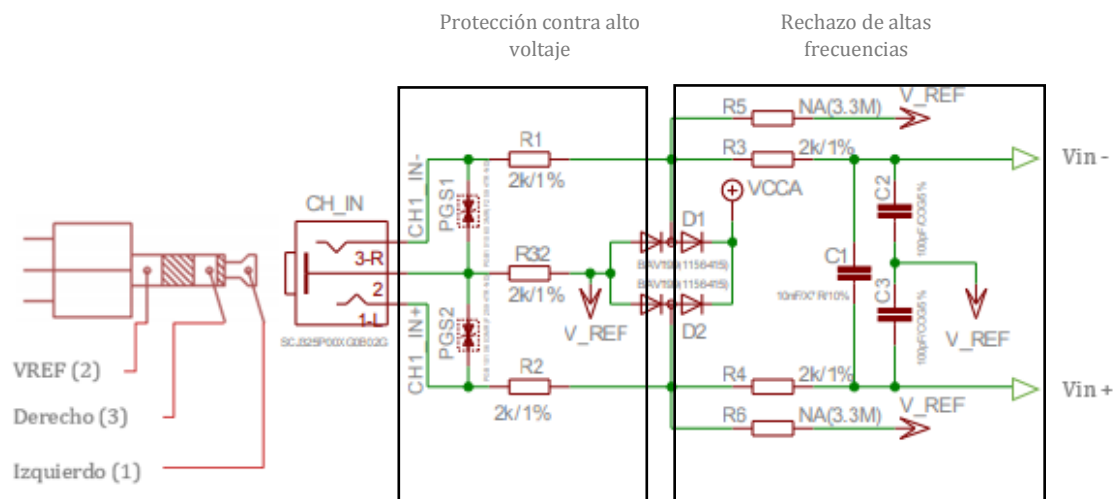
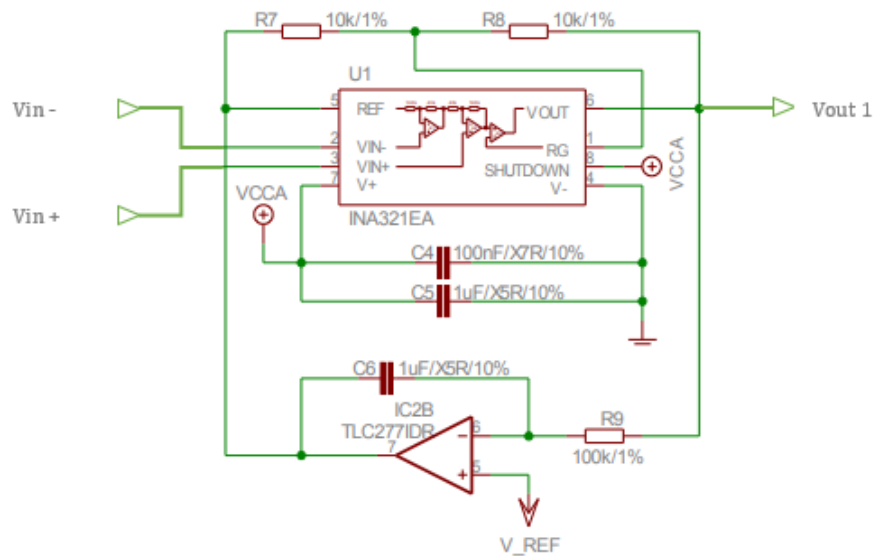


Figura 35. Esquema eléctrico, conector cable DLR y protección a la tarjeta [22].

- Etapa de Amplificación Instrumental

Debido a la alta impedancia de las señales bioeléctricas emitidas a las intenciones de movimientos, es necesario el uso de un sistema de amplificación, mismo que la tarjeta de adquisición Olimex posee, se trata de un amplificador diferencial de tensión, que permite obtener una ganancia precisa durante el proceso de adquisición, al ser un amplificador diferencial, se hace uso de un potenciómetro para regular con más precisión la ganancia de reconocimiento de las señales bioeléctricas, ver Figura 36.

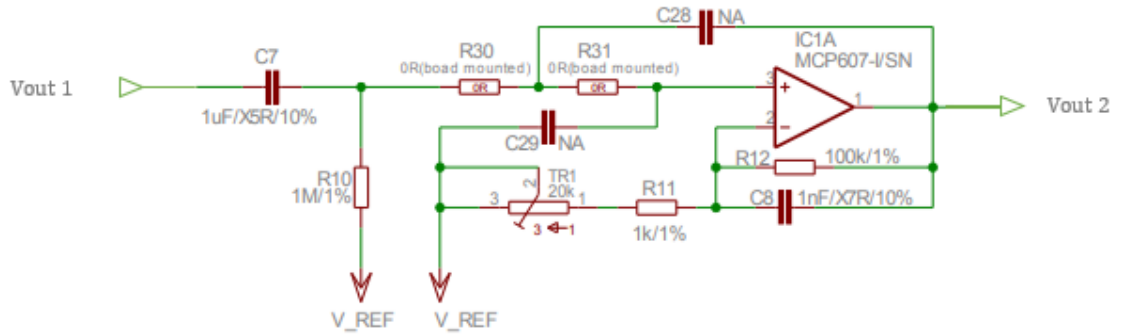


$$G_{amp} = 5 * \left(1 + \frac{R8}{R7}\right) = 10 \quad (25)$$

Figura 36. Esquema eléctrico, etapa de amplificación instrumental Olimex EKG-EMG [22].

- Etapa de Amplificación Operacional con Ganancia Regulable

Al pasar por la etapa del amplificador diferencial, con una ganancia de amplificación fija de 10, se requiere un amplificador variable mismo que calibrara las tarjetas de adquisición Olimex, regulando la amplitud de las señales bioeléctricas durante el proceso de adquisición, ver Figura 37.

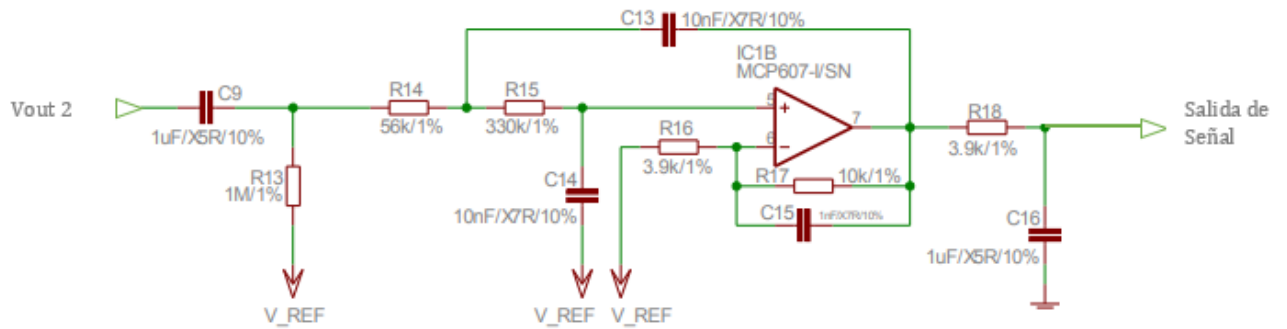


$$G_{oamp} = 1 + \frac{R12}{(TR1+R11)} = 5.76 \dots 101 \quad (26)$$

Figura 37. Esquema eléctrico, etapa de amplificación operacional variable Olimex EKG-EMG [22].

- Filtro de 3er Orden Besselworth con amplificador

Al poseer un filtro de tipo Bessel, permite obtener una señal con fase lineal a la onda de bandas pasantes, haciendo que las señales no se distorsionen, mismo que tras el paso del amplificador, incrementa la ganancia de la señal adquirida, ver Figura 38.



$$G_{filtro\ Besselworth} = \frac{R17}{R16} + 1 = 3.56 \quad (27)$$

Figura 38. Esquema de conexión, Filtro de 3er orden [22].

Para el cálculo de la ganancia total de amplificación de la tarjeta de adquisición Olimex EKG-EMG a la intención realizado, es la multiplicación de las ganancias de cada etapa, cabe mencionar que la

etapa de amplificación operacional con ganancia regulable se establece a un 80% de la amplificación total obtenido por el potenciómetro.

$$G_{\text{amplificacion total}} = G_{\text{amp}} * G_{\text{oamp}} * G_{\text{filtro Besselworth}} \quad (28)$$

$$G_{\text{amplificacion total}} = 10 * 80 * 3.56$$

$$G_{\text{amplificacion total}} = 2848$$

$$V_{\text{maxanalogico}} = \frac{5}{2848} = 1.75 \text{ m}$$

3.5.3. Conexión entre STM32F4 Discovery y Shield EKG-EMG

Dentro de anexos, en la Figura, se puede observar el esquema de conexión entre la tarjeta STM32F4 y la Shield EKG-EMG, mismo que se resumen en la Tabla 8.

Tabla 8. Conexión de salidas y entradas a la tarjeta de adquisición y comunicación

SHIELD EKG-EMG	STM32F4	TIPO
Alimentación	Entradas	Alimentación
5 V	5 V	
GND	GND	
Salidas Analógicas	Entradas Analógicas	Canales de Adquisición
A0	PA0	Canal 1 (Musculo Flexor)
A1	PA1	Canal 2 (Musculo Supinador)
A2	PA2	Canal 3 (Musculo Extensor)
A3	PA3	Canal 4 (Musculo Pronador)

Para la implementación de 2 o más canales de adquisición es necesario cambiar la posición del jumper referente al número del canal o salida analógica, ver Figura 39, la shield de adquisición EKG-EMG OLIMEX permite un máximo de 6 canales de salida analógica.

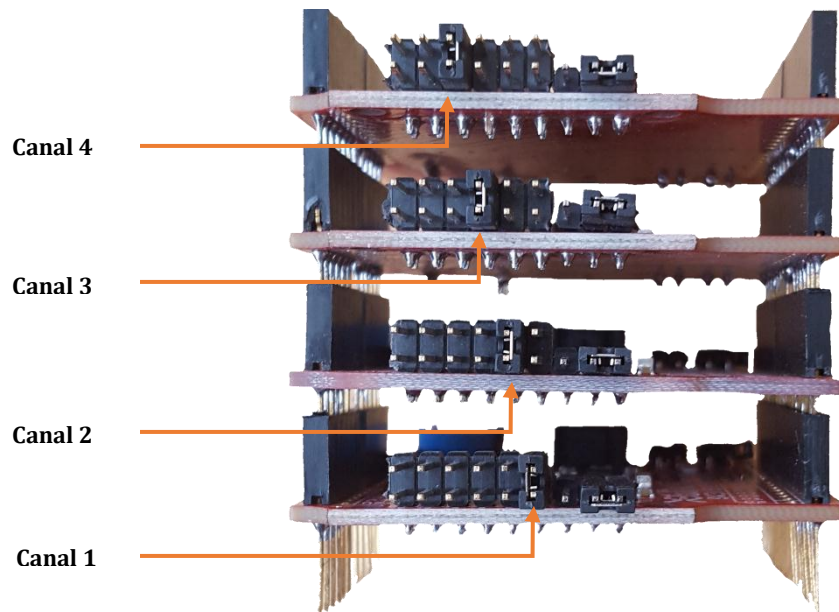


Figura 39. Shield Olimex configurado a 4 canales

Como se puede observar en la Figura 39 la configuración de la Shield Olimex para el aumento de canales basta con colocar el jumper en la posición referente al número del canal, de esta manera se configurará las salidas analógicas A0 – A3.

3.5.4. Configuración y comunicación de la tarjeta STM32F4 Discovery

Para la adquisición de señales EMG de los 4 canales se utiliza bloques de programación en Simulink, permitiendo la configuración y comunicación host entre Matlab y el usuario, para esto es necesario la instalación de parámetros, bloques y herramientas que permiten dicha acción, entre los cuales están:

- Waijung Blockset de STM32F4 Target Blockset.
- Addons v2.6 Beyond Control.
- Compilador GNU ARM para compilar el código fuente generado.
- GNU Make utilities para controlar el proceso de compilación.
- Bibliotecas de software base para STM32F4 (USB COM port drivers).

Mismos que se encuentran dentro del manual de instalación realizado, una vez que se haya instalado los parámetros antes mencionados, se configura los bloques de simulink en donde se especifica el modelo de la tarjeta, compilador, así como la configuración de pines de lectura ADC que emitirá la tarjeta OLIMEX EKG-EMG, definiendo el tipo de datos que se tendrán durante la lectura, el archivo de configuración se encuentra con el nombre (*EMG-read_4CH*), una vez que se haya cargado los bloques de configuración, se procedió a la comunicación host para la recepción de señales EMG de los 4 canales.

Para carga el archivo de configuración se debe conectar la tarjeta STM32F4 solo con el cable mini USB para programación y depuración de este, una vez que cargados los bloques de configuración se procede a realizar la comunicación host con la ejecución del archivo (*EMG-read_4CH_HOST*) en donde se puede observar las gráficas de las señales durante el proceso de adquisición, ver Figura 40.

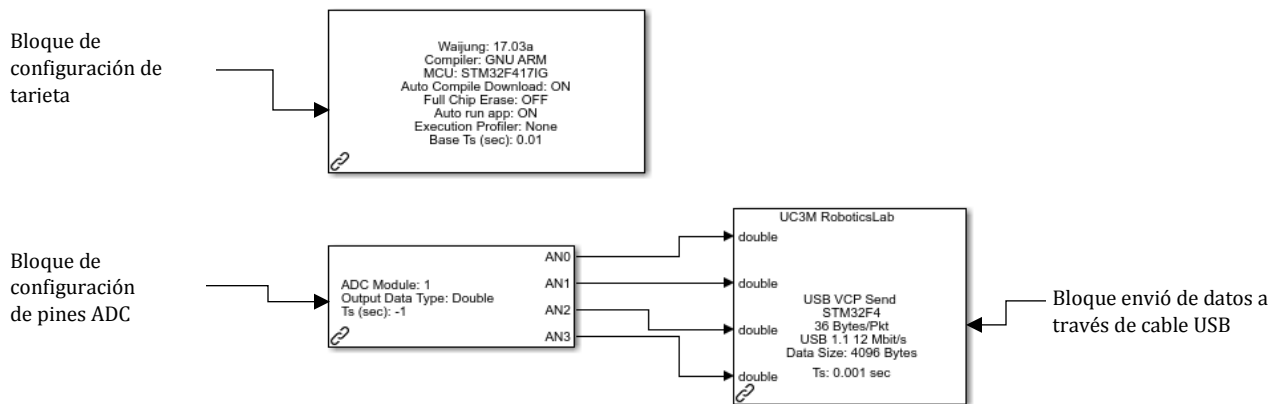


Figura 40. Bloque de configuración de tarjeta STM32F4 Discovery Simulink

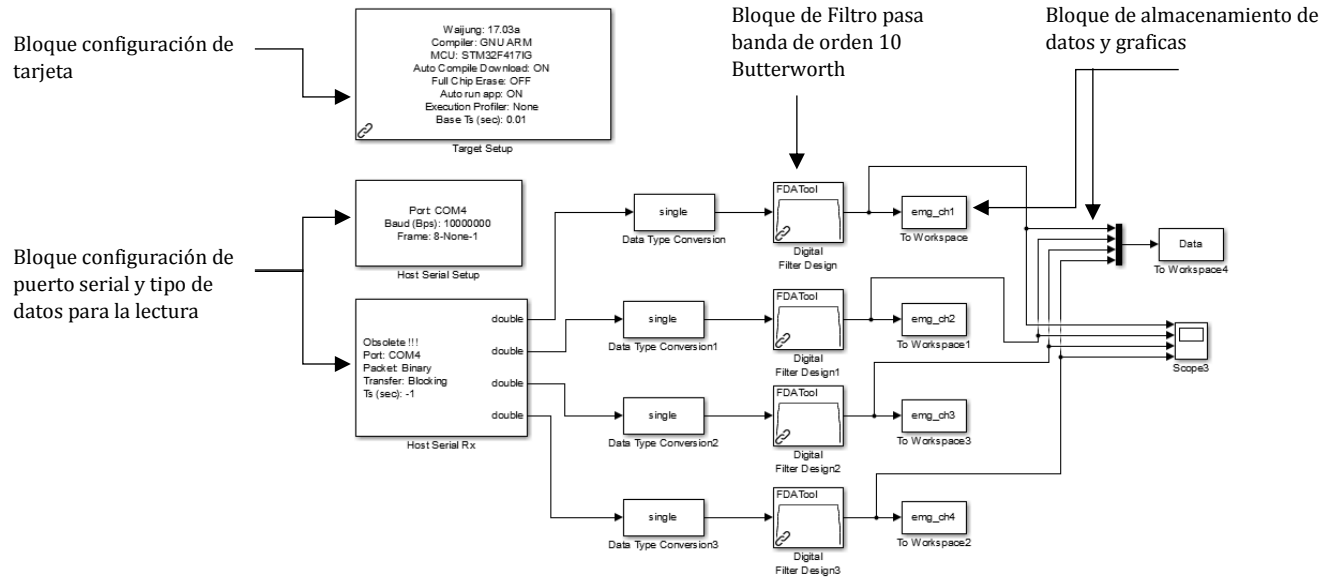


Figura 41. Bloque de configuración de adquisición de datos EMG simulink

Cada bloque de adquisición se almacena en una matriz en función al tipo de movimiento realizado, los cuales se ubicarán en el espacio de trabajo de Matlab.

3.6. Adquisición señales EMG

Se debe tomar en cuenta ciertos aspectos al momento de adquirir las señales EMG los cuales son:

- El punto de partida desde que se adquiere la señales EMG.
- Tipo de movimientos a ejecutar durante la adquisición.
- El tiempo establecido para la ejecución y reposo de una acción (movimiento de estudio).
- El número de acciones en una muestra de adquisición

Para esto es necesario reconocer el estado en el que se encuentra la señal EMG tras cada intención de movimiento, siendo estos niveles de actividad presente en la señal, ver Figura 42.

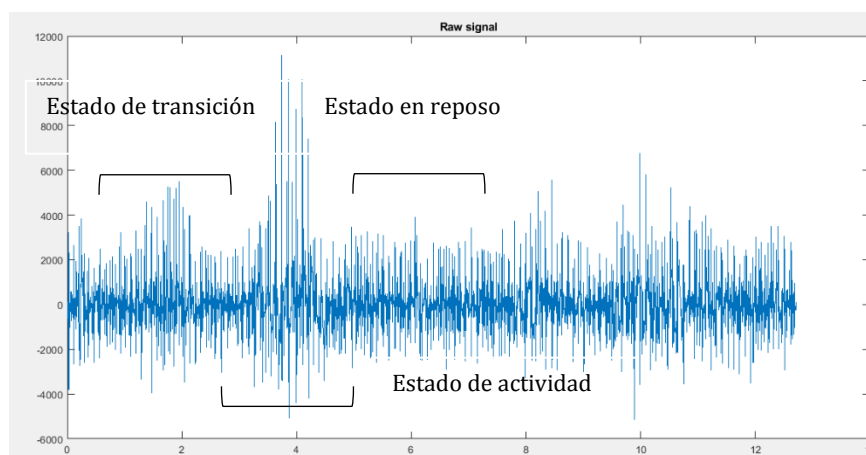


Figura 42. Estado de una señal EMG

La identificación de estos tres puntos es muy importante al momento de adquirir las señales EMG, ya que a la hora de extraer las características de análisis ya sea temporales o tiempo frecuenciales, afecta en el grado de éxito al momento de aplicar los algoritmos de clasificación a la intención de movimiento.

Cabe recalcar que las señales EMG a la intención de movimiento realizado, poseen un cierto grado de complejidad al momento de analizarla, al no ser una señal estable y variante en el tiempo, se la denomina “*Señal estocástica no estacionaria*” [21].

Para el proceso adquisición de señales se define un total de 100 muestras en intervalos de 5 accionamientos a la intención de movimiento de estudio, aplicando pasos para el proceso de caracterización, ver Figura 43.

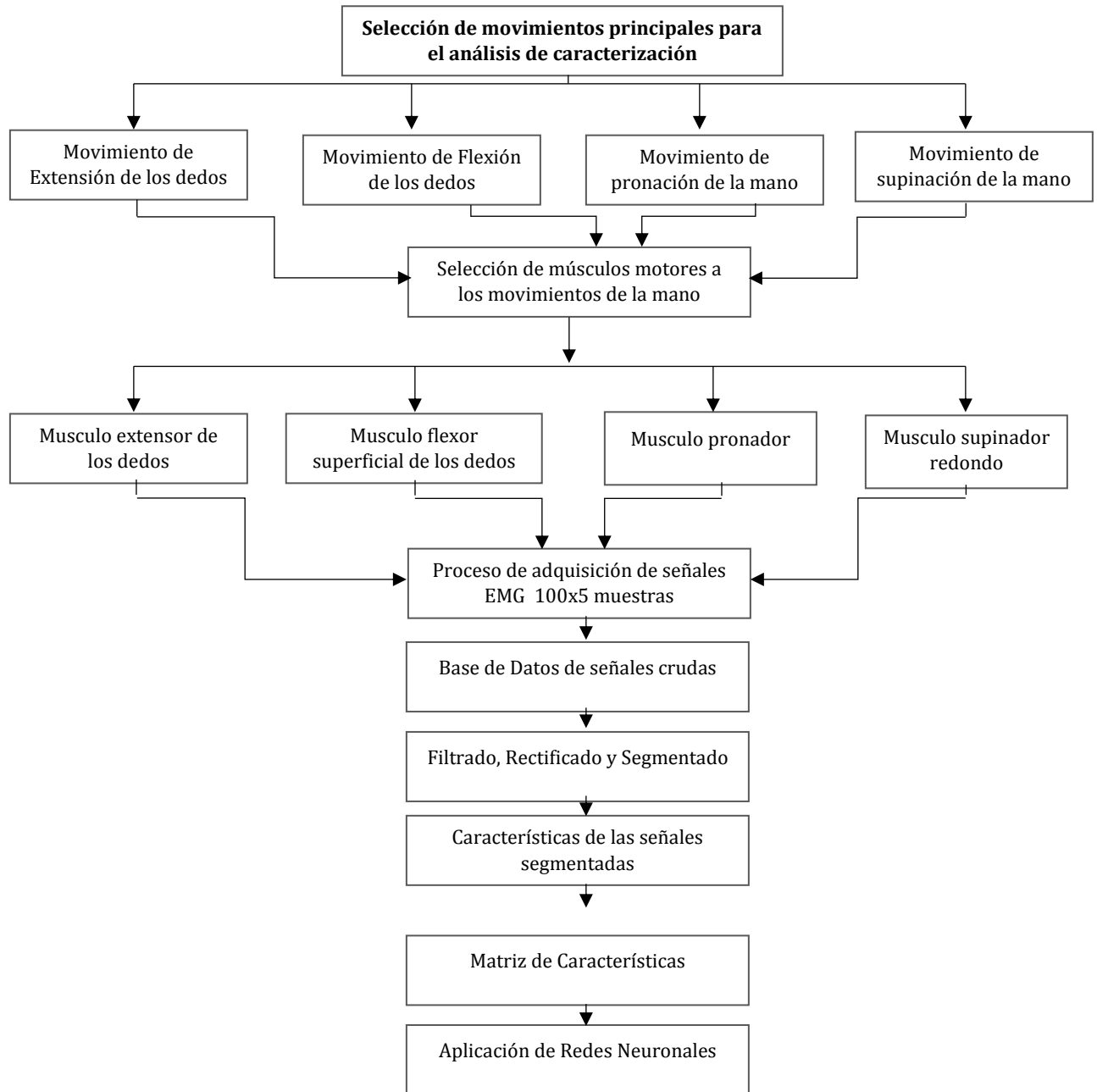


Figura 43. Procedimiento aplicado para el proceso de adquisición, caracterización y reconocimiento de patrones EMG

3.7. Filtrado digital de señales EMG

Como se mencionó anteriormente, dentro del proceso de caracterización se encuentra la parte del filtrado de la señal, que permite el acondicionamiento de este, eliminando información fuera de los parámetros de estudio, los cuales alteran en cierto grado la amplitud, frecuencia o fase de esta, para esto la aplicación de filtros digitales, permite la supresión de ruido generado por diferentes factores, como las líneas de potencia, ondas de radio, el contacto entre el electrodo y la piel, así como el dispositivo mismo de medición mioeléctrica.

Cabe recalcar que la tarjeta de adquisición Olimex EKG – EMG, dispone de un filtro de tipo Bessel, que ayuda a que las señales no se distorsionen durante el proceso de adquisición, limitando en cierto grado la afectación debido a ruidos en el entorno.

La aplicación del filtro Notch a las señales adquiridas al movimiento de flexión, no representan una reducción en su amplitud, debido a la intervención del filtro instrumental de la tarjeta de adquisición, no obstante, la supresión de ruido dentro de los 60Hz, limito los picos generados en las señales, ver Figura 44.

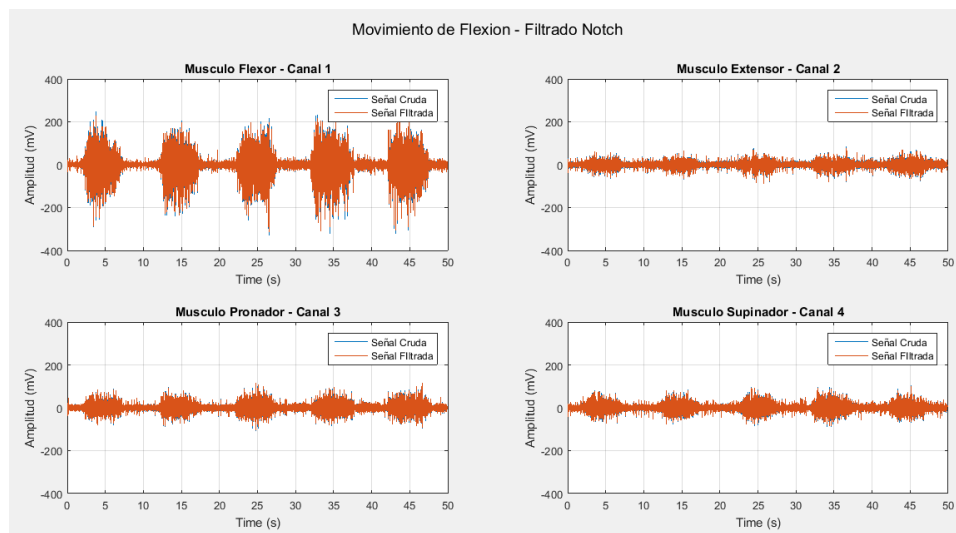


Figura 44. Filtrado de las señales de tipo Notch al movimiento de Flexión

El filtro Notch no permite la supresión de ruido a factores fuera de los 60Hz, dado es el caso del ruido generado por movimientos involuntarios, así como, el contacto entre el electrodo y la piel, que al ser un análisis de tipo superficial, incrementan la posibilidad de distorsión de la señal adquirida, es por esto que se aplica, filtros dentro de los rangos de 500Hz como el representado en Figura 45, en donde se puede observar la afectación de los factores antes mencionados a la señal adquirida, reduciendo en cierto grado la amplitud de la señal debido a la supresión de ruido inserta en esta.

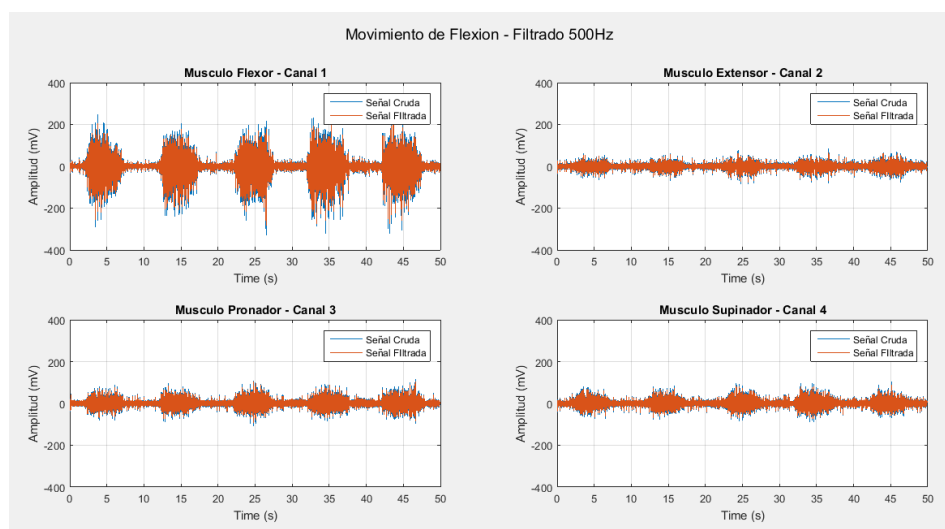


Figura 45. Filtrado de 500Hz a las señales adquiridas al movimiento de Flexión

Es evidente que, tras la aplicación de filtros a diferentes rangos de frecuencia, se suprime información innecesaria, debido a la afectación de ruido inserto durante el proceso de adquisición, tal es el caso del filtro Notch que no tuvo gran aplicación a la eliminación de ruido en las señales debido al filtro instrumental que posee la tarjeta de adquisición, no obstante, la aplicación de filtros a rangos como 500Hz y 25Hz ayudaron a la obtención de una señal más pura, ver Figura 46,

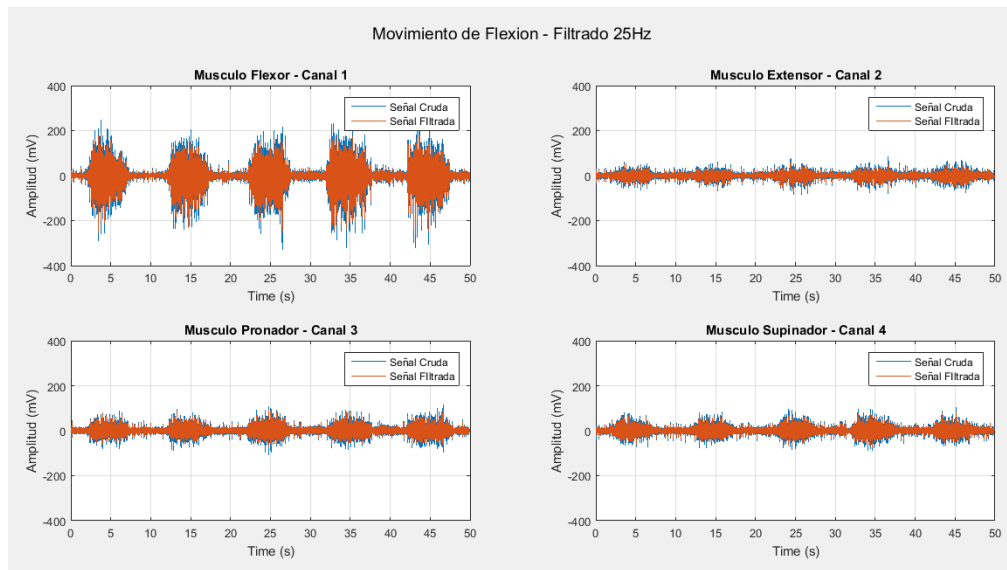


Figura 46. Filtrado de 25Hz a las señales Adquiridas al movimiento de Flexión

3.8. Rectificado de señales EMG

Tras el proceso de filtrado de la señal dentro de los parámetros de estudio se encuentra la parte de rectificado lo cual permite la limitación de datos de actividad igualitarios, discriminando valores negativos de la misma, ver Figura 47.

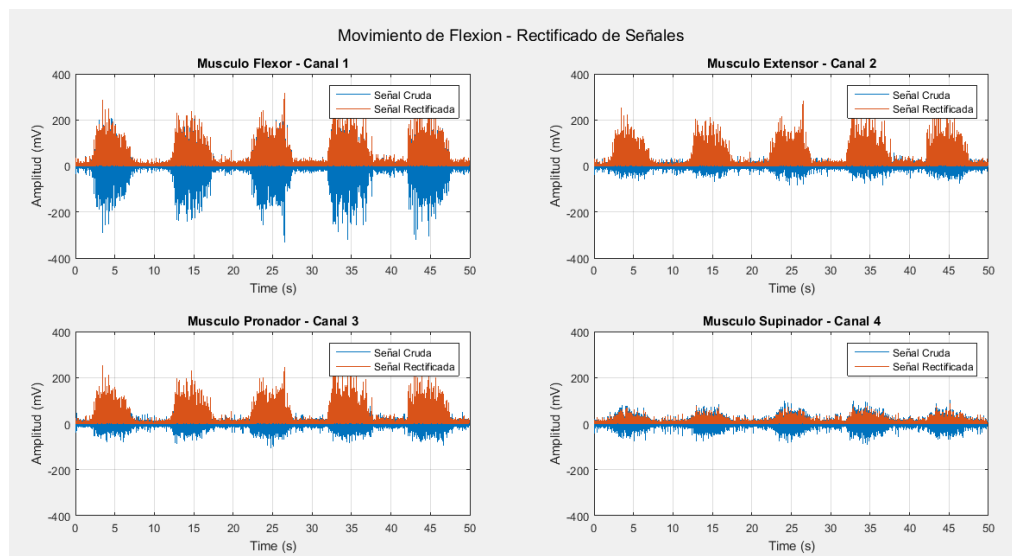


Figura 47. Señales Rectificadas al movimiento de Flexión

3.9. Detección de Actividad y Segmentación de señales EMG

Determinado el umbral inferior en el proceso de suavizado, se procede a la segmentación de las señales, limitando de esta manera la información adquirida, brindando puntos de partida y fin, lo cual permite el recorte de la señal EMG rectificadas, estimando un incremento del 10% de dicho valor.

