



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

**CARRERA DE INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y REDES DE
COMUNICACIÓN**

TRABAJO DE GRADO PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE

INGENIERÍA EN ELECTRÓNICA Y REDES DE COMUNICACIÓN

TEMA:

**“RECONOCIMIENTO DE EXPRESIONES FACIALES A TRAVÉS DE UN ANÁLISIS
DE PATRONES DE MOVIMIENTOS MUSCULARES FACIALES POR MEDIO DE
TÉCNICAS DE APRENDIZAJE PROFUNDO”**

AUTORA: SANIPATIN DIAZ PAOLA ARACELY

DIRECTOR: MSC. SUÁREZ ZAMBRANO LUIS EDILBERTO

IBARRA – ECUADOR

2021



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS
AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN A FAVOR DE LA
UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
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 DEL CONTACTO	
Cédula de identidad	1050090131
Apellidos y nombres	Sanipatin Diaz Paola Aracely
Dirección	Ibarra, San Antonio, Calle Alonso Tobar 11-63.
E-mail	pasanipatind@utn.edu.ec
Teléfono móvil	0967310405
DATOS DE LA OBRA	
Título	RECONOCIMIENTO DE EXPRESIONES FACIALES A TRAVÉS DE UN ANÁLISIS DE PATRONES DE MOVIMIENTOS MUSCULARES FACIALES POR MEDIO DE TÉCNICAS DE APRENDIZAJE PROFUNDO.
Autor	Sanipatin Diaz Paola Aracely
Fecha	14/05/2021
Programa	Pregrado
Título	Ingeniera en Electrónica y Redes de Comunicación
Director	Ing. Luis Suárez. MsC.

Firma:

Nombre: Sanipatin Diaz Paola Aracely



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

CONSTANCIAS

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

En la ciudad de Ibarra, a los 27 días del mes de Mayo de 2021

EL AUTOR

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'PAOLA ARACELY SANIPATIN DIAZ', is written over a horizontal line.

Paola Aracely Sanipatin Diaz

CI: 105009013-1



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

CERTIFICACIÓN

MAGISTER LUIS SUÁREZ, DIRECTOR DEL PRESENTE TRABAJO DE TITULACIÓN CERTIFICA:

Que, el presente trabajo de titulación “RECONOCIMIENTO DE EXPRESIONES FACIALES A TRAVÉS DE UN ANÁLISIS DE PATRONES DE MOVIMIENTOS MUSCULARES FACIALES POR MEDIO DE TÉCNICAS DE APRENDIZAJE PROFUNDO”, fue realizado en su totalidad por la Srta. Paola Aracely Sanipatin Diaz, bajo mi supervisión.

Es todo en cuanto puedo certificar en honor a la verdad.

LUIS
EDILBERTO
SUAREZ
ZAMBRANO

Firmado
digitalmente por
LUIS EDILBERTO
SUAREZ ZAMBRANO
Fecha: 2021.05.27
15:35:04 -05'00'

Ing. Luis Suárez MsC.

DIRECTOR

DEDICATORIA

El presente trabajo de titulación de pregrado se lo dedico a las personas más importantes en mi vida:

Principalmente a Dios, nuestro padre celestial por darme la fuerza y la sabiduría y no dejarme claudicar; a mis padres, por cimentar las raíces, darme un buen ejemplo para superar los obstáculos que se presenten en mi vida y brindarme su apoyo incondicional; a mi hermano, por ser un ejemplo a seguir y demostrarme que en la vida se puede lograr todo lo que se proponga con esfuerzo y valentía.

Y a toda mi familia por colaborarme cuando lo he necesitado, por compartir momentos significativos conmigo. Por cada consejo y ejemplo de trabajo duro que me brindan.

Paola Aracely Sanipatin Díaz

AGRADECIMIENTOS

Quiero expresar mis más sinceros agradecimientos a Dios, por darme la oportunidad de emprender el viaje en esta ruta llamada vida, por darme la bendición y la sabiduría para cumplir las metas que me he propuesto.

A mi padre, que es mi ejemplo de constancia y dedicación; a mi madre por ser mi fortaleza e inspiración diaria quienes juntos me motivaron constantemente para alcanzar mis sueños y metas; y mi hermano que con su experiencia supo guiarme cuando se me presentaban dificultades.

A mis docentes, que durante mi carrera universitaria supieron inculcarme la pasión por esta carrera; a mis asesores Ing. Fabian Cuzme MsC., Ing. Luis Suárez MsC y al Ing. Edgar Jaramillo MsC. ya que supieron corregir mis errores y permitirme mejorar en el ámbito académico

Un agradecimiento especial a mi director de tesis el PhD. Paul David Rosero ya que con sus conocimientos supo guiarme y aconsejarme a lo largo del desarrollo de este proyecto.

Finalmente, mi sentida gratitud estimado lector, anhelo que disfrutes leyendo este humilde trabajo y te sirva de pauta para investigaciones futuras.

Paola Aracely Samipatin Díaz

ÍNDICE

IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA.....	II
CONSTANCIA.....	III
CERTIFICACIÓN	IV
DEDICATORIA	V
AGRADECIMIENTOS	VI
ÍNDICE.....	VII
ÍNDICE DE FIGURAS.....	XIII
ÍNDICE DE TABLAS	XVI
ÍNDICE DE ECUACIONES	XVII
RESUMEN	XVIII
ABSTRACT.....	XIX
1. CAPÍTULO I. Antecedentes.....	1
1.1. Tema.....	1
1.2. Problema.....	1
1.3. Objetivos	4
1.3.1. Objetivo General.....	4
1.3.2. Objetivos Específicos.....	4
1.4. Alcance.....	4
1.5. Justificación.....	7
2. CAPÍTULO II. Revisión Bibliográfica.....	10
2.1. Trabajos relacionados.....	10
2.2. Movimientos musculares faciales	12
2.2.1. Introducción	12
2.2.2. Potencial de acción de la unidad motora (<i>PAUM</i>).....	13
2.2.3. Músculos principales	15
2.2.3.1. <i>Frontalis</i>	15
2.2.3.2. <i>Corrugator supercilii</i>	16
2.2.3.3. <i>Procerus</i>	17
2.2.3.4. <i>Orbicularis oculi</i>	18
2.2.3.5. <i>Nasalis</i>	19
2.2.3.6. <i>Levator Labii Superioris</i>	19

2.2.3.7.	<i>Zygomaticus Minor</i>	20
2.2.3.8.	<i>Zygomaticus major</i>	21
2.2.3.9.	<i>Buccinator</i>	22
2.2.3.10.	<i>Levator Anguli Oris</i>	23
2.2.3.11.	<i>Orbicularis Oris</i>	24
2.2.3.12.	<i>Depresor Labii Inferioris</i>	25
2.2.3.13.	<i>Depresor Anguli Oris</i>	26
2.2.4.	Músculos de la expresión facial.....	29
2.2.5.	Ubicación de sensores.....	31
2.3.	Sistemas Embebidos.....	32
2.3.1.	Introducción	32
2.3.2.	Tipos	33
2.3.3.	Aplicaciones.....	33
2.3.4.	Funciones específicas.....	33
2.4.	Sensores.....	34
2.4.1.	Sensores Biomédicos	35
2.4.1.1.	<i>Sensores EMG</i>	35
2.4.1.2.	<i>Estándares para EMG</i>	36
2.4.2.	Calibración de sensores.....	37
2.4.3.	Métricas de valoración de funcionamiento	38
2.4.4.	Interfaces.....	38
2.4.4.1.	<i>Interfaces Hombre-Máquina HMI</i>	39
2.5.	Acondicionamiento y tratamiento de datos	40
2.5.1.	Acondicionamiento de la señal	40
2.5.1.1.	<i>Amplificación</i>	41
2.5.1.2.	<i>Linealización</i>	42
2.5.1.3.	<i>Filtrado</i>	42
2.5.1.4.	<i>Conversión</i>	45
2.5.2.	Tratamiento de datos.....	46
2.5.2.1.	<i>Media</i>	46
2.5.2.2.	<i>Desviación estándar</i>	46
2.5.2.3.	<i>Relación señal a ruido</i>	47

2.5.3.	Aprendizaje automático (Machine Learning)	47
2.5.3.1.	<i>Selección de características</i>	48
2.5.3.2.	<i>Aprendizaje supervisado</i>	48
2.5.3.3.	<i>Aprendizaje no supervisado</i>	49
2.5.3.4.	<i>Aprendizaje por refuerzo</i>	49
2.5.4.	Aprendizaje profundo (Deep Learning).....	49
2.5.4.1.	<i>Red neuronal artificial (ANN)</i>	51
2.5.4.2.	<i>Red neuronal profunda DNN</i>	51
2.5.4.3.	<i>Red neuronal recurrente (RNN)</i>	52
2.5.4.4.	<i>Parámetros del aprendizaje profundo</i>	52
	▪ <i>Optimización del gradiente</i>	53
	▪ <i>Número de capas ocultas</i>	53
2.5.5.	Función de activación de redes neuronales.....	54
3. CAPÍTULO III. Desarrollo del Sistema Electrónico de Reconocimiento de Expresiones		
Faciales		
3.1.	Situación actual	56
3.2.	Metodología	58
3.3.	Introducción al desarrollo del proyecto.....	59
3.3.1.	Propósito	60
3.3.2.	Beneficiarios	60
3.4.	Requerimientos del sistema.....	61
3.4.1.	Requerimientos iniciales del sistema	62
3.4.2.	Requerimientos de arquitectura	63
3.4.3.	Requerimientos de <i>Stakeholders</i>	66
3.5.	Selección de <i>Hardware</i> y <i>Software</i>	67
3.5.1.	Hardware.....	68
3.5.1.1.	<i>Bloque de sensores</i>	68
	▪ <i>Tipos de sensores musculares</i>	69
	▪ <i>Selección del sensor</i>	72
3.5.1.2.	<i>Bloque Acondicionamiento de la señal</i>	73
	▪ <i>Selección del amplificador operacional</i>	73
3.5.1.3.	<i>Bloque de toma de datos</i>	75
	▪ <i>Selección placa de toma de datos</i>	76

3.5.1.4.	<i>Bloque de comunicación</i>	77
▪	<i>Selección del tipo de comunicación</i>	78
3.5.1.5.	<i>Bloque de procesamiento</i>	79
▪	<i>Selección placa del bloque de procesamiento</i>	79
3.5.1.6.	<i>Bloque de alimentación</i>	80
▪	<i>Cálculo de Voltaje</i>	80
▪	<i>Cálculo de Corriente</i>	81
▪	<i>Selección placa del bloque de alimentación</i>	82
3.5.2.	<i>Software</i>	82
3.5.2.1.	<i>Software bloque de procesamiento</i>	83
▪	<i>Selección del software de programación</i>	83
3.5.2.2.	<i>Software bloque de visualización</i>	84
▪	<i>Selección de plataforma de visualización</i>	84
3.6.	<i>Diseño del sistema</i>	86
3.6.1.	<i>Diagrama de bloques del sistema</i>	86
3.6.1.1.	<i>Diagrama de bloques general del sistema</i>	87
3.6.1.2.	<i>Diagrama de flujo de proceso del sistema</i>	89
3.6.2.	<i>Integración del hardware</i>	90
3.6.2.1.	<i>Esquema de conexión del sistema</i>	90
3.6.2.2.	<i>Primera etapa: Bloque de sensores</i>	91
▪	<i>Esquema de conexión circuito sensor MyoWare</i>	91
▪	<i>Placa de circuito impreso del bloque de sensores</i>	92
3.6.2.3.	<i>Segunda etapa: Bloque de acondicionamiento</i>	92
▪	<i>Esquema de conexión circuito Amplificador modo seguidor</i>	93
▪	<i>Placa de circuito impreso del bloque de acondicionamiento</i>	94
3.6.3.	<i>Desarrollo del software</i>	94
3.6.3.1.	<i>Primera etapa: Bloque de toma de datos</i>	95
▪	<i>Diagrama de flujo del bloque de toma de datos</i>	95
▪	<i>Tipos de filtrado digital señales electromiográficas</i>	96
▪	<i>Resultados filtro digital FIR</i>	98
▪	<i>Resultados filtro digital Media móvil exponencial</i>	98
▪	<i>Resultados filtro digital Savitzky-Golay</i>	100

▪	<i>Resultados filtro digital Gaussiano</i>	101
▪	<i>Selección filtro digital</i>	102
3.1.1.1.	<i>Segunda etapa: Bloque de procesamiento</i>	102
▪	<i>Adquisición del conjunto de datos de entrenamiento</i>	103
▪	<i>Preprocesamiento de datos</i>	104
▪	<i>Transformación</i>	106
▪	<i>Minería de datos</i>	106
▪	<i>Interpretación / Evaluación</i>	107
3.6.3.2.	<i>Tercera etapa: Bloque de visualización</i>	108
4.	CAPÍTULO IV. Implementación y Pruebas de Funcionamiento	110
4.1.	Pruebas unitarias de funcionalidad del <i>hardware</i>	110
4.1.1.	Prueba bloque de alimentación	110
4.1.2.	Prueba bloque de sensores	111
4.1.2.1.	<i>Criterio para la ubicación de sensores MyoWare</i>	112
4.1.3.	Prueba bloque de acondicionamiento de la señal	113
4.1.3.1.	<i>Configuración del divisor de voltaje</i>	114
4.1.3.2.	<i>Configuración amplificador modo seguidor</i>	114
4.2.	Pruebas unitarias de funcionalidad del <i>software</i> del sistema	115
4.2.1.	Prueba bloque de toma de datos	115
4.2.2.	Recopilación de datos	116
4.2.2.1.	<i>Tiempo de muestreo</i>	116
▪	<i>Muestreo expresión Felicidad</i>	117
▪	<i>Tiempo de muestreo expresión Tristeza</i>	118
▪	<i>Tiempo de muestreo expresión Sorpresa</i>	118
▪	<i>Tiempo de muestreo expresión Miedo</i>	119
▪	<i>Tiempo de muestreo expresión Asco</i>	120
▪	<i>Tiempo de muestreo expresión Ira</i>	121
4.3.	Implementación del <i>hardware</i> sistema	124
4.3.1.	Construcción del CASE	124
4.3.2.	Bloque de sensores	125
4.3.3.	Bloque de acondicionamiento de la señal	128
4.3.4.	Bloque de toma de datos y procesamiento	131

4.4.	Implementación de software	133
4.4.1.	Bloque de toma de datos	133
4.4.2.	Bloque de procesamiento.....	134
4.4.2.1.	<i>Selección</i>	135
4.4.2.2.	<i>Preprocesamiento</i>	137
4.4.2.3.	<i>Transformación</i>	139
4.4.2.4.	<i>Minería de datos</i>	139
	▪ Análisis datos de entrenamiento	139
	▪ Análisis red neuronal profunda LSTM	142
4.4.3.	Bloque de visualización	146
4.5.	Integración.....	147
4.6.	Validación y métricas de eficiencia del sistema.....	149
4.6.1.	Métricas de eficiencia	149
4.7.	Eficiencia del sistema.....	151
4.7.1.	Matriz de confusión	151
4.8.	Discusión de resultados.....	154
5.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	156
5.1.	Conclusiones	156
5.2.	Recomendaciones.....	160
6.	REFERENCIAS.....	163
7.	GLOSARIO DE TÉRMINOS Y ACRÓNIMOS.....	172
	ANEXOS	174
	ANEXO 1: PROGRAMACIÓN DEL SISTEMA	174
	ANEXO 2: ENCUESTA DE REQUERIMIENTOS Y TABULACIÓN	181
	Tabulación de la información	184
	ANEXO 3: FOTOGRAFÍAS DEL TRABAJO REALIZADO	187
	ANEXO 4: REGISTRO TOMA DE DATOS SENSORES MUSCULARES	190
	ANEXO 5: BASE DE DATOS DE ENTRENAMIENTO	191
	ANEXO 6: HOJA DE ESPECIFICACIONES DEL SENSOR MYOWARE.....	195
	ANEXO 7: HOJA DE ESPECIFICACIONES LM324.....	197
	ANEXO 8: MANUAL DE USUARIO.....	199

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1 Señal electromiográficas con cambios de amplitud en el registro cuando el músculo está en reposo y contracción muscular.....	14
Figura 2 Señal EMG como suma algebraica de estos potenciales de acción.....	14
Figura 3 Vientres del músculo occipitofrontal.....	16
Figura 4 Músculo corrugador superciliar.....	17
Figura 5 Músculo procerus	17
Figura 6 Porciones del musculo Orbicular oculi.....	18
Figura 7 Músculo Nasalis porción transversa de color verde	19
Figura 8 Músculo elevador propio del labio superior	20
Figura 9 Músculo cigomático menor	21
Figura 10 Músculo cigomático mayor	22
Figura 11 Músculo bucinator	22
Figura 12 Músculo elevador del ángulo de la boca	23
Figura 13 Músculo semiorbicular de los labios superior e inferior	24
Figura 14 Músculo depresor del ángulo de la boca	26
Figura 15 Músculo depresor anguli oris.....	26
Figura 16 Músculos de la cabeza y el cuello; vista lateral superficial. pág. 790	27
Figura 17 Método de amplificación de señales.....	41
Figura 18 Amplificador modo seguidor de voltaje	42
Figura 19 Etapas de acondicionamiento de la señal a) Linealidad b) Filtrado	43
Figura 20 Conversión de una señal analógica a digital.....	45
Figura 21 Comparación entre dos técnicas: a) Machine learning tradicional b) Deep learning ...	50
Figura 22 Estructura general de MPL en Deep Learning	51
Figura 23 Estructura general de RNN en Deep Learning	52
Figura 24 Modelo de secuencia lineal en cascada	58
Figura 25 Sensor muscular MyoWare (AT-04-001).....	69
Figura 26 Sensor muscular v3.....	70
Figura 27 Sensor muscular análogo SEN0240	71
Figura 28 Terminales básicos del amplificador operacional LM324N.	75
Figura 29 Arquitectura del Sistema	87
Figura 30 Diagrama de flujo del proceso general del sistema	89
Figura 31 Esquema preliminar de conexión física del sistema.....	90
Figura 32 Circuito esquemático de un sensor MyoWare.....	91
Figura 33 Placa de sensores musculares MyoWare	92
Figura 34 Circuito esquemático Amplificador modo seguidor de tensión	93
Figura 35 Placa de bloque de acondicionamiento de la señal.....	94
Figura 36 Diagrama de bloques de la primera etapa.....	95

Figura 37 Diagrama de flujo del bloque de toma de datos	96
Figura 38 Señal EMG con filtro digital FIR MAV	98
Figura 39 Señal EMG con filtro digital Media móvil exponencial	99
Figura 40 Señal EMG con filtro digital Savitzky-Golay	100
Figura 41 Señal EMG con filtro digital Gaussiano.....	101
Figura 42 Diagrama de bloques de la primera etapa.....	103
Figura 43 Diagrama de flujo, toma de datos.....	104
Figura 44 Proceso de transformación / reducción BDD inicial	106
<i>Figura 45</i> Diagrama de flujo, algoritmo de aprendizaje profundo.....	107
<i>Figura 46</i> Diagrama de flujo, bloque de visualización.....	109
Figura 47 Prueba de medición voltaje	111
Figura 48 Medición sensores MyoWare.....	111
Figura 49 Ubicación de electrodos en una persona	113
Figura 50 Prueba unitaria configuración divisor de voltaje.....	114
Figura 51 Prueba unitaria configuración amplificador modo seguidor	115
Figura 52 Recopilación de información de sensores en bloque de toma de datos.....	116
Figura 53 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Felicidad	117
Figura 54 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Tristeza	118
Figura 55 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Sorpresa	119
Figura 56 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Miedo.....	119
Figura 57 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Asco	120
Figura 58 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Ira.....	121
Figura 59 Adquisición de datos expresión de sorpresa usuario	122
Figura 60 Adquisición de datos expresión de ira usuario	122
Figura 61 Adquisición de datos expresión de felicidad usuario	123
Figura 62 Adquisición de datos expresión de tristeza usuario.....	123
Figura 63 Estructura externa de la plataforma.....	125
Figura 64 Diagrama de conexión placa de sensores	126
Figura 65 Implementación de la placa del bloque de sensores	127
Figura 66 Distribución de sensores en la placa.....	128
Figura 67 Diagrama de conexión placa de acondicionamiento	129
Figura 68 Implementación de la placa del bloque de sensores	130
Figura 69 Placa de acondicionamiento de señal	131
Figura 70 Esquema de conexión placa de procesamiento	132
Figura 71 Implementación placa Arduino Due.....	133
Figura 72 Algoritmo de adquisición de datos sensores musculares por 4 segundos	134
Figura 73 Algoritmo de filtrado digital.....	134
Figura 74 Toma de datos a individuos de 19 a 30 años	136
Figura 75 Toma de datos musculares faciales a individuos.....	138
Figura 76 Análisis estadístico de características.....	140

Figura 77 Series temporales del total de muestras tomadas	141
Figura 78 Importación de librerías y escalado de características	142
Figura 79 División de BDD en secuencias de entrenamiento y prueba.....	143
Figura 80 Arquitectura de red neuronal LSTM	143
Figura 81 Valor óptimo learning rate vs Loss	145
Figura 82 Algoritmo de aprendizaje profundo ANN.....	145
Figura 83 Modelo de pérdida de la red LSTM	146
Figura 84 Interfaz gráfica del sistema.....	147
Figura 85 Integración de los componentes del sistema SIREF.....	148
Figura 86 Logotipo que representa el sistema	148
Figura 87 Matriz de confusión en relación con la etiqueta real y la de predicción	153
Figura 88 Entrevista a expertos en musculos.....	187
Figura 89 Construcción del sistema PIEMEG	188
Figura 90 Integración de componentes en la placa.....	188
Figura 91 Integración placas PCB con soldadura	189
Figura 92 Colocación de electrodos en usuarios.....	189
Figura 93 Expresiones faciales básicas individuo sexo Femenino 19-30 años	190
Figura 94 Expresiones faciales básicas individuo sexo Masculino de 19-30 años.....	190

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Musculatura facial.....	28
Tabla 2. Participación de los músculos faciales durante la expresión de expresiones faciales	29
Tabla 3. Clasificación de sensores por el tipo de variables y por el principio de transducción ...	35
Tabla 4 Parámetros para el registro de señales electromiográficas (EMG).....	36
Tabla 5. Funciones de activación redes neuronales más utilizadas	55
Tabla 6 Definición de acrónimos base al estándar ISO / IEEE 29148:2018	61
Tabla 7 Prioridad de los requerimientos del sistema	62
Tabla 8 Requerimientos iniciales del Sistema	63
Tabla 9 Requerimientos de Arquitectura	64
Tabla 10 Lista de Stakeholders del Sistema	66
Tabla 11 Requerimientos de Stakeholders.....	67
Tabla 12 Especificaciones técnicas sensor MyoWare	69
Tabla 13 Especificaciones técnicas sensor muscular v3.....	70
Tabla 14 Especificaciones técnicas sensor EMG análogo SEN0240	71
Tabla 15 Análisis comparativo de los sensores musculares	72
Tabla 16 Comparativa amplificador de aislamiento	74
Tabla 17 Especificaciones técnicas Amplificador OP LM324N	74
Tabla 18 Comparativa placa de toma de datos	76
Tabla 19 Especificaciones técnicas de la placa Arduino Due.....	77
Tabla 20 Comparativa protocolos de comunicación.....	78
Tabla 21 Comparativa placa de procesamiento	79
Tabla 22 Sumatoria de corrientes del sistema.....	81
Tabla 23 Comparativa bloque de alimentación	82
Tabla 24 Selección software de programación	83
Tabla 25 Selección software de visualización	85
Tabla 26 Resultados filtrado digital FIR y Media móvil de la señal EMG	99
Tabla 27 Resultados filtrado digital Savitzky-Golay de la señal EMG	100
Tabla 28 Resultados filtrado digital Gaussiano de la señal EMG	102
Tabla 29 Estructura BDD inicial más Clase (Tipos de Expresiones Faciales).....	105
Tabla 30 Zonas de mayor contracción muscular facial	112
Tabla 31 Base de datos inicial	136
Tabla 32 Tipificación de expresiones faciales con Clase	137
Tabla 33 Base de datos inicial con clase.....	138
Tabla 34 Descripción de la BDD de entrenamiento	141
Tabla 35 Matriz de confusión de la red neuronal entrenada	152
Tabla 36 Precisión de muestras por clase	152
Tabla 37 Evaluación de resultados de métricas en ambiente controlado	154

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1 Señal EMG en función de PAUM.....	15
Ecuación 2 Filtro digital FIR media móvil	44
Ecuación 3 Filtro Savitzky-Golay en la señal EMG.....	44
Ecuación 4 Filtro Gaussiano	45
Ecuación 5 Formula de la Media o valor promedio de una señal	46
Ecuación 6 Formula de desviación estándar	47
Ecuación 7 Relación señal a ruido y coeficiente de variación.....	47
Ecuación 8 Salida de la función de activación.....	54
Ecuación 9 Sumatoria de corrientes.....	81
Ecuación 10 Actualizador del Learning Rate	144
Ecuación 11 Rendimiento del sistema	149
Ecuación 12 Fórmula de tasa de error del sistema.....	150
Ecuación 13 Fórmula de la sensibilidad del sistema	151

RESUMEN

El presente proyecto consiste en el desarrollo de SIREF, el cual es un sistema electrónico para el reconocimiento de expresiones faciales a través de un análisis de patrones de movimientos musculares por medio de técnicas de aprendizaje profundo (DL), el objetivo principal es reconocer seis emociones básicas en personas con limitada movilidad, por medio de una aplicación en tiempo real que valide el funcionamiento.