El algoritmo de reconocimiento permite el análisis del umbral designándolo cero si es menor que dicho valor y 1 si sobrepasa el valor del umbral, ver Figura 48.

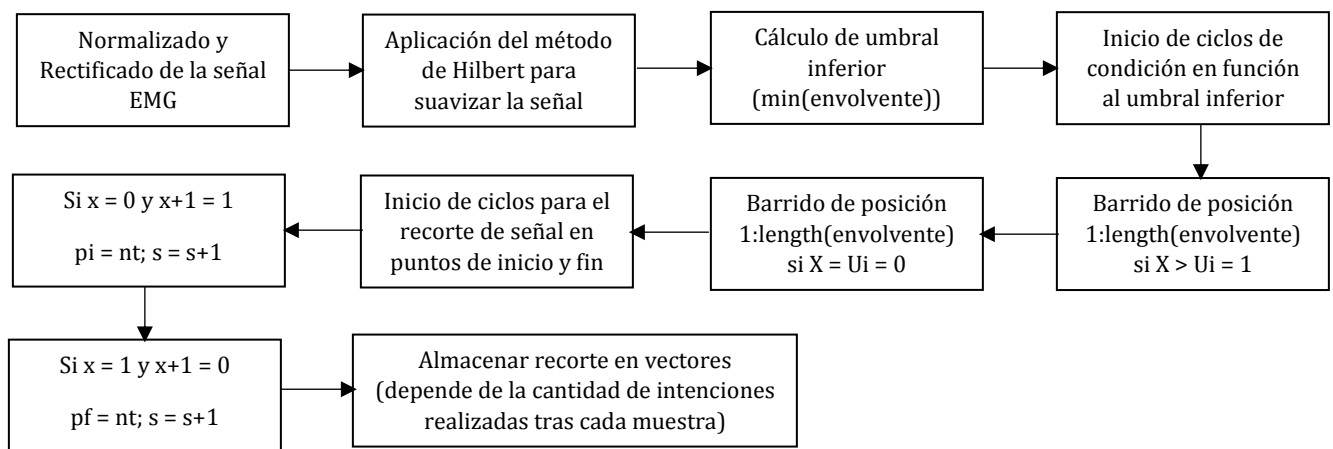


Figura 48. Metodología aplicada para la segmentación de señales EMG

3.9.1. Suavizado de señales EMG previo a la Segmentación

Previo a la segmentación de la señal EMG adquirida, parámetro importante para la extracción de características, se debe realizar un suavizado de la señal rectificadas, la misma que permite suprimir en un rango amplio los picos de confusión facilitando de esta manera la localización de un valor de umbral inferior de análisis para la segmentación, ver Figura 49.

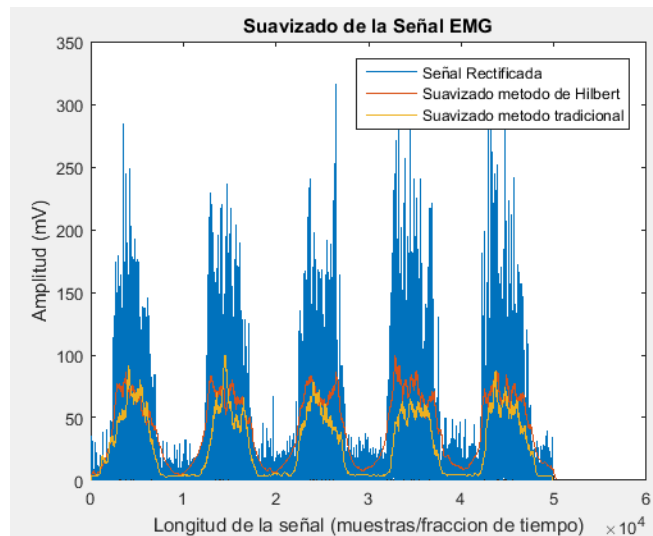


Figura 49. Suavizado de la señal EMG adquirida (Envolvente)

Dentro del proceso de caracterización, la supresión de información implica la variación en el resultado de fiabilidad de clasificación, para lo cual tras el análisis de selección de información se aplicó al proceso de suavizado mediante la obtención de la envolvente por el método de Hilbert el cual retorna una secuencia helicoidal compleja, cabe recalcar que el método de Hilbert no afecta a la supresión o cambio de valores referente al tiempo y frecuencia que esta posee, ver Figura 50, en donde se puede observar que el método de Hilbert permite la selección de información mayor al método tradicional por suavizado.

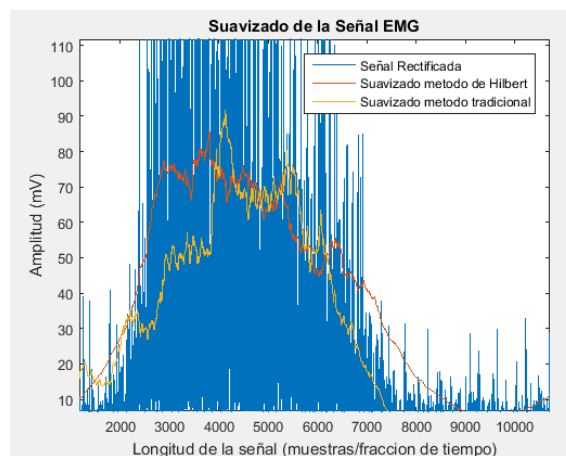


Figura 50. Suavizado de la señal, aplicación del método de Hilbert

3.9.2. Segmentación de señales EMG

Previo al proceso de segmentación, las señales EMG adquiridas, se someten al proceso de reconocimiento de actividad, dado a las intenciones o acciones de fuerza realizada tras el proceso de adquisición, mismos que tras el suavizado de las señales y un valor de umbral inferior determinado se puede ubicar los campos de acción, ver Figura 51.

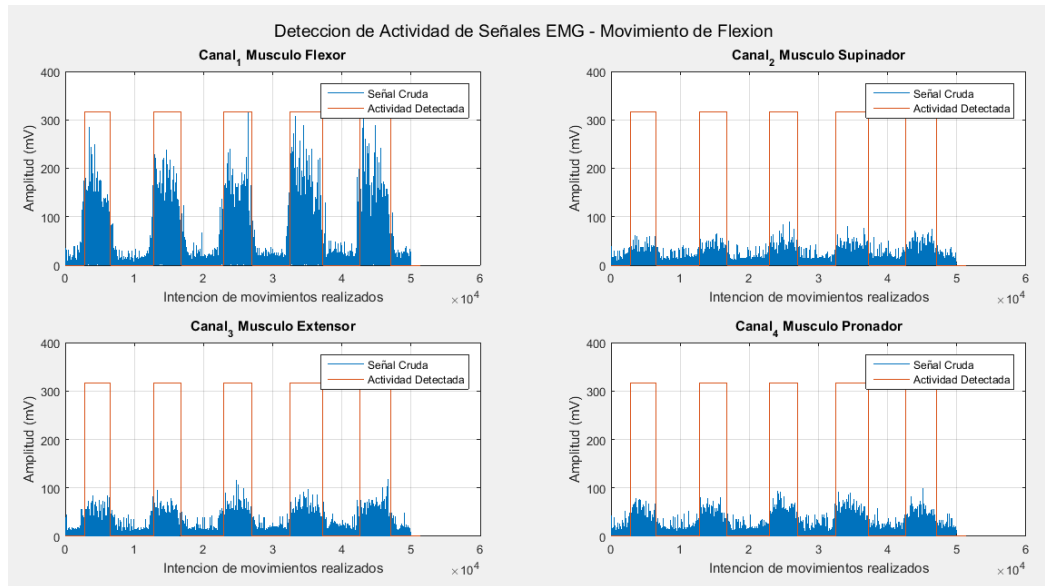


Figura 51. Detección de niveles de actividad y segmentación en intervalos de tiempo

Ya detectado los campos de acción en la señal EMG, se hace una comparativa de posición, entre 1 cuando se ha iniciado el accionamiento muscular y 0 cuando esta se encuentra en reposo, el barrido al reconocimiento de posición me permite determinar los puntos de inicio y fin del accionamiento muscular, mismos que serán utilizados para el recorte de la señal, ver Figura 52.

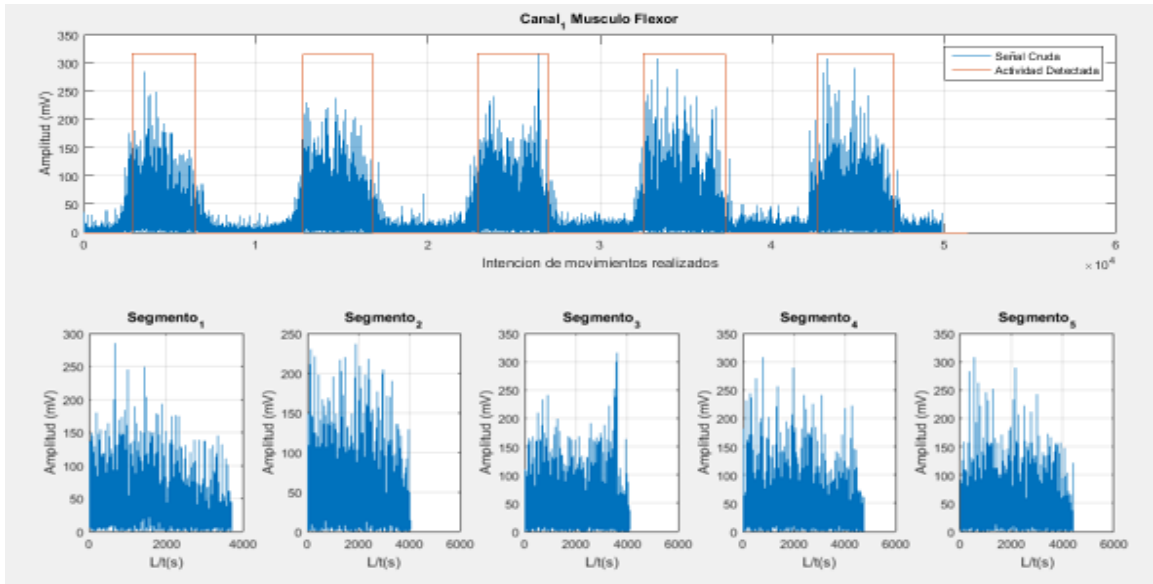


Figura 52. Detección de Actividad de señales EMG y Segmentación

3.10. Caracterización de señales EMG

Ya segmentada la señal EMG en intervalos de tiempo dado por el algoritmo de detección hacia cada una de las señales de los 4 canales, el proceso de caracterización se aplicará a cada uno de los segmentos, mismos que se almacenaran en un vector de características referente al movimiento realizado y el musculo motor activo.

Para las intenciones de movimientos realizados o activación del musculo de estudio, se tomó en cuenta tiempos de contracción y relajación del mismo, de esta manera los valores obtenidos tras el proceso de caracterización a cada uno de las técnicas aplicadas, se mantendrán similares en cada muestra caracterizada, ver Figura 53.

Características de señales EMG adquiridas					
Característica IEMG	171146	201372	214652	253481	152946
Característica MAV	48.1017	50.9415	52.9352	54.151	55.315
Característica RMS	63.274	65.2563	67.1929	70.9703	70.6963
Característica VAR	1689.82	1663.35	1712.75	2104.46	1938.23
Característica WL	63737	76380.1	79134.5	91608.2	55852.4
Característica SSC	207	249	276	284	197
Característica WAMP	1637	1961	2052	2297	1402
Característica SSI	1.42448e	1.68334e	1.83079e	2.35772e	1.38194e
Característica Energia	14244.5	16830.3	18307.4	23576.1	13802
Característica FFT	48.1017	50.9415	52.9352	54.151	55.315
Característica PSD	14673.2	17149.3	19213.7	23890.7	14357.5

Figura 53. Datos obtenidos tras el proceso de caracterización al movimiento de flexión (Canal 1)

Los valores obtenidos tras el proceso de caracterización, nos indican los niveles de contracción muscular, así como, la potencia y energía promedio durante la ejecución del movimiento de estudio. Previo al proceso de clasificación de los datos característicos de cada uno de los movimientos de estudio, se realiza la gráfica de las características, para observar con más claridad el comportamiento realizado por parte de cada movimiento, mismos que posteriormente se unificarán en una sola gráfica que determinará si el proceso de clasificación se realizara de manera exitosa o no habrá una clasificación de las señales adquiridas a los movimientos estudiados.

En la Figura 54, se puede observar que las características obtenidas de cada movimiento poseen una distribución específica de los datos en el plano cartesiano, respecto de otros movimientos, no obstante, el uso de un tercer eje (dato característico), permite ver la distribución de los grupos en un plano 3D, determinando si pueden ser clasificados de manera exitosa, o existirá conflictos.

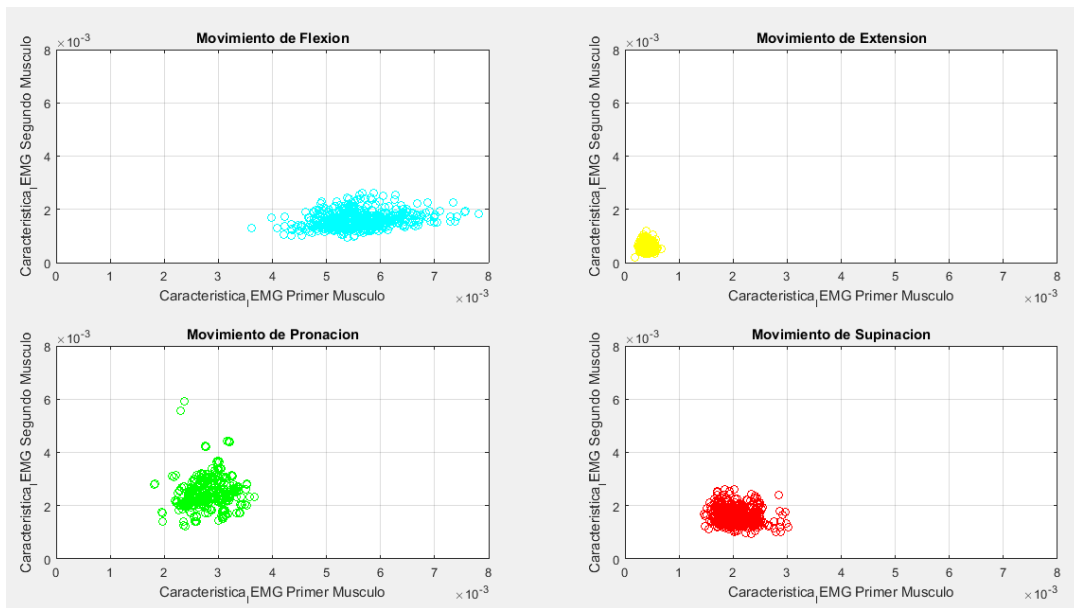


Figura 54. Grafica de 2 de las 11 Carcteristicas de cada Movimiento (Característica IEMG).

En la Figura 55, se puede observar con más claridad la distribución del conjunto de datos en base a 2 características relevantes (Característica de análisis IEMG), obteniendo una distribución específica de los datos en el plano cartesiano

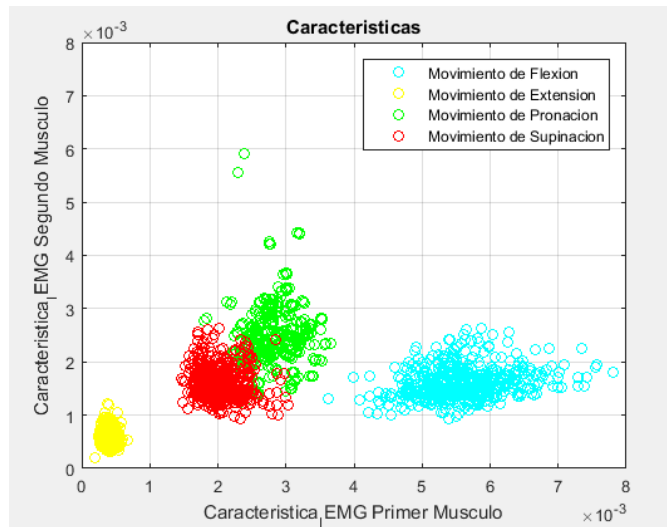


Figura 55. Grafica unificada de los datos característicos de cada movimiento.

Al ingresar un tercer eje de análisis al comportamiento de las características de los movimientos de estudio, se puede visualizar la distribución en el plano, deduciendo de esta manera la eficacia que tendrá la red neuronal al someterse al proceso de entrenamiento y validación, en la Figura 56, se puede observar que cada grupo de datos poseen una distribución distanciada que los diferencia de entre cada uno, interpretándose de que es factible la clasificación de los mismos.

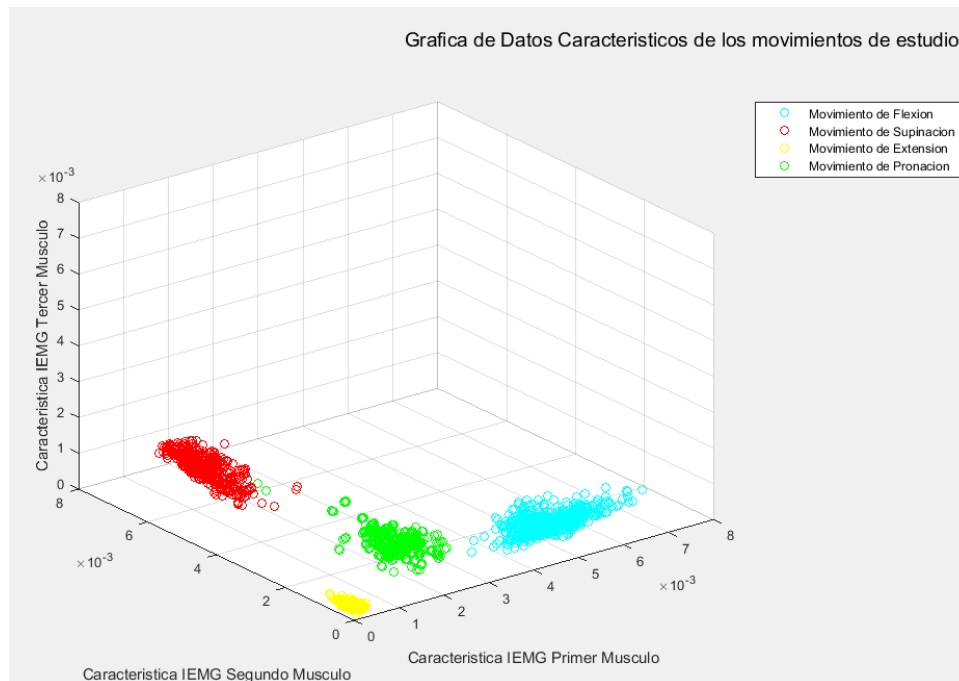


Figura 56. Grafica de datos característicos de 3 ejes a los movimientos de estudio.

Al aplicar las 11 técnicas de caracterización a cada uno de los 4 músculos de estudio, se obtiene una matriz de 11 x 44 datos para cada movimiento, mismo que se someterán al proceso de clasificación, al desarrollo de la red neuronal.

3.11. Implementación de una red neuronal para la clasificación de movimiento.

Ya obtenido las características de cada una de las señales adquiridas de los movimientos de estudio, se procede a la creación de la red neuronal que permitirá la clasificación de los datos a cada uno de los movimientos, los cuales son:

- Flexión
- Supinación
- Extensión
- Pronación

Designándose el 60% de los datos característicos obtenidos, para el proceso de entrenamiento, el 10% para la validación de la red neuronal y el 30% para la evaluación de la misma.

Determinado los porcentajes de uso de la matriz de características, el cual consta de 11 datos característicos por canal, y 4 canales de estudio por movimiento, se entabla una matriz de 44 datos de análisis que ingresaran a la red neuronal.

Se utiliza la toolbox de Matlab para el diseño de una red neuronal, misma que está configurada de la siguiente manera:

- | | |
|---------------------------------------|---------------------|
| - Método de análisis | Retro propagación |
| - Función de activación | Levenberg-Marquardt |
| - Numero de capas ocultas | 1 |
| - Numero de neuronas por capa | 4 |
| - Número de salidas | 4 |
| - Numero de datos de entrada a la red | 44 |

La función de activación de Levenberg-Marquardt, actualiza los valores de peso asignados a cada uno de las neuronas, en función al objetivo planteado.

3.11.1. Ingreso de datos a la red neuronal

Debido a que la adquisición de señales no tiene una amplitud de normalización referente a cada una de las características de análisis, es necesario la normalización de los datos dentro de un rango definido, permitiendo representar de mejor manera los datos característicos, es recomendable aplicar la técnica de normalización de mínimos y máximos, ver la ecuación (29). [22]

$$\mathbf{Datos}_{normalizados} = \frac{(x - x_{min}) * (d_{max} - d_{min})}{x_{max} - x_{min}} + d_{min} \quad (29)$$

x	Es la matriz de característica a normalizar
x_{min}	Es el valor mínimo de la matriz
d_{max} y d_{min}	Son los límites definidos para el análisis
x_{max}	Es el valor máximo de la matriz.

Tras el proceso de normalización de datos de señales EMG adquiridas se aplica la categorización de valores, mismos que determinaran el tipo de movimiento previo a aplicar la red neuronal, los valores de los vectores objetivos son consistentes con los valores máximo y mínimo que puede adoptar la función de activación elegida.

Identificados cada uno de los movimientos, se aplicó el comando (**dummy var**) de Matlab el cual devuelve una matriz que contiene ceros y unos, cuyas columnas representan variables de predicción categóricas en función a valores que indican niveles de cada movimiento, ver Tabla 9 y Tabla 10.

Tabla 9. Valores categóricos al tipo de movimiento realizado [14]

Nº Muestra	TIPO DE MOVIMIENTO EJECUTADO	Nivel categórico
1	Extensión de los dedos	1
2	Extensión de los dedos	1
3	Extensión de los dedos	1
:	:	:
:	:	:
:	:	:
ne	Extensión de los dedos	
1	Flexión de los dedos	2
2	Flexión de los dedos	2
3	Flexión de los dedos	2

:	:	:
:	:	:
:	:	:
nf	Flexión de los dedos	2
1	Pronación de la mano	3
2	Pronación de la mano	3
3	Pronación de la mano	3
:	:	:
:	:	:
:	:	:
np	Pronación de la mano	3
1	Supinación de la mano	4
2	Supinación de la mano	4
3	Supinación de la mano	4
:	:	:
:	:	:
:	:	:
n	Supinación de la mano	4

Tabla 10. Vectores objetivo calculados para el proceso de entrenamiento de la Red Neuronal cada tipo de movimiento [14]

Nº Muestra	TIPO DE MOVIMIENTO EJECUTADO	Y1	Y2	Y3	Y4
1	Extensión de los dedos	1	0	0	0
2	Extensión de los dedos	1	0	0	0
3	Extensión de los dedos	1	0	0	0
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
ne	Extensión de los dedos		0	0	0
1	Flexión de los dedos	0	1	0	0
2	Flexión de los dedos	0	1	0	0
3	Flexión de los dedos	0	1	0	0
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
nf	Flexión de los dedos	0	1	0	0
1	Pronación de la mano	0	0	1	0
2	Pronación de la mano	0	0	1	0
3	Pronación de la mano	0	0	1	0
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
np	Pronación de la mano	0	0	1	0
1	Supinación de la mano	0	0	0	1
2	Supinación de la mano	0	0	0	1
3	Supinación de la mano	0	0	0	1
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:
n	Supinación de la mano	0	0	0	1

Cada una de las salidas de la red neuronal implementada se ingresaron a una función de redondeo, en donde cada elemento de Y parte al entero más cercano, en el caso de obtener un valor medio (0,5), la función de redondeo (**round**) de Matlab, redondea, determinándolo con valor 1.

3.12. Diseño de la interfaz gráfica para la visualización de señales adquiridas y caracterización

Tras el proceso de adquisición y caracterización de las señales EMG, se diseñó una interfaz gráfica que facilita el proceso de adquisición y caracterización de señales EMG a cuatro canales, mismo que tras el uso de la función guide de Matlab, permitió crear una interfaz con cuadros de dialogo y funciones.

3.12.1. Interfaz Gráfica (Detalles Principales)

Dentro de la interfaz se encuentran 3 botones, en las cuales podemos ver la información general acerca de la interfaz gráfica, al igual que la navegación entre los sub paneles, ya sea en la parte de análisis general o en la parte de caracterización de señales, ver Figura 57.

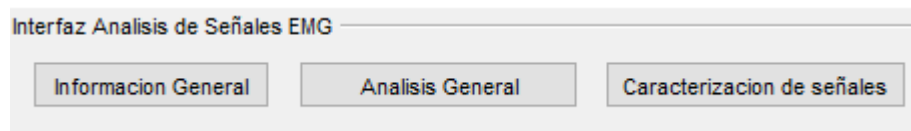


Figura 57. Panel principal, cambio de sub - paneles.

El diseño de la interfaz gráfica se estableció con funciones como:

- La selección del archivo de simulink para la adquisición de señales EMG (4 canales)
- El inicio y detención del proceso de adquisición de señales

- Muestra y proceso de recorte y guardado de señales
- Opción de cargar y unificar un total de 100 muestras adquiridas
- Visualizar y acondicionar las señales para el proceso de caracterización.
- Discriminar y segmentar las señales
- Caracterización de señales.

Mismos que se pueden acceder mediante las botoneras descritas anteriormente, la interfaz se centra en dos sub paneles de las cuales:

Sub Panel 1 (Características básicas de la señal de estudio y Adquisición)

Dentro de este sub panel se encuentran pasos previos al proceso de caracterización de señales, como el arranque con el proceso de adquisición con Simulink, siendo estos, ver Figura 58.

- Arranque con el proceso de adquisición (Simulink).
- Representación gráfica de las 4 señales EMG Adquiridas.
- Filtrado de la señal a los diferentes rangos de frecuencia mencionadas anteriormente.
- Rectificado de la señal.
- Panel de Características básicas (tiempo, frecuencia, numero de muestras, longitud de la señal).



Figura 58. Primer Sub panel de la interfaz Gráfica.

Sub panel 2 (Segmentación y Caracterización)

Ya adquirido las señales EMG a las intenciones de movimientos realizados, así como, filtradas y rectificadas, se procederá a la discriminación y segmentación de las señales para su posterior caracterización emitiendo valores promedio de la señal analizadas, ver Figura 59.

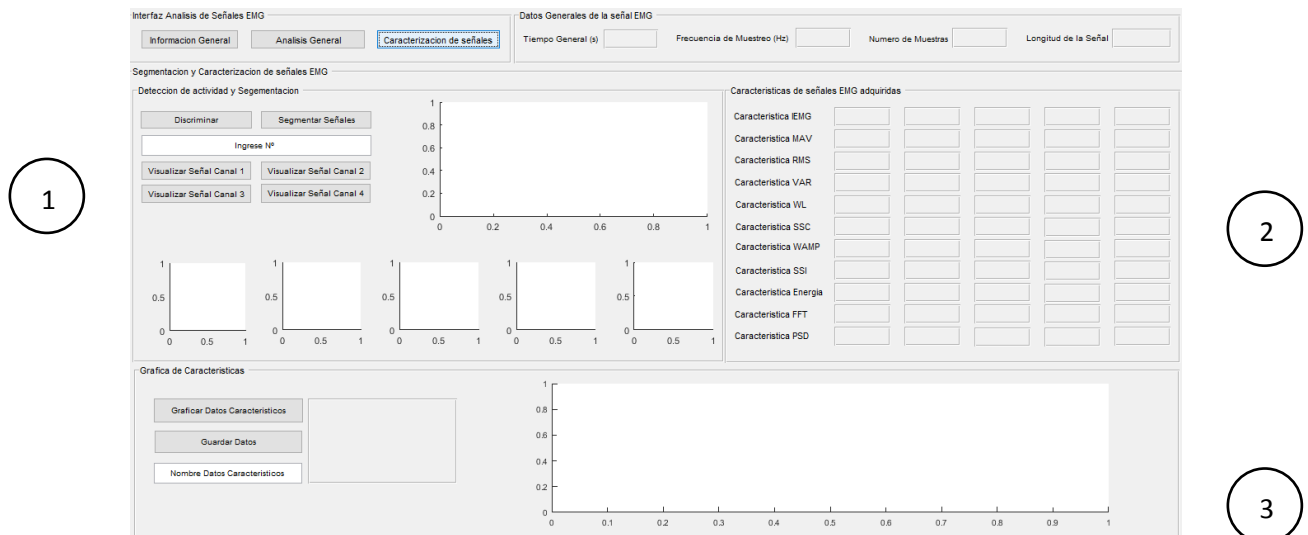


Figura 59. Sub panel 2 de la interfaz Gráfica.

1. Bloque de discriminación y segmentación de señales EMG adquiridas

Dentro del bloque de discriminación y segmentación el usuario puede visualizar los niveles de actividad de las señales EMG, al igual que segmentarlas para su posterior caracterización, en el caso que el usuario haya ingresado un base de datos de 100 muestras, la interfaz permite visualizar cualquier muestra, ingresando el número de muestra que desea visualizar.

2. Bloque de Caracterización

Dentro del bloque de caracterización se puede visualizar los valores promedio de cada uno de las partes segmentadas de la señal segmentada, las cuales se sometieron a los métodos de caracterización

3. Bloque de representación grafica

En este bloque el usuario, puede observar las características de manera gráfica, representando el comportamiento de los músculos a cada movimiento, al igual que la interfaz emitirá un mensaje, indicando, en cuál de los canales existe una mayor actividad.

Se debe mencionar que, para el uso de la interfaz gráfica, se requiere de una secuencia de procesos ya sea, desde el proceso de adquisición y recorte, hasta la visualización y caracterización, no obstante, el proceso de caracterización se lo puede realizar en el análisis de 1 muestra adquirida o a un total de 100 muestras unificadas desde la interfaz misma, el uso de la interfaz más detallado se lo puede encontrar dentro de los anexos en la sección D, al igual que la configuración de las tarjetas en la sección C, previo al uso de esta.

CAPITULO IV. PRUEBAS Y ANALISIS DE RESULTADOS

4.1. Pruebas de adquisición de señales EMG

Ya determinado los músculos de estudio, así como la ubicación de los electodos, se hace la preparación de las tarjetas de adquisición y comunicación, mismas que mediante el uso de un cable mini USB, se alimentación la Shield de adquisición junto con el cable OTG para la comunicación Host entre simulink y la tarjeta STM32F4, ver Figura 60.

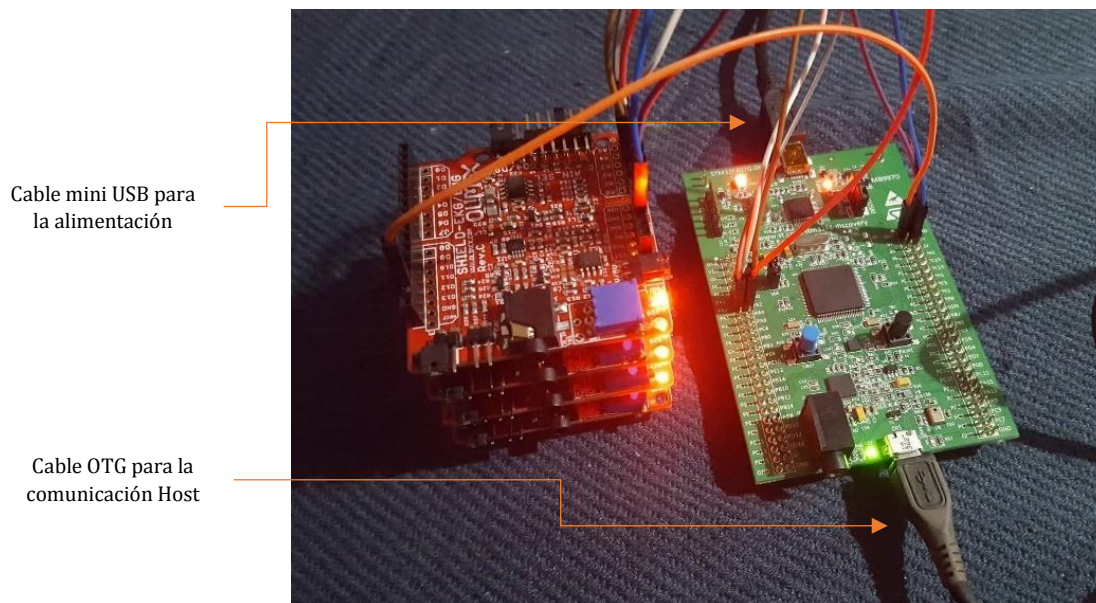


Figura 60. Configuración de conexiones entre las Shield Olimex EKG-EMG y la tarjeta STM32F4

Es necesario el uso de un electrodo común para los cuatro canales de adquisición, en la Figura 61, se puede observar el punto común de los 4 canales, el cual está conectado en el primer canal junto al músculo flexor de los dedos.