El sistema está conformado por tres sensores musculares *MyoWare* de electromiografía (EMG) que miden la actividad eléctrica filtrada y rectificadora de un músculo. En tal sentido, SIREF consta de una interfaz hombre máquina (HMI), a través de la cual se muestra el tipo de expresión facial detectada y los valores en porcentaje de contracción musculares que reciben el rostro.

En cuanto al diseño del dispositivo se emplea *hardware* y *software* libre, así como para el correcto ciclo de vida de desarrollo de SIREF basado en el “*Modelo en Cascada*”, donde, se divide cada uno de los procesos en sucesivas fases del proyecto, como el análisis, diseño e implementación del sistema.

Para finalizar, el funcionamiento y validación del sistema está enfocado en el capítulo IV del documento a través de diferentes pruebas realizadas al sistema, a fin de lograr que la calidad y efectividad de SIREF sea lo mejor posible.

ABSTRACT

The present project consist in the development of SIREF, which is an electronic system of facial expression recognition through an analysis of muscle movement patterns through deep learning (DL) algorithms. The purpose of this system is the detection of six different types of expressions facials for persons with reduced mobility through real-time application to validate the functioning.

The system consist of three Myoware muscle sensors of electromyography (EMG) that measure the filtered and rectified electrical activity of a muscle. In this regard, SIREF consists of human machine interface (HMI), through which detected type of expresión and the values in percentages of pressure received by the face.

In regards to design of the device, use of hardware and free software, as well as the correct life cycle of SIREF development is based on the waterfall model, where it divide in the successive stages for the project as analysis, desing and implementation of the system.

To finish, the functionality and validation of the system is engaged in the fourth chapter of this document through test performed on the system, to achieve quality and effectiveness of SIREF to be th best possible.

1. CAPÍTULO I. Antecedentes

El capítulo de antecedentes busca dar una breve introducción al lector debido a que le permite conocer las razones que impulsaron al desarrollo de este proyecto. A continuación, se presenta la problemática, el objetivo general, así como objetivos específicos planteados, el alcance y la justificación que fundamenta el proyecto.

1.1. Tema

Reconocimiento de expresiones faciales a través de un análisis de patrones de movimientos musculares faciales por medio de técnicas de aprendizaje profundo.

1.2. Problema

Desde hace años el cuerpo humano se ha convertido en un tema importante para la exploración científica, debido a la cantidad de movimientos, funcionalidades que se producen de cada parte que lo compone. Dado que los sentidos son la puerta de entrada al mundo. Ser capaz de reconocer expresiones faciales que muestran las personas en diversas situaciones y analizarlas es una función que tiene mucha utilidad en el diseño de interfaces persona-computador (Cebrián C., 2015). Por lo tanto, aprender a utilizar la información proporcionada por los sentidos de manera conjunta y efectiva, ayudará a integrar los aportes recibidos de distintas partes de su cuerpo, por ende, la necesidad de nuevas formas de interacción se hace evidente para aquellas personas que, por determinadas razones presentan limitada movilidad (Cai et al., 2018). Por lo tanto, tiene

impacto en la calidad de vida de las personas. En este contexto cobran importancia las interfaces hombre-máquina como alternativa (Morán G., 2015).

Actualmente, con el aumento del poder computacional y la robotización; la interacción inteligente humano-máquina ha despertado interés en la sociedad, dada la habilidad de procesar datos mediante biosensores en áreas de estudio como el procesamiento de señales, la inteligencia artificial, la física y la neurobiología. La robótica se ha ocupado más de la interacción con las cosas que con las personas, de tal manera que, el diseñar un robot con reconocimiento de emociones faciales implica un gran desafío, debe ser robusto en sus componentes electromecánicos para alojar programas de reconocimiento o aprendizaje, y tener capacidades similares a las del cerebro humano. Dada la complejidad, el dinamismo de los ambientes en los que circulan y el coste elevado en cuanto a visión artificial con algoritmos que detectan rasgos faciales son factores limitantes en cuanto a su desarrollo (Guzmán, 2018). No obstante, frecuentemente los sistemas de datos y de reconocimiento de patrones están afectados por mediciones erróneas, distorsión de la información, incorrecto volumen de muestras o una inapropiada metodología de registro (Daza-Santacoloma et al., 2009). Además, la dificultad del desarrollo de procesos matemáticos robustos en sistemas embebidos implica un reto dada sus limitaciones en cuanto a métricas de diseño que son una medida de características de implementación como: costo, tamaño y consumo de energía para lograr un buen desempeño para procesar datos en tiempo real y un valor de precisión alto lo que implica un alto coste computacional (Vega, 2010).

Gracias a que las señales electromiográficas (EMG) o también conocidas como mioeléctricas son señales eléctricas que se producen en los músculos cuando se contraen o relajan, pueden ser generadas de manera voluntaria por las personas, y se requiere un número reducido de sensores y canales para adquirirlas representa una buena opción para ser utilizadas (Muñoz B. et

al., 2013). El desarrollo de dispositivos que hacen uso de las señales biológicas producidas por los músculos del cuerpo permite crear interfaces mioeléctricas para el uso diario, ya sea para facilitar la vida diaria o para usos de recreación y entretenimiento, pues su uso ya no solo se centra en aplicaciones terapéuticas y de rehabilitación (Qi Yang et al., 2010). Debido a que obtiene información de las respuestas naturales del cuerpo, permitiendo así, la opción de crear sistemas interactivos que puedan identificar respuestas emocionales de los usuarios, fomentando un mayor nivel de interacción y aprendizaje a partir de la retroalimentación en la interacción humano – computadora (R. Aguiñaga et al., 2013). Esto es posible, tomando en cuenta técnicas de aprendizaje profundo por medio de redes neuronales cuya función es encontrar patrones entre datos de entrada que expliquen lo mejor posible la relación que existe entre la información proporcionada y el concepto abstracto que representan, de esta forma es posible crear un modelo que generalice lo aprendido, para que, ante datos que desconoce el concepto, encontrarlo (Kelati et al., 2019). De tal manera, se ve la necesidad de invertir en tecnología e investigación, en un sistema embebido que determine la expresión facial en personas con limitada movilidad con una aplicación que utilice biosensores pero que pueda aprovechar la tecnología moderna que ofrece el hardware y software libre, permitiendo que sea una aplicación en tiempo real con el objetivo de validar el funcionamiento y dotar a un ordenador con la habilidad de reconocer, interpretar y procesar las emociones humanas y a su vez generar una nueva forma de interacción hombre-máquina en la que el usuario pueda interactuar con la computadora de manera sencilla e intuitiva. Considerando que la detección automática de emociones en el usuario se ha convertido en una parte indispensable de las interfaces hombre-máquina avanzadas a partir del movimiento de músculos faciales.

1.3. Objetivos

1.3.1. Objetivo General

Desarrollar un sistema electrónico de reconocimiento de expresiones faciales basado en técnicas de aprendizaje profundo que permita determinar seis emociones básicas en personas con limitada movilidad por medio de una aplicación en tiempo real que valide el funcionamiento.

1.3.2. Objetivos Específicos

- Determinar bases teóricas correspondientes al sistema para definir los requerimientos (*software, hardware*) que permitan el desarrollo de la aplicación determinando la correcta posición de sensores a utilizar y diseño.
- Realizar un esquema de adquisición de datos adecuado que permita encontrar patrones adecuados para el reconocimiento de expresiones faciales.
- Realizar un proceso de filtrado de datos y aprendizaje profundo para la clasificación de expresiones faciales
- Comprobar el funcionamiento de la aplicación a través de pruebas de reconocimiento de expresiones faciales.

1.4. Alcance

Conseguir comprender la expresión facial de una persona a través del análisis de patrones de expresiones faciales puede proporcionar información muy valiosa para los sistemas de percepción afectiva. La expresión facial refleja no solo emociones, sino también sirve para enviar señales fisiológicas, de interacción social y de actividades mentales.

Este trabajo presenta el desarrollo de un sistema de reconocimiento de expresiones para personas con limitada movilidad que junto con una aplicación tiene como objetivo el identificar patrones de los músculos faciales para así determinar la emoción mediante la creación de una interfaz hombre-máquina. Esta interfaz evaluará en base a un procesamiento de señales EMG adquiridas en tiempo real del potencial eléctrico de los músculos faciales mediante 3 biosensores, para que el aprendizaje automático del sistema mediante redes neuronales en Python pueda determinar dicha expresión.

Se utilizará el modelo en cascada como metodología, para el correcto desarrollo del software y hardware del sistema, donde, se divide cada uno de los procesos de desarrollo en sucesivas fases de proyecto, como el análisis: planificación, análisis y especificación de los requisitos; diseño y especificación del sistema; implementación: programación y pruebas unitarias y la verificación del sistema.

En relación con la toma de señales faciales del usuario se optará por una aproximación no invasiva, como lo es la adquisición de señales EMG superficiales que consistirá en la aplicación de pequeños electrodos de bajo voltaje en el territorio muscular facial, sobre todo el músculo superciliar y el músculo cigomático o músculo de la sonrisa.

Para el bloque de toma de datos, provenientes del acondicionamiento de la señal, se optará por el sistema Arduino ya que, los fabricantes brindan amplias posibilidades de diseño, tanto para la adquisición como para el tratamiento de la señal, mediante lecturas analógicas de los sensores a través de los pines analógicos que posee Arduino Mega y se enviarán al bloque de procesamiento de forma serial.

En el módulo de procesamiento de señales, que es la etapa encargada del tratamiento y procesamiento de la señal digital mediante algoritmos computacionales, mediante el proceso KDD permite identificar patrones válidos, útiles y comprensibles a partir de un conjunto de datos grandes y complejos. En este proyecto, para obtener la base de datos inicial, se recopilará información de las lecturas obtenidas en el bloque de toma de datos. Se diseña un algoritmo capaz de obtener y almacenar dicha información, que proceden de sensores que miden respuestas eléctricas de músculos faciales. Por lo que, para hacer tratamiento e identificar características en tiempo real, se requiere filtrado digital de una señal de tiempo usando una respuesta de impulso infinita (IIR) o respuesta de impulso finito (FIR). Combinando filtros adaptativos capaces de reconocimiento de patrones se evitará alterar el contenido de la señal EMG adquirida, además de que se puede eliminar ruidos que pueden pasar a través de los filtros convencionales que fallan a niveles bajos de amplitud de las EMG. En la fase de transformación, mediante el lenguaje de programación R dedicado a la computación estadística y gráficos, se pretende procesar de forma adecuada la información de la base de datos obtenida en el preprocesamiento, con el objetivo de que el algoritmo de aprendizaje pueda extraer el máximo conocimiento, dejando solo aquella información realmente útil.

Como el sistema se emplea en una interfaz HCI, inicialmente, con la base de datos reducida se ejecutará una fase de entrenamiento en el algoritmo de técnicas de aprendizaje profundo, las redes neuronales en la que se le indica al sistema de manera supervisada la forma en la cual debe clasificar las señales generadas por el usuario para diferentes estados deseados; posteriormente, la fase de operación, el sistema ya entrenado desarrolla la clasificación de las señales en tiempo real de las 6 expresiones faciales básicas.

Con la finalidad de determinar la mejor herramienta para el desarrollo de la interfaz, se realizará un estudio acerca de diferentes tipos de software y que de esta manera se pueda realizar una interfaz amigable con el usuario, de forma que, para iniciar el reconocimiento el administrador deba ejecutar la aplicación en el ordenador. Para la implementación, es importante reconocer las formas en que la tecnología puede ayudar a las personas a tener control de sus vidas. De tal manera, resulta imprescindible el realizar una interfaz que represente la emoción/expresión detectada para validar el proceso realizado. Posteriormente se procede a corregir las falencias que el sistema pueda tener, para mejorar la precisión.

1.5. Justificación

El reconocer emociones a partir de las expresiones faciales es actualmente una de las áreas con más rápido crecimiento con aplicaciones en: estudios comportamentales, estudios en salud mental, procesos cognitivos y sistemas de interacción hombre máquina (Alvarez, 2009). De forma que, la inteligencia artificial ha tenido una implicación cada vez mayor en cualquier ámbito de la vida del ser humano, es la que hace posible que las tecnologías se adapten a las necesidades del ser humano. Dado que utilizar técnicas de aprendizaje que permiten a la máquina identificar dichas expresiones faciales. En inteligencia artificial, el reconocimiento de expresiones faciales, permite mejorar el comportamiento de robots mediante fases de aprendizaje ante interacciones con humanos, argumentando que hace que las máquinas sean aún más inteligentes (Yadira et al., 2017).

Cuando el ser humano intenta comunicarse con otras personas un porcentaje muy alto es representado por la comunicación no verbal. Mehrabian demostró que, en la comunicación emocional, el 55% del mensaje se transmite por expresión facial, mientras que solo el 7% por lenguaje lingüístico y el 38% por entonación (Hai et al., 2015). Por lo tanto, saber reconocerlos e

interpretarlos es un aspecto clave de la evolución humana (Ebner et al., 2012). En este contexto, el objetivo es hacer la tecnología más inclusiva, así como mejorar la vida de todo tipo de personas y más aún en quienes padecen de limitada movilidad. En el Ecuador, según las estadísticas del Consejo Nacional para la Igualdad de Discapacidades existen 485.325 personas con discapacidad de las cuales 13.520 corresponden a la provincia de Imbabura siendo el 40% discapacidad física (CONADIS, 2020). De acuerdo con los datos, ayudar a las personas con limitada movilidad a recuperar parte de ella, es hoy factible gracias a la integración de inteligencia artificial (IA) y el reconocimiento de expresiones faciales.

Hay múltiples alternativas para la creación de interfaces hombre-máquina mediante el uso de métodos no invasivos que proporcionan una forma de realizar mediciones en la actividad facial limitando las molestias sobre el usuario (Morán G., 2015). Como por ejemplo, el análisis de vídeo o imágenes, para detectar expresiones en el rostro pero limitan la capacidad de transmisión debido al uso de imágenes estáticas, cambios en las expresiones faciales como contracciones constantes de ciertas áreas musculares del rostro, lo que dificulta el análisis de consecución dinámica del rostro al expresar un estímulo (Martín de Diego et al., 2006).

Por lo tanto, el registro de señales electromiográficas (EMG) mediante biosensores es una alternativa para realizar el reconocimiento de expresiones de forma más acertada, puesto que, una interfaz de este tipo permitiría al usuario controlar sistemas informáticos y/o electrónicos, por medio de la contracción de determinados músculos y con un coste computacional menor (Diaz R., 2018). El propósito del proyecto es la interacción del usuario con el sistema, gracias al incremento en la capacidad de procesamiento que han experimentado los equipos informáticos han permitido que este tipo de formas de interacción, en este caso, sean analizables en tiempo real (Morán G., 2015).

La funcionalidad del dispositivo constituye un aporte al reconocimiento automático de expresiones faciales usando como técnica de aprendizaje de máquina las redes neuronales, con ellas lo que se pretende es clasificar emociones (felicidad, enfado, asco, miedo, sorpresa, tristeza) en base a señales electromiográficas de los músculos faciales en personas con limitada movilidad con el fin de incrementar su independencia y mejorar o facilitar su calidad de vida. El usar este tipo de técnicas es la similitud que tiene con el funcionamiento del cerebro, en el que señales sensoriales se propagan a través de una compleja red jerárquica, lo que contribuye a incorporarlo en inteligencia artificial.

2. CAPÍTULO II. Revisión Bibliográfica

En el presente capítulo se presenta la recopilación bibliográfica de la investigación realizada para el desarrollo de este proyecto. Se da a conocer un breve resumen acerca de trabajos relacionados incluyendo los resultados obtenidos en cuanto a ventajas y desventajas. Además, se mencionan los conceptos relacionados con el estudio de expresiones faciales, desde conceptos generales, como su anatomía, inserción, función, músculos principales involucrados en expresiones faciales, ubicación de sensores hasta pilares fundamentales de inteligencia artificial los cuales son el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo, haciendo un especial enfoque en el empleo de redes neuronales (NN y LSTM) además del conjunto de datos usados en la fase de entrenamiento que sirven de sustento teórico y práctico para el desarrollo del proyecto.

2.1. Trabajos relacionados

Se han realizado varios estudios que brindan pautas fundamentales y aportes significativos al desarrollo del presente, tal es el caso de (Ang et al., 2004) que describe el desarrollo de un sistema electrónico basado en 3 señales electromiográficas (EMG) de los músculos faciales con las que se reconoce expresiones faciales básicas (feliz, enojado y triste). Usando un clasificador de distancia mínima, las tasas de reconocimiento excedieron la precisión del objetivo (85%) alcanzando 94.44% para los sujetos masculinos y femeninos. El proyecto brinda información sobre patrones de actividad física al expresar una emoción, con esto es posible tener información de los músculos faciales más evidentes en términos de contracción para reconocer las emociones deseadas por medio de algoritmos de clasificación vectorial (SVM) (Ang et al., 2004).

Otro de los proyectos analizados es el caso de (Canento et al., 2011) que describe el diseño de un marco experimental de configuración para el reconocimiento de emociones basado en la

adquisición de datos etiquetados multimodales: electromiografía (EMG); Electrocardiografía (ECG); Actividad electrotérmica (EDA); Pulso de volumen de sangre (BVP); Temperatura periférica (SKT); y Respiración (RESP). Los mismos que son evaluados para distinguir entre emociones positivas, negativas y neutras mediante el empleo del clasificador k-NN, el mismo que obtuvo resultados con tasas de reconocimiento del 81% considerado como un valor aceptable (Canento et al., 2011).

Monitorear en tiempo real la actividad de músculos faciales puede ser utilizado para aplicaciones de diagnóstico no invasivas, como es el caso de (Jiang et al., 2016) que describe el desarrollo de un sistema de monitoreo remoto de expresiones faciales con señal EMG basado en IoT de cuatro canales para el reconocimiento de cuatro expresiones faciales: neutra, sonrisa, ceño fruncido y nariz arrugada a través de un clasificador gaussiano multivariado entrenado. Con una precisión de clasificación del 82,4%. Este método no es tan efectivo dada las tendencias actuales como es la aplicación de técnicas de inteligencia artificial (Jiang et al., 2016).

Un estudio en base a la implementación de estímulos en la Actividad EMG facial mejorada en respuesta a expresiones faciales dinámicas mediante videoclips fue desarrollado por (Sato et al., 2008), el cual analizó registros EMG para el músculo corrugador superciliar, músculos cigomáticos mayores y un electrodo de referencia. Obteniendo mayor actividad EMG en expresiones de enojo y para expresiones faciales felices reacciones EMG más fuertes. Sin embargo, los resultados no fueron claros dado el dinamismo de los estímulos (Sato et al., 2008).

Ya que la piel del rostro tiene la textura de un órgano de grano fino, que se contrae y relaja con la actividad de los músculos faciales. Las acciones de los músculos faciales permiten reconocer expresiones, utilizando directamente señales sEMG para percibir la actividad de cada músculo, bioinformación extraída de parches de electrodos, con características más estables que no

cambiarán bajo diferentes factores ambientales como lo desarrolló (Kelati et al., 2019) mediante el empleo de aprendizaje automático para la caracterización de rasgos faciales SEMG, obteniendo resultados del 99%; y el Sistema de aprendizaje automático para reconocer las actividades musculares involucradas en las expresiones faciales capturadas por un electromiograma de superficie multicanal, tal es el caso de (Cai et al., 2018). Así como (Ruiz, 2016) que describe el desarrollo de un Mouse para personas con discapacidad controlado por medio de gestos. Sin embargo, la desventaja de utilizar esta técnica proviene de que un mismo músculo puede estar involucrado en diferentes expresiones.

La diferencia con estos trabajos es que se lo realizará por medio de señales EMG y técnicas de aprendizaje profundo(Deep learning) lo que brinda mayor inteligencia a la máquina en comparación con técnicas que emplean imágenes como el Modelo de reconocimiento continuo de expresiones faciales basado en el método de aprendizaje profundo (Sak et al., 2019).

2.2. Movimientos musculares faciales

Los músculos faciales están asociados a movimientos de diferentes volúmenes o regiones de la cara que conllevan a la representación de expresiones faciales. Para comprender más a fondo el campo de estudio de los movimientos musculares faciales a continuación se detallan conceptos básicos de los músculos faciales principales, su forma, trayecto, inserción y función en el rostro humano.

2.2.1. Introducción

Un estudio desde el punto de vista anatómico para tratar de catalogar expresiones en función de los movimientos musculares del rostro es el llevado a cabo por Paul Ekman, creador

del Sistema de codificación facial (FACS). Este sistema utiliza *Action Units* (AU) que son movimientos de un músculo o músculos que producen un cambio en el rostro (Ekman et al., 1999).

Ekman (1978), plantea la existencia de seis emociones básicas universales: rabia, asco, miedo, felicidad, tristeza y sorpresa. Cada una de estas tiene un patrón de respuesta fisiológico específico.

Los músculos de la mímica son los responsables de las expresiones de la cara y gesticulación, producen los cambios rápidos en el aspecto facial que ocurren en respuesta a las alteraciones en humor y emociones; desempeñan un papel muy importante en la comunicación no verbal. Se localizan bajo el tejido subcutáneo de la parte anterior y posterior del cuero cabelludo, la cara y el cuello. Desplazan la piel y también actúan como esfínteres y dilatadores de los orificios faciales (Carrasco, 2018).

2.2.2. Potencial de acción de la unidad motora (PAUM)

Una unidad motora se define como un motor neurona y todas las fibras musculares que inerva, de manera que cuando se activa, el impulso llamado potencial de acción se desplaza de la neurona motora hacia el músculo. Después de que el potencial de acción se transmite a través de la unión neuromuscular (área donde el nervio hace contacto con el músculo), se obtiene un potencial en todas las fibras musculares inervadas por la unidad motora particular a fin de mantener la contracción muscular (Figura 1). Se encuentra representado por $u_i(t)$ donde t son los intervalos entre pulsos, es decir, el tiempo entre el potencial de acción de la unidad motora adyacentes (Darak & Hambarde, 2015).

La suma de todo esta actividad eléctrica se conoce como un potencial de acción en la unidad motora (PAUM). En electromiografía superficial debido a que múltiples fibras musculares están

inervadas por una sola motoneurona, la suma algebraica de estos potenciales de acción se considera la señal que normalmente se evalúa durante un EMG proveniente del conjunto de fibras musculares que constituyen un músculo en específico.

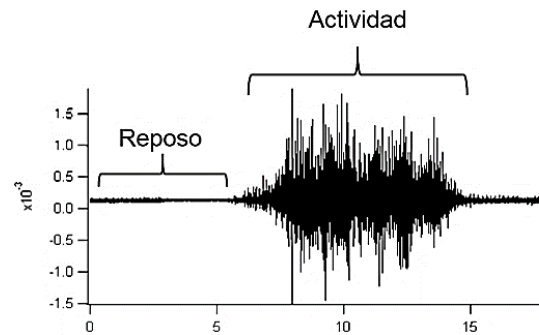


Figura 1 Señal electromiográfica con cambios de amplitud en el registro cuando el músculo está en reposo y contracción muscular

Fuente: Adaptado de (Guzmán-Muñoz & Méndez-Rebolledo, 2018)

La señal EMG $m(t, F)$ con una fuerza F generada por los músculos, puede sintetizarse sumando PAUM de tal forma que puede expresarse como la Ecuación 1 y en la Figura 2 en la que se muestra la suma de potenciales de acción de fibras musculares.