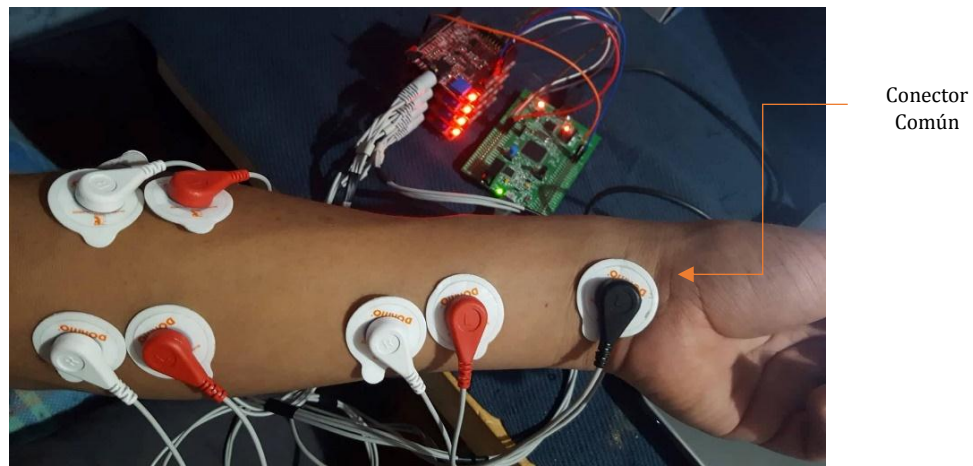


Figura 61. Ubicación y conexión de los electrodos a los cables DLR

Una vez realizado el procedimiento de colocación de los electrodos sobre las superficies de estudio, así como la verificación de las conexiones tanto de la Shield Olimex hacia la tarjeta STM32F4, así como la cargado del programa para la comunicación que se explicó en el capítulo 3, se inicia con el proceso de adquisición de señales a la intención de movimiento, los valores de adquisición de las señales se almacenaran automáticamente en una matriz llamada “Data”, los intervalos de tiempo para la ejecución de una acción (aplicar fuerza o comprimir) se lo realizo tras cada 4 segundos, la misma que tiene una duración de 6 segundos.

Para esto se hizo uso de la interfaz gráfica que facilito el proceso de adquisición de un total de 100 muestras por movimiento, siendo necesario la calibración por canal de las shield Olimex EKG-EMG, para esto eso se hizo uso directo de simulink tras cada movimiento de estudio realizado, ver Figura 62.

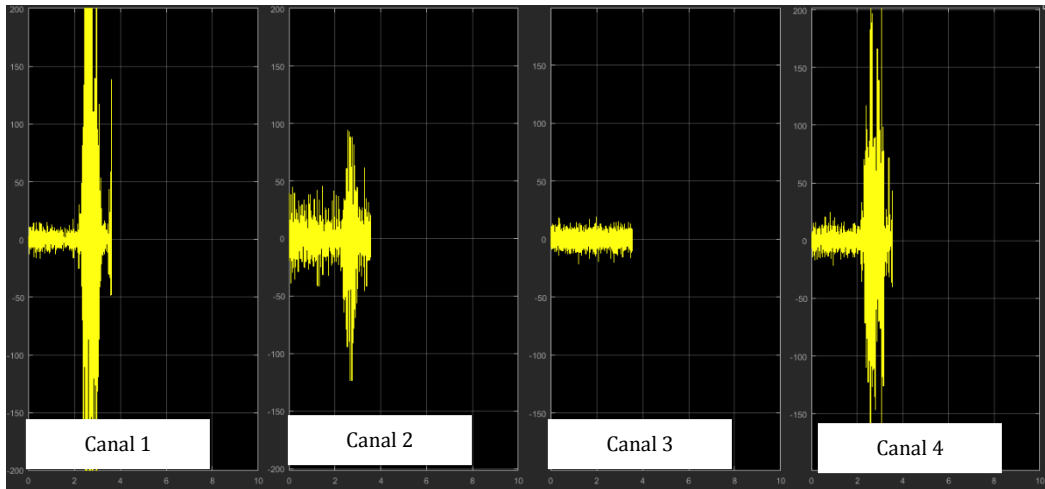


Figura 62. Pruebas de Funcionamiento de la Shield de adquisición.

Como se puede observar en la Figura 63, las señales no muestran una amplitud relativa, por este motivo es necesario realizar la calibración de las tarjetas Olimex, mediante la selección de un musculo de calibración común a los cuatro canales, para lo cual se aplicó una fuerza constante, regulando así el potenciómetro de cada canal, manteniendo una magnitud en común de los cuatro canales.

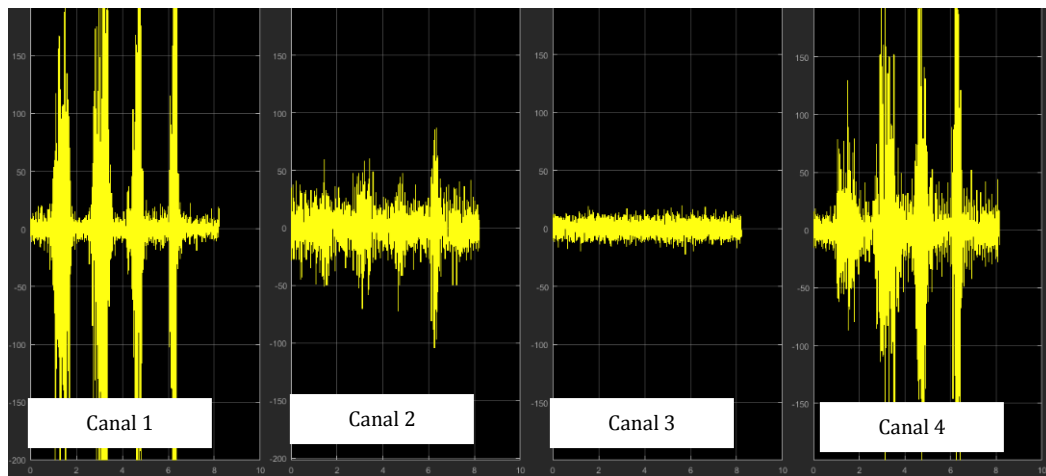


Figura 63. Señales Adquiridas tras el proceso de calibración de las Shield EKG-EMG

Es necesario que la fuerza aplicada para el proceso de calibración se mantenga constante, no obstante, el ruido generado por dispositivos cercanos diferente al dispositivo de adquisición, así como movimientos involuntarios, indican la variación de amplitud que existe por parte de cada canal, por tal motivo no existe una calibración precisa, ver Figura 64.

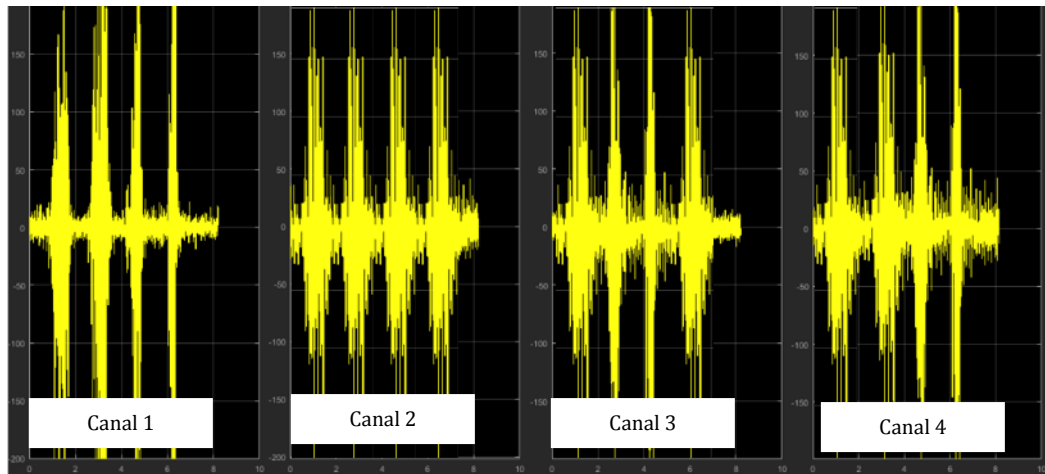


Figura 64. Señales EMG tras el proceso de calibración.

4.1.1. Análisis de señales adquiridas

Ya calibrada la shield Olimex EKG-EMG se procedió a preparar la superficie de análisis, lugar donde se ubicaron los electrodos, una vez ubicados, así como determinado los tiempos de acción a la intención de los movimientos de estudio, se inició con el proceso de adquisición, realizando movimientos repetitivos.

Tras el proceso de adquisición se señales EMG a la intención de movimiento de **Flexión de los dedos** ver Figura 65, se puede observar que, el 1er canal referente al musculo Flexor común de los dedos, adquiere un potencial de acción mayoritario en comparación a los demás canales, no obstante el 4to canal referente al musculo extensor, genera un potencial de acción menor al potencial generado por el musculo Flexor común de los dedos, esto se debe a que durante el movimiento de flexión de los dedos, el musculo extensor contrarresta la fuerza ejercida por el musculo flexor, debido a la prolongación de los tendones del musculo extensor.

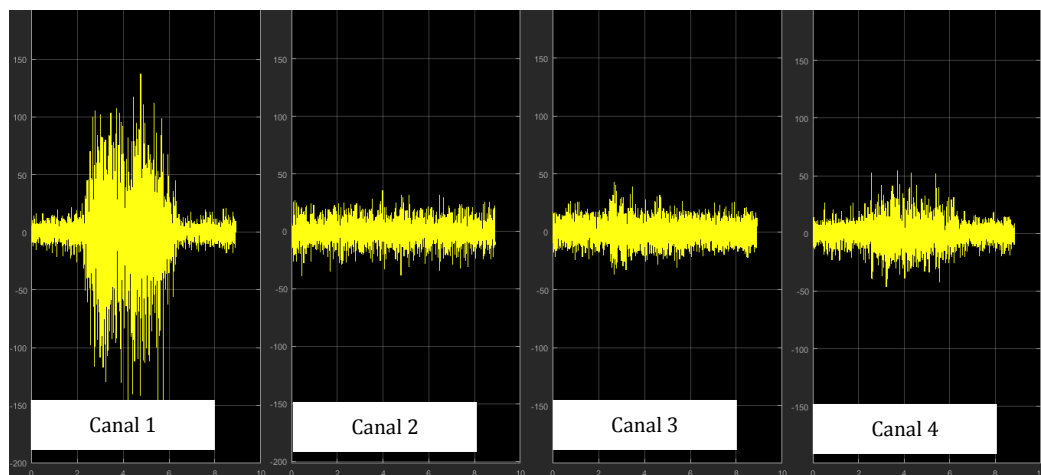


Figura 65. Señal al movimiento de flexión de los dedos.

Para el movimiento de **Supinación de la mano**, ver Figura 66, designado por el canal 2, existe la participación de dos músculos, el musculo supinador y el musculo extensor común de los dedos, el potencial generado por parte de los dos músculos se debe a que se encuentran próximos, no obstante, el musculo extensor común se encuentra en la primera capa del antebrazo el cual genera un potencial similar al del musculo supinador.

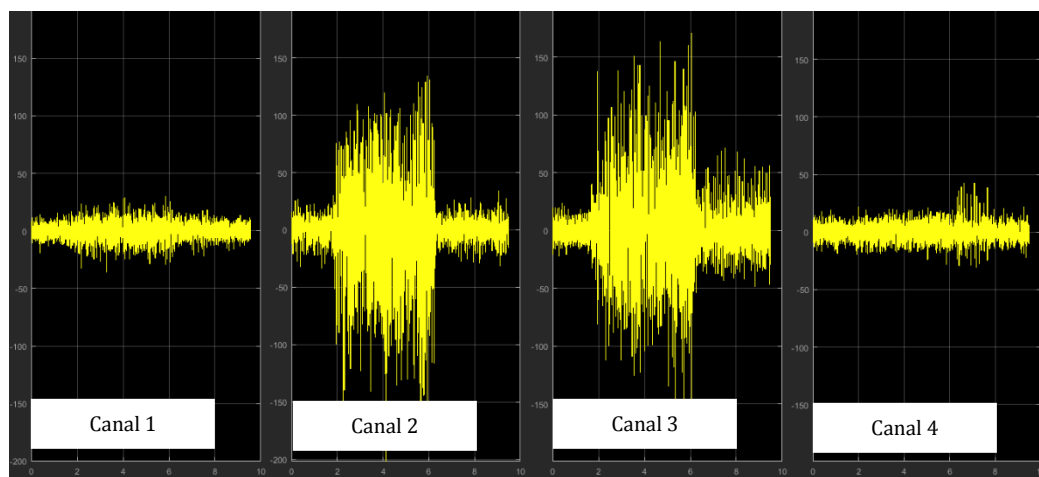


Figura 66. Señal EMG adquirida al movimiento de Supinación de la mano.

Para el movimiento de Extensión de los dedos referente al canal 4 de adquisición, se puede observar en la Figura 67, que el potencial de acción mayoritario es por el musculo extensor, no obstante, se puede observar que existe un potencial realizado por el musculo pronador y supinador, el hecho de que exista una participación mayoritaria por el musculo extensor, es por la ubicación de dicho musculo, el cual se encuentra como capa superficial en el antebrazo.

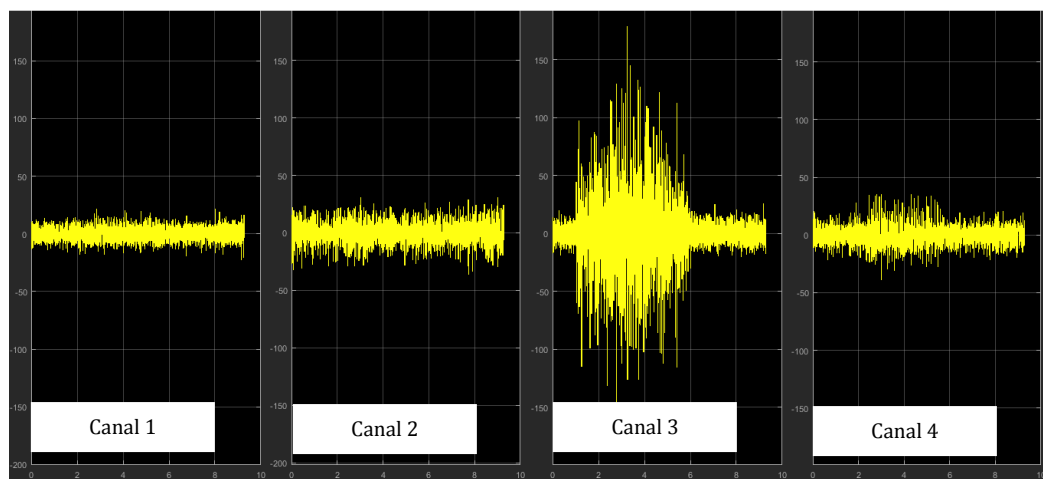


Figura 67. Señal EMG adquirida al movimiento de Extensión de los dedos.

Para el movimiento de **Pronación de la mano**, ver Figura 68, adquirido por el canal 4, se puede observar que existe la participación del musculo flexor común debido a que se encuentra sobre la misma línea de acción y próximo del musculo pronador, así como un potencial por parte del musculo extensor debido a la prolongación de esta.

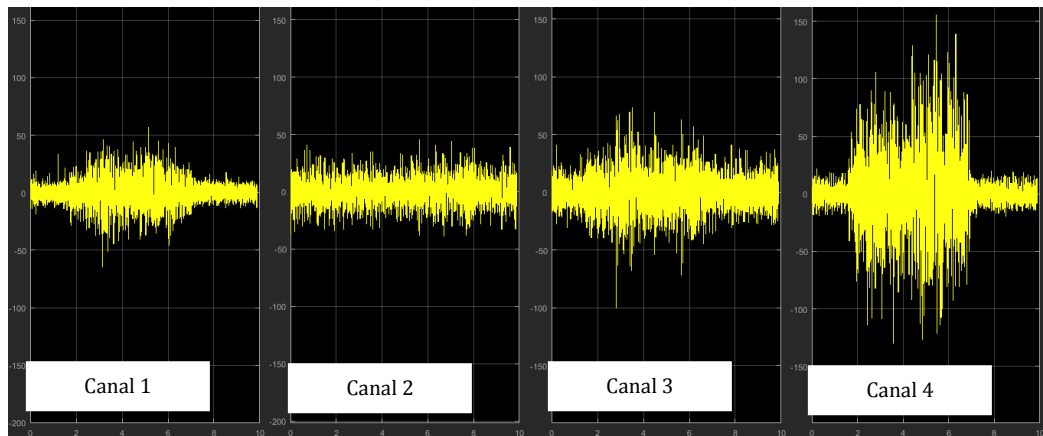


Figura 68. Señal EMG adquirida al movimiento de Pronación de los dedos.

Es evidente que la acción muscular tras cada movimiento se diferencia de las demás, por este motivo se debe mantener una ubicación reincidente de los electrodos debido que en el antebrazo se encuentran grupos diversos de músculos que interactúan a diferentes movimientos, no es recomendable realizar el proceso de adquisición durante tiempos largos, debido a que el musculo se fatiga, generando movimientos involuntarios al igual que se disminuye el potencial de acción a la intención de movimiento.

4.2. Pruebas de Procesamiento de señales EMG

Una vez que se adquirieron un total de 100 muestras a 5 intensiones de movimientos realizados, se procedió con el acondicionamiento de estos, siendo necesario el filtrado y rectificado de estos, para lo cual el uso de la interfaz gráfica facilito el proceso de acondicionamiento.

4.2.1. Análisis General

Dentro de la opción de visualización general de señales EMG ubicada en el primer sub panel de la interfaz gráfica, se puede cargar los datos adquiridos ya sea de una muestra, o de un total de las 100 muestras unificadas, mismas que se puede guardar con el nombre deseado. Para el proceso de caracterización, se analizó un total de 100 muestras por movimiento realizado, ver Figura 69.

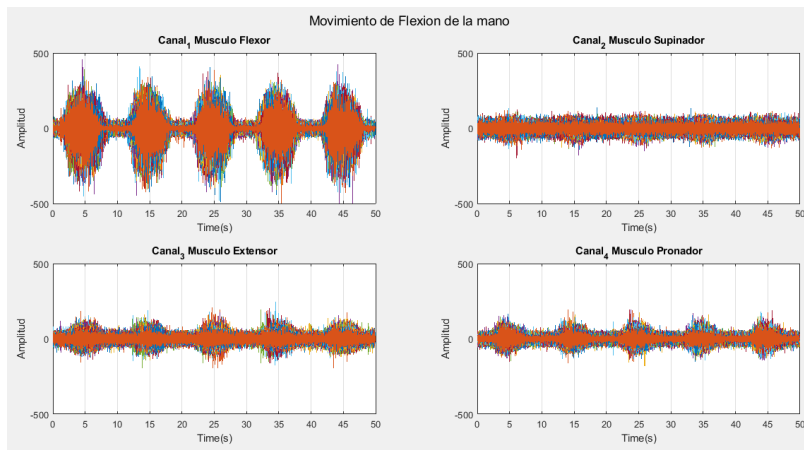


Figura 69. Muestras Adquiridas al movimiento de Flexión.

Tras el proceso de adquisición de señales EMG a las intenciones de movimientos de estudio, es evidente observar el comportamiento de cada uno de los 4 músculos de estudio, tal es el caso del movimiento de Flexión de los dedos, ver Figura 69, en donde existe un mayor campo de acción por parte del músculo Flexor, y esto se debe a que el músculo responsable de dicho movimiento es el músculo Flexor común, tanto el músculo superficial, como el músculo profundo.

En el caso del movimiento de Extensión de la mano, ver la Figura 70, es más claro el campo de acción, pues el músculo extensor, es superficial al igual que abarca un mayor campo de acción en el antebrazo.

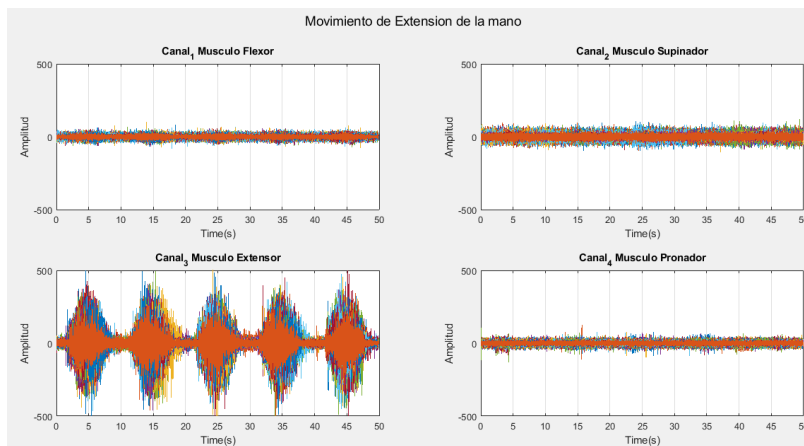


Figura 70. Muestras de Adquisición al movimiento de Extensión de la mano.

En la Figura 71, se puede observar como el campo de acción tras el movimiento de supinación, se accionan dos músculos, tanto el músculo supinador (músculo determinado al movimiento de supinación), como el músculo extensor (músculo próximo al músculo supinador), y esto se debe a la proximidad que existe entre los dos músculos, más aún el campo que cubren en el antebrazo.

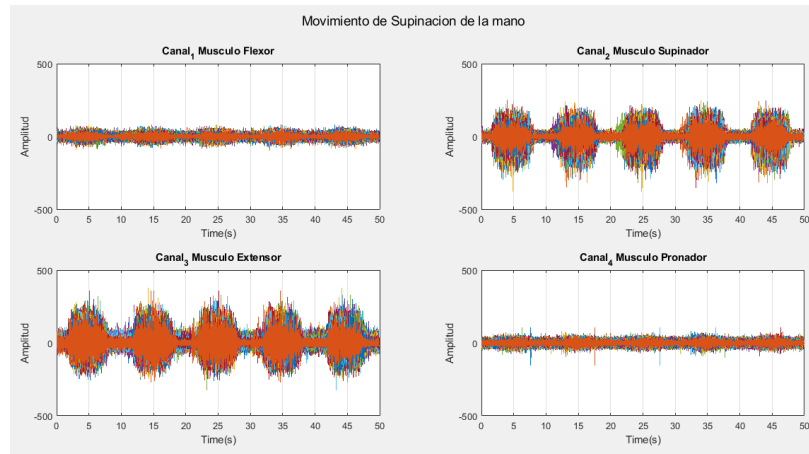


Figura 71. Muestras Adquiridas al movimiento de Supinación de la mano.

En la Figura 72 se puede observar como los campos de acción al movimiento de pronación se realizan en los 4 canales, ya sea por extensión de los músculos opuestos al movimiento, en el caso del músculo extensor, que por la acción del músculo pronador, siempre tendrá a realizar una contra fuerza debido a su estiramiento.

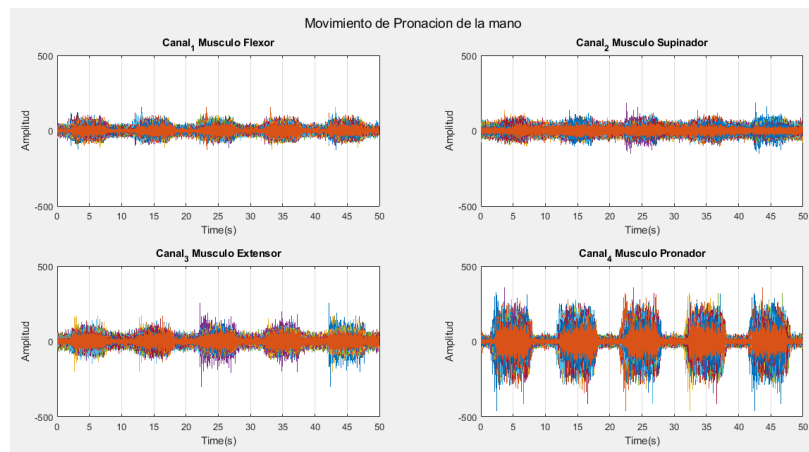


Figura 72. Muestras adquiridas al movimiento de Pronación de la mano.

Una vez que se haya cargado la muestra a del movimiento a ser analizado, esta se somete al proceso de acondicionamiento en el cual se aplica los filtros recomendados por estudios en el campo de las señales EMG, para su posterior rectificación.

4.2.2. Análisis de acondicionamiento de señales EMG

Previo al proceso de filtrado, se realizó un análisis espectral mediante la transformada de Fourier, en el cual se puede observar el rango donde se concentra la mayor cantidad de energía, al igual que el ruido existen en el mismo, ya sea por movimientos involuntarios, ruido producido por líneas de potencia, entre otras, este análisis se lo realizo tomando una muestra al azar de los cuatro movimientos realizados, ver Figura 73.

Campo de acción a la intensidad de movimiento con ruido debido a líneas de potencia, artefactos presentes durante el proceso de adquisición

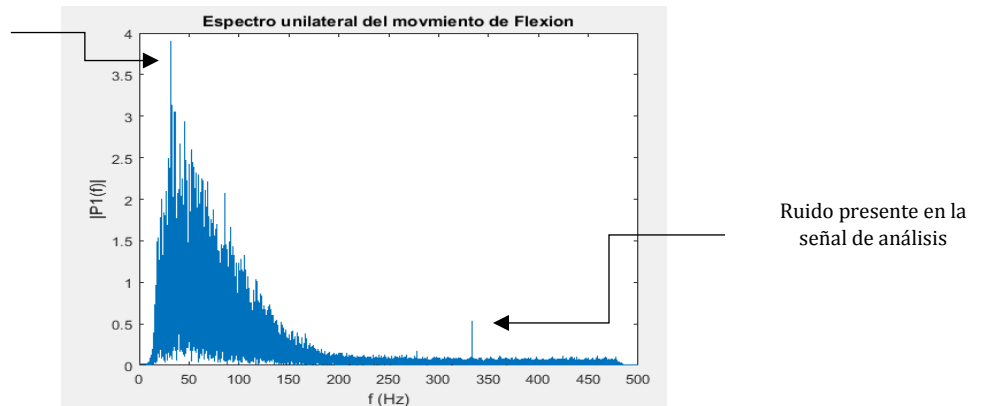


Figura 73. Análisis FT de la señal EMG al movimiento de Flexión

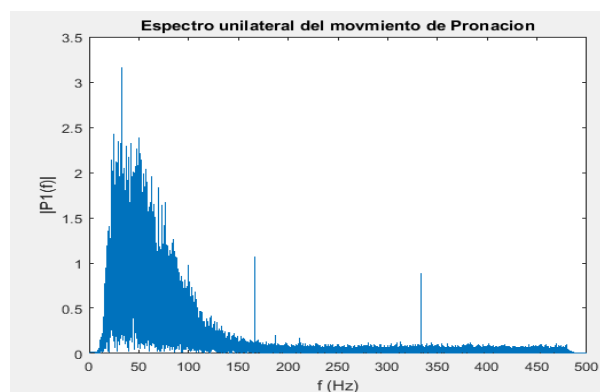


Figura 74. Análisis FT de la señal EMG al movimiento de Pronación.

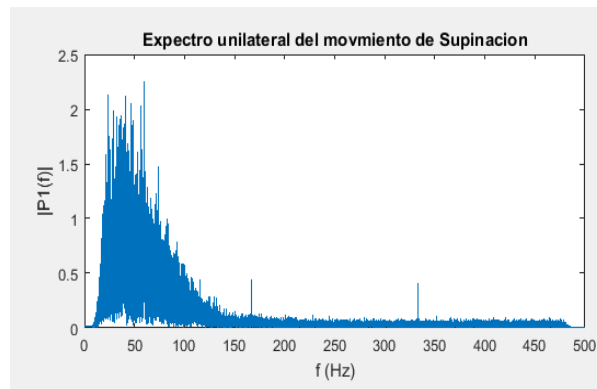


Figura 75. Análisis FT de la señal EMG al movimiento de Supinación.

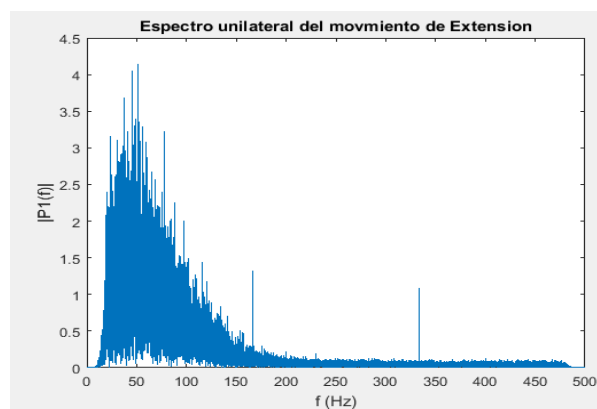


Figura 76. Análisis FT de la señal EMG al movimiento de Extensión.

En los cuatro casos, mostrados en la Figura 73 – Figura 76, a la intensidad de movimientos realizado se determina que el mayor campo de acción a las intenciones de movimiento muscular se da en los rangos de 50-60Hz, en un total de análisis de 500Hz, frecuencia propia de las señales EMG, tras el análisis espectral se puede observar picos que indican el ruido existente en la señal tras el proceso de adquisición, debido a factores como, líneas de potencia, movimientos involuntarios, ruidos por parte del contacto entre electrodo y la superficie de la piel, por este motivo la aplicación de filtros es primordial para el proceso de caracterización.

- Filtro Notch con frecuencia de corte de 50/60Hz, rango en donde se concentra la mayor cantidad de energía.

- Filtro pasa-alto con frecuencia de corte de 15/30Hz, ruido ocasionado por el potencial de repolarización de acción.
- Filtro pasa bajo con frecuencia de corte 500Hz el cual es el rango activo de las señales mioeléctricas, obteniendo de esta manera un cierto grado de pureza de las señales.

Un modo para comprobar la funcionalidad de los filtros aplicados es someter las señales filtradas, a un análisis espectral, ver Figura 77, en donde se puede observar, que, tras la aplicación de filtros a cada uno de los movimientos de estudio, el ruido existente en las señales adquiridas se suprime, haciendo que presente con más claridad los niveles de activación a las intenciones de movimientos realizados.

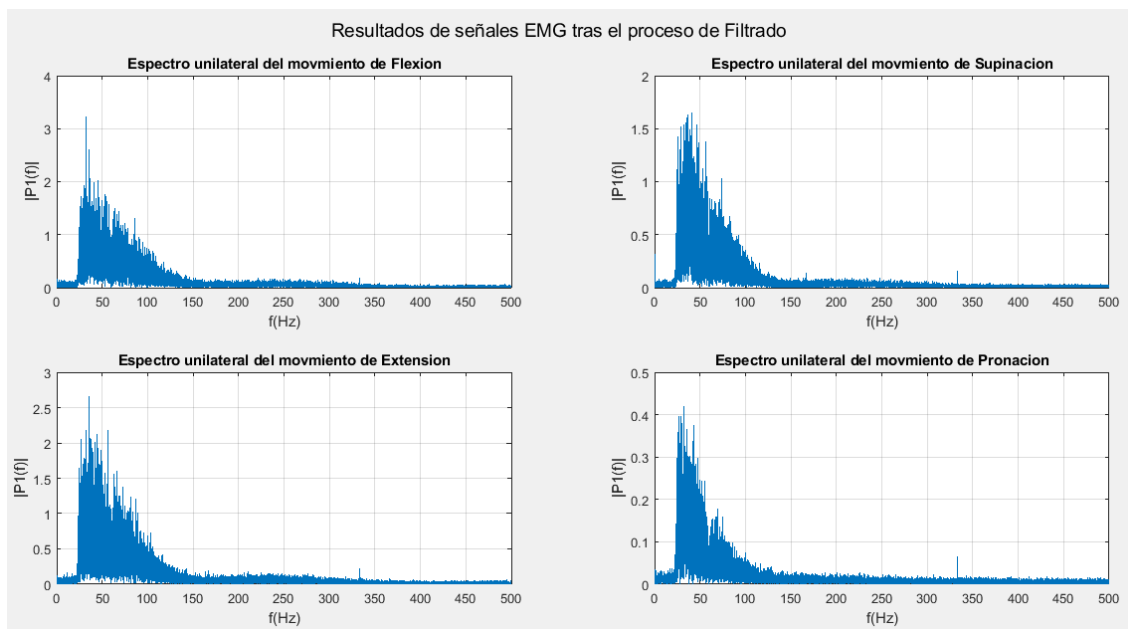


Figura 77. Análisis espectral de las señales EMG, tras el proceso de aplicación de filtros.

4.2.3. Análisis del rectificado de señales

Una vez filtrado las señales EMG a cada una de las muestras adquiridas, se procede al rectificado de estas, suprimiendo valores negativos que facilitan localizar las intenciones de movimientos

realizados durante el proceso de adquisición, la omisión de valores negativos permite localizar un umbral de referencia para la obtención de los intervalos de tiempo para el recorte de señales.