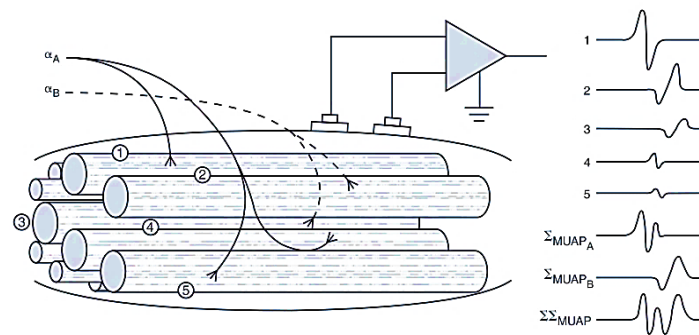


Figura 2 Señal EMG como suma algebraica de estos potenciales de acción

Fuente: Adaptado de (Kamen & Gabriel., 2010)

$$m(t, F) = \sum_{i=1}^p u_i(t, F)$$

Ecuación 1 Señal EMG en función de PAUM

Fuente: Adaptado de (Darak & Hambarde, 2015)

2.2.3. Músculos principales

La musculatura facial son todos derivados embriológicos del segundo arco faríngeo, por lo que están inervados por el nervio del segundo arco (par craneal) conocido como nervio facial (Bentsianov & Blitzer, 2004). Se insertan en la piel y son muy pequeños (véase Tabla 1). Es importante tener en cuenta la profundidad relativamente superficial de estos músculos, que se encuentran inmediatamente debajo de la piel y dermis dentro de la grasa subcutánea, puede variar en espesor de un sitio a otro en el rostro y entre personas.

Músculos faciales superiores: Los músculos faciales juegan un papel importante en la expresión de sentimientos y pensamientos elevando o deprimiendo las cejas que corresponden a los músculos faciales superiores. Ubicados en la parte superior del rostro humano alrededor de los ojos, entre los cuales se encuentra el *frontalis*, *corrugator supercilii*, *procerus* y *orbicularis oculi* (Marur et al., 2014).

2.2.3.1. *Frontalis*

Este músculo no tiene inserciones óseas, ya que sus fibras surgen del músculo occipito frontalis del cuero cabelludo y aponeurosis y terminan en la piel y el tejido dérmico de la frente anterior y la frente.

- **Forma y Trayecto:** El músculo corre en una dirección vertical, y como tal, la contracción resultará en rígidos horizontales de la frente por encima del nivel de la frente Figura 3.
- **Inserciones:** Se origina en el borde anterior de la aponeurosis epicraneal y se insertan en el tejido subcutáneo de las cejas y frente. En las cejas, las fibras musculares cruzan los fascículos de los músculos orbicular del ojo y corrugador de la ceja y entre las cejas, se entrecruzan las fibras con las del músculo prócer.
- **Función:** Desplaza hacia delante el cuero cabelludo. Si actúan de forma simultánea elevan las cejas formando arrugas transversales en la frente, lo que otorga al rostro una expresión de sorpresa.

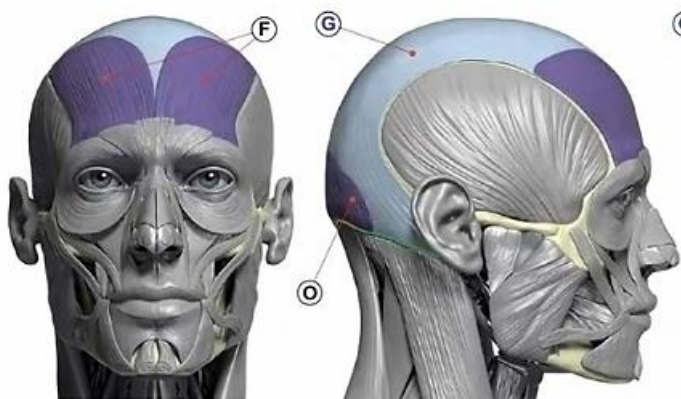


Figura 3 Vientres del músculo occipitofrontal

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

2.2.3.2. *Corrugator supercilii*

Este músculo se adhiere al medialmente borde orbital y se inserta con el frontal en la piel lateralmente. La contracción produce verritidos ticales conocidos como "líneas de expresión" en la glabella y frente media inferior (Bentsianov & Blitzer, 2004).

- **Forma y Trayecto:** Es plano y delgado, se extiende a lo largo de la porción medial del arco superciliar, desde el extremo medial de este arco hasta la piel de la ceja.

- **Inserciones:** Se origina en el periostio de la porción nasal del hueso frontal y asciende en dirección lateral para insertarse a nivel cutáneo en la región del tercio medio de la ceja, ubicándose bajo el orbicular de los ojos y del propio músculo frontal como se muestra en la Figura 4.
- **Función:** Su contracción lleva la ceja hacia abajo y en dirección medial, creando pliegues verticales o arrugas en la frente y por encima de ambas cejas.



Figura 4 Músculo corrugador superciliar

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

2.2.3.3. Procerus

El músculo procerus arrastra hacia abajo el medial ceja uniéndose a la aponeurosis facial superpuesta los huesos nasales y se inserta en la piel de la ceja y frente inferior. La contracción de este músculo produce arrugas horizontales sobre el dorso nasal, o "Líneas glabellares", véase en la Figura 5.



Figura 5 Músculo procerus

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

2.2.3.4. *Orbicularis oculi*

Este es un músculo ancho y plano que rodea la fisura palpebral de cada órbita a modo de un esfínter circular y se extiende por cada uno de los párpados. Está formado por una porción palpebral y una porción orbitaria véase en la Figura 6.

- Forma y Trayecto: Es un músculo ancho, aplanado y delgado, cuyas fibras concéntricas se disponen alrededor de la hendidura palpebral.
- Inserciones: Porción Palpebral, rodea los conductos excretores de las glándulas de Meibomio y los folículos pilosos de las pestañas. Porción Orbitaria, rodean en círculo cada órbita. Se origina en la apófisis nasal del hueso frontal, ligamento palpebral medial y apófisis frontal del maxilar.
- Función: Actúa como esfínter para cerrar los ojos y dilata el saco lagrimal, favoreciendo el flujo de las lágrimas. Contribuyen a la posición de las cejas (Bentsianov & Blitzer, 2004).



Figura 6 Porciones del musculo Orbicular oculi

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

Músculos faciales medios: La mayoría de los músculos miméticos se originan en esta región. Convergen junto con los músculos de la cara inferior principalmente al modiollo, situado justo lateral a la comisura externa de la boca (Marur et al., 2014). En la parte posterior se especifica

los músculos de la mitad de la cara como el Nasalis, Orbicularis oris, Levator Labii Superioris, Zygomaticus Minor y mayor, Buccinator, Levator Anguli Oris.

2.2.3.5. *Nasalis*

Este músculo surge del maxilar y envía fibras sobre el dorso nasal para desusarse en la línea media en una aponeurosis en el puente de la nariz, véase en la Figura 7.

- Forma y Trayecto: De forma triangular, aplanada y delgada. Este músculo se extiende transversalmente sobre la parte media de la nariz hasta la fosa canina.
- Inserciones: Se origina en la eminencia canina, alcanza el dorso de la nariz y se inserta en la aponeurosis sobre el puente de la nariz que une los músculos nasales.
- Función: La contracción de la porción transversa del músculo nasal comprime las narinas.

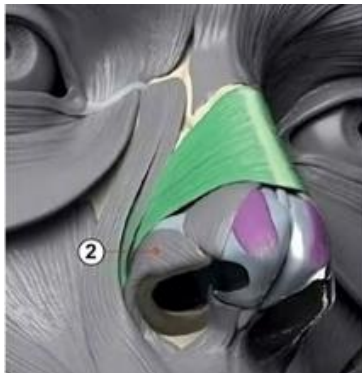


Figura 7 Músculo Nasalis porción transversa de color verde

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

2.2.3.6. *Levator Labii Superioris*

Este músculo surge de la infección margen orbitario rior y se inserta en el músculo del labio superior deslizamiento cular, lateral al elevador labii superioris alaeque nasi.

- Forma y Trayecto: Forma rectangular en el 83% y trapezoidal en el 7%. De forma aplanada, delgada y amplia; recubierto por el músculo elevador del labio superior y del ala de la nariz.
- Inserciones: Se origina en el borde infraorbitario del maxilar y en el hueso cigomático por encima del agujero infraorbitario y sus fibras se dirigen en dirección inferior y medial, mezclándose con el músculo orbicular de la boca.
- Función: Se encarga de elevar el labio superior y también profundiza el surco nasolabial durante la expresión de tristeza, véase en la Figura 8.



Figura 8 Músculo elevador propio del labio superior

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

2.2.3.7. *Zygomaticus Minor*

El cigomático menor surge de la superficie lateral del cigoma. Este músculo también contribuye al pliegue nasolabial, ya que la contracción de las fibras que se interdigitan con la piel profundizan este pliegue con el tiempo.

- Forma y Trayecto: músculo de forma delgada, estrecha y alargada.

- Inserciones: Se origina en la porción anterior de la superficie lateral del hueso cigomático, cerca de la sutura cigomático maxilar y se inserta en la piel del labio superior y en el ángulo de la boca, como se muestra en la Figura 9.
- Función: Tracciona hacia arriba y eleva el labio superior al mostrarse contento o a deprimir el surco nasolabial, al mostrar tristeza.



Figura 9 Músculo cigomático menor

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

2.2.3.8. *Zygomaticus major*

Este músculo va desde el hueso cigomático al modiollo, mezclándose con el orbicular oris. La contracción dibuja el ángulo de la boca hacia arriba, como en reír.

- Forma y Trayecto: músculo superficial, aplanado y acintado.
- Inserciones: Se origina en la porción posterior de la superficie lateral del hueso cigomático en dirección al músculo cigomático menor y se inserta en la piel del ángulo de la boca alrededor de la región modiolar, las fibras musculares se entrelazan con el buccinador, el músculo elevador del ángulo de la boca y el músculo orbicular de la boca, como se muestra en la Figura 10 (Jiang et al., 2016).

- **Función:** Proporciona la tracción sincronizada de la región anterior del buccinador con la mucosa bucal oportuna hacia fuera y hacia arriba para crear una sonrisa.



Figura 10 Músculo cigomático mayor

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

2.2.3.9. Buccinador

El buccinador forma el borde lateral de la cavidad bucal entre la cresta alveolar del maxilar y mandíbula. Se origina en la rampa estilomandibular y se inserta en el cabestrillo Orbicularis. Este músculo ayuda en el control del bolo en la masticación y en la fase oral de tragar, véase en la Figura 11.



Figura 11 Músculo buccinator

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

2.2.3.10. *Levator Anguli Oris*

Este músculo surge de la fosa canino e inserciones en el deslizamiento en la comisura lateral muscular, conocido como modiolos. y funcionan actuando como un andamio para que los músculos tiren en el Levator Anguli oris también ayuda a sonreír.

- Forma y Trayecto: tiene forma cuadrangular, es aplanado y se extiende desde la fosa canina hasta el labio superior.
- Inserciones: Posee una situación más profunda y se encuentra cubierto por los otros dos músculos elevadores y por los músculos cigomáticos. Se origina en la fosa canina debajo del foramen infraorbitario, como se muestra en la Figura 12.
- Función: Se encarga de elevar la comisura de la boca y puede contribuir a profundizar el surco existente entre la nariz y el ángulo de la boca durante la expresión de tristeza. En contracción enérgica y combinada con otros músculos sobre el labio superior, expone al canino, dando un aspecto de ira o amenazante.

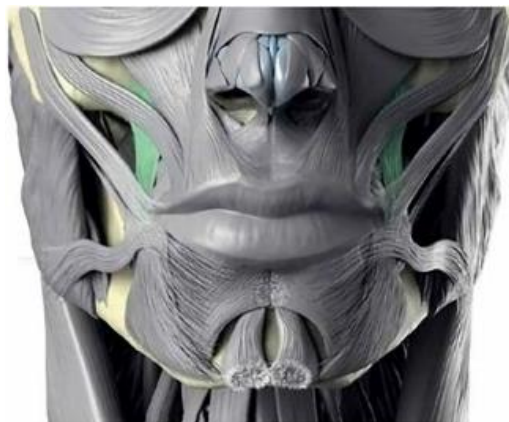


Figura 12 Músculo elevador del ángulo de la boca

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

2.2.3.11. *Orbicularis Oris*

El Orbicularis oris puede jugar un papel importante y ocasionalmente culto para predecir el papel en funciones esenciales como posición del labio en reposo y durante el movimiento, control de la comida y bebida, animación de la cara (sonriendo, frunciendo el ceño, etc.), y movimientos articulatorios (es decir, fruncir, susurrar, cosquilleo, soplo).

- **Forma y Trayecto:** Es un músculo amplio, de forma elíptica, está formado por fibras musculares propias concéntricas que se disponen alrededor del orificio bucal, y también recibe fascículos de otros músculos circundantes.
- **Inserciones:** Se origina en la región del ángulo de la boca y se inserta en la piel, en las membranas mucosas de los labios y sobre él mismo, como se muestra en la Figura 13.
- **Función:** En el cierre u oclusión de los labios y protrusión de estos, a manera de esfínter. Participa en la función del habla y la masticación, su contracción más potente colabora con la función de succión.



Figura 13 Músculo semiorbicular de los labios superior e inferior

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

Músculos faciales inferiores: Un gran número de músculos converge alrededor del contorno de la boca. Como resultado, los suaves tejidos de los labios tienen una gran movilidad, lo cual da una gran sutileza a las expresiones faciales. Son denominados músculos faciales inferiores comprendidos en la unión al orbicular de la boca en la parte inferior, los cuales son: el depresor del ángulo de la boca, depresor del labio inferior y el mentoniano.

2.2.3.12. Depresor Labii Inferioris

El depresor labii inferiores surge de la mandíbula y se inserta en la piel y mucosa del labio inferior, medial al foramen mentoniano. La contracción empuja el labio hacia abajo y revierte el labio.

- Forma y Trayecto: tiene forma cuadrangular y aplanada, está situado en la parte lateral del mentón y del labio inferior por debajo del músculo triangular de los labios.
- Inserciones: Se origina en el tercio anterior del borde de la mandíbula entre la sínfisis del mentón y el foramen mentoniano y se inserta en la piel del labio inferior y mentón. Sus fibras musculares ascienden en sentido superior y medial algunas fusionándose con fibras del músculo orbicular de la boca, antes de insertarse en el labio inferior, como se muestra en la Figura 14 (Rodriguez et al., 2009).
- Función: El músculo depresor del labio inferior tracciona y revierte al discretamente lateral.



Figura 14 Músculo depresor del ángulo de la boca

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

2.2.3.13. Depresor Anguli Oris

Este músculo se origina en el mentubérculo tallo en la mandíbula e inserciones en el labio inferior lateral y modiolos. La contracción hace que el ángulo del labio inferior se deprima y abre la boca. Un mayor uso puede causar radialmente rítidlos del labio inferior orientados, conocidos como "líneas de marioneta", véase en la Figura 15.



Figura 15 Músculo depresor anguli oris

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

En la Figura 16, se representa los músculos faciales que conforman el rostro humano, así como su ubicación, diferenciándose cada uno de acuerdo a un color y numeración específica.

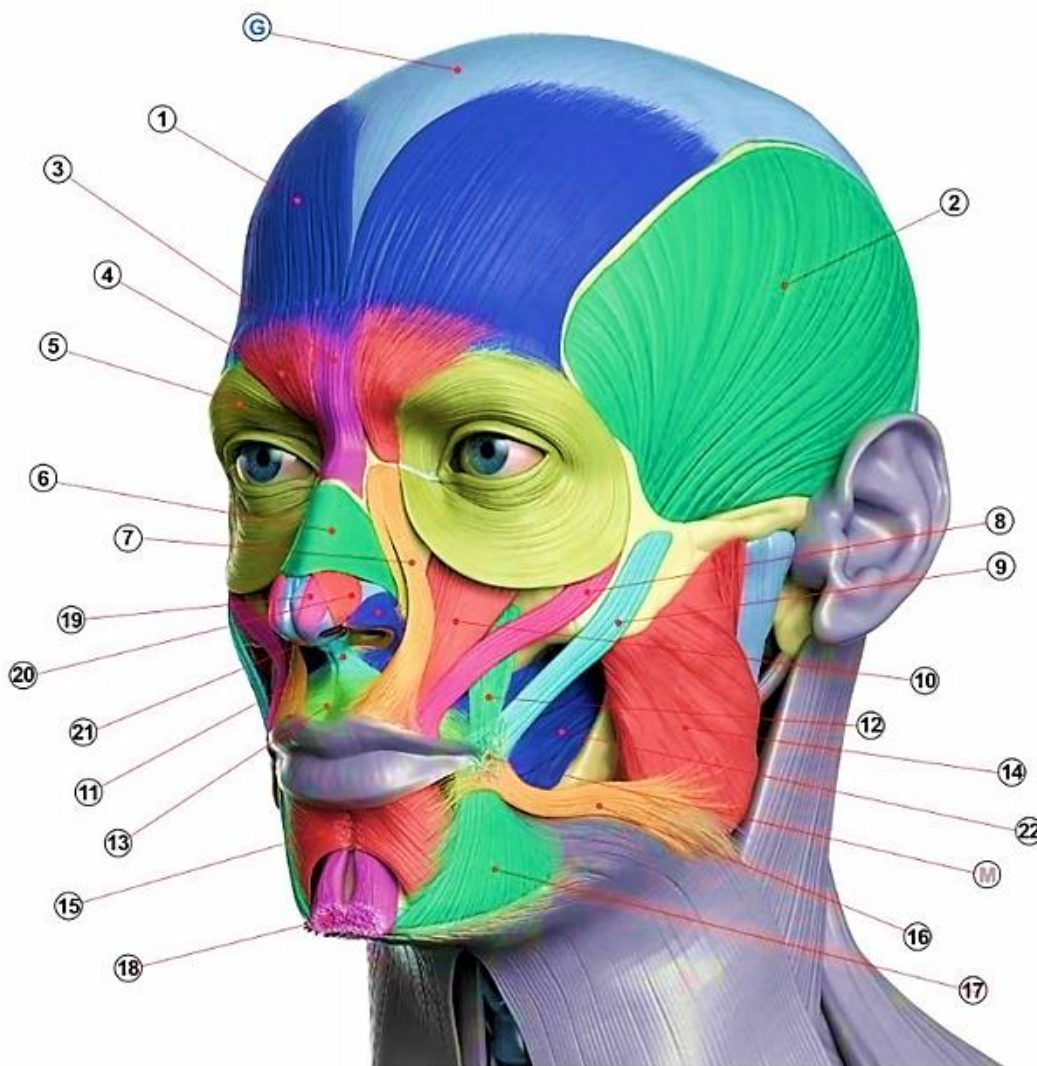


Figura 16 Músculos de la cabeza y el cuello; vista lateral superficial. pág. 790

Fuente: Adaptado de (Bentsianov & Blitzer, 2004; Zahrins, 2017)

A continuación, se presenta la siguiente Tabla 1 en la que se muestran la numeración y el músculo facial al que hace referencia en la gráfica previamente presentada en base a su ubicación.

Tabla 1. Musculatura facial representada en la Figura 16

Numeración	Músculo facial
G	Galea aponeurótica
1	Frontalis
2	Temporalis
3	Depressor supercilii
4	Orbicularis oculi
5	Occipitalis
6	Procerus
7	L.L.S.A.N.
8	Nasalis
9	Dilator naris anterior
10	Compressor narium minor
11	Nasalis (alar portion)
12	Levator Anguli oris
13	Orbicularis oris
M	Modiolus
14	Masseter
15	Depressor labii Inferioris
16	Risorius
17	Depressor Anguli oris
18	Mentalis
19	Compressor narium minor
20	Dilator naris anterior
21	Nasalis (alar portion)
22	Buccinator

Fuente: Adaptado de (Zahrins, 2017)

2.2.4. Músculos de la expresión facial

Comprender la musculatura facial es fundamental incluyen funciones relacionadas a esfínteres para protección ocular y competencia oral. También ayudan en la articulación del habla y el bolo. Además, deben transmitir complejas emociones y expresiones al mundo (Bentsianov & Blitzer, 2004). De forma simplificada se lo puede visualizar en la Tabla 2 a continuación como están involucrados los músculos faciales en las expresiones faciales básicas.

El Sistema de Codificación de la Acción Facial (*FACS*; Ekman, Friesen, & Hager, 2002) incorpora una herramienta desarrollada para medir las expresiones faciales conocidas como Unidades de Acción (*AU*, *Action Units*) que son características morfológicas básicas de la cara, consiste en dividir el rostro en componentes individuales de movimiento o activación de músculos específicos. Contribuyen a detectar casi cualquier expresión facial en un rostro humano (Arranz Gutiérrez, María, 2018). La adición de varias unidades de acción permite generar una expresión facial, por ejemplo, la suma de las AU 1 (ceja interna elevada), AU 4 (cejas caídas), AU 11 (parte labio-nasal marcado), AU 15 (esquinas de los labios caídas), AU 17 (Mentón arrugado) y AU 43 (ojos cerrados), en conjunto, representan una expresión de tristeza (Tabla 2) (Pérez Ariza, 2020).

Tabla 2. Participación de los músculos faciales durante la expresión de expresiones faciales

Expresión facial	Músculos involucrados	Acciones	AU
Sorpresa	Frontails	Elevador de cejas interior	1+2+5B+26
	Levator palpebrae superioris	Elevador de cejas externo	
	Masetero	Elevador de tapa superior	
	Temporal	Caída de la mandíbula	

Tristeza	Frontails	Elevador de cejas interior	1+4+15+11+1
	Depressor Anguli oris	Cejas más bajas	7+43
	Corrugator supercilii	Depresor de esquinas de labios	
	Depresor superciliar		
Felicidad	Orbicularis oculi	Párpados cerrados	6+12
	Zygomaticus major	Tirando de las comisuras de la boca hacia arriba y lateralmente	
		Levantador de mejillas	
Ira	Orbicularis oris	Bajar las cejas	4+5+7+23
	Orbicularis oculi	Levantando el parpado superior	
	Corrugator supercilii	Tensor de tapa	
	Depresor superciliar	Tensor de labios	
	Levator palpebrae superioris		
Asco	Levator labii superioris	Depresor de esquinas de labios	9+15+16+17
	Depresor Anguli oris	Nariz arrugada	
	Levator labii Inferioris	Levantador de barbilla	
	Mentails		
Miedo	Frontails	Párpados superiores elevados e inferiores tensos.	1+2+4+5+7+20+26
	Orbicularis oculi		
	Corrugator supercilii	Elevador de cejas interior	
	Depresor superciliar	Elevador de cejas externo	
	Levator palpebrae superioris	Labios se alargan hacia atrás.	
	Risorio	Caída de la mandíbula	
	Masetero		

Fuente: Adaptado de (Cai et al., 2018; Ekman et al., 1999; Peña et al., 2020)

2.2.5. Ubicación de sensores

La sensibilidad que presentan los electrodos superficiales a la ubicación espacial en la etapa de adquisición de la señal EMG genera que la amplitud de la señal varíe a medida que se desplaza en dirección longitudinal sobre los músculos. Existen tres estrategias para la ubicación de los electrodos de ser el caso: la primera señala que el lugar adecuado es en el vientre del músculo entre el punto de origen y el de inserción del músculo, la segunda entre la zona de inervación y el tendón distal, una tercera forma señala como adecuado el punto motor. La primera estrategia resulta ser imprecisa ya que varía en función de quien mide la cantidad de masa muscular existente. La segunda requiere conocer las zonas de inervación de los músculos y la tercera opción provoca que al colocar electrodos en zona de inervación tienda a confundirse la señal por ser punto de gran densidad neural.

En la literatura existe un informe que es ampliamente reconocido y empleado, elaborado por varios de los mayores expertos en el campo de la electromiografía superficial, y que recibe el nombre de SENIAM (Surface EMG for Non-invasive Assesment of Muscles), en el cual se propone una distancia entre electrodos de 20mm para sensores electromiográficos superficiales bipolares(Goleman et al., 2019).

Una consideración general a la hora de colocar los electrodos es que la medición de los potenciales de unidad motora requiere de 3 electrodos, uno de referencia y 2 electrodos bipolares. En electromiografía facial, se coloca un electrodo de superficie activa Ag / AgCl de tipo plano en la superficie de la cara para la adquisición de la señal EMG, como se requiere evaluar los músculos mímicos se emplea 6 canales EMG. Cuatro electrodos conectados para medir las actividades; en el cigomático mayor (dos Electrodos) y supercillii corrugador (2 electrodos) y uno es conectado al suelo (Kelati et al., 2019). El cigomático mayor es el músculo en la mejilla cerca de la boca,

aumente la actividad o muestre emoción positiva (felicidad) (sin dolor) y en la parte superior parte de la ceja en la frente se encuentra el corrugador supercilii, el principal músculo funcional tiende a aumentar la actividad o mostrar emociones negativas (tristeza) (con dolor) (Ekman et al., 1999).