En la Figura 78, se puede observar la señal rectificada del potencial de acción al movimiento de flexión la mano, al obtener una señal de media onda, los niveles de acción de cada uno de los músculos al movimiento de estudio, son más notorios, dando, en conclusión, cuál de los músculos trabaja más en un determinado movimiento.

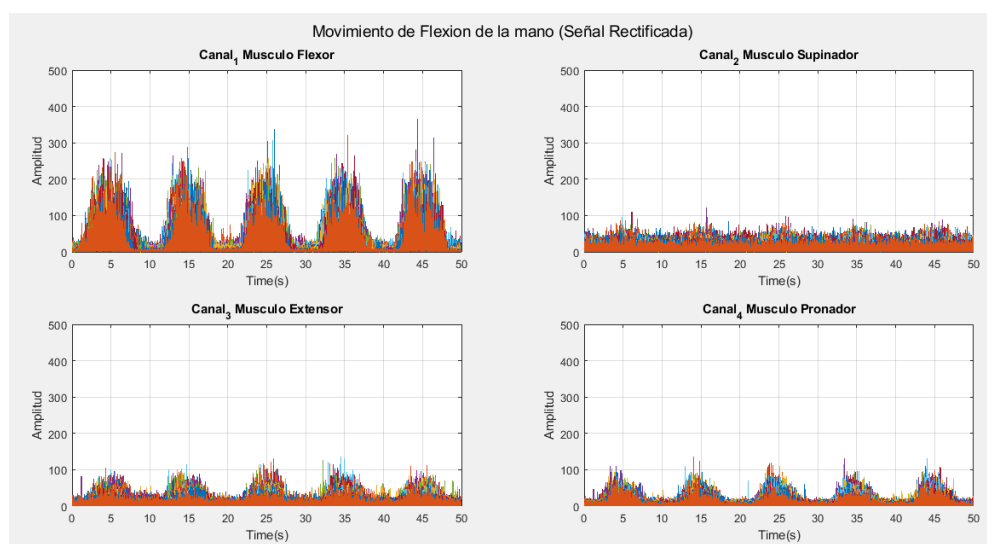


Figura 78. Señal Rectificada a la intención de movimiento de Flexión.

4.3. Pruebas de identificación de intención de movimientos.

Ya filtrado y rectificado las señales EMG adquiridas, se aplica el algoritmo de detección de señales y segmentación, el cual se desarrolló en función a un umbral identificado en cada una de las muestras adquiridas, siendo necesario el suavizado de la señal. La representación de los potenciales de acción se sobrepone con una señal cuadrada indicando el fragmento de señales a estudiar, cabe recalcar que la adquisición de muestras cuenta con un numero de 100 de los cuales cada muestra consta de 5 acciones a los movimientos realizados, resultando un total de 500 muestras de estudio, tomando en cuenta que el proceso de adquisición se lo realizo con tiempos de descanso y de acción muscular, se discrimina los potenciales adquiridos por cada canal referente al movimiento de estudio, obteniendo

de esta manera, la señal adecuada para el proceso de detección y segmentación, obteniendo intervalos de tiempo referente a la señal de mayor acción muscular, ver Figura 79.

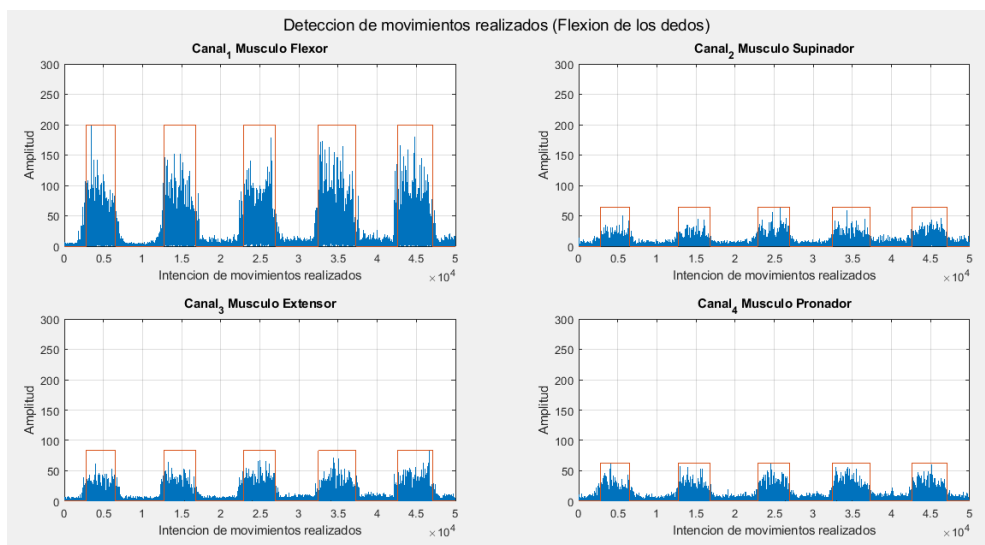


Figura 79. Detección de actividad a las intenciones de movimientos (Flexión de los dedos)

El algoritmo que se aplicó para la detección de acciones realizadas a la intención de movimientos de estudio, descrito anteriormente, define un umbral de acción inferior, el cual determina la acción realizada en comparación a la envolvente de la señal a identificar, estimando valores que sobrepasan al umbral encontrado, desde el punto de inicio de la acción hasta que esta decae por debajo del umbral, generando de esta manera una señal cuadrada que permite identificar los segmentos de estudio.

En la Figura 80 se puede observar las acciones realizadas al movimiento de pronación de la mano, grafica que muestra la señal que va a ser segmentada, al igual que la señal cuadrada que indica los puntos de inicio y fin, como se puede observar en la Figura 80, el comportamiento de la señal rectificadas en los 4 canales se mantiene, por esta razón la discriminación de la señal con un mayor potencial de acción, tras el uso de la transformada de Fourier, permite replicar la señal cuadrada en los demás canales, reduciendo tiempos de procesamiento y errores en señales donde no exista actividad.

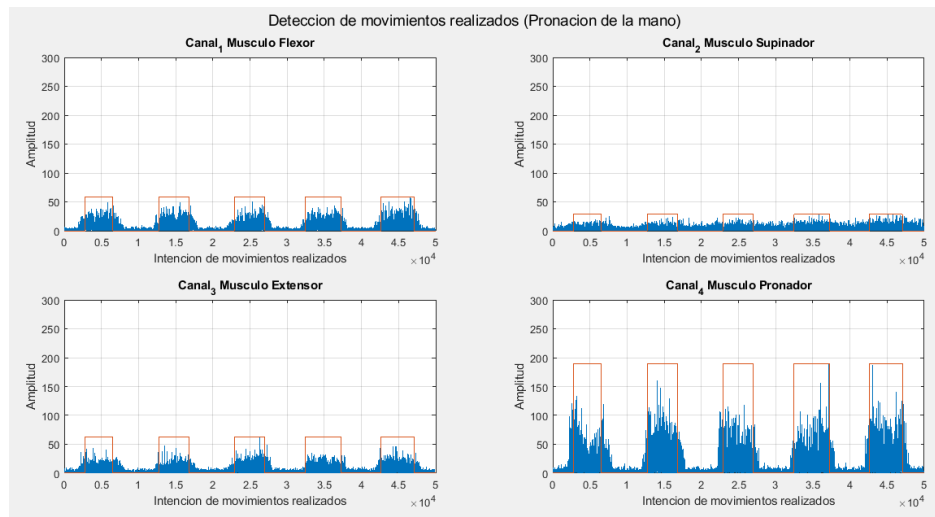


Figura 80. Detección de actividad encontrada a las intenciones de movimientos (Pronación de la mano).

Es evidente que, tras el proceso de detección de actividad, no todos los segmentos reconocidos poseen la misma longitud, dado que no se aplica la misma intensidad de potencial en cada movimiento, ver Figura 81.

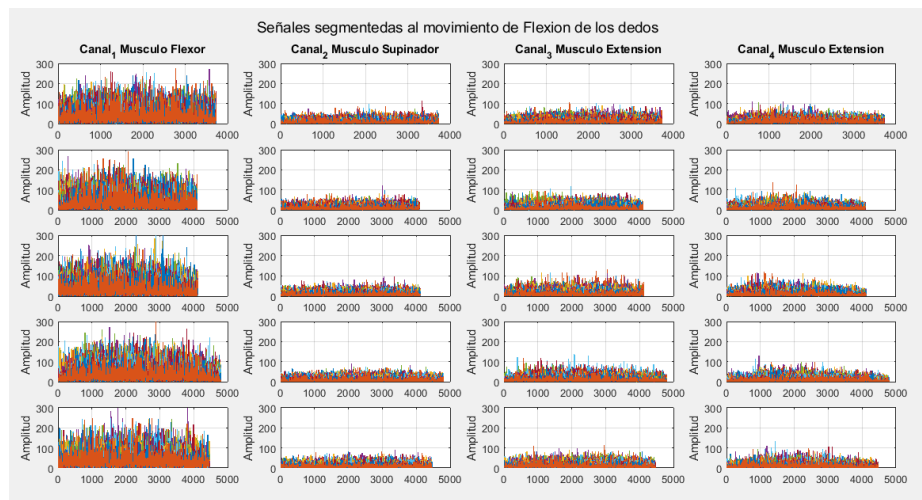


Figura 81. Señales segmentadas al movimiento de flexión de los dedos.

Como se puede apreciar en la Figura 81 y Figura 82, no todos los segmentos poseen una longitud por igual, y esto se da porque que no poseen un mismo umbral de análisis, por esta razón el proceso de caracterización se lo realizo a cada uno de los segmentos obtenidos.

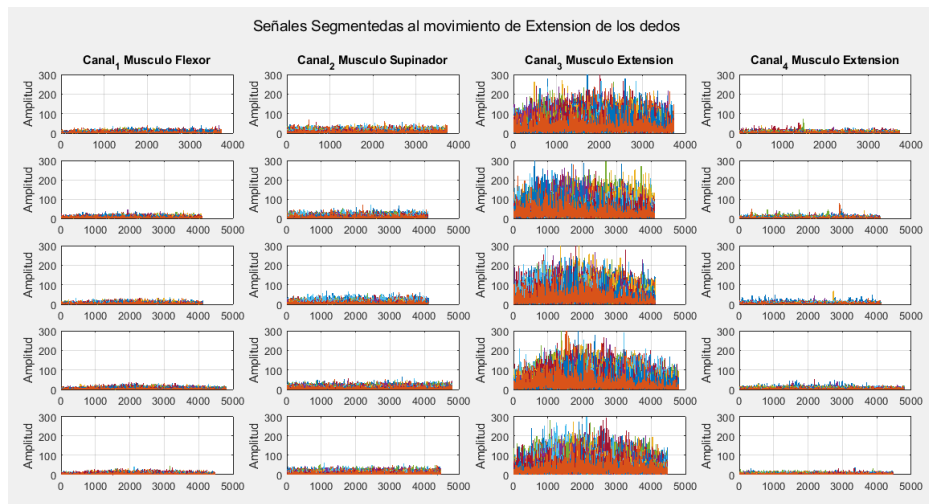


Figura 82. Señales segmentadas al movimiento de extensión de los dedos.

Se debe mencionar que la base de datos de 100 muestras en cada movimiento se fracciona en 5 segmentos, resultado un total de 500 muestras por movimiento de estudio.

4.3.1. Análisis de señales EMG para cada movimiento

El almacenamiento de los datos obtenidos tras el proceso de extracción de características permitió determinar el comportamiento de cada uno de los músculos de estudios a un determinado movimiento, obteniendo graficas representativas a cada intensidad de movimiento realizado, esto se puede observar en las gráficas mostradas a continuación, en donde cada músculo de acción a un determinado movimiento muestra características únicas de acción muscular realizado.

Debido a que los datos de características obtenidos no poseen una magnitud referencial en cada matriz obtenida, es necesario la normalización de los datos, para lo cual se limitó a un rango entre 0-1, evidenciando de mejor manera el comportamiento de cada movimiento en los 4 casos de estudio, ver Figura 83.

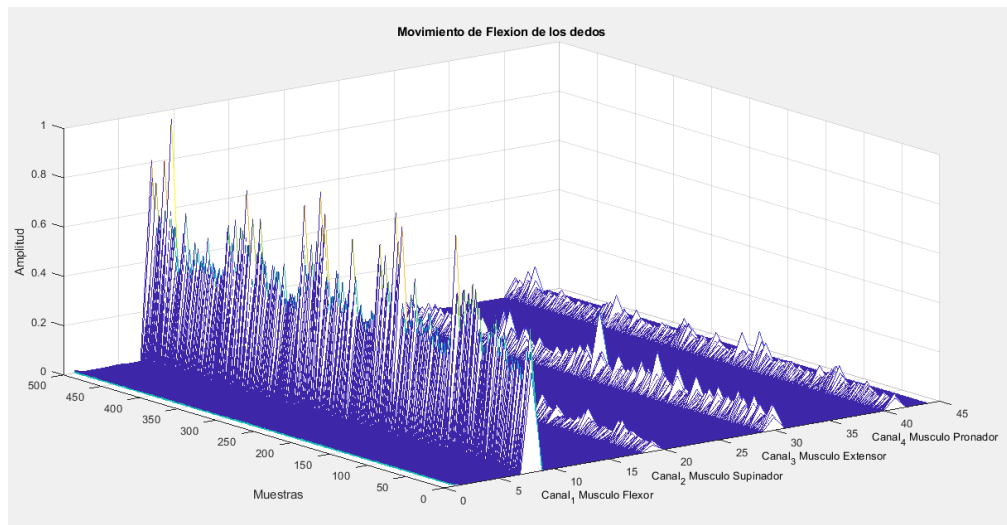


Figura 83. Gráfica de características al movimiento de Flexión de los dedos.

Como se puede observar en la Figura 83, para el movimiento de flexión de los dedos, existe una mayor participación muscular por parte del musculo flexor, diferenciándolo de los otros músculos analizados en donde su acción no ejerce una amplitud similar al musculo principal, los 4 canales en conjunto muestran un comportamiento de acción característico al movimiento de flexión de los dedos. Al igual que en la gráfica al movimiento de flexión de los dedos, el comportamiento presentado en la Figura 84, tras la extracción de características al movimiento de Supinación de la mano se ve influenciada por una acción similar por parte de los músculos supinador y extensor ubicados en el canal 2 y 3.

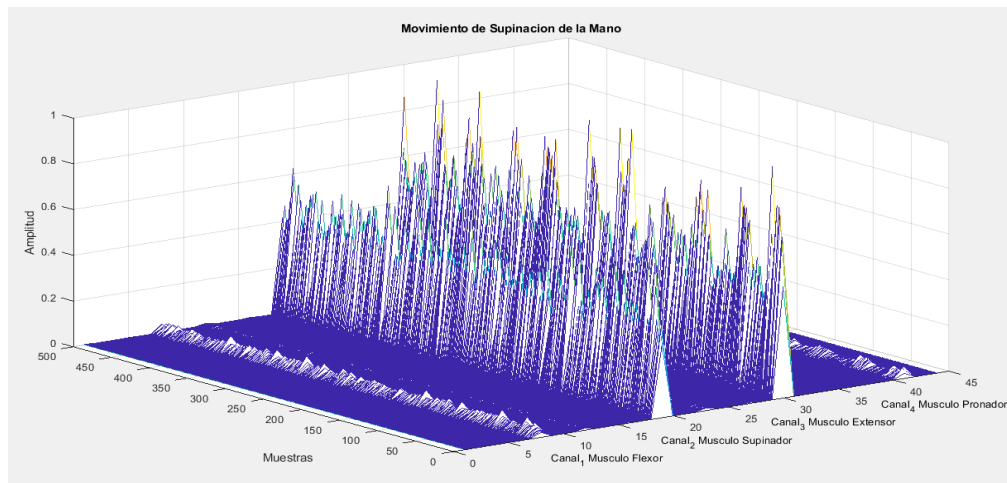


Figura 84. Gráfica de Características al movimiento de Supinación de la mano.

El comportamiento presentado en la Figura 85, al movimiento de extensión de los dedos muestra que existe una acción mayoritaria por parte del musculo extensor ubicado en el canal 3, a diferencia de los demás canales en donde la actividad es casi nula, debido a que el musculo extensor se ubica como capa superior a los demás músculos.

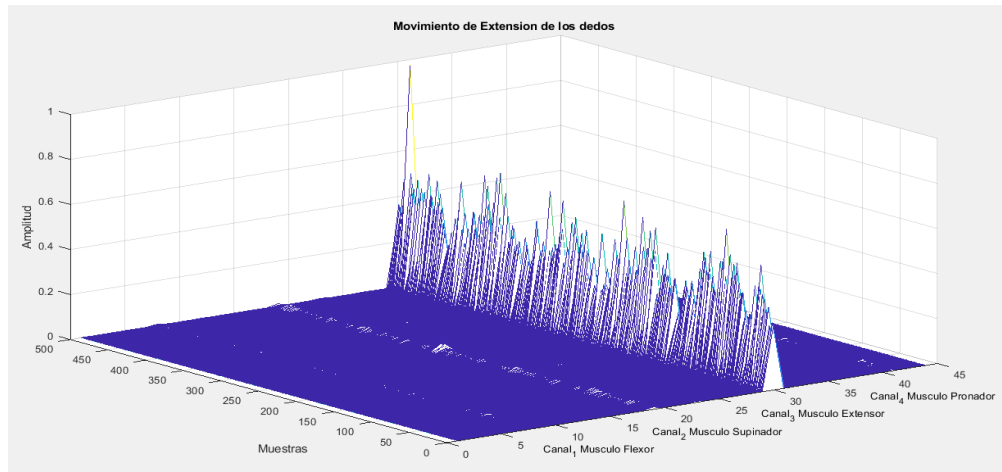


Figura 85. Gráfica de Características al movimiento de Extensión de los dedos.

En la Figura 89, se puede evidenciar un mayor potencial de acción en el musculo pronador al movimiento de pronación de la mano, caracterizándolo de los demás músculos de análisis en amplitud.

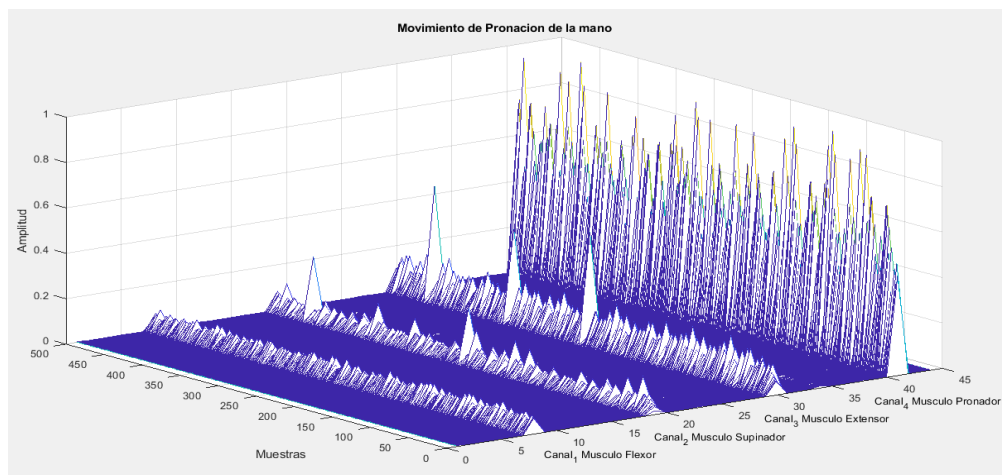


Figura 86. Gráfica de características al movimiento de Pronación de la mano.

En cada una de las gráficas mostradas anteriormente, se puede evidenciar el comportamiento característico hacia cada uno de los movimientos de estudio, pues estos resultados validan lo descrito durante el proceso de adquisición, en donde se determina, cual es el musculo de acción principal a un determinado movimiento, siendo esto:

Tabla 11. Resumen a los músculos que intervienen en cada movimiento.

Músculos que intervienen en cada movimiento		
Movimiento	Músculos de activación	Canal de Adquisición
Flexión de los dedos	Musculo Flexor Superficial común de los dedos	Canal 1
Supinación de la mano	Musculo Supinador largo	Canal 2
	Musculo Extensor común de los dedos	Canal 3
Extensión de los dedos	Musculo Extensor común de los dedos	Canal 3
Pronación de la mano	Musculo Pronador Redondo	Canal 4

4.4. Pruebas del algoritmo de clasificación de los movimientos de la mano

Se debe mencionar que, para el reconocimiento de patrones a la intención de movimientos realizados, se definió un 60% del total de las muestras obtenidas para el entrenamiento de la red, el 10% se lo uso para la validación, y el 30% restante para la evaluación de funcionamiento de la red neuronal. el cual estará aplicado a un algoritmo de simulación de clasificación.

En el capítulo de Metodología en la sección 3.10 (Caracterización de señales EMG), se puede observar el comportamiento de las señales EMG caracterizadas de cada movimiento, misma que nos indica gráficamente, el grado de separación que existe entre cada grupo de datos característicos, deduciendo, que, tras la aplicación de la red neuronal, la clasificación se obtendrá grandes resultados, no obstante el número de capas y neuronas de la red neuronal influirá en el grado de éxito que se obtenga.

La red definida es de tipo feedforward en la etapa de entrenamiento, el cual puede usarse para cualquier tipo de entrada referente al objetivo planteado anteriormente, cabe mencionar que todos los datos fueron normalizados en el rango de 0 a 1 facilitando la interpretación de la salida de datos tras

la aplicación de la red neuronal, el cual está definido por el método de capacitación de Levenberg-Marquardt, mismo que actualiza los valores de pesos calculados por la red, generando una retroalimentación en función a los valores emitidos por la red y el objetivo, haciendo de esta un método de activación y capacitación rápido.

4.4.1. Pruebas del Algoritmo con 1 Neurona

Ya definido el método de capacitación (LM), se realiza el entrenamiento de la red neuronal, sometiéndola a cambios en el número de neuronas, para esto se empieza con el entrenamiento de la red neuronal con una sola neurona a la capa oculta que esta posee, ver Figura 87.

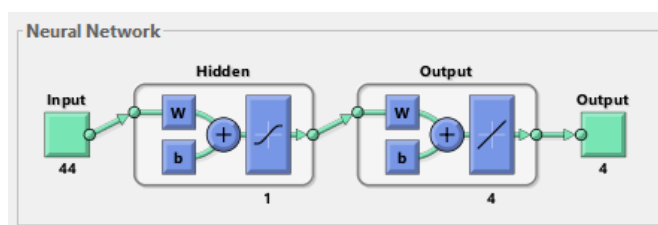


Figura 87. Red Neuronal con una neurona en la capa oculta

Tras el proceso de entrenamiento de la red neuronal, a una sola neurona dentro de la capa oculta que esta posee, ver Figura 89, el grado de éxito que se obtiene al proceso de clasificación, es de un 50%, de los cuales para el movimiento de flexión se obtiene el 25% de acierto, al igual que para el movimiento de pronación, no obstante la confusión al proceso de clasificación, se da en los movimientos de supinación y extensión, mismos que poseen características similares, debido a la proximidad entre músculos de activación, ver Figura 84 y Figura 85, el número de iteraciones al proceso de entrenamiento de la red neuronal con una sola neurona, se ubicó en 26 iteraciones, misma que define el tiempo que se demora en entrenar la red neuronal, ver Figura 88.

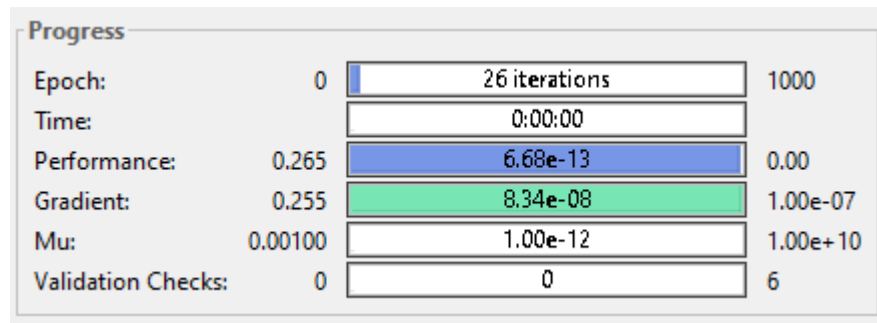


Figura 88. Grafica progreso de entrenamiento de la red neuronal.

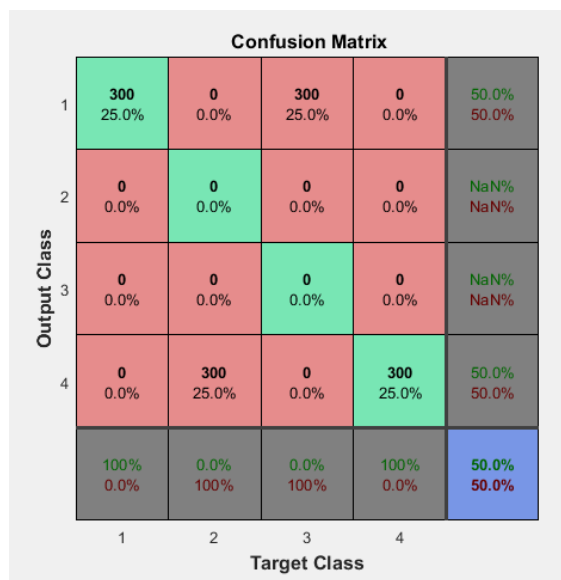


Figura 89. Diagrama de Confusión de la red neuronal con una sola neurona.

En la Figura 90, se puede observar el diagrama de regresión, mismo que sirve para validar el rendimiento de la red neuronal entrenada., en esta nos muestras las salidas de la red con respecto a los objetivos planteados para el entrenamiento, mismos que se someten a validación y prueba. Los datos característicos deben ajustarse a seguir la posición de la línea a 45° en cada una de las gráficas, al estar constituida con una sola neurona, se obtiene un valor R de 0.57 tanto en el entrenamiento como la validación.

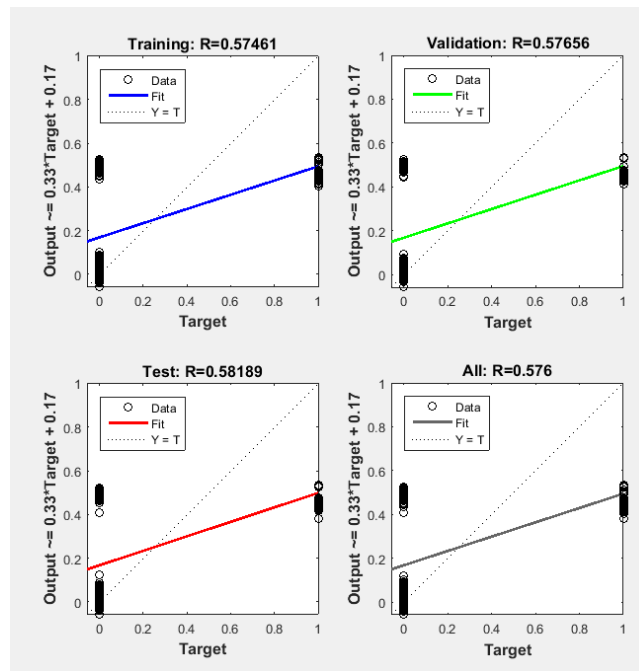


Figura 90. Diagrama de regresión de la red neuronal con una sola neurona.

4.4.2. Pruebas de Entrenamiento con dos Neuronas

A medida que se van incrementando en número de neuronas en la red neuronal, el grado de éxito al proceso de clasificación, incrementa tal es el caso de entrenar la red neuronal, el cual consta con dos neuronas en la capa oculta, ver Figura 91.

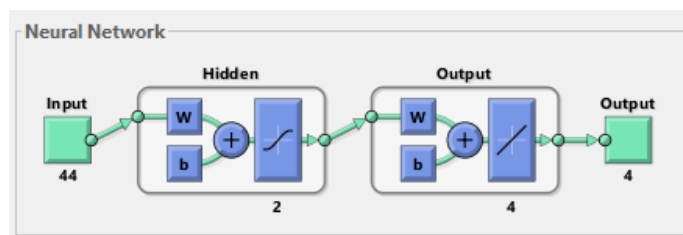


Figura 91. Red Neuronal con 2 neuronas en la capa oculta.

En la figura 92, se puede observar que a medida que el número de neuronas aumenta en la red neuronal, aumenta el grado de éxito y número de iteraciones al momento de clasificar los datos

característicos, definiéndose con un 75% de éxito al proceso de clasificación y 31 el número de iteración tras proceso de entrenamiento, ver Figura 93.

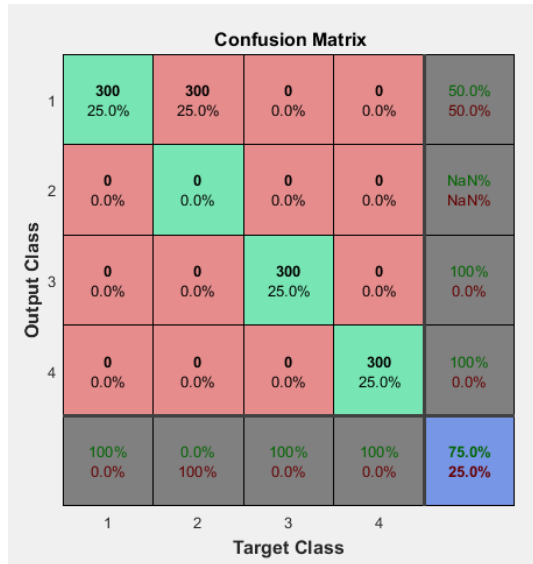


Figura 92. Diagrama de Confusión de la red neuronal con 2 neuronas.

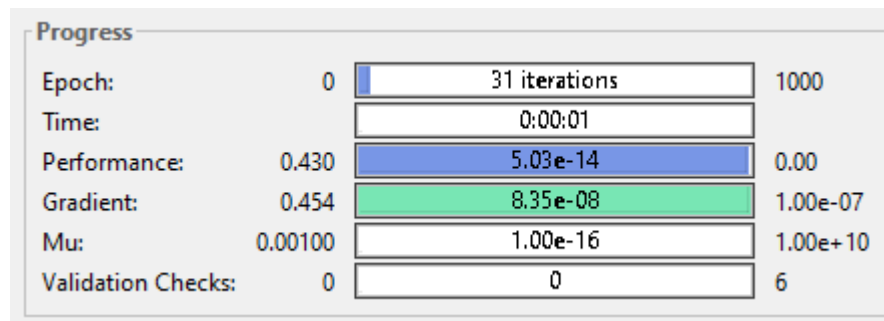


Figura 93. Grafica progreso de entrenamiento de la red neuronal con 2 neuronas

En el diagrama de regresión mostrado en la figura 94, la dispersión de los datos se va ajustando a la línea de regresión, óptima para una buena clasificación, obteniendo un valor de R de 0.81 con el 75% de éxito mostrado en la gráfica de confusión.

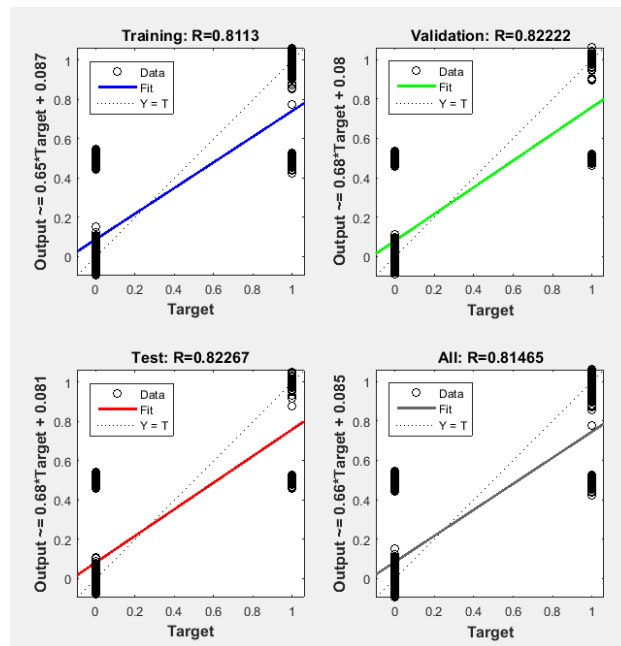


Figura 94. Diagrama de regresión de la red neuronal con 2 neuronas

4.4.3. Pruebas de Entrenamiento con 3 Neuronas

A medida que el número de neuronas va incrementando, el grado de éxito al proceso de clasificación, incrementa, tal es el caso de la red neuronal con 2 neuronas que tiene un valor R de 0.8, al incrementar el número de neuronas a 3, ver Figura 95, tanto en el diagrama de regresión, ver Figura 97, donde los datos característicos se ajustan aún más al valor óptimo de clasificación se obtiene un valor R de 0.9, como en la gráfica de confusión en donde nos muestras el 100% de éxito al proceso de clasificación, ver Figura 96.