Sin embargo, los músculos afectivos se localizan en diferentes áreas en base a diferentes expresiones faciales, posible afectivo involucrado los músculos de estas seis áreas son Depresor labii Inferioris, Orbicularis oris, Masetero, Zygomaticus, Frontalis, Orbicularis oculi. (Cai et al., 2018)

2.3. Sistemas Embebidos

Al hablar de un sistema embebido es conveniente tener en cuenta los componentes entre los que se incluye software, hardware, sensores y la comunicación para que el sistema realice una tarea específica. Esta sección tiene como objetivo el profundizar en temas correspondientes a los sistemas embebidos con capacidad de realizar operaciones computacionales en tiempo real y de manera eficiente (Salas Arriarán, 2015).

2.3.1. Introducción

Los inicios de los sistemas embebidos se remontan a comienzo de los años 60, el software como parte de él se utiliza para controlar los productos electrónicos a nivel lógico (Perez, 2009). Por lo tanto, está definido como un sistema electrónico con capacidad de cómputo diseñado para ejecutar una o varias tareas específicas, se diseñan optimizando el tamaño y el consumo de energía (P. A. García, 2019). Se denominan embebidos puesto que forman parte de un dispositivo mayor con partes mecánicas o electromecánicas. El programa que ejecuta un sistema embebido es por lo general elaborado en lenguajes como el ensamblador, ANSI C, C++ o Basic (Salas Arriarán,

2015). Desarrollarlo involucra retos completamente diferentes a los que la mayoría de los programadores de software está relacionado, entender en forma clara y precisa lo que es este tipo de software es fundamental para su desarrollo, visualizar área de aplicación y por consecuencia de comercialización y de solución de problemas que impliquen un avance tecnológico (Vega, 2010).

2.3.2. Tipos

Los sistemas integrados se clasifican en cuatro categorías según su rendimiento y requisitos funcionales:

- Sistemas integrados independientes
- Sistemas integrados en tiempo real
- Sistemas integrados en red
- Sistemas integrados móviles

2.3.3. Aplicaciones

- Sistemas embebidos con microcontroladores: aparatos electrónicos, los sistemas de comunicación, los sistemas automotores, el equipo militar, las aplicaciones empresariales, los dispositivos médicos.
- Sistemas mecatrónicos: La mecatrónica es una sinergia de sistemas mecánicos y eléctricos controlados por un sistema embebido.
- Redes inalámbricas de sensores: dispositivos con poder de procesamiento y radio comunicación que operan con baterías, suficientemente baratos como para integrarlos, para habilitar el control y monitoreo remoto (Vega, 2010).

2.3.4. Funciones específicas

Un sistema integrado o embebido generalmente está diseñado para una función específica, restringido en recursos y tiempo, por lo que el sistema embebido tiene que ser rápido y tolerante a tareas de ligeras variaciones en el tiempo de reacción (en tiempo real), con memoria limitada y consumo mínimo de energía. Implementan microprocesador o microcontrolador en el corazón del sistema embebido y diseñado para realizar operaciones (Bhunja & Tehranipoor, 2019). Como resultado, el software del sistema integrado requisitos y capacidades específicos de hardware. Se adapta al hardware en particular y tiene tiempo y limitaciones de memoria.

2.4. Sensores

Dispositivo de entrada que hace uso de un transductor, cambia el dominio de la variable física medida y provee una salida que será un dato útil para un sistema de medición. Generalmente los sensores entregan señales eléctricas a la salida, ya sean analógicas o digitales, debido a que este tipo de dominio físico es el más utilizado en los sistemas de medida actuales (Corona Ramírez et al., 2020).

La clasificación por principio de transducción no ofrece una idea clara sobre qué tipo de variable física puede medir este. Sin embargo, la clasificación por tipo de variable medida, suele ser la más común véase en la Tabla 3, su principio de funcionamiento es el mismo en todos los casos, y solo depende del tipo de configuración en que se coloque y como se interprete la señal de salida de este (Corona Ramírez et al., 2020).

Tabla 3. Clasificación de sensores de acuerdo con sus características

Tipo de variable	Principio de transducción
De posición, velocidad y aceleración	Piezoresistivo
De nivel y proximidad	Capacitivo
De humedad y temperatura	Piezoeléctrico
De flujo y presión	Ultrasónico
De color, luz y visión	Termoeléctrico
De gas y PH	Magnético
Biométricos	Fotoeléctrico
De corriente	Químico
Fisiológicas	

Fuente: Adaptado de (Corona Ramírez et al., 2020)

2.4.1. Sensores Biomédicos

Los sensores biomédicos detectan parámetros médicamente relevantes como parámetros físicos simples como la frecuencia cardíaca, la respuesta galvánica de la piel hasta movimientos musculares.

2.4.1.1. Sensores EMG

Las mediciones de los biopotenciales se realizan utilizando diferentes tipos de electrodos especializados. La función de los electrodos es acoplar los potenciales iónicos generados dentro del cuerpo a un instrumento electrónico. Los principales tipos de electrodos que se utilizan para detectar la señal EMG son: no invasivos (superficie de la piel) e invasivos (alambre o aguja).

- *Invasivos*: Los músculos del cuerpo están conformados por varias motoneuronas, las cuales inervan una zona específica de las fibras musculares. La electromiografía invasiva se encarga de obtener el registro del potencial generado por una unidad motora en particular. Se caracteriza ya que el electrodo penetra la piel logrando ponerse en contacto con el músculo interno. Es una técnica muy útil para diversas especialidades, sobre todo en rehabilitación, medicina interna o traumatología (Masin & Prados, 2016).
- *No invasivos*: Denominados electrodos superficiales, son colocados directamente sobre la piel del músculo a evaluar, el más utilizado para captar señales bioeléctricas es el electrodo de plata-cloruro de plata (Ag/AgCl) (Moreno Sanz, 2017). La superficie de la piel entra en contacto con los electrolitos en el electrodo, la señal registrada corresponde al promedio de la actividad eléctrica de varias unidades motoras (UM's) en el músculo. Este es el método que se utiliza principalmente para el desarrollo de prótesis mioeléctricas, donde el uso de los electrodos de aguja no sería muy cómodo para el paciente (Santander, 2018).

2.4.1.2. *Estándares para EMG*

Para señales EMG las especificaciones mínimas para el registro según la Sociedad Internacional de kinesiología Electrofisiológica (Internacional Society of Electrophysiological Kinesiology) se los puede observar en la Tabla 4.

Tabla 4. *Parámetros de registro de señales electromiográficas (EMG)*

Parámetros	Descripción
Impedancia de entrada	1010 en DC y > 108 a 100Hz.
Ganancia de amplificación	200 - 100.000 ±10% en incrementos discretos.
No linealidad en la ganancia	≤ ±2.5%

Estabilidad en la ganancia	Las variaciones deben ser de 5%/año.
CMRR	>90dB A 60Hz.
Respuesta en Frecuencia	1-3000Hz medido a -3dB
Corriente de bias de entrada	< 50nA
Aislamiento	$\leq \mu\text{A}$ de leakage medida entre el paciente y tierra.
Ruido	< 5 μV RMS medido con una resistencia de 100k

Fuente: Adaptado de (Masin & Prados, 2016).

2.4.2. Calibración de sensores

Con una señal alterada no se garantiza que los resultados obtenidos con el procesamiento correspondan con la medición de variables deseadas, restando fiabilidad a los resultados obtenidos (Salamea Palacios & Luna Romero, 2019). Para la calibración de sensores que adquieren señales con mayor fidelidad, se debe tomar en cuenta:

- Distancias de detección típicas entre los 20 y 80 mm.
- Evitar que entre en contacto con líquidos, ya que el sensor también es sensitivo.
- Amplificador de instrumentación con alto rechazo de modo común (CMRR).
- Amplificador de instrumentación con Alta impedancia de entrada.
- Distancia pequeña entre el amplificador de instrumentación y la fuente de la señal.
- Filtrado de la señal, filtrado pasa bandas de 10 – 1kHz, sin embargo, para evitar el ruido por movimiento de cables (típicamente < 15Hz) se usa el filtro pasa banda de 20 hasta 500 o 1kHz o un sistema de filtrado capacitivo.
- Conversión A/D: resoluciones mayores o iguales a 10 bits y con frecuencias de muestreo de más de 1kHz (Cortés, Ramírez & Palomares, 2012).

Para calibrar la señal de sensores musculares de modo que la amplitud provocada por los potenciales de acción de las unidades motoras (PAUMs) en la máxima contracción muscular sea 10 voltios (V). Para ello, se multiplica en el software el valor adquirido por un factor de 2.5. De esta manera se obtiene una señal EMG cuyos rangos de amplitud son entre -10V y 10V.

2.4.3. Métricas de valoración de funcionamiento

Para la implementación de un sistema embebido se debe considerar simultáneamente diversas métricas de diseño y funcionamiento que es una característica medible de la implementación del sistema(Pérez, 2009). Entre las métricas comunes están:

- Transparencia.
- Flexibilidad.
- Confiabilidad.
- Desempeño.
- Escalabilidad

2.4.4. Interfaces

El diseño de un producto que incorpora sistemas embebidos está orientado a minimizar los costos y maximizar la confiabilidad, tradicionalmente se realizaba a través de una terminal serie, pero actualmente existen varias interfaces que permiten el monitoreo a distancia:

- Las interfaces de operador (Hombre-Máquina-HMI o Hombre-Computador HCI)
- Las interfaces eléctricas (interfaces con otros componentes y dispositivos): I2C.
- Las interfaces Exteriores - RS232, TTY, Ethernet, CAN, LIN y otros.

Una de las tecnologías emergentes que está tomando auge es la computación afectiva, cuyo objetivo es la implementación de dispositivos y sistemas aptos para el reconocimiento, interpretación, procesamiento y/o simulación de las emociones humanas, mejorando así la interacción hombre – máquina con sistemas embebidos (SE) (Juca Maldonado et al., 2018).

2.4.4.1. Interfaces Hombre-Máquina HMI

La interacción hombre - máquina (HMI) se ha propuesto como una forma prometedora de mejorar la calidad de vida. Controlar dispositivos de asistencia, como sillas de ruedas y prótesis de extremidades son ejemplos en esta área. Diseñar tales dispositivos requiere aplicar información confiable utilizando interfaces como canal de comunicación entre humanos y máquinas. Interfaces que dependen de las actividades neuromusculares faciales generadas a partir de gestos faciales.

El uso de EMG y HMI visual para controlar un sistema inteligente aplicando seis EMG faciales de superficie, la fiabilidad y flexibilidad de estos sistemas depende directamente del número de clases (gestos), y los métodos utilizados para analizar los EMG de gestos faciales (Hamedi et al., 2013).

El análisis de señales electromiográficas es complejo y más aún al considerar músculos faciales, por tanto, requiere procesamiento digital de la señal (DSP) con lo que se pretende reducir el ruido en la señal, generar acondicionamiento y suavizado de la señal con ventada de datos que permitan posteriormente la extracción de características, reducción de dimensión de datos y la clasificación que son las etapas comunes que forman parte del reconocimiento de patrones EMG de gestos faciales. De los cuales, la tasa de reconocimiento depende principalmente de la

efectividad de la función EMG y algoritmos de aprendizaje para que dichos resultados sean presentados por medio de una interfaz generando interacción hombre – máquina (HMI).

2.5. Acondicionamiento y tratamiento de datos

La señal muscular EMG, es generada por el cerebro al momento en que éste envía un impulso nervioso a las unidades motoras, provocando la inervación de las fibras musculares. Las variaciones fisiológicas en el estado de la membrana de la fibra muscular son detectadas, procesadas y analizadas con electromiografía. La electromiografía superficial que mide los potenciales de varias unidades motoras para evaluar el desempeño promedio de un grupo muscular (Poveda & Trujillo, 2018).

2.5.1. Acondicionamiento de la señal

Las señales EMG superficiales (EMG), son esencialmente un patrón unidimensional, por lo que cualquier técnica de procesamiento de señales para extracción de características y reconocimiento de patrones se puede aplicar a este tipo de señales. La información extraída de las señales EMG, es seleccionada de tal manera que se minimice el error en el control de los sistemas.

En el acoplamiento de hardware y software, los circuitos utilizados para la adecuación de la señal de salida de un sensor se conocen como acondicionadores de señal y su uso principal es convertir una señal, que puede ser difícil de leer por el sistema de procesamiento, en un formato más fácil de leer (Corona Ramírez et al., 2020). Para realizar esta conversión, se llevan a cabo distintos procesos que incluyen:

2.5.1.1. Amplificación

Es el proceso de aumentar la magnitud de una señal (véase Figura 17); por ejemplo, llevar una señal de 5-10 mV a una señal de 0-5 V, donde A se denomina factor de amplificación.