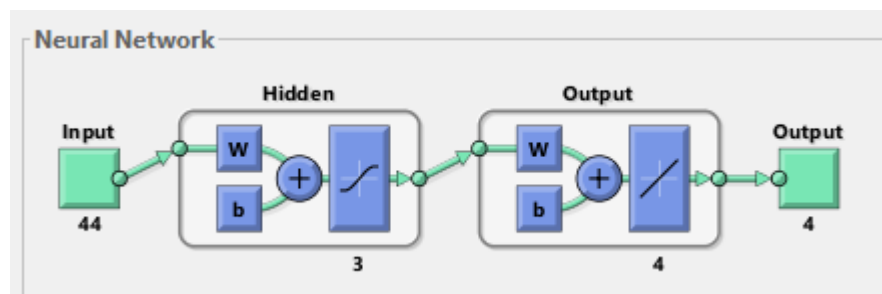


Figura 95. Red Neuronal con 3 neuronas en la capa oculta

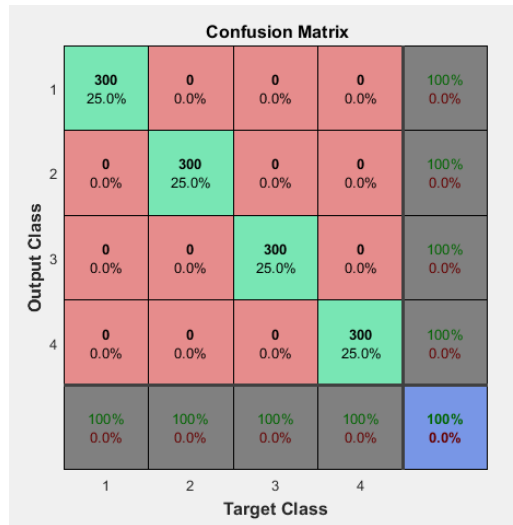


Figura 96. Diagrama de confusión de la red neuronal con 3 neuronas

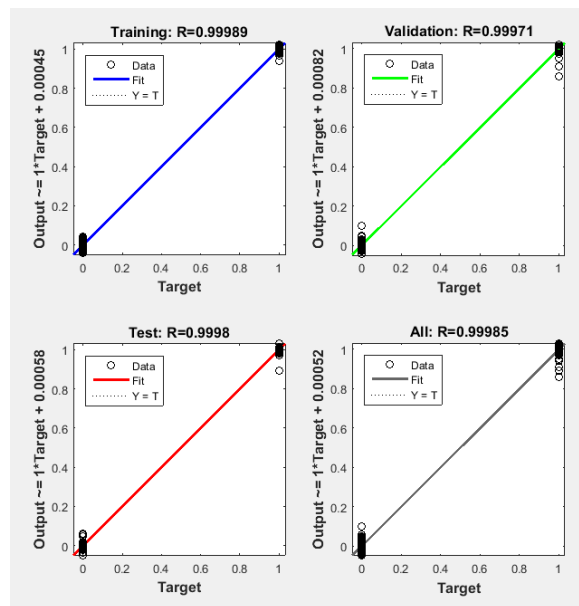


Figura 97. Diagrama de Regresión de la red neuronal con 3 neuronas

Al incrementarse el número de neuronas en la capa oculta, se incrementa el número de iteraciones dentro del proceso de entrenamiento, ver Figura 98, mismas que se ubica en 41 iteraciones, al obtener 3 neuronas dentro de la capa oculta.

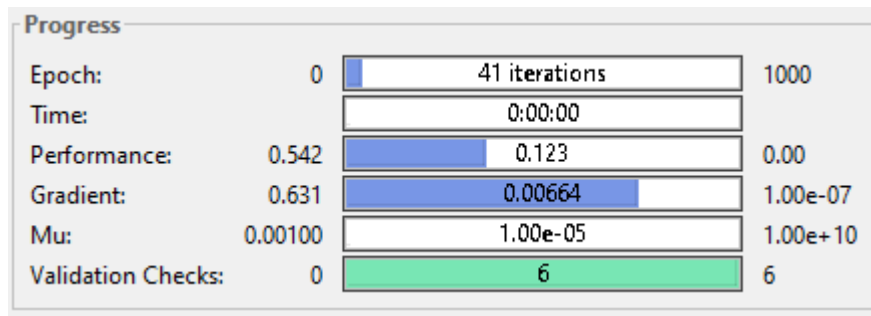


Figura 98. Grafica progreso de entrenamiento de la Red Neuronal con 3 neuronas

4.4.4. Pruebas de Entrenamiento con 10 Neuronas

Al definir la red neuronal con un numero de 10 neuronas dentro de la capa oculta, ver Figura 99, se produce, un incremento en el tiempo de entrenamiento de la red neuronal, obteniendo un total de 306 iteraciones, ver Figura 100, incrementando el tiempo que se demora en entrenar la red neuronal, misma que consume los recursos de procesamiento de computación.

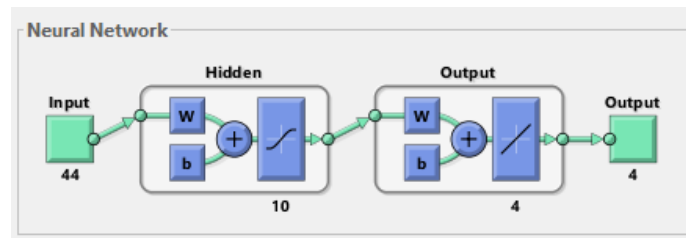


Figura 99. Red Neuronal con 10 neuronas en la capa oculta

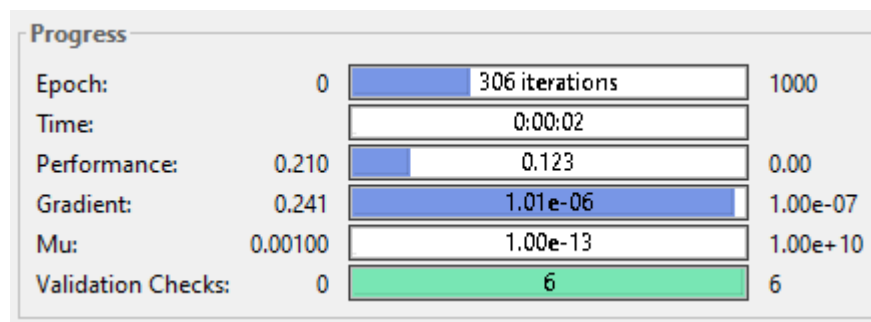


Figura 100. Grafica progreso de entrenamiento de la red neuronal con 10 neuronas

En la Figura 101 y Figura 102 se puede observar que el grado de éxito al incremento de neuronas aumenta, obteniendo un valor R de 1 con un 100% de acierto al proceso de clasificación, mismo en donde muestra la distribución de los datos característicos ajustados a la línea de regresión óptima, Ver Figura 102.

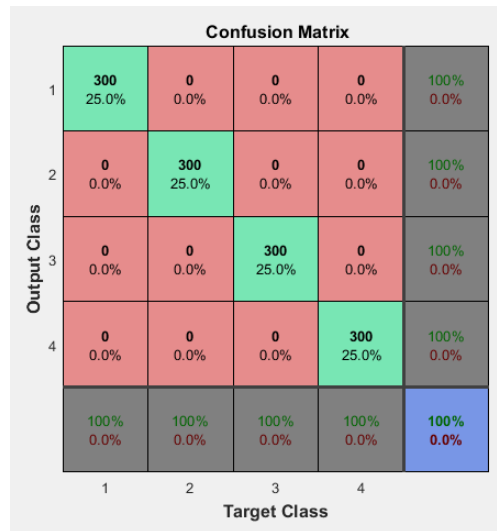


Figura 101. Diagrama de Confusión de la red neuronal con 10 neuronas.

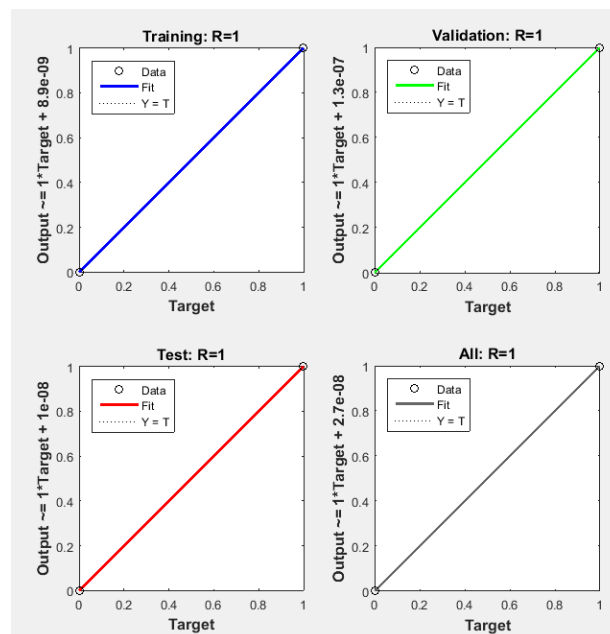


Figura 102. Diagrama de Regresión de la red neuronas con 10 neuronas.

Teniendo en cuenta que el tiempo de procesamiento incrementa, al incrementar el número de neuronas en la red neuronal, se estima un total de 4 neuronas, ver Figura 103, dado que, tras un análisis a 3 neuronas, la red neuronal obtuvo un buen comportamiento, esta no implicó el consumo de recursos de computación, manteniendo de esta forma el grado de éxito al 100% de clasificación de los datos característicos.

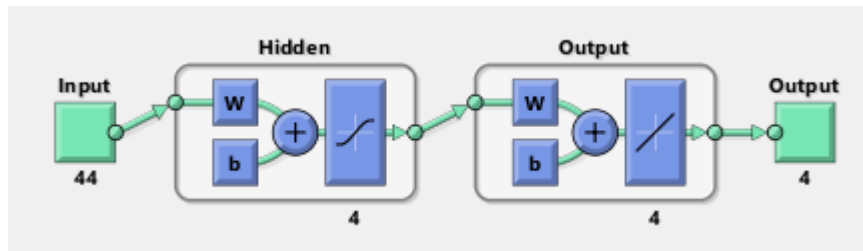


Figura 103. Red Neuronal Feedforward con función de activación Levenberg-Marquardt de 4 neuronas.

En la Figura 104 se puede observar el porcentaje de acierto al reconocimiento de patrones de los datos característicos. Tras el proceso de entrenamiento, se obtiene el 100% al proceso de clasificación, con un número de 48 iteraciones en comparación con el obtenido al implementar una red neuronal con 10 neuronas, ver Figura 105.

Confusion Matrix					
Output Class	1	2	3	4	
1	350 25.0%	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
2	0 0.0%	350 25.0%	0 0.0%	0 0.0%	100% 0.0%
3	0 0.0%	0 0.0%	350 25.0%	0 0.0%	100% 0.0%
4	0 0.0%	0 0.0%	0 0.0%	350 25.0%	100% 0.0%
	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%	100% 0.0%
	1	2	3	4	
Target Class					

Figura 104. Diagrama de Confusión de la Red Neuronal a 4 neuronas.

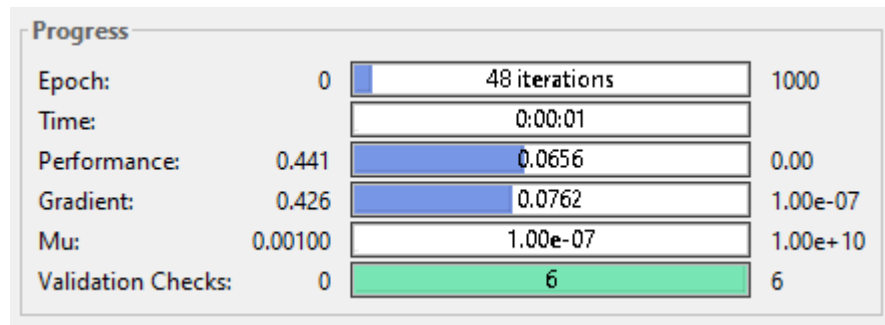


Figura 105. Gráfica de progreso de entrenamiento de la red neuronal con 4 neuronas

Para comprobar la factibilidad de la red neuronal entrenada, se sometió, la Red creada al ingreso de valores dinámicos, los cuales, mediante gráfica, definieron la capacidad de reconocimiento de datos de la Red Neuronal.

CAPITULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones

- La metodología utilizada para el acondicionamiento y caracterización de las señales EMG, implica, el uso de una serie de pasos, que parten al reconocimiento de los músculos de acción a los movimientos de estudio, así como el uso de parámetros para el acondicionamiento de esta, desde el filtrado digital, hacia el uso de técnicas de caracterización (ecuaciones que fueron programadas dentro del entorno de Matlab).
- El grado de éxito de clasificación depende de la caracterización de las señales obtenidas, así como la distribución de estas señales en el plano, no obstante, la similitud entre las señales adquiridas, ya sea en el tiempo de ejecución y descanso tras la acción del movimiento, así como la fuerza aplicada, implica el incremento o decremento del grado de éxito al proceso de clasificación.
- La interfaz gráfica desarrollada, reduce tiempos en el proceso de adquisición y caracterización de señales EMG, mismas que tras parámetros de estudio, como el acondicionamiento de señales y técnicas de caracterización, facilita la obtención de datos característicos de las señales EMG, que tras el proceso de clasificación, permite reconocer los patrones a los diferentes intenciones de movimientos realizadas por el usuario, mismas que facilitan el desarrollo de dispositivos de rehabilitación o entretenimiento, accionadas por señales bioeléctricas.
- El número de neuronas en la capa oculta influye en el grado de éxito y tiempo de demora de entrenamiento de la red neuronal, tal es el caso de los datos obtenidos del diagrama de regresión en donde se define como la obtención de un valor en 1, óptimo para la

clasificación. Al definir una red neuronal con 2 neuronas se obtuvo un valor R de 0.81 con el 75% de éxito, no obstante los resultados obtenidos tras el análisis a 10 neuronas, en donde R obtuvo un valor de 1 al 100% de éxito pero con un considerable incremento en el tiempo de procesamiento del entrenamiento de la red neuronal, es por este motivo, que se define a la red neuronal con un total de 4 neuronas, mismas que obtuvieron un valor R de 1 y 100% de éxito, reduciendo de esta manera el tiempo de demora de entrenamiento y grado de éxito de clasificación.

5.2. Recomendaciones

- La reducción de datos, dentro del proceso de clasificación, es de vital importancia, mismo que implica en los tiempos de procesamiento de un sistema de clasificación, a la cantidad de datos que se puede obtener tras el proceso de caracterización, es por eso que se recomienda para trabajos futuros, la parte de reducción de datos, mismo que no se ha hecho énfasis al desarrollo de este trabajo, pero que se encuentra dentro de uno de los procesos a la metodología presentada.
- La pérdida de información al proceso de adquisición de señales EMG, incurre en la selección del tipo de tarjeta de comunicación y adquisición, mismos que determinan el tipo de señal, la frecuencia de trabajo y puntos de reconocimiento, el uso de las tarjetas de adquisición Olimex EKG-EMG y la tarjeta de comunicación STM32F4 de Discovery, permitieron 12 bits de adquisición
- La frecuencia de muestro durante el proceso de adquisición y caracterización, no debe ser mínimo al valor referencial, dentro del cual se recomienda una frecuencia de muestreo de 500Hz, pues de esta manera se evitará perder información los cuales influenciaran en el proceso de clasificación, más aún el uso de un sistema de adquisición con una resolución mayor.
- La preparación de la piel es de suma importancia ya que permite una mayor adherencia del gel conductor del electrodo sobre la superficie de la piel, limitando en cierto porcentaje la generación de ruido debido a factores como movimientos involuntarios durante el proceso de adquisición de señales EMG, en el caso de personas con algún problema físico, se recomienda, realizar un estudio de señales precursoras a cada uno de los movimientos de la mano, debido a que existen personas con problemas electro – motrices, para lo cual se sugiere la adquisición de señales base emitidas directamente desde ondas cerebrales o

próximas a la espina dorsal, con la finalidad de desarrollar prótesis bioeléctricas acorde a este tipo de personas.

- El desarrollo de una interfaz para el proceso de adquisición de señales EMG es de vital importancia, misma que facilita el proceso de acondicionamiento y caracterización de señales, por esta razón se recomienda para trabajos futuros el desarrollo de una interfaz que analice las señales EMG en tiempo real, mismo que no se aplicó al desarrollo del trabajo presentado.
- Es necesario tomar un descanso durante el proceso de adquisición de señales, debido a que los músculos se fatigan tras movimientos repetitivos, afectando en la similitud de estas.
- La dimensión de una matriz de análisis, implica, tiempos de procesamiento de una red neuronal, más aun, al desarrollo de dispositivos de rehabilitación bioeléctrico, que integra el reconocimiento de señales en tiempo real, a la intención de movimientos por parte del usuario, tema que no se enfocó durante el desarrollo de este proyecto, por lo que se recomienda para trabajo futuros, el énfasis a los métodos de reducción de datos.

5.3. Bibliografía

- [1] L. M. A. R. C. I. R. F. J. & N. J. Gila, «Métodos de procesamiento y análisis de señales electromiográficas,» *An. Sist. Sanit. Navar*, vol. 32, pp. 27-43, 2009.
- [2] C. A. Quinayas, «Sistema de indentificación de intencion de movimiento para el control mioelectrico de una protesis de mano robotica,» *Javeriana*, vol. 19, pp. 3-4, 2015.
- [3] Ecuador Inmediato, «Ecuador Inmediato,» El periodico instantaneo del Ecuador, 14 10 2012. [En línea]. Available: http://www.ecuadorinmediato.com/index.php?module=Noticias&func=news_user_view&id=183438. [Último acceso: 8 11 2017].
- [4] O. Arteaga, «Diseño y construccion de una protesis bionica de mano de 7 grados de libertad utilizando materiales inteligentes y control mioelectrico adaptada para varios patrones de sujecion,» *ESPE*, vol. 1, nº Protesis Mecatronicas, p. 1, 2015.
- [5] J. L. Brito, «Estudio del estado del arte de las protesis de mano,» *INGENIUS*, vol. 9, p. 2, 2013.
- [6] J. L. C. Figueroa, «Sistema de adquisicion de señales SEMG para la deteccion de Fatiga Muscular,» *iB Ingenieria Biomedica*, vol. 37, pp. 17-27, 2016.
- [7] A. & F. R. O. A. Delis, «Métodos Computacionales para el Reconocimiento de Patrones Mioeléctricos,» *Researchgate*, vol. 3, pp. 42-59, 2012.
- [8] M. A. C. SALAZAR, «CARACTERIZACIÓN DE SEÑALES ELECTROMIOGRÁFICAS PARA LA CLASIFICACIÓN DE CUATRO MOVIMIENTOS DE LA MANO EMPLEANDO TÉCNICAS TEMPORALES Y FRECUENCIALES,» *Universidad de San Buena Aventura Medellin*, vol. 1, pp. 36-38, 2016.
- [9] D. A. Verma, «Algorithm for Design of Digital Notch Filter Using,» (*IJARAI*) *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence*, vol. 2, nº Uso de filtros digitales, p. 40, 2013.
- [10] A. C. Gonzales, «Tesis Diseño y construccion de un sistema para la deteccion de señales electromiograficas,» *Universidad Autonoma de Yucatan*, 2010.
- [11] SENIAM, «SENIAM,» Surface ElectroMyoGraphy for the Non-Invasive Assessment of Muscles, [En línea]. Available: <http://www.seniam.org/>. [Último acceso: 29 July 2017].
- [12] S. P. Jorge Braseiro, «Mano controlada por señales musculares,» *Facultad de Ingenieria*, vol. 1, pp. 18-21, 2015.
- [13] Q. Cesar, «Diseño y construcción de una prótesis robótica de mano funcional adaptada a varios agarres,» 2010. [En línea]. Available: <http://www.unicauca.edu.co/deic/Documentos/Tesis%20Quinay%E1s.pdf>.

- [14] M. M, «Protocolo de ubicacion de electrodos superficiales,» [En línea]. Available: http://catarina.udlap.mx/u_dl_a/tales/documentos/lmt/mari_r_y/capitulo1.pdf. [Último acceso: 23 July 2017].
- [15] C. N. H. Muñoz, «Estudio de Tecnicas de analisis y clasificacion de señales EEG en el contexto de Sistemas BCI (Brain Computer Interface),» *Departamento de Ingenieria Informatica*, vol. 1, nº 12, pp. 41-46, 2014.
- [16] S. P. M. V. Jorge Braseiro, «Mano controlada por señales musculares,» *Instituto de Ingenieria Electrica*, vol. 1, pp. 11-21, 6 Septiembre 2015.
- [17] L. & R. V. A. Corrales Barrios, «Clasificación de fallas con redes neuronales para grupos electrógenos.,» *Scielo.org*, vol. 34, nº 2, pp. 137-150, 2013.
- [18] D. J. Match, «Redes Neuronales Conceptos Básicos y Aplicaciones,» *Grupo de Investigación Aplicada a la Ingeniería Química (GIAIQ)*, vol. 1, pp. 14-15, 2001.
- [19] M. I. S. L. P. Pacheco, Artist, *Redes Neuronales: HARDLIM Y HARDLIMS Aplicado EN MATLAB*. [Art]. Universidad Nacional de Loja, 2014.
- [20] P. P. Cruz, *Inteligencia artificial con aplicacion a la ingenieria*, Mexico: Alfaomega Grupo Editor, 2010.
- [21] J. R. S. S. Wilson, «Evaluation of human work,» *CRC Press*, 2015.
- [22] Olimex, «Olimex,» June 2014. [En línea]. Available: <https://www.olimex.com/Products/Duino/Shields/SHIELD-EKG-EMG/resources/SHIELD-EKG-EMG.pdf>. [Último acceso: 15 July 2018].
- [23] J. T. Cabello, «Medicina Intensiva,» *Redes Neuronales artificiales en medicina intensiva*, 1 Enero 2005. [En línea]. Available: <http://www.medintensiva.org/es/redes-neuronales-artificiales-medicina-intensiva-/articulo/13071859/>. [Último acceso: 23 Junio 2017].
- [24] MEDLINE, «Red Dot 2238 & 2239 Monitoring Electrode,» *Serving the continuum of care from healthcare system to end user.*, [En línea]. Available: http://www.medline.com/product/Red-Dot-2238-2239-Monitoring-Electrodes-by-3M/Z05-PF25804?_requestid=2118747. [Último acceso: 12 Junio 2017].
- [25] Medical EXPO, «The online medical device exhibition,» [En línea]. Available: <http://www.medicaexpo.com/prod/angiodynamics/product-81076-561631.html>. [Último acceso: 10 Julio 2017].
- [26] R. G.L. Taylor, «The Anatomy and Mechanics of the Human Hand,» *Artificial Limbs*, 1955, pp. 22-35.
- [27] A. Musculos, «Musculos.org,» *Anatomia Muscular*, [En línea]. Available: <https://www.musculos.org/>.

- [28] A. I. Kapandji, *Fisiología Articular, Esquemas comentados de mecánica humana*, Madrid : Medica Panamericana, 2006.
- [29] A. T. Ocupacional, «Mano: Prensión y pinza,» *Dedicados a la tratamientos y difusión de conocimientos referente a la anatomía*, 29 July 2015. [En línea]. Available: <https://amarantoterapiaocupacional.com/2015/07/29/mano-prension-y-pinzas-parte-2/>. [Último acceso: 22 July 2017].
- [30] Biodigital, «Human Body 3D,» *Partes interactivas del cuerpo humano*, [En línea]. Available: <https://human.biodigital.com/index.html>. [Último acceso: 12 August 2017].
- [31] J. F. G. Martínez, «Bioseñales,» Universidad de Valencia, España, 2011.
- [32] K. H. B. a. P. P. A. Englehart, «A wavelet based continuous classification scheme for multifunction myoelectric control,» *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, pp. 302-311, 2001.
- [33] H. R. J. Romo, «Análisis de señales EMG superficiales y su aplicación en control de prótesis de mano,» *Avances en Sistemas e Informática*, pp. 127-136, 2007.
- [34] B. K. S. D. S. Gerdle, «Acquisition, Processing and Analysis of the Surface Electromyogram.,» *Springer Berlin Heidelberg.*, pp. 705-755, 1999.
- [35] Biopac, «1,» *Extracción avanzada de características*, [En línea]. Available: <https://www.biopac.com/?app-advanced-feature=integrated-rms-emg>.
- [36] J. Alquicira, «Análisis de componentes principales (PCA),» *Conogasi.org*, 10 Octubre 2017. [En línea]. Available: <http://conogasi.org/articulos/analisis-de-componentes-principales-pca/>. [Último acceso: 16 Julio 2018].

Anexos

ANEXO A. Esquema General de Conexiones.

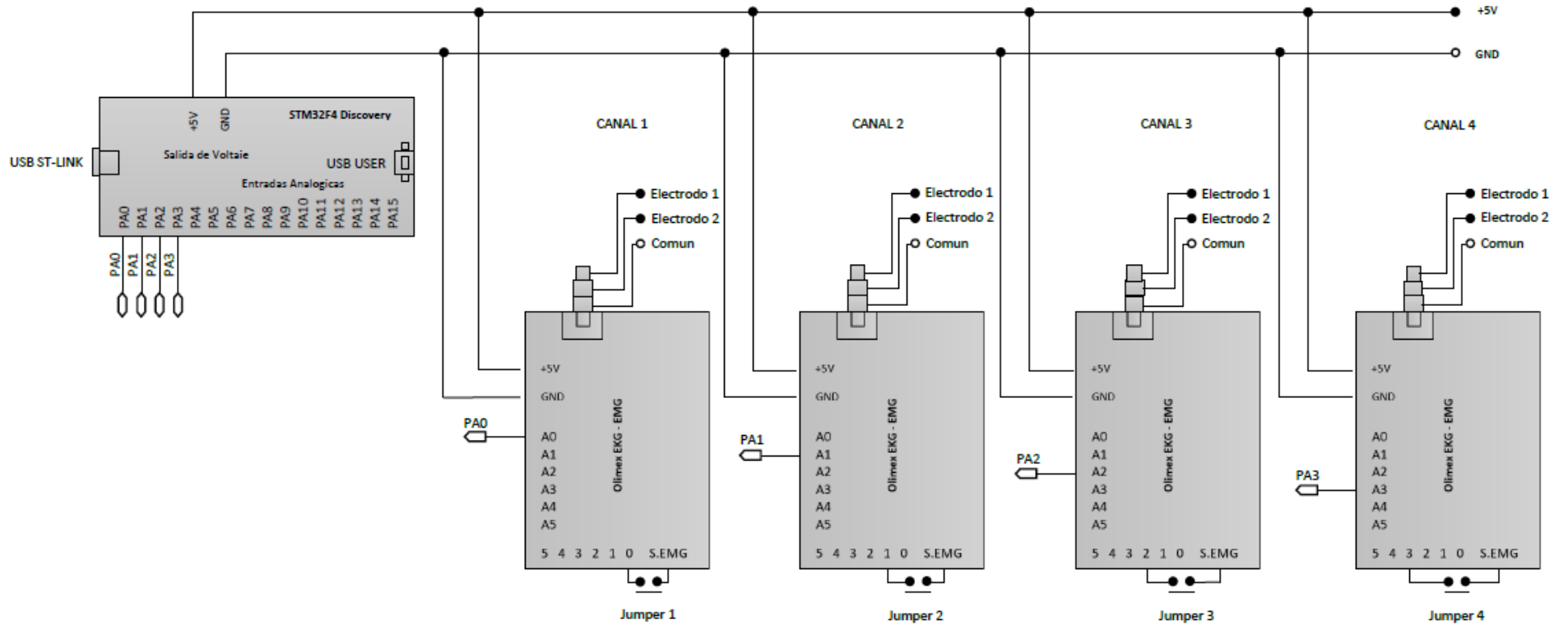


Figura 106. Esquema General de conexión Shield Olimex EKG/EMG - STM32F4 Discovery

ANEXO B. Código Implementado para el proceso de Caracterización

ANEXO B.1. Ingreso de señales EMG adquiridas

```
function [flexc1,flexc2,flexc3,flexc4,...
supic1,supic2,supic3,supic4,...
extec1,extec2,extec3,extec4,...
pronc1,pronc2,pronc3,pronc4,Fs,Ts,L,t] = Loaddata();

load Flexch_1.mat;      % Selección de Archivo matriz de las señales
load Flexch_2.mat;      % Señales EMG al movimiento de Flexión
load Flexch_3.mat;
load Flexch_4.mat;

load Supich_1;         % Señales EMG al movimiento de Supinación
load Supich_2;
load Supich_3;
load Supich_4;

load Extench_1;        % Señales EMG al movimiento de Extensión
load Extench_2;
load Extench_3;
load Extench_4;

load Pronch_1;         % Señales EMG al movimiento de Pronación
load Pronch_2;
load Pronch_3;
load Pronch_4;

flexc1 = double(Flexch_1); % Retorno de valores EMG a tipo Double
flexc2 = double(Flexch_2);
flexc3 = double(Flexch_3);
flexc4 = double(Flexch_4);

supic1 = double(Supich_1); % Retorno de valores EMG a tipo Double
supic2 = double(Supich_2);
supic3 = double(Supich_3);
supic4 = double(Supich_4);

extec1 = double(Extench_1); % Retorno de valores EMG a tipo Double
extec2 = double(Extench_2);
extec3 = double(Extench_3);
extec4 = double(Extench_4);

pronc1 = double(Pronch_1); % Retorno de valores EMG a tipo Double
pronc2 = double(Pronch_2);
pronc3 = double(Pronch_3);
pronc4 = double(Pronch_4);

Fs = 1000;              % Frecuencia de muestreo
Ts = 1/Fs;              % Periodo de Muestro
L = length(pronc1);     % Tamaño de la señal
t = (0:L-1)*Ts;         % Tiempo de la señal
```

ANEXO B.2. Filtrado de Señales

```

function [FN1,FN2,FN3,FN4,...
        F500_1,F500_2,F500_3,F500_4,...
        F25_1,F25_2,F25_3,F25_4] = Filter_signal(x1,x2,x3,x4,Fs)

% Fs, frecuencia de muestreo de 1000Hz
% x1, es la señal de ingreso al proceso de filtrado del canal 1
% x2, es la señal de ingreso al proceso de filtrado del canal 2
% x3, es la señal de ingreso al proceso de filtrado del canal 3
% x4, es la señal de ingreso al proceso de filtrado del canal 4

% ===== Aplicación del filtro Notch a 60hz (Filtro IIR)===== %%
wo = 60/(Fs/2);           % Ancho de banda de supresión ubicado en 60Hz
bw = wo/35;              % Factor de 35 para especificar el ancho de banda del filtro
[b,a] = iirnotch(wo,bw);

FN1 = filter(b,a,x1);    %Filtro Notch (60Hz)
FN2 = filter(b,a,x2);
FN3 = filter(b,a,x3);
FN4 = filter(b,a,x4);

F500_1 = filter1(FN1,Fs); %Filtro de (500Hz)
F500_2 = filter1(FN2,Fs);
F500_3 = filter1(FN3,Fs);
F500_4 = filter1(FN4,Fs);

F25_1 = filter2(F500_1,Fs); %Filtro de (25Hz)
F25_2 = filter2(F500_2,Fs);
F25_3 = filter2(F500_3,Fs);
F25_4 = filter2(F500_4,Fs);

end

%% ===== Diseño del Filtro IIR 500Hz ===== %%
function fil500 = filter1(y,Fs);

d500 = designfilt('lowpassiir','FilterOrder',6, ...
    'PassbandFrequency',500,'PassbandRipple',0.5, ...
    'SampleRate',Fs); % Diseño del Filtro con pase de banda de 500Hz

fil500 = filtfilt(d500,y);
end

%% ===== Diseño del Filtro IIR 25Hz ===== %%
function F25 = filter2(z,Fs);
d25 = designfilt('highpassiir','FilterOrder', 6, ...
    'PassbandFrequency', 25, 'PassbandRipple',0.5,...
    'SampleRate', Fs); % Diseño del filtro con rechazo de banda de 25Hz

F25 = filtfilt(d25,z);
end

```


ANEXO B.3. Rectificado de Señales EMG

```
function [srec1,srec2,srec3,srec4] = Recti(x1,x2,x3,x4);

% x1, es la señal de ingreso al proceso de rectificado del canal 1
% x2, es la señal de ingreso al proceso de rectificado del canal 2
% x3, es la señal de ingreso al proceso de rectificado del canal 3
% x4, es la señal de ingreso al proceso de rectificado del canal 4

% ===== Rectificado de la Señal ===== %
srec1 = abs(x1);      % Señal rectificada (Obtención de valores absolutos)
srec2 = abs(x2);
srec3 = abs(x3);
srec4 = abs(x4);
end
```

ANEXO B.4. Discriminación de señales EMG

```
function [sisd] = Discriminacion(x1,x2,x3,x4);

% x1, es la señal de ingreso al proceso de discriminación del canal 1
% x2, es la señal de ingreso al proceso de discriminación del canal 2
% x3, es la señal de ingreso al proceso de discriminación del canal 3
% x4, es la señal de ingreso al proceso de discriminación del canal 4

xmax1 = ampli(x1);   % Sub función - cálculo de la potencia promedio
xmax2 = ampli(x2);
xmax3 = ampli(x3);
xmax4 = ampli(x4);

if xmax1 > xmax2 && xmax1 > xmax3 && xmax1 > xmax4;
    sisd = x1;      % Potencia promedio (valores de comparación entre canales)
else
    if xmax2 > xmax1 && xmax2 > xmax3 && xmax2 > xmax4;
        sisd = x2;
    else
        if xmax3 > xmax1 && xmax3 > xmax2 && xmax3 > xmax4;
            sisd = x3;
        else
            if xmax4 > xmax1 && xmax4 > xmax2 && xmax4 > xmax3;
                sisd = x4;
            end
        end
    end
end
end
end

function xmax = ampli(sis);
Ldata = length(sis);
xs = fft(sis);      %Calculamos la Transformada RF
P2 = abs(xs/Ldata); %Calculo del espectro bilateral
P1 = P2(1:Ldata/2+1); %Calculo del espectro unilateral en función a la longitud de la onda
P1(2:end-1) = 2*P1(2:end-1); %Igualamos el espectro de análisis de manera unilateral
xmax = max(P1);
end
```

ANEXO B.5. Detección de actividad de impulsos realizados

```
function [activ] = Activ(x);    % x = señal a reconocer actividad
margen = 1500;                % Margen de Actividad
retrmar = 1000;               % Tiempo de Retraso de Margen
H_method1 = hilbert(x);       % Parámetro de análisis por el método de Hilbert
envolvente1 = abs(H_method1);  % Supresión de valores negativos
envolvente1 = conv(envolvente1,ones(1,margen)/margen); % Suavizado de la señal
envolvente1 = envolvente1(:) - mean(envolvente1); % Se deshace de cualquier compensación en la señal
env1 = envolvente1/max(envolvente1);
Nact1 = 3*mean(env1);         % Limitante de detección de acción
activ = zeros(1,length(env1)); % Generación envolvente de Actividad detectada

for i = 1:length(env1)-retrmar; % Señal envolvente de detección de actividad
    if env1(i+i+retrmar) > Nact1; % Comparador al limitante de detección
        activ(i) = max(env1); % Señal cuadrada (detección de actividad)
    end
end
end
```

ANEXO B.6. Algoritmo de detección de actividad de impulsos realizados

```
function [sa1,sa2,sa3,sa4,sa5,...
sb1,sb2,sb3,sb4,sb5,...
sc1,sc2,sc3,sc4,sc5,...
sd1,sd2,sd3,sd4,sd5] = Intime(z,signalrec1,signalrec2,signalrec3,signalrec4)

% z = señal cuadrada al reconocimiento de actividad
% signalrec1 = señal canal 1 rectificad (señal que se someterá al proceso de segmentado)
% signalrec2 = señal canal 2 rectificad (señal que se someterá al proceso de segmentado)
% signalrec3 = señal canal 3 rectificad (señal que se someterá al proceso de segmentado)
% signalrec4 = señal canal 4 rectificad (señal que se someterá al proceso de segmentado)

Ls1 = length(signalrec1); % Longitud base de comparacion
% ===== Punto de inicio y Fin ===== %
j1=1; %Constante de partida para el analisis entre cambio de estado 0-1 de la señal
k1=1; %Constante de finalizacion para el analisis entre cambio de estado 1-0 de la señal
for i1=1:Ls1-1 %Se realiza un barrido referente al tamaño de la señal
    if z(i1+1)==1 && z(i1)==0 %Intervalo de inicio de la señal de actividad(intencion de movimiento detectado)
        Pi1(j1)=i1; %Valor inicio de la intencion de movimiento
        j1=j1+1; %Bucle de cambio
    end
    if z(i1)==1 && z(i1+1)==0 %Intervalo de actividad(tendencia a reposo)
        Pfi(k1)=i1; % Valor fin de la intencion de movimiento
        k1=k1+1; %Bucle de cambio
    end
end

% ===== Puntos de partida ===== %
ini = [Pi1(1),Pi1(2),Pi1(3),Pi1(4),Pi1(5)]; % Matriz de puntos de inicio de actividad
fin = [Pfi(1),Pfi(2),Pfi(3),Pfi(4),Pfi(5)]; % Matriz de puntos de fin de actividad

for adq = 1:100;
    signalsh1 = signalrec1(:,adq); % Matriz general para el proceso de segmentado
    signalsh2 = signalrec2(:,adq);
    signalsh3 = signalrec3(:,adq);
    signalsh4 = signalrec4(:,adq);

    sa1(:,adq) = signalsh1(ini(:,1):fin(:,1)); % Vector que contiene a la señal EMG1
```

```

sa2(:,adq) = signalsh1(ini(:,2):fin(:,2)); % Vector que contiene a la señal EMG1
sa3(:,adq) = signalsh1(ini(:,3):fin(:,3)); % Vector que contiene a la señal EMG1
sa4(:,adq) = signalsh1(ini(:,4):fin(:,4)); % Vector que contiene a la señal EMG1
sa5(:,adq) = signalsh1(ini(:,5):fin(:,5)); % Vector que contiene a la señal EMG1

sb1(:,adq) = signalsh2(ini(:,1):fin(:,1)); % Vector que contiene a la señal EMG2
sb2(:,adq) = signalsh2(ini(:,2):fin(:,2)); % Vector que contiene a la señal EMG2
sb3(:,adq) = signalsh2(ini(:,3):fin(:,3)); % Vector que contiene a la señal EMG2
sb4(:,adq) = signalsh2(ini(:,4):fin(:,4)); % Vector que contiene a la señal EMG2
sb5(:,adq) = signalsh2(ini(:,5):fin(:,5)); % Vector que contiene a la señal EMG2

sc1(:,adq) = signalsh3(ini(:,1):fin(:,1)); % Vector que contiene a la señal EMG3
sc2(:,adq) = signalsh3(ini(:,2):fin(:,2)); % Vector que contiene a la señal EMG3
sc3(:,adq) = signalsh3(ini(:,3):fin(:,3)); % Vector que contiene a la señal EMG3
sc4(:,adq) = signalsh3(ini(:,4):fin(:,4)); % Vector que contiene a la señal EMG3
sc5(:,adq) = signalsh3(ini(:,5):fin(:,5)); % Vector que contiene a la señal EMG3

sd1(:,adq) = signalsh4(ini(:,1):fin(:,1)); % Vector que contiene a la señal EMG4
sd2(:,adq) = signalsh4(ini(:,2):fin(:,2)); % Vector que contiene a la señal EMG4
sd3(:,adq) = signalsh4(ini(:,3):fin(:,3)); % Vector que contiene a la señal EMG4
sd4(:,adq) = signalsh4(ini(:,4):fin(:,4)); % Vector que contiene a la señal EMG4
sd5(:,adq) = signalsh4(ini(:,5):fin(:,5)); % Vector que contiene a la señal EMG4
adq = adq+1;
end
end

```

ANEXO B.7. Técnicas de Caracterización en el dominio del tiempo

ANEXO B.7.1. Integral de la señal EMG (IEMG)

```
function [fiemg1,fiemg2,fiemg3,fiemg4] = Featiemg(x1,x2,x3,x4)
```

```

% x1, x2, x3, x4, son valores de señales segmentadas de un movimiento
% mismos que se almacenaran en una matriz de características
% x1 = Señales segmentadas del canal 1
% x2 = Señales segmentadas del canal 2
% x3 = Señales segmentadas del canal 3
% x4 = Señales segmentadas del canal 4

```

```

featab1 = abs(x1); % Obtención de valores absolutos de la señal de análisis
fiemg1 = sum(featab1); % Sumatoria de todos los valores absolutos de la amplitud de las señales (Característica IEMG)

featab2 = abs(x2);
fiemg2 = sum(featab2);

featab3 = abs(x3);
fiemg3 = sum(featab3);

featab4 = abs(x4);
fiemg4 = sum(featab4);
end

```

ANEXO B.7.2. Valor absoluto medio (MAV)

```
function [fmav1, fmav2, fmav3, fmav4] = Featmav(x1, x2, x3, x4, N);
% Longitud de la señal
% N = cantidad de datos en la matriz
% x1, x2, x3, x4 = señales segmentadas por canal de un movimiento

m = length(x1);
for i = 1:N;
    databs1(:,i) = abs(x1(:,i));      % Valores absolutos por columna
    fmav1(:,i) = (sum(databs1(:,i)))/ m; % Sumatoria de los valores Absolutos, partido entre la longitud de la señal

    databs2(:,i) = abs(x2(:,i));
    fmav2(:,i) = (sum(databs2(:,i)))/ m;

    databs3(:,i) = abs(x3(:,i));
    fmav3(:,i) = (sum(databs3(:,i)))/ m;

    databs4(:,i) = abs(x4(:,i));
    fmav4(:,i) = (sum(databs4(:,i)))/ m;
end
end
```

ANEXO B.7.3. Raíz media cuadrada (RMS)

```
function [xrtms1, xrtms2, xrtms3, xrtms4] = Featrootms(x1, x2, x3, x4, N)
% N = cantidad de datos en la matriz
% x1, x2, x3, x4 = señales segmentadas por canal de un movimiento
% m = longitud de la señal
m = length(x1);

for i = 1:N; % N = Numero de iteraciones tras la operación
    recep1(:,i) = x1(:,i).^2; % Valores al cuadrado de las señales EMG
    doots1(:,i) = (sum(recep1(:,i)))/ m; % Sumatoria de valores cuadráticos partido a la longitud de la señal
    xrtms1(:,i) = sqrt(doots1(:,i)); % Raíz de la sumatoria de los valores promediados

    recep2(:,i) = x2(:,i).^2; % Algoritmo aplicado al canal 2
    doots2(:,i) = (sum(recep2(:,i)))/ m;
    xrtms2(:,i) = sqrt(doots2(:,i));

    recep3(:,i) = x3(:,i).^2; % Algoritmo aplicado al canal 3
    doots3(:,i) = (sum(recep3(:,i)))/ m;
    xrtms3(:,i) = sqrt(doots3(:,i));

    recep4(:,i) = x4(:,i).^2; % Algoritmo aplicado al canal 3
    doots4(:,i) = (sum(recep4(:,i)))/ m;
    xrtms4(:,i) = sqrt(doots4(:,i));
end
end
```

ANEXO B.7.4. Varianza de la señal EMG (VAR)

```
function [featvar1,featvar2,featvar3,featvar4] = Featvar(x1,x2,x3,x4,N);

% Longitud de la señal
% N = cantidad de datos en la matriz
% x1, x2, x3, x4 = señales segmentadas por canal de un movimiento
% m = longitud de la señal

m = length(x1);

for i = 1:N;
media1(:,i) = mean(x1(:,i));           % Obtención del valor medio de los intervalos de tiempo
dots1(:,i) = (x1(:,i) - media1(i));    % Diferencial entre la señal segmentada y el valor medio
doots1(:,i) = (dots1(:,i)).^(2);      % Obtención de valores cuadráticos al valor diferencial
featvar1(:,i) = sum(doots1(:,i))/m;    % Sumatoria de valores cuadráticos

media2(:,i) = mean(x2(:,i));           % Algoritmo de caracterización VAR canal 2
dots2(:,i) = (x2(:,i) - media2(i));
doots2(:,i) = (dots2(:,i)).^(2);
featvar2(:,i) = sum(doots2(:,i))/m;

media3(:,i) = mean(x3(:,i));           % Algoritmo de caracterización VAR canal 3
dots3(:,i) = (x3(:,i) - media3(i));
doots3(:,i) = (dots3(:,i)).^(2);
featvar3(:,i) = sum(doots3(:,i))/m;

media4(:,i) = mean(x4(:,i));           % Algoritmo de caracterización VAR canal 4
dots4(:,i) = (x4(:,i) - media4(i));
doots4(:,i) = (dots4(:,i)).^(2);
featvar4(:,i) = sum(doots4(:,i))/m;

end
end
```

ANEXO B.7.5. Longitud de onda (WL)

```
function [waveform1,waveform2,waveform3,waveform4] = Featwl(data1,data2,data3,data4,N);

% N = cantidad de datos en la matriz de mov
% data1,data2,data3,data4 = señales segmentadas por canal de un movimiento

for z = 1:N;           % Barrido de datos al algoritmo de caracterizacion WL
x1 = data1(:,z);      % Canal 1
x2 = data2(:,z);      % Canal 2
x3 = data3(:,z);      % Canal 3
x4 = data4(:,z);      % Canal 4

w11=0;               % Inicializacion de la matriz en 0
w12=0;
w13=0;
w14=0;

for i=2:length(x1);   % Barrido general al algoritmo de caracterizacion
w11=w11+abs(x1(i)-x1(i-1)); % Algoritmo de caracterizacion WL
waveform1(:,z)= w11;  % Valor caracteristico de cada señal
```

```

w12=w12+abs(x2(i)-x2(i-1));
waveform2(:,z)= w12;

w13=w13+abs(x3(i)-x3(i-1));
waveform3(:,z)= w13;

w14=w14+abs(x4(i)-x4(i-1));
waveform4(:,z)= w14;
end
end
end

```

ANEXO B.7.6. Cambio en el signo de la señal (SSC)

```

function [xdat1,xdat2,xdat3,xdat4] = Featssc(data1,data2,data3,data4,M)

% M = cantidad de datos en la matriz
% data1,data2,data3,data4 = señales segmentadas por canal de un movimiento
% N = longitud de las señales por canal

for r = 1:M;
th = 15;
N = length(data1);
x1 = data1(:,r);
x2 = data2(:,r);
x3 = data3(:,r);
x4 = data4(:,r);

ssc1 = 0;      % Inicialización de la matriz de almacenaje
ssc2 = 0;
ssc3 = 0;
ssc4 = 0;

% ===== Algoritmo de caracterización SSC ===== %
for i=2:N-1

if ((x1(i)>x1(i-1) && x1(i)>x1(i+1))|(x1(i)<x1(i-1)...
&& x1(i)<x1(i+1))) && (abs(x1(i)-x1(i+1))>th...
&& abs(x1(i)-x1(i-1))>th);
ssc1=ssc1+1;      % Cambio de posicion al valor obtenido al cambio de pendiente
xdat1(:,r) = ssc1; % Valor Caracteristico obtenido
else
ssc1=ssc1+0;      % Cambio de posicion al valor obtenido al cambio de pendiente
end

if ((x2(i)>x2(i-1) && x2(i)>x2(i+1))|(x2(i)<x2(i-1)...
&& x2(i)<x2(i+1))) && (abs(x2(i)-x2(i+1))>th...
&& abs(x2(i)-x2(i-1))>th);
ssc2=ssc2+1;
xdat2(:,r) = ssc2;
else
ssc2=ssc2+0;
end

if ((x3(i)>x3(i-1) && x3(i)>x3(i+1))|(x3(i)<x3(i-1)...
&& x3(i)<x3(i+1))) && (abs(x3(i)-x3(i+1))>th...
&& abs(x3(i)-x3(i-1))>th);
ssc3=ssc3+1;
xdat3(:,r) = ssc3;
else
ssc3=ssc3+0;

```

```

end

if ((x4(i)>x4(i-1) && x4(i)>x4(i+1))||(x4(i)<x4(i-1)...
    && x4(i)<x4(i+1))) && (abs(x4(i)-x4(i+1))>th...
    && abs(x4(i)-x4(i-1))>th);
    ssc4=ssc4+1;
    xdat4(:,r) = ssc4;
else
    ssc4=ssc4+0;
end
end
end
end
end

```

ANEXO B.7.7. Amplitud de Willison (WAMP)

```

function [wampx1,wampx2,wampx3,wampx4] = Featwamp(data1,data2,data3,data4,M);

%M = cantidad de datos en la matriz
% data1,data2,data3,data4 = señales segmentadas por canal de un movimiento
for z = 1:M;
x1 = data1(:,z);      % Cambio de variable
x2 = data2(:,z);
x3 = data3(:,z);
x4 = data4(:,z);
th = 15;              % Umbral de analisis
wamp1=0;              % Inicializacion de matriz de almacenaje
wamp2=0;
wamp3=0;
wamp4=0;
N=length(x1);

for i=1:N-1;
if abs(x1(i)-x1(i+1))>th; % Algoritmo de caracterizacion WAMP
    wamp1=wamp1+1;      % Diferencial de valores por señales en cambio de posicion
    wampx1(:,z) = wamp1; % Valor caracteristico
end

if abs(x2(i)-x2(i+1))>th;
    wamp2=wamp2+1;
    wampx2(:,z) = wamp2;
end

if abs(x3(i)-x3(i+1))>th;
    wamp3=wamp3+1;
    wampx3(:,z) = wamp3;
end

if abs(x4(i)-x4(i+1))>th;
    wamp4=wamp4+1;
    wampx4(:,z) = wamp4;
end
end
end
end
end

```

ANEXO B.7.8. Simple cuadrado Integral (SSI)

```
function [ssi1,ssi2,ssi3,ssi4] = Featssi(x1,x2,x3,x4);

%M = cantidad de datos en la matriz
% x1,x2,x3,x4 = señales segmentadas por canal de un movimiento

ssif1 = (abs(x1.^(2)));      % Obtención de valores absolutos al cuadrado
ssi1 = sum(ssif1);          % Sumatoria de valores referenciales

ssif2 = (abs(x2.^(2)));
ssi2 = sum(ssif2);

ssif3 = (abs(x3.^(2)));
ssi3 = sum(ssif3);

ssif4 = (abs(x4.^(2)));
ssi4 = sum(ssif4);

end
```

ANEXO B.7.9. Característica, energía de la señal en el dominio del tiempo

```
function [Energ1,Energ2,Energ3,Energ4] = Feat_energ(data1,data2,data3,data4,Ts);

% Ts = tiempo de muestreo
% data1,data2,data3,data4 = señales segmentadas por canal de un movimiento
% L = longitud de las señales por canal

L = length(data1);          %Tamaño de la señal
ts = (0:L-1)*Ts;           %Tiempo de la señal
Energ1 = trapz (ts, data1.^2); %Energia en funcion al area de la señal (Watts/s)
Energ2 = trapz (ts, data2.^2);
Energ3 = trapz (ts, data3.^2);
Energ4 = trapz (ts, data4.^2);
%Ener1 = Ts * sum(data1.^2); %Watts/s
end
```

ANEXO B.8. Técnicas de Caracterización en el dominio de la Frecuencia

ANEXO B.8.1. Característica Transformada Fourier (Análisis Espectral)

```
function [xmax1,xmax2,xmax3,xmax4,P1_1,f1] = Feat_fft(x1,x2,x3,x4,Fs,M);

% Fs = Frecuencia de Muestro
% M = Cantidad de datos en la matriz de análisis

T = 1/Fs;                  %Periodo de Muestro
Ldata1 = length(x1);      %Tamaño de la señal
Ldata2 = length(x2);
Ldata3 = length(x3);
Ldata4 = length(x4);
```



```

for i = 1:M;
xfft1 = fft(x1(:,i));           %Calculamos la Transformada RF
P2_1 = abs(xfft1/Ldata1);       %Calculo del espectro bilateral
P1_1 = P2_1(1:Ldata1/2+1);      %Calculo del espectro unilateral en función a la longitud de la onda
P1_1(2:end-1) = 2*P1_1(2:end-1); %Igualamos el espectro de análisis de manera unilateral
f1 = Fs*(0:(Ldata1/2))/Ldata1; %Definimos el dominio de la frecuencia
xmax1(:,i) = max(P1_1);

xfft2 = fft(x2(:,i));           %Calculamos la Transformada RF
P2_2 = abs(xfft2/Ldata2);       %Calculo del espectro bilateral
P1_2 = P2_2(1:Ldata2/2+1);      %Calculo del espectro unilateral en función a la longitud de la onda
P1_2(2:end-1) = 2*P1_2(2:end-1); %Igualamos el espectro de análisis de manera unilateral
f2 = Fs*(0:(Ldata2/2))/Ldata2; %Definimos el dominio de la frecuencia
xmax2(:,i) = max(P1_2);

xfft3 = fft(x3(:,i));           %Calculamos la Transformada RF
P2_3 = abs(xfft3/Ldata3);       %Calculo del espectro bilateral
P1_3 = P2_3(1:Ldata3/2+1);      %Calculo del espectro unilateral en función a la longitud de la onda
P1_3(2:end-1) = 2*P1_3(2:end-1); %Igualamos el espectro de análisis de manera unilateral
f3 = Fs*(0:(Ldata3/2))/Ldata3; %Definimos el dominio de la frecuencia
xmax3(:,i) = max(P1_3);

xfft4 = fft(x4(:,i));           %Calculamos la Transformada RF
P2_4 = abs(xfft4/Ldata4);       %Calculo del espectro bilateral
P1_4 = P2_4(1:Ldata4/2+1);      %Calculo del espectro unilateral en función a la longitud de la onda
P1_4(2:end-1) = 2*P1_4(2:end-1); %Igualamos el espectro de análisis de manera unilateral
f4 = Fs*(0:(Ldata4/2))/Ldata4; %Definimos el dominio de la frecuencia
xmax4(:,i) = max(P1_4);
end
end

```

ANEXO B.8.2. Análisis PSD (Análisis Espectral)

```
function [e1,e2,e3,e4,p1,p2,p3,p4,f1,f2,f3,f4] = Feat_PSD(x1,x2,x3,x4,Fs,M);
```

```
% Fs = Frecuencia de muestreo 1000Hz
```

```
% x1,x2,x3,x4 = señales segmentadas por canal de un movimiento
```

```
% M = Cantidad de datos las señales por canal (500)
```

```
N = length(x1);
```

```
for i = 1:M;
```

```
[p1,f1] = pwelch(x1(:,i),[],[],N,Fs); % Calcular valores numéricos de PSD y frecuencia vectorial
```

```
[p2,f2] = pwelch(x2(:,i),[],[],N,Fs); % Calcular valores numéricos de PSD y frecuencia vectorial
```

```
[p3,f3] = pwelch(x3(:,i),[],[],N,Fs); % Calcular valores numéricos de PSD y frecuencia vectorial
```

```
[p4,f4] = pwelch(x4(:,i),[],[],N,Fs); % Calcular valores numéricos de PSD y frecuencia vectorial
```

```
e1(:,i) = mean(sum(p1)); % Valor medio al retorno de la densidad espectral de potencia de la señal de analisis
```

```
e2(:,i) = mean(sum(p2));
```

```
e3(:,i) = mean(sum(p3));
```

```
e4(:,i) = mean(sum(p4));
```

```
% potenciap2 = Fs*sum(pxx2)/N potencia promedio
```

```
end
```

```
end
```

ANEXO C. Manual de Instalación Tarjeta STM32F4 Discovery

Previo a la instalación de los drivers y librerías de la tarjeta STM32F4

Tener instalado

- Matlab y Simulink
 - Sistemas operativos Windows 7 o superiores, IOS, Linux
1. Procedemos a realizar un registro el cual nos permitirá descargar el archivo .exe para la descarga de librerías de la tarjeta.

<https://www.keil.com/demo/eval/arm.htm>

Una vez dentro de la página procedemos a llenar los campos requeridos, ver Figura 107

MDK-ARM
MDK-ARM Version 5.24a
Version 5.24a
Complete the following form to download the Keil software development tools.

Enter Your Contact Information Below

First Name: Usuario
Last Name: Usuario
E-mail: Usuario@hotmail.com
Company: UTN
Address: Usuario
City: Quito
State/Province: Virginia
Zip/Postal Code: 1234
Country: Select Your Country
Phone: 1111111111111111

Send me e-mail when there is a new update.
NOTICE:
If you select this check box, you will receive an e-mail message from Keil whenever a new update is available. If you don't wish to receive an e-mail notification, don't check this box.

Figura 107. Pagina de Registro

Una vez realizado el registro nos pedirá confirmar los datos mediante el correo electrónico, en donde nos enviaron un link el cual nos permita la confirmación, dar clic en el link, ver Figura 108.

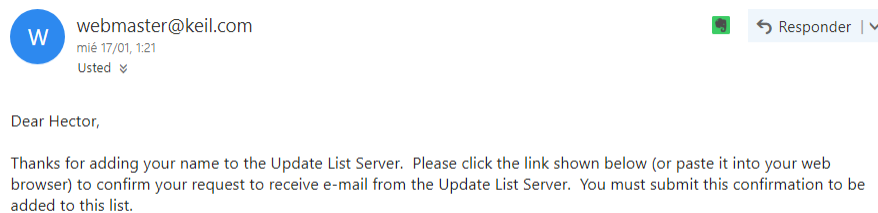


Figura 108. Confirmacion del Registro realizado

Ya confirmado el correo nos dirigirá a una página en donde podremos descargar el archivo .exe, ver Figura 109.

MDK-ARM

MDK-ARM Version 5.24a
Version 5.24a

- Review the [hardware requirements](#) before installing this software.
- Note the [limitations of the evaluation tools](#).
- [Further installation instructions for MDK5](#)

(MD5:d75f933ce8cf87d0c19060362bf7686a)

To install the MDK-ARM Software...

- Right-click on **MDK524A.EXE** and save it to your computer.
- PDF files may be opened with Acrobat Reader.
- ZIP files may be opened with PKZIP or WINZIP.

Descargar el
archivo e instalar

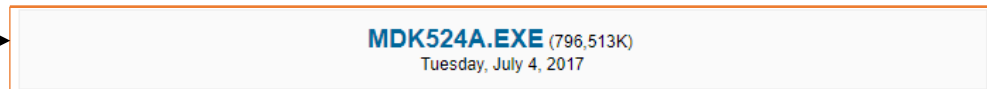


Figura 109. Enlace de Descarga

Se recomienda ejecutar mediante administrador, la instalación es normal, no se requiere de pasos especiales o permiso alguno, ver Figura 110.

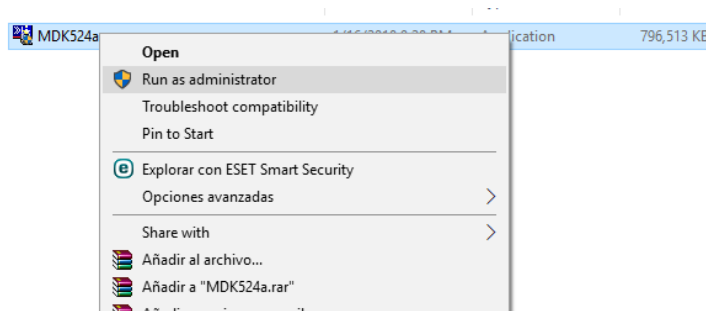
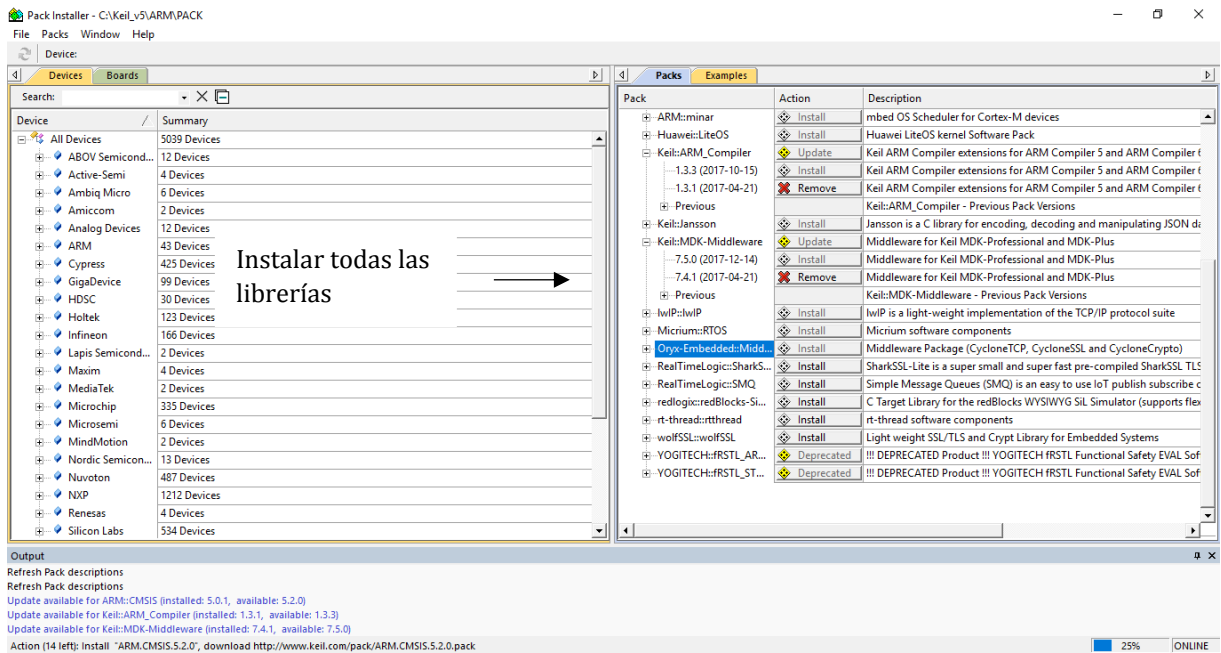


Figura 110. Ejecutar como Administrador para la instalación.

Una vez instalado el archivo MDK524a.exe enseguida se ejecutará la aplicación para la descarga de librerías y driver para la tarjeta STM32F4 Discovery

- Al momento de estar abierta la aplicación no de encontraran dispositivos algunos, (**se requiere conexión a internet**), la aplicación automáticamente se encarga de descargar los dispositivos.
- Una vez cargado se debe realizar la autorización haciendo clic en los recuadros del lado derecho, (**Install and Update**) este proceso se debe realizar con cada uno de ellos, ver Figura 111.



Instalar todas las librerías

Se puede verificar el progreso de las descargas e instalación

Figura 111. Panel de Instalación de librerías y drivers

- Una vez descargado e instalado cada uno de los dispositivos se procede a instalar los drives para la tarjeta STM32F4 Discovery, nos dirigimos a la página siguiente.

<http://www.st.com/en/development-tools/st-link-v2.html>

El link nos dirigirá al firmware de la tarjeta Discovery, descargamos los archivos mediante un registro rápido de la página, se debe realizar la confirmación del correo (**Necesario activarlo para proceder a la descarga de los archivos comprimidos**), ver Figura 112.

STSW-LINK007	ST	ST-LINK, ST-LINK/V2, ST-LINK/V2-1 firmware upgrade
STSW-LINK009	ST	ST-LINK, ST-LINK/V2, ST-LINK/V2-1 USB driver signed for Windows7, Windows8, Windows10

Figura 112. Links de Descarga

Una vez realizado el seguimiento del link de confirmación nos aparecerá el siguiente mensaje, el cual nos permite autorización a la descarga de los archivos (**STSW-Link007 y STSW-Link009**), ver Figura 113.

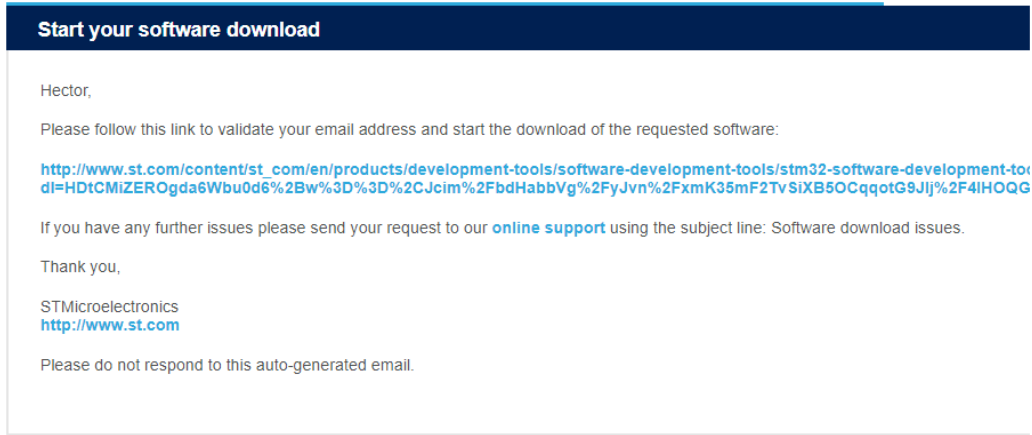


Figura 113. Aceptación al enlace de descarga de archivos

Previo a la descarga nos darán un contrato el cual lo debemos aceptar (Acepta el Contrato), ver Figura 114.