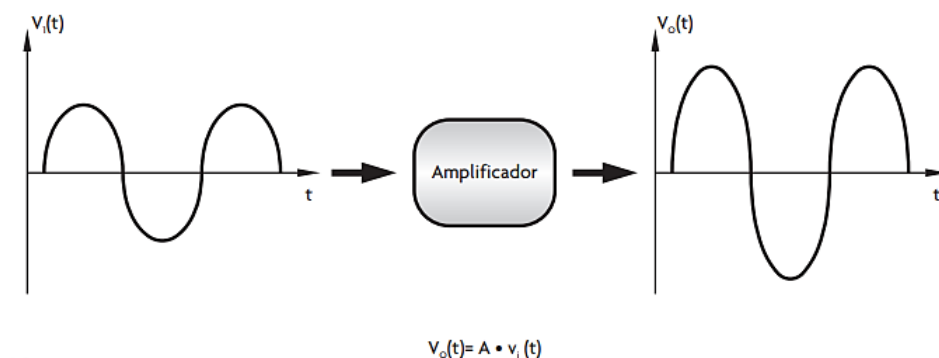


Figura 17 Método de amplificación de señales

Fuente: Adaptado de (Corona Ramírez et al., 2020)

- *Amplificador aislamiento:* El amplificador de aislamiento, es el encargado de separar las referencias de la tierra de la línea y la referencia de la tierra de baterías usadas para alimentar a los amplificadores de instrumentación que serán conectados por medio de los electrodos de los músculos. Este amplificador de aislamiento por lo general tiene su configuración, dada por la hoja de especificación del fabricante (Herrera B, 2017). Protegen los componentes de adquisición de datos de voltajes modo común, que son diferencias de potencial entre la tierra del instrumento y la tierra de la señal.
- *Amplificador modo seguidor:* La fidelidad de la señal detectada por un electrodo depende el tratamiento posterior de la señal, el amplificador en modo seguidor permite el acople para adaptar la impedancia de la señal EMG adquirida, con esto se consigue percibir la señal EMG con mayor exactitud. En el momento de capturar la señal, ésta posee un nivel de corriente bajo, por lo tanto, para acondicionar la señal bioeléctrica con el circuito

electrónico de adquisición es necesario construir un seguidor de voltaje. Esta configuración se caracteriza porque tiene una alta impedancia de entrada y una muy pequeña impedancia de salida, lo que le permite ser utilizado como etapa de aislamiento como se muestra en la Figura 18. La configuración del seguidor tiene una ganancia $A_v=1$.

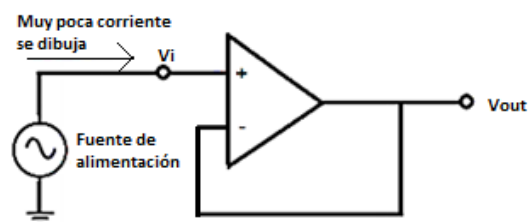


Figura 18 Amplificador modo seguidor de voltaje

Fuente: Adaptado de (Pardo Durand, 2019)

2.5.1.2. Linealización

Es la conversión de una señal no lineal en una señal cuyo comportamiento sea lineal, también conocida como señal linealizada (véase Figura 19 apartado a).

2.5.1.3. Filtrado

Es el proceso mediante el cual se desprecian componentes no deseadas de una señal (véase Figura 19 apartado b). Existen distintas configuraciones de filtros, de acuerdo con las componentes que se desean conservar o eliminar de la señal. Por lo tanto, la eliminación de ruido es la procesamiento aplicado en señales biopotenciales (EMG).

Una variedad de filtros de FIR o IIR, adaptativos, al método wavelet puede ser aplicado en términos de cancelación de ruido para mejorar señal a la tasa de ruido para lograr un sistema de reconocimiento de patrones (Jiang et al., 2016). Entre los que se evalúa la implementación de un filtro FIR, gaussiano, media móvil exponencial y el filtro Savi-golay.

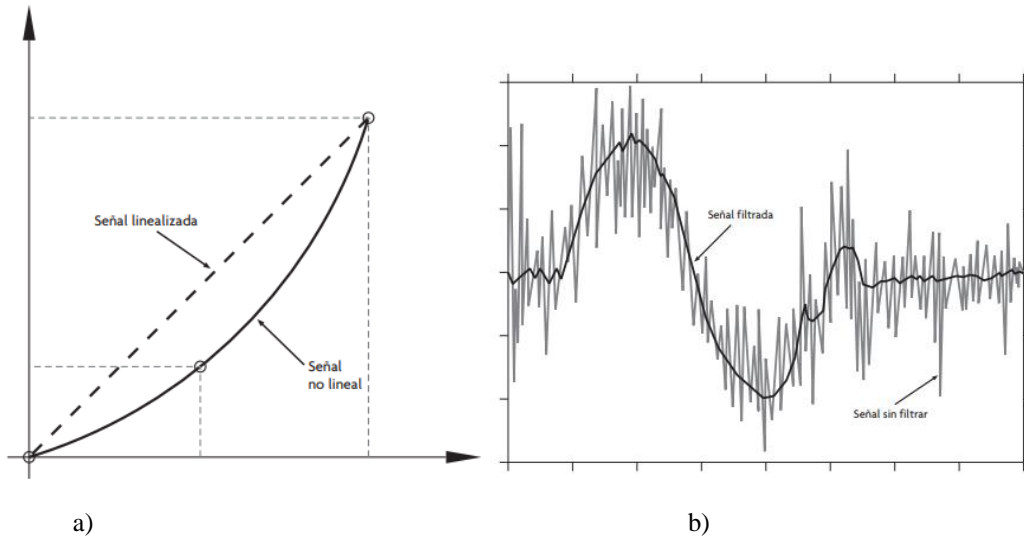


Figura 19 Etapas de acondicionamiento de la señal a) Linealidad b) Filtrado

Fuente: Adaptado de (Corona Ramírez et al., 2020)

- **FIR**

El filtro de media móvil es un caso especial del filtro FIR regular, utiliza una secuencia de 1 escalados como coeficientes por lo que es quizás uno de los filtros FIR más utilizados debido a su simplicidad conceptual y facilidad de implementación. Sin embargo, es óptimo para reducir el ruido aleatorio al tiempo que conserva una respuesta de paso nítida, lo que lo convierte en un bloque de construcción versátil para aplicaciones de procesamiento de señales de sensores inteligentes.

Toma M muestras de entrada y calcula el promedio de ellas para producir un solo punto de salida. A medida que aumenta la longitud del filtro, aumenta la suavidad de la salida, mientras que las modulaciones agudas en los datos se vuelven cada vez más contundentes, véase en la Ecuación 2.

$$y[i] = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} x[i + j]$$

Ecuación 2 Filtro digital FIR media móvil

Fuente: Adaptado de (Smith, 2003)

Donde $x[i]$ representa la señal de entrada EMG de un canal correspondiente un músculo en específico, $y[i]$ que representa la señal de salida filtrada y M el número de puntos. La cantidad de reducción de ruido es igual a la raíz cuadrada del número de puntos promediados. Por ejemplo, en 100 puntos reducción de ruido en un factor de 10.

- *Savi-golay*

El filtro Savitzky-Golay (SG) se caracteriza principalmente por suavizar lecturas analógicas de sensores obtenidas mediante el conversor análogo digital (DAC). Es una condición necesaria para el filtrado SG que las lecturas deben tomarse a intervalos de tiempo uniformes.

Los coeficientes se pueden calcular como números enteros, con un factor de normalización de números enteros o como coeficientes decimales. En el caso de los coeficientes enteros, el valor filtrado simplemente se calcula multiplicando cada lectura por el factor de ponderación apropiado, sumando estos y luego dividiendo por el factor de normalización, véase en la Ecuación 3.

$$y_i = a_0 + a_1 \left(\frac{x - x_i}{\Delta x} \right) + a_2 \left(\frac{x - x_i}{\Delta x} \right)^2$$

Ecuación 3 Filtro Savitzky-Golay en la señal EMG

Fuente: Adaptado de (Smith, 2003)

De donde a_i son los coeficientes del polinomio, x_i representa el punto donde se filtrará que corresponde a la señal de entrada y Δx que representa el espaciamiento para cada punto.

- *Gaussiano:*

En electrónica y procesamiento de señales, el filtro Gaussiano cuenta con características de filtro pasa-bajo cuya respuesta al impulso es una función Gaussiana. Es decir, modifica la señal de entrada por convolución cuyos coeficientes están determinados por los valores de una función de distribución Gaussiana, como en la Ecuación 4.

$$f(x) = a e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

Ecuación 4 Filtro Gaussiano

Fuente: Adaptado de (Smith, 2003)

Donde: a es la constante del filtro que debe ser mayor a 0 ($a > 0$), μ representa la media y σ^2 el valor de varianza.

2.5.1.4. *Conversión*

Cuando una señal continua o analógica, en términos de electrónica, se requiere en forma discreta o digital, para su posterior procesamiento por un dispositivo como un microcontrolador (véase Figura 20).

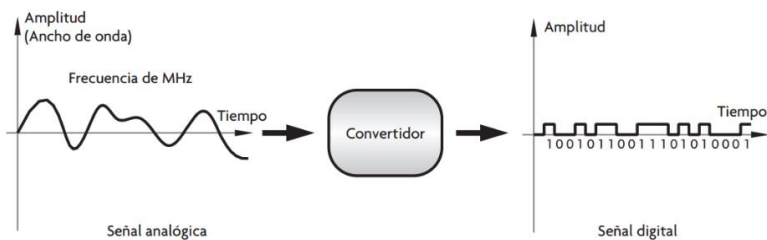


Figura 20 Conversión de una señal analógica a digital

Fuente: Adaptado de (Corona Ramírez et al., 2020)

2.5.2. Tratamiento de datos

Las bioseñales son básicamente señales eléctricas generadas por el cuerpo humano, las mismas que al ser adquiridas contienen información relevante acerca del comportamiento, estado o función. Generalmente, se agrupan en categorías como biopotenciales. Para el tratamiento de señales provenientes como biopotenciales musculares, los datos requieren análisis que se relaciona directamente con el voltaje del registros electromiográficos, donde los parámetros más importantes son la amplitud y frecuencia (Avila Lapo & Fajardo Taday, 2019).

Por lo tanto, es necesario un tratamiento de los datos para analizar valores absolutos, picos máximos, desviación estándar y la relación señal a ruido.

2.5.2.1. Media

El valor de la media que corresponde a la sumatoria de todas las componentes de la señal x_i entre el valor total de muestras representado por N. Representa la corriente directa o DC, véase en la Ecuación 5.

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} x_i$$

Ecuación 5 Formula de la Media o valor promedio de una señal

Fuente: Adaptado de (Smith, 2003)

2.5.2.2. Desviación estándar

El valor de desviación estándar representa hasta qué punto la señal oscila de la media, es decir, mide la porción AC de la señal. Corresponde a la raíz cuadrada de la varianza que es la potencia de fluctuación, véase en la Ecuación 6.

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=0}^{N-1} (x_i - \mu)^2}$$

Ecuación 6 Formula de desviación estándar

Fuente: Adaptado de (Smith, 2003)

2.5.2.3. *Relación señal a ruido*

A partir de estas ecuaciones se puede determinar el valor de relación a ruido SNR y el coeficiente de variación CV. De las mismas que se busca que tenga un SNR alta o un CV bajo, véase en la Ecuación 7.

$$SNR = \frac{\mu}{\sigma}$$

$$CV = \frac{\sigma}{\mu}$$

Ecuación 7 Relación señal a ruido y coeficiente de variación

Adaptado de (Smith, 2003)

2.5.3. **Aprendizaje automático (Machine Learning)**

Machine learning o aprendizaje automático es la capacidad que tienen las máquinas para aprender, usando ciertos algoritmos a través del cual puede tomar sus propias decisiones y proporcionar el resultado al usuario. Básicamente es considerado el subcampo de la Inteligencia Artificial. Hoy en día, el aprendizaje automático se utiliza para la clasificación de datos complejos y toma de decisiones (Somvanshi et al., 2017).

Para resolver diferentes tareas y aplicaciones como aquellas que involucran el diagnóstico médico, visión por computadora, reconocimiento de voz, predicción de ventas, incluido el

reconocimiento de comportamiento, reconocimiento de gestos e interacciones basada en el habla (Kelati et al., 2019).

2.5.3.1. Selección de características

Los