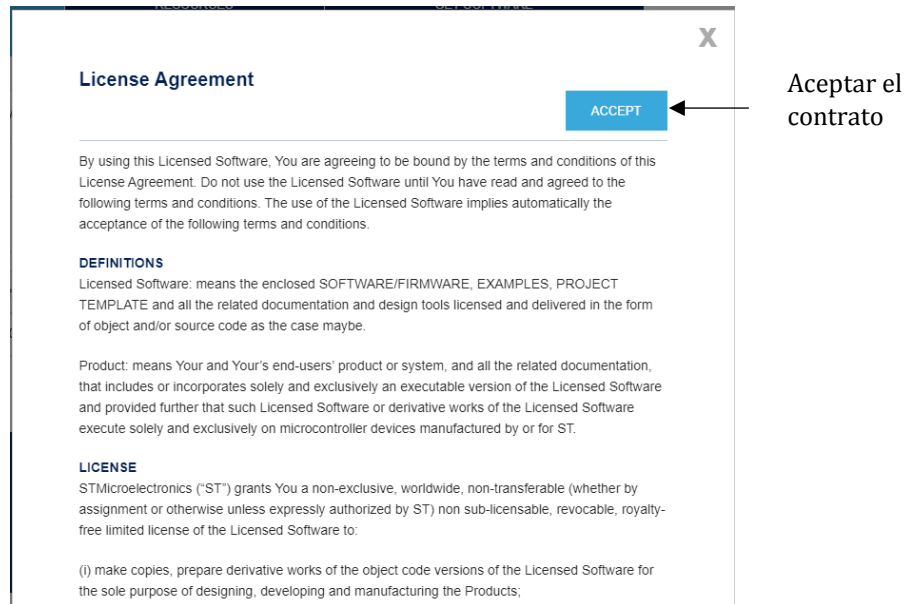
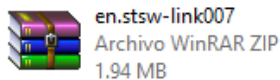
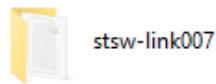


Figura 114. Licencia de Acuerdo.

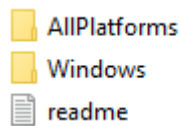
3. Descomprimir el archivo .rar que se ha descargado una vez que se aceptó el contrato



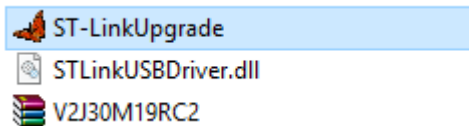
- Descomprimir la carpeta y abrir



- De acuerdo con la plataforma operativa que dispongan en su ordenador proceder a instalar (Windows) seleccionar Windows



- Dentro de la carpeta Windows seleccionar ST-LinkUpgrade e instalar (**De preferencia ejecutar como administrador**)



- Una vez que se instaló la aplicación ST- LinkUpgrade, nos pedirá la conexión de la tarjeta al ordenador para proceder a descargar el firmware. (en caso de poseer un firmware inferior dar clic en YES>>>> para actualizar), ver Figura 115

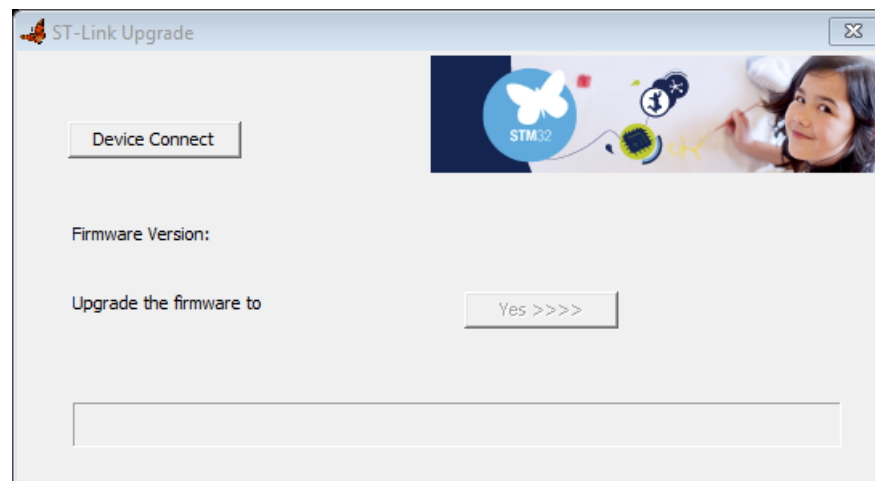
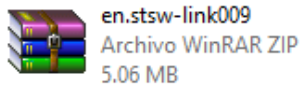


Figura 115. Link de actualizacion de tarjeta de Adquisicion

- 4. Descargamos el segundo link (**STSW-Link009**) descomprimir e instalar el archivo según la estructura de su ordenador ya sea de 32 o 64



- Descomprimido el archivo procedemos a escoger según la plataforma que disponga el ordenador.
- Siempre realizar la instalación mediante administrador, la instalación es normal, no requiere de algún proceso especial, ver Figura 116.

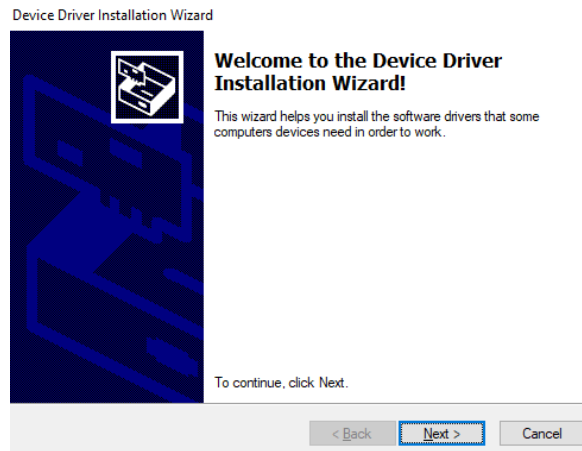
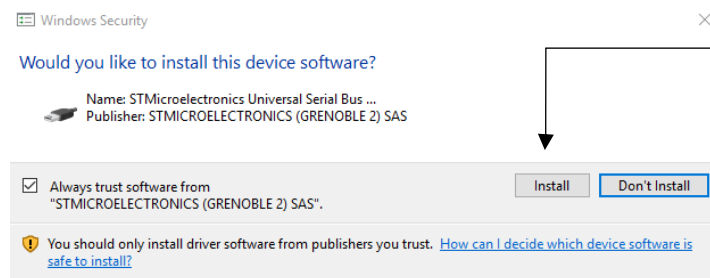


Figura 116. Proceso de Instalación.

- Al transcurso de la inflación nos pedirá la instalación de un dispositivo virtual (Dar clic en Install), ver Figura 117.



Dar clic en Install

Figura 117. Instalacion del Driver

- Finalizada la instalación veremos que los drivers están listos para usar. (Terminar la Instalación), ver Figura 118

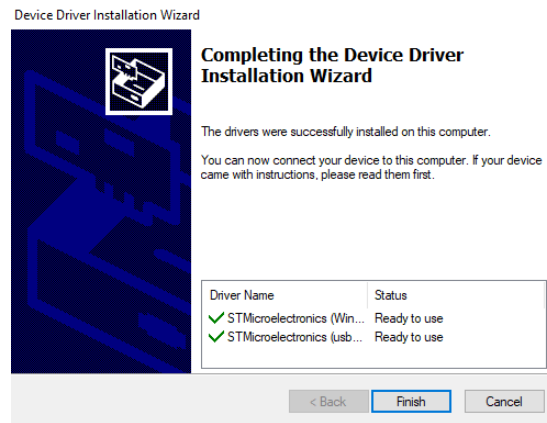


Figura 118. Terminación instalación de drivers

5. Ejecutamos Matlab para la descarga e instalación de librerías

- Una vez abierta la aplicación damos clic en Add-Ons en Matlab (hacemos clic en Get Hardware Support Package), ver Figura 119.

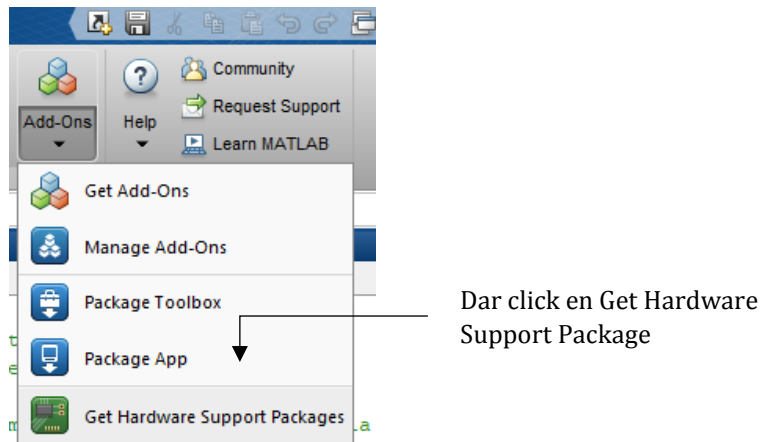


Figura 119. Instalación de paquetes en Matlab

- Nos dirigirá a página en donde podemos seleccionar entre varios ítems, escogeremos (**Hardware support packages**) aplicamos el filtro solo para arquitectura (**ARM**) la cual está constituida la tarjeta STM32F4 Discovery, ver Figura 120.

Physical Modeling	4
Code Generation	47
Verification, Validation, and Test	2

Filter by Type

<input type="checkbox"/> Toolboxes and Products	16
<input type="checkbox"/> Apps	2
<input type="checkbox"/> Simulink Models	40
<input checked="" type="checkbox"/> Hardware Support Packages	257
<input type="checkbox"/> Functions	44

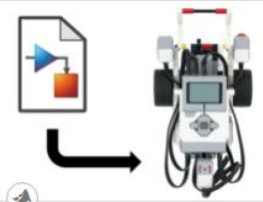
Filter by Hardware Type

Seleccionamos Hardware Support Package

Figura 120, Selección del paquete a instalar.

- Una vez seleccionado nos cargara todos los soportes de diferentes plataformas, nosotros escogeremos los presentados a continuación, ver Figura 121 y Figura 122.


Hardware Support Packages (15)



Simulink Support Package for LEGO MINDSTORMS EV3 Hardware

Run models on LEGO MINDSTORMS EV3.


151 Downloads ⓘ ★★★★★



Embedded Coder Support Package for ARM Cortex-M Processors

Generate code optimized for Cortex-M processors.

96 Downloads ⓘ ★★★★★



Embedded Coder Support Package for STMicroelectronics...

Generate code optimized for Discovery boards

95 Downloads ⓘ ★★★★★

Seleccionamos e instalamos

Figura 121, Selección de Paquetes STM32F4

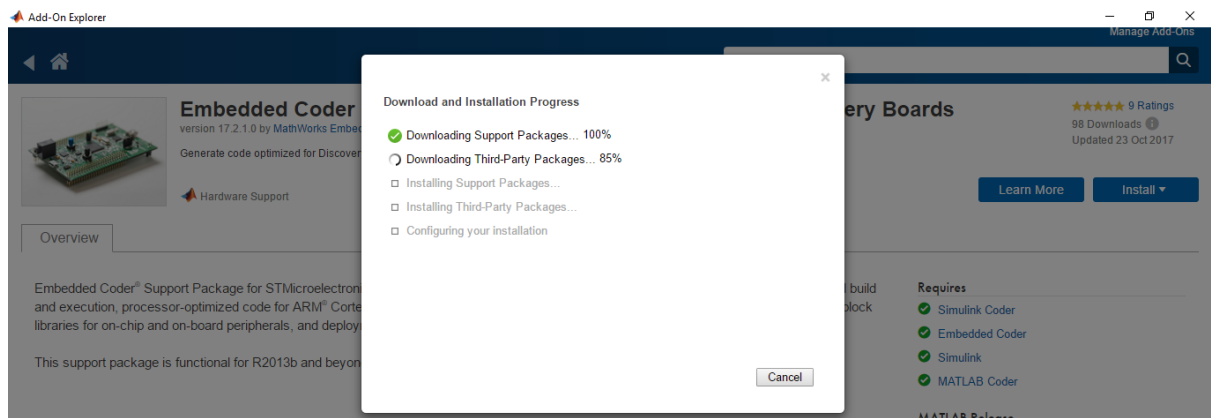
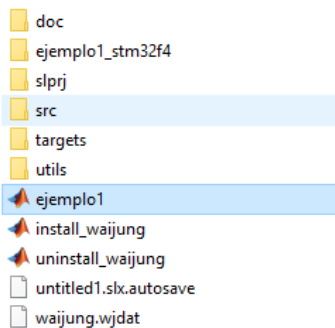


Figura 122, Progreso de la Instalación.

- Ya constituido la arquitectura de la tarjeta STM32F4 en Matlab procedemos a realizar la última instalación mediante una prueba a la tarjeta. Dentro de este archivo se encuentra una carpeta con nombre. (**waijung17_03**), lo abrimos, son archivos para Matlab



- Cargamos el archivo en Matlab y ejecutamos, al finalizar la instalación podremos hacer pruebas mediante el archivo adjunto.



El archivo de prueba está realizado en Simulink corremos el archivo y comprobamos mediante la activación de puertos digitales. Se comprueba su instalación mediante el ejemplo y la tarjeta STM32F4 conectada al ordenador, ver Figura 123.

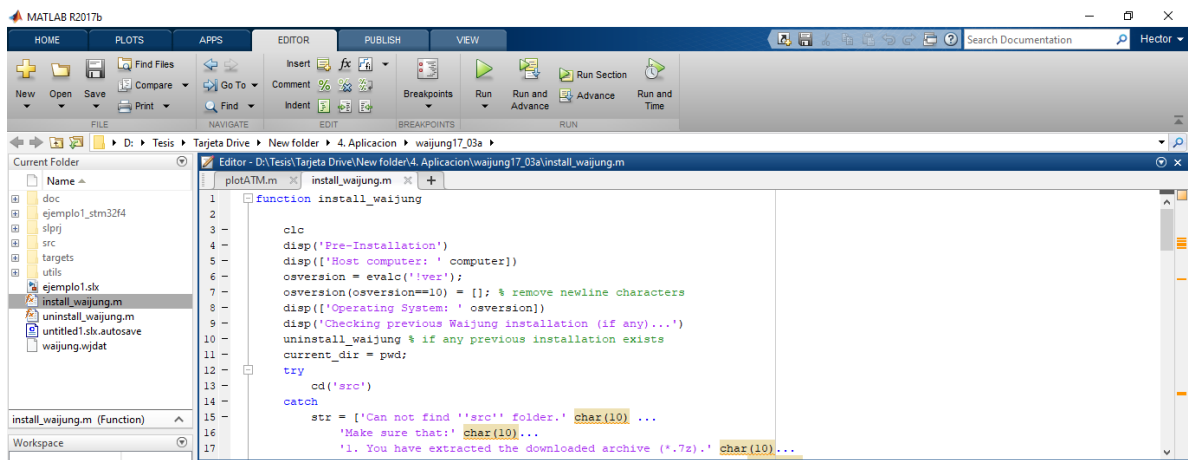
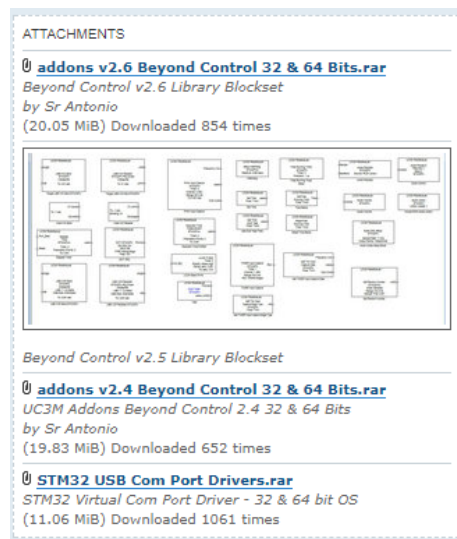


Figura 123. Instalación de las librerías de Waijung.

- Para complementar la instalación y funciones de la tarjeta STM32F4 es necesario descargar los archivos del link a continuación.

<https://aimagin.com/forum/viewtopic.php?f=2&t=269>

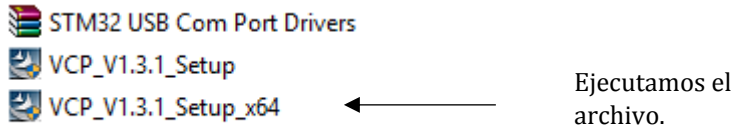


Descargamos los archivos indicados



Figura 124. Links de archivos adicionales

Una vez que se ha descargado los archivos, procedemos con la instalación de STM32 USB COM Port Drivers, es un archivo ejecutable, lo instalamos, ejecutamos el archivo dependiendo de la arquitectura del ordenador que disponen.



La instalación es normal, no requiere de algún paso especial, seguir los pasos, ver Figura 125.

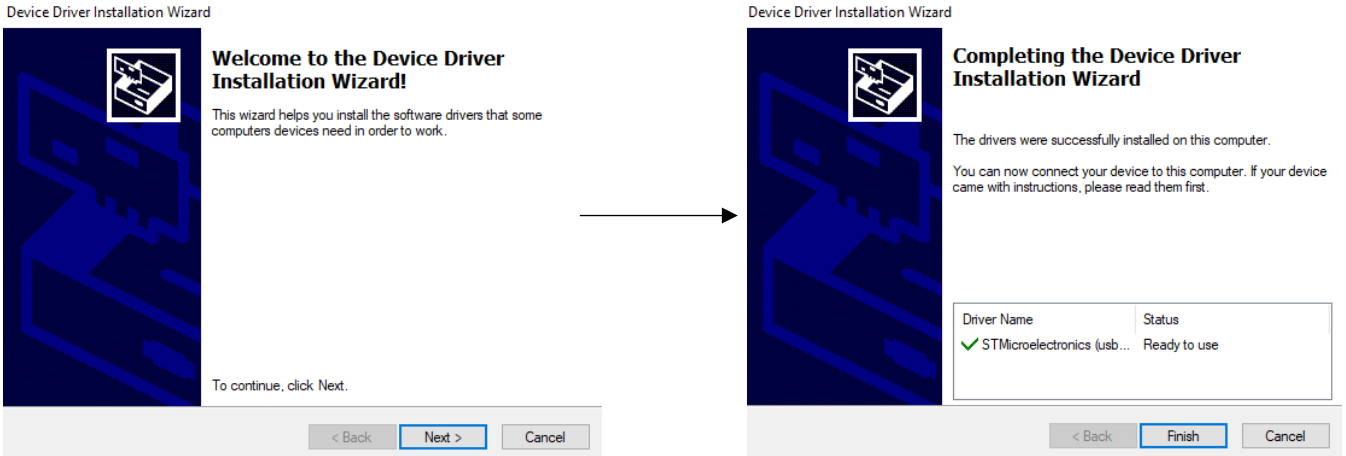


Figura 125. Instalación normal de los complementos.

9. Una vez que se instaló el driver de la tarjeta procedemos a implementar las librerías ADDONS en Simulink, previo a esto se debió haber instalado Waijung en Matlab (**Paso 6**).

- 1- En el caso de tener instalada una versión antigua de UC3M Addon Blockset Beyond Control, elimínela (elimine la carpeta Addons de la carpeta Waijung) antes de instalar esta nueva versión.
- 2- Ve a tu carpeta de Waijung.
- 3- Copie los "addons v2.4 Beyond Control 32 & 64 Bits.rar" aquí.
- 4- Descomprimirlo directamente, no usar o agregar directorios.
- 5- Presione "Sí" cuando el sistema le pida que sobrescriba algunos archivos.
- 6- Agregue esto: <Waijung_directory> \ addons \ UC3M a la ruta de Matlab.



7- Añadimos con subcarpetas

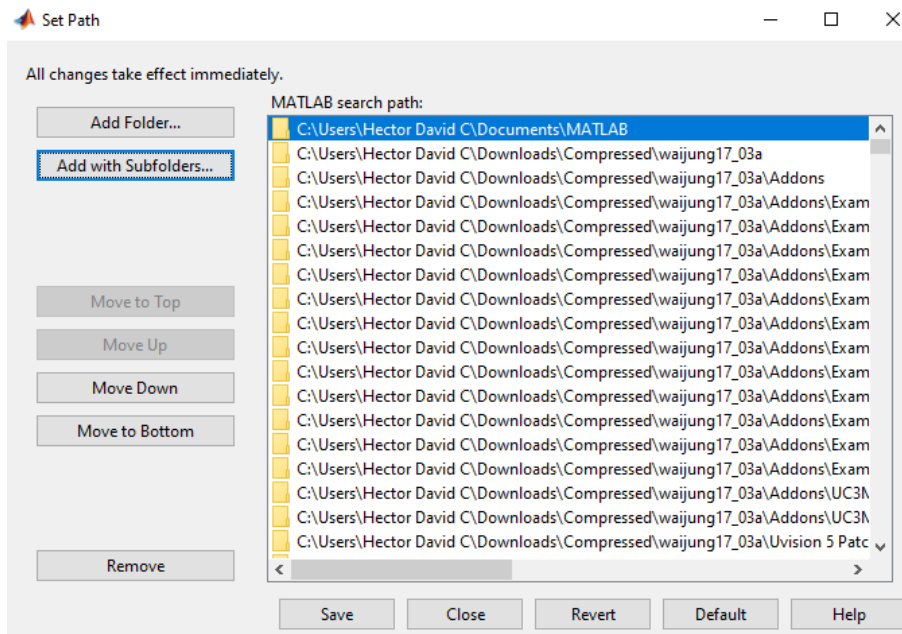
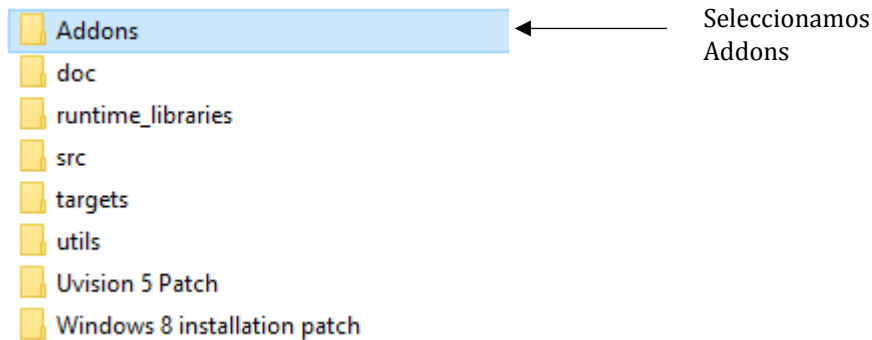


Figura 126. Ingreso de complementos y librerías de Simulink

8. Escogemos la dirección en donde se copió los archivos de ADDON en Waijung



9. Una vez que se seleccionó la carpeta addons desde Matlab damos clic en save y luego close
10. Abrimos Simulink, una vez abierto damos clic en Library Browser. Se abrirá el panel de todas las librerías instaladas

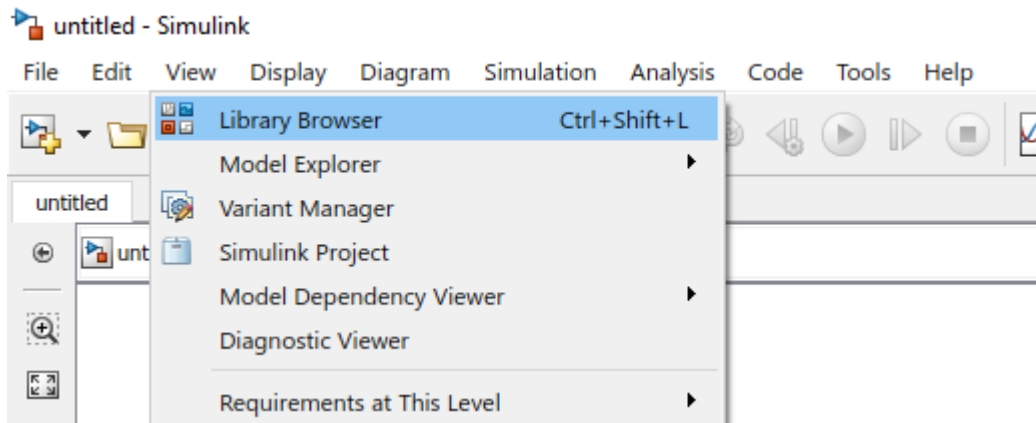


Figura 128. Revisión de librerías en Simulink

11. Abierto el panel de librerías damos clic derecho o actualizamos mediante el botón F5, ver Figura 129.

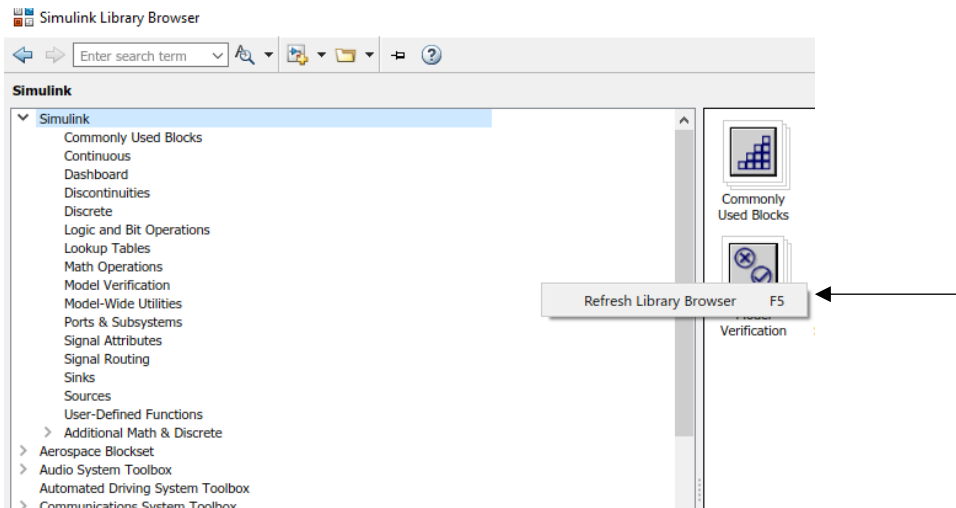


Figura 129. Actualización de Librerías.

12. Verificamos que se encuentre la librería de UC3M, ver Figura 130

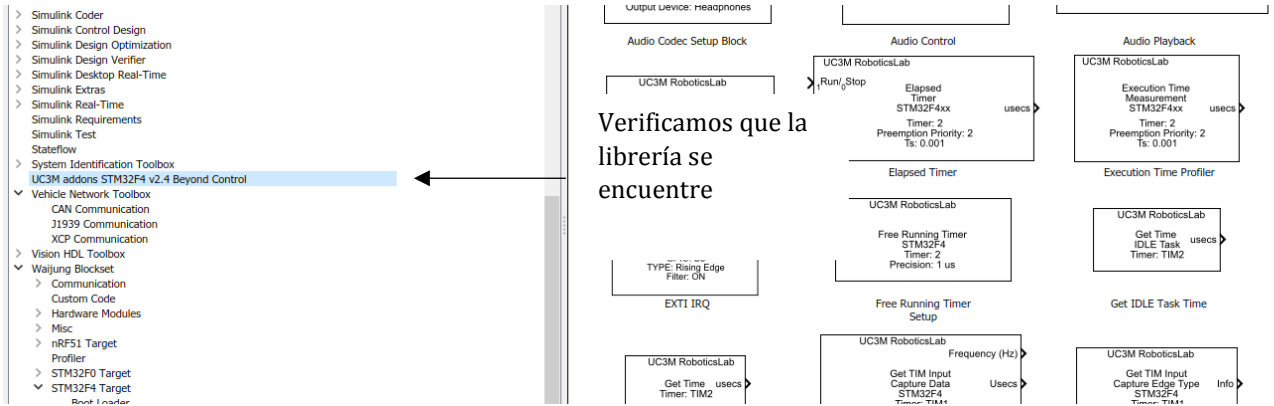


Figura 130. Verificación de la instalación de las librerías.

13. listos para utilizar la tarjeta STM32F4 y todas sus funciones.

ANEXO D. Manual de Usuario

ANEXO D.1. Sistema de Adquisición de señales EMG (4 Canales)

El sistema de adquisición de señales EMG permite 4 puntos de reconocimiento, expandibles hasta 6 puntos más mediante el aumento en cascada de las tarjetas OLIMEX EKG-EMG, ver Figura 131, mismos que se conectan en las salidas analógicas A0 – A5, al estar configurada para el uso de 4 canales de reconocimiento, mismos que corresponden a:

- **Canal 1** = Músculo Flexor
- **Canal 2** = Músculo Supinador
- **Canal 3** = Músculo Extensor
- **Canal 4** = Músculo Pronador

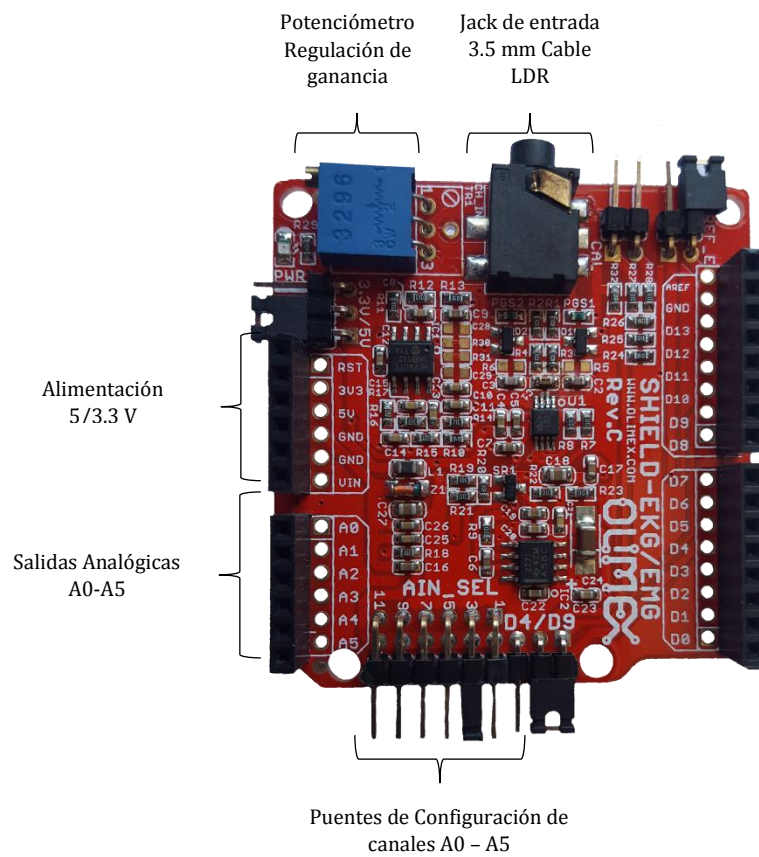


Figura 131. Tarjeta de Adquisición Olimex EKG-EMG

Ya configurado el sistema de adquisición a 4 canales, se debe procurar no mover los puentes, dado que los mismos pueden ocasionar fallas eléctricas en las tarjetas, ver Figura 132.

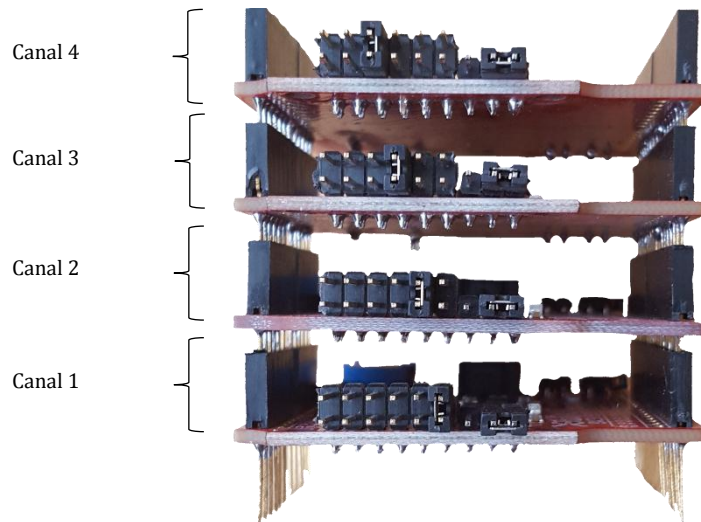


Figura 132. Configuración de las Tarjetas de Adquisición a 4 canales.

Una vez que se configuraron las tarjetas a 4 canales de adquisición, se procede a la conexión con la tarjeta de comunicación con el software de procesamiento de Matlab – Simulink, ver Figura 133, para lo cual es necesario la identificación de los pines de entradas analógicas a utilizar en la tarjeta de comunicación, para esto es necesario la instalación de librerías y controladores propios de la tarjeta de comunicación.

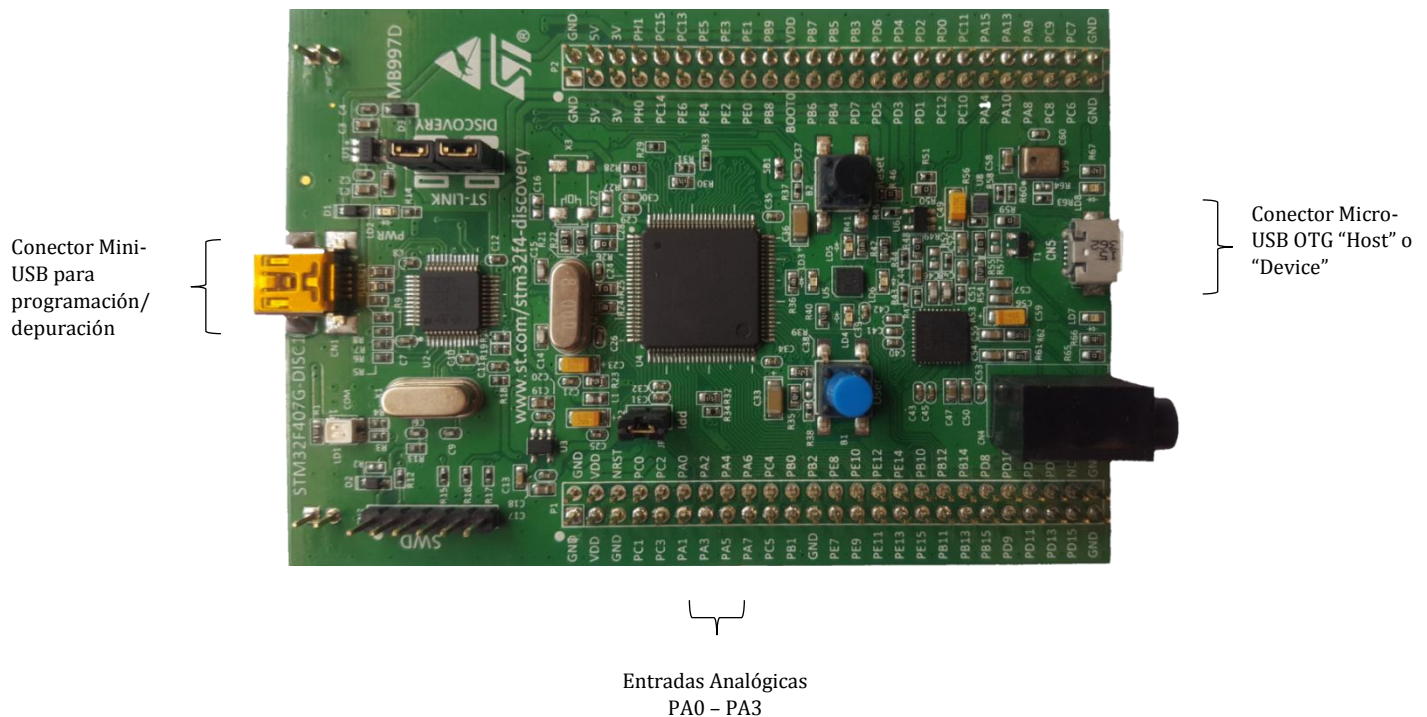


Figura 133. Tarjeta de Comunicación STM32F4 Discovery

D.2. Configuración y comunicación de la tarjeta STM32F4 Discovery

Para la adquisición de señales EMG de los 4 canales se utiliza bloques de programación en Simulink para la configuración y comunicación host, para esto es necesario la instalación de parámetros, bloques y herramientas entre los cuales están:

- Waijung Blockset de STM32F4 Target Blockset.
- Compilador GNU ARM para compilar el código fuente generado.
- GNU Make utilities para controlar el proceso de compilación.
- Herramientas OpenOCD para la depuración.
- Bibliotecas de software base para STM32F4.
- ST-Link Utility.

Los pasos de instalación de dichos elementos se encuentran en el archivo “**Manual de Instalación**”. una vez que se haya instalado los parámetros antes mencionados, se configura los bloques de simulink en donde se especifica el modelo de la tarjeta, compilador, así como la configuración de pines de lectura ADC que emitirá la tarjeta OLIMEX EKG-EMG, definiendo el tipo de datos que se tendrán durante la lectura.

El archivo de configuración se encuentra con el nombre (*EMG-read_4CH*), archivo de simulink en donde ya se encuentran configurados los bloques para su posterior compilación, ver Figura 134.

Para carga el archivo de configuración se debe conectar la tarjeta STM32F4 Discovery solo con el cable mini USB para programación y depuración de este, una vez que se haya cargado los bloques de configuración se procede a realizar la comunicación host con la ejecución del archivo (*EMG-read_4CH_HOST*) en donde se puede observar las gráficas de las señales durante el proceso de adquisición, ver Figura 135.

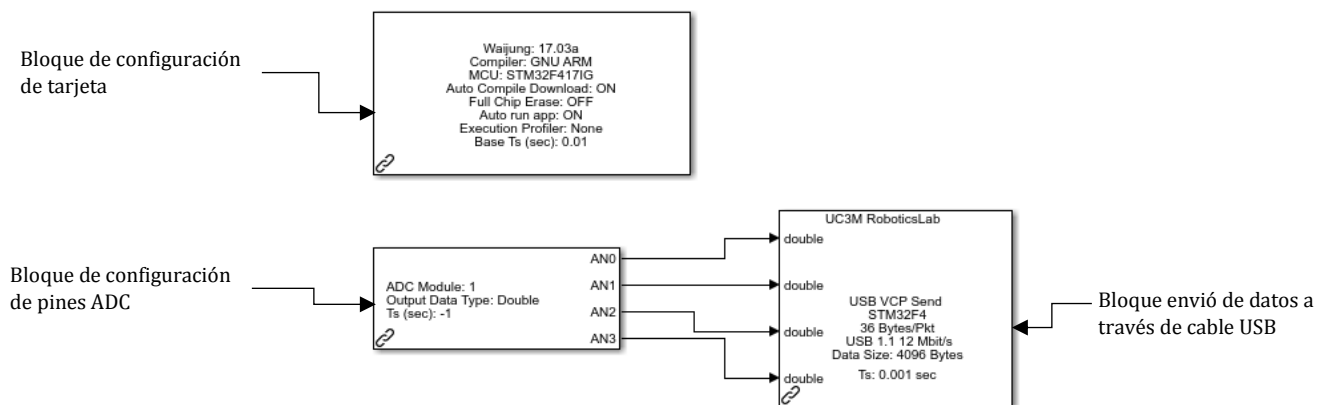


Figura 134. Bloque de configuración de Tarjeta STM32F4 Discovery

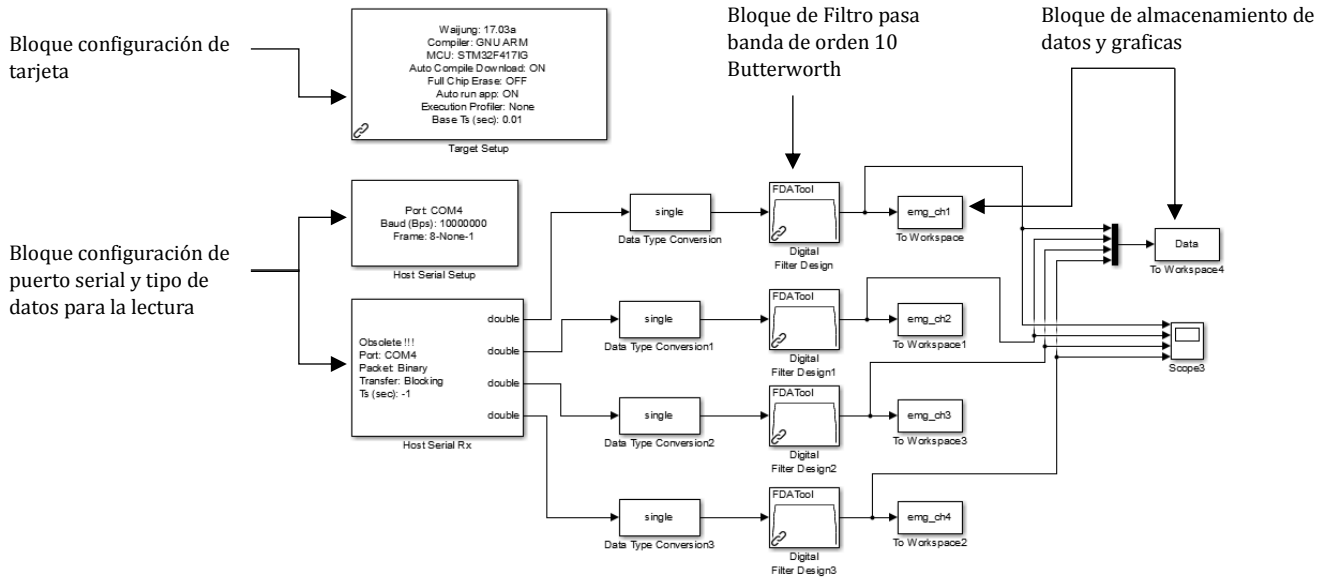


Figura 135. Bloque de configuración de adquisición de datos EMG (EMG - read_4CH_HOST)

Cada bloque de adquisición perteneciente a cada canal se almacena en una matriz en función al tipo de movimiento realizado, los cuales se ubicarán en el espacio de trabajo de Matlab.

D.3. Interfaz Gráfica (Componentes y Funciones)

El diseño de la interfaz gráfica se estableció con funciones como:

- La selección del archivo de simulink para la adquisición de señales EMG (4 canales)
- El inicio y detención del proceso de adquisición de señales
- Muestra y proceso de recorte y guardado de señales
- Opción de cargar y unificar un total de 100 muestras adquiridas
- Visualizar y acondicionar las señales para el proceso de caracterización.
- Discriminar y segmentar las señales
- Caracterización de señales.

Es necesario mencionar que la interfaz gráfica permite la adquisición de señales con muestras a 5 intenciones de movimiento a realizar, mismos que se debe realizar tras las ordenes emitidas por la interfaz siendo:

- **Comprimir**
Orden en donde el usuario debe ejercer fuerza para la activación de los músculos de estudio.
- **Relajar**
Orden donde el usuario debe reposar los músculos tras la orden de comprimir.

Este proceso se lo debe realizar a 100 muestras a adquirir, mismos que pueden ser unificados desde la interfaz.

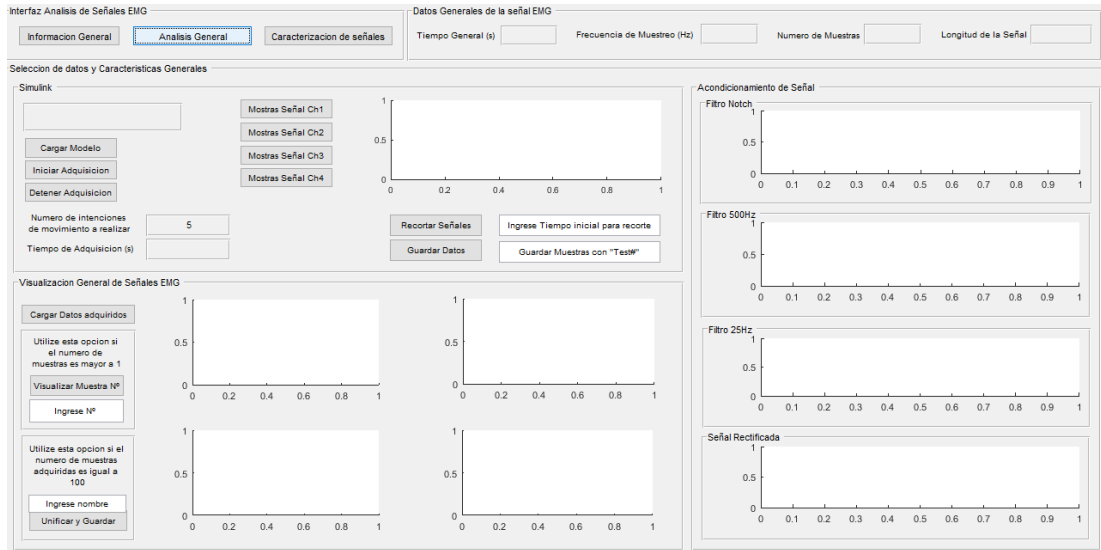


Figura 136. Primer Sub panel de la interfaz Gráfica (Análisis General)

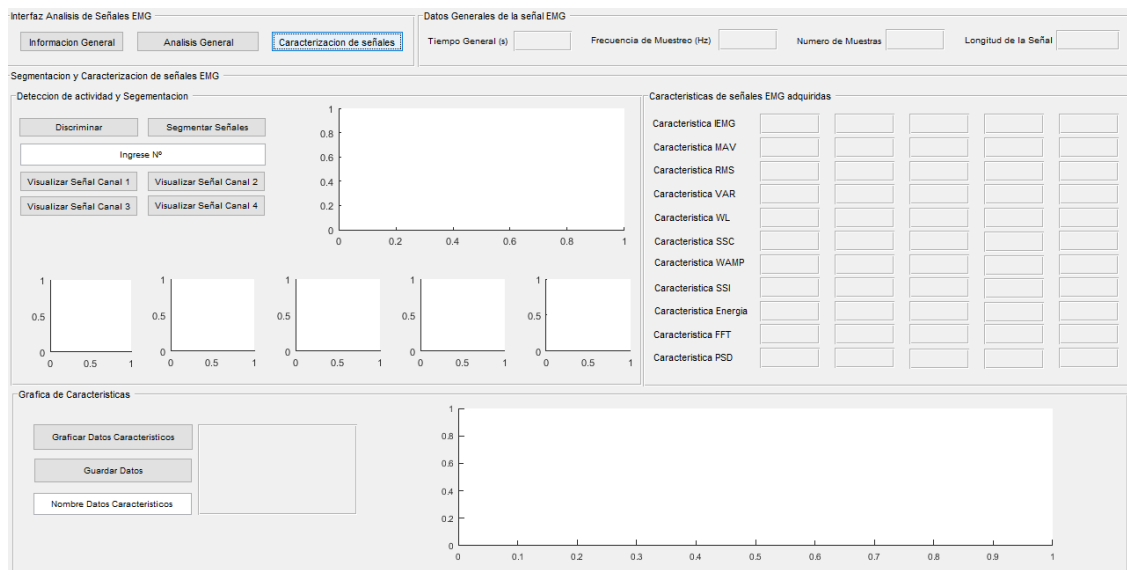


Figura 137. Segundo Sub panel de la interfaz gráfica (Caracterización de señales)

Dentro de la interfaz se encuentran 3 botones, en las cuales podemos ver la información general acerca de la interfaz gráfica, al igual que el cambio de pantalla ya sea en la parte de análisis general o en la parte de caracterización de señales.

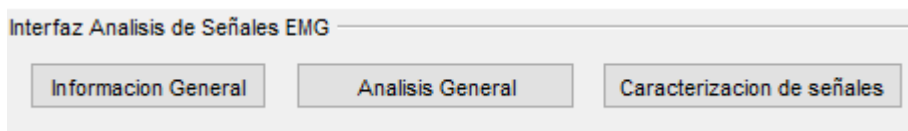


Figura 138. Panel de Cambios a distintas funciones dentro de la interfaz Gráfica

El usuario puede observar datos de la interfaz como el número de canales a adquirir, la ubicación de los músculos de estudio a cada canal, así como el tipo de tarjeta de adquisición y comunicación y el número de intenciones a realizar tras cada muestra a adquirir.

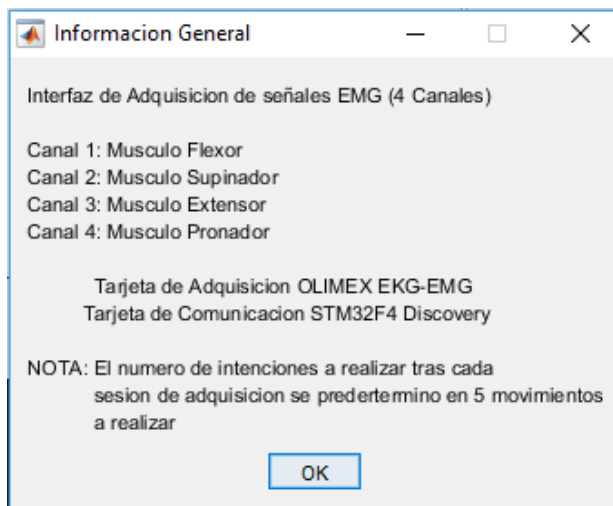


Figura 139. Información General de la Interfaz Grafica

D.4. Simulink (Inicio al proceso de Adquisición)

Dentro de la primera pantalla podemos observar la parte de Simulink en donde podemos cargar el archivo para el proceso de adquisición de señales, así como la opción de iniciar y detener el proceso de adquisición, al igual que mostrar las señales por individual de cada canal, ver Figura 140.

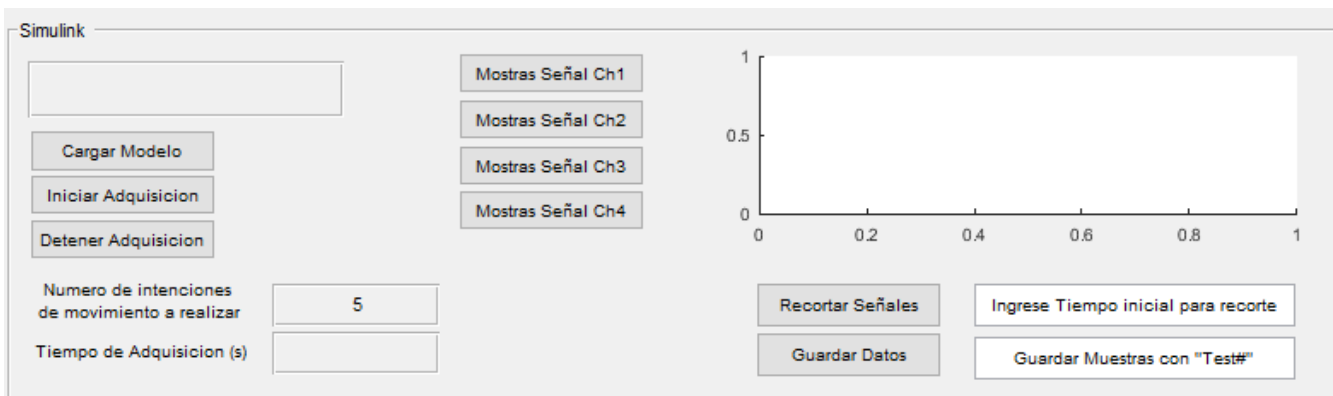


Figura 140. Cuadro de Funcionalidad Simulink

Existe la opción de recorte de señales debido a que, por motivos de inicialización, las tarjetas inician el proceso de adquisición con sobre picos fuera de los rangos acción de señales EMG, para lo cual es necesario ingresar el tiempo desde donde se recortara la señal.

ANEXO D.5. Análisis General (Ingreso de muestra de estudio)

Cabe mencionar que, tras el proceso de adquisición y recorte, las señales se deben guardar con el nombre “Test#” dependiendo del número de muestra, no se debe omitir que para el proceso de unificación se debe tener un total de 100 muestras, ver Figura 141.

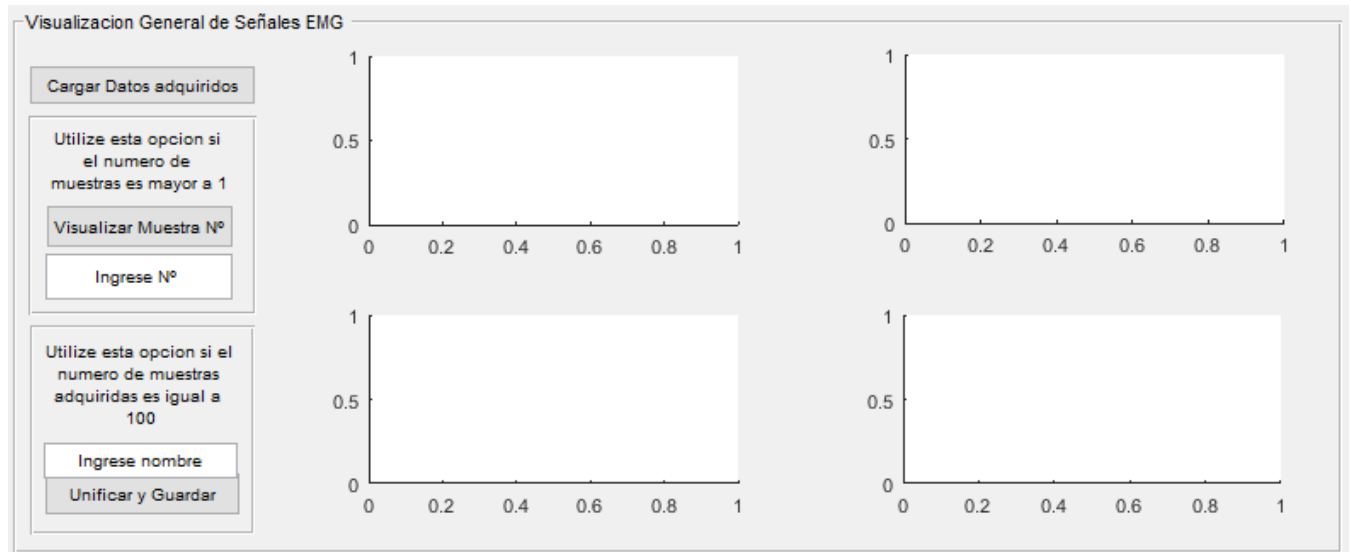


Figura 141. Cuadro de Visualización general de señales EMG

Dentro de la opción de visualización general de señales EMG ubicada en la primera pantalla se puede cargar los datos adquiridos ya sea de una muestra, o de un total de las 100 muestras unificadas mismas que se puede guardar con el nombre deseado.

Una vez que se haya cargado la muestra a observar por el usuario, esta se somete al proceso de acondicionamiento en el cual se aplica los filtros recomendados por estudios en el campo de las señales EMG, ver Figura 142, siendo estos:

- **Filtro Notch**
Permite la supresión de ruido de líneas de potencia dentro de los rangos de 60Hz.
- **Filtro 500Hz**
Filtro pasa bajo con frecuencia de corte 500Hz debido a movimientos involuntarios, fatiga y contracciones musculares involuntarias.
- **Filtro 25Hz**
Filtro pasa-alto con frecuencia de corte de 15/30Hz, ruido ocasionado generalmente por la utilización de electrodos superficiales.

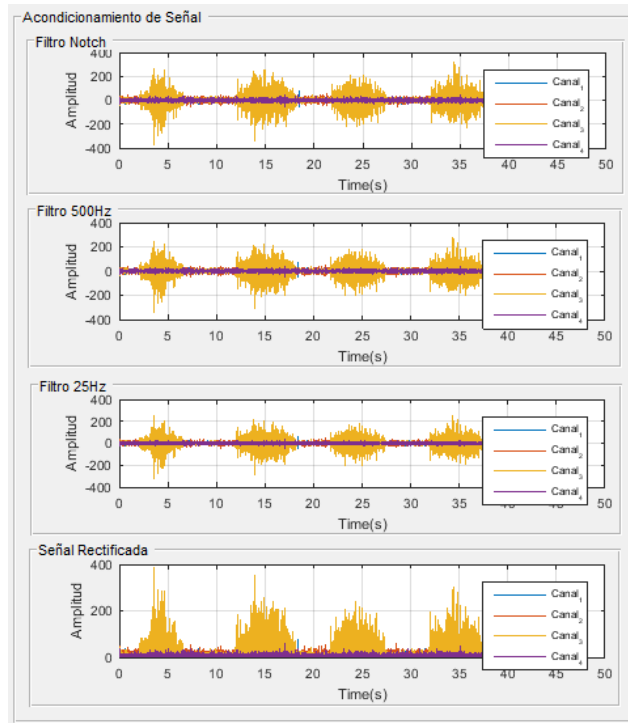


Figura 142. Cuadro, acondicionamiento de señales EMG

Se debe aclarar que al poseer mismas características la parte negativa de la señal, se omite el estudio de esta, para lo cual es necesario la rectificación de la señal, facilitando de esta manera el estudio para su caracterización, ver Figura 143.

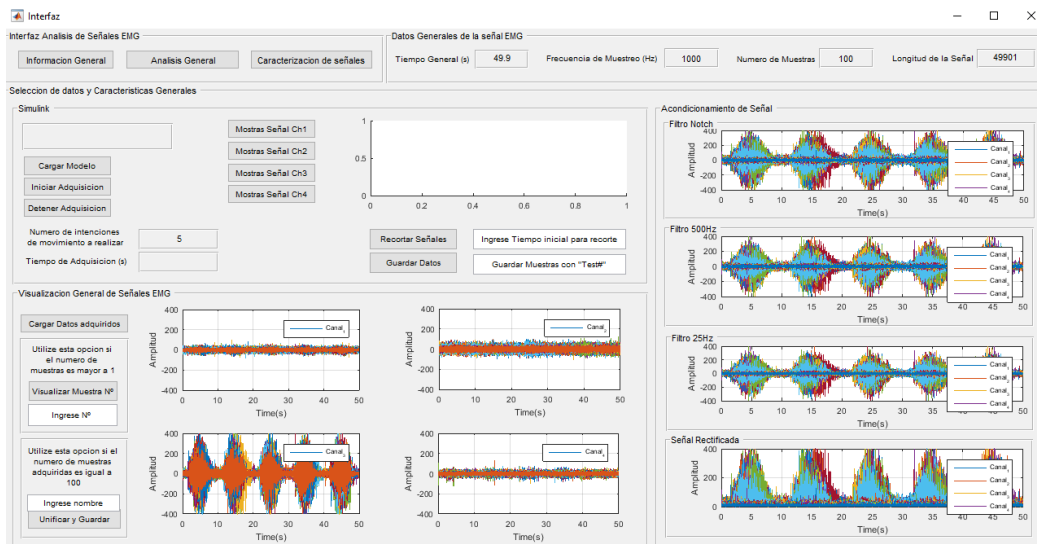


Figura 143. Funcionamiento del sub panel de análisis general

Una vez que se haya el cargado el archivo de estudio, se mostrara información principal como el tiempo, la frecuencia de muestreo, el número de muestras que esta posee, al igual que la longitud de la señal, misma que se mostrara en la parte superior del panel principal, ver Figura 144.

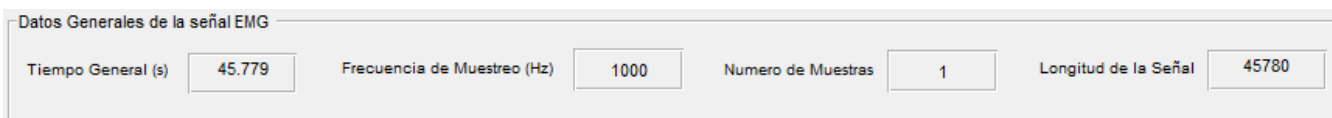


Figura 144. Cuadro de datos generales (Análisis General de señales EMG)

ANEXO D.6. Sub panel (Caracterización de señales EMG)

Dentro del proceso de caracterización de señales EMG es necesario seguir pasos de uso de la interfaz, ver Figura 145:

1. Discriminación

Dentro de este proceso, las señales de los 4 canales se someten a un análisis de la Transformada Rápida de Fourier en función al cálculo de la energía media, determinando de esta manera la señal principal de estudio misma que se utilizara para el proceso de segmentación.

2. Segmentación

Una vez que se las señales son sometidas al proceso de discriminación, la señal obtenida se somete al proceso de segmentación, en el cual se obtienen los intervalos de tiempo de los campos de acción a las intenciones de movimiento, misma que serán recortadas, para su posterior visualización.

3. Visualización de los 4 canales

Una vez que se aplicó los dos procesos anteriores, se puede observar las señales de cada uno de los canales, en el caso de que tengamos 100 muestras, podemos visualizar la muestra deseada ingresando el número.

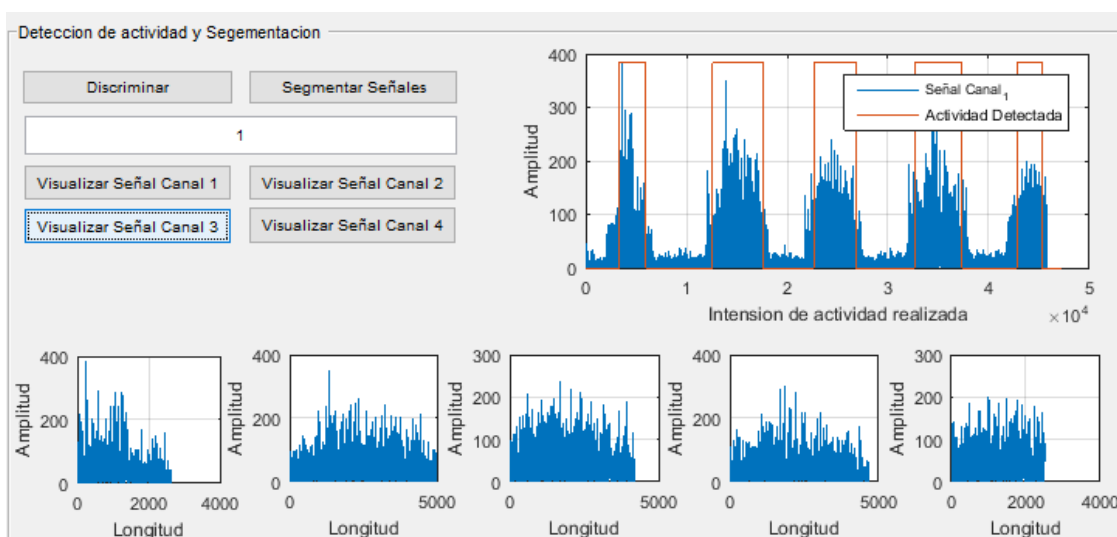


Figura 145. Cuadro de detección de actividad y segmentación de señales EMG (Caracterización de señales EMG)

Tras los procesos antes mencionados, las señales se someten al proceso de caracterización mediante las funciones, ver Figura 146:

- Integral de la señal EMG (IEMG)
- Valor absoluto medio (MAV)
- Raíz Media Cuadrática (RMS)
- Varianza de la señal EMG (VAR)
- Longitud de onda (WL)
- Cambios en el signo de la señal (SSC)
- Amplitud de Wilson (WAMP)
- Simple cuadrado integral (SSI)
- Característica de Energía en el dominio del Tiempo
- Transformada Rápida de Fourier
- Análisis PSD

Características de señales EMG adquiridas					
Característica IEMG	136346	257587	206154	218935	124935
Característica MAV	51.9018	51.5381	49.0843	46.8711	49.934
Característica RMS	70.5749	67.3761	62.3392	61.4415	62.3028
Característica VAR	2287.01	1883.36	1476.9	1578.17	1388.23
Característica WL	47560.7	89093.5	71991.6	78443.3	44041.2
Característica SSC	151	262	215	196	137
Característica WAMP	1177	2276	1899	1992	1217
Característica SSI	1.30846e	2.26886e	1.63219e	1.76333e	9.71185e
Característica Energia	13084.2	22685.2	16319.5	17632.4	9707.32
Característica FFT	51.9018	51.5381	49.0843	46.8711	49.934
Característica PSD	13688.4	24385.9	18498.2	18658.3	9788.19

Figura 146. Datos Característicos de las señales obtenidas (Caracterización de señales)

Ya obtenida las características a los métodos antes mencionados, la parte ultima consiste en la visualización grafica de las mismas en donde se puede visualizar, en comparación de los 4 canales cuál de estos posee mayor actividad, añadiéndose un mensaje en el que se muestra **“Existe una mayor actividad en el canal #”**

Se debe mencionar que, para el uso de la interfaz gráfica, se requiere de una secuencia de procesos ya sea desde el proceso de adquisición y recorte, hasta la visualización y caracterización, no obstante, el proceso de caracterización se lo puede realizar en el análisis de 1 muestra adquirida o a un total de 100 muestras unificadas desde la interfaz misma.

ANEXO D.7. Secuencia de pasos para el uso de la interfaz grafica

Sub panel (Analysis General)

- **Simulink**
 1. Cargar modelo de simulink
 2. Verificar Conexiones de las Tarjetas Olimex EKG-EMG y STM32F4 Discovery
 3. Verificar posiciones de los Electrodo
 4. Iniciar con el proceso de Adquisición (**Seguir ordenes de Comprimir o Relajar a 5 intenciones de movimientos a realizar**).
 5. Ya terminado con el proceso de Adquisición (**Visualizar los 4 canales se la señal adquirida**)
 6. Recortar la señal ingresando el tiempo desde donde se recortará (**Nuevo punto de inicio**)
 7. Guardar la muestras con el nombre (**Test#**), ejemplo Test1, Test2, Test3Test100.

- **Visualización General de Señales EMG**
 1. En el caso de solo analizar una señal adquirida, se visualizará cargando el archivo de la muestra deseada.
 - 1.1. Cargar datos Adquiridos (Seleccionar la muestra a visualizar).
 2. En el caso de querer visualizar el conjunto de 100 muestras, es necesario la unificación ya una vez obtenidas un total de 100 muestras con los nombres mencionados en el paso 7 de Simulink.
 - 2.1. Unificar y Guardar (Se debe ingresar el nombre con el que se guardara el archivo), esta opción unificara la 100 muestras y las guardar con el nombre ingresado automáticamente.

Ya cargadas las señales, estas automáticamente se dirigen al proceso de filtrado y rectificado, no obstante, existe la opción de que, si en el caso de que haya las 100 muestras ingresadas, podemos visualizar cualquier muestra ingresando el número de muestra a observar.

Sub panel (Caracterización de señales)

- **Detección de Actividad y Segmentación**
 1. Discriminación
 2. Segmentar las señales
 3. Visualizar los 4 canales ingresando el número de muestra a observar.

Después de discriminado y segmentado las señales, estas pasan automáticamente al proceso de caracterización, obteniendo los datos a los métodos antes mencionados.

- **Grafica de Características**

En esta opción Podemos visualizar los datos característicos de las señales procesadas dando un click en el botón “Graficar Datos Característicos”, al igual que existe la opción de guardar dichos datos ingresando el nombre con el que se desea guardar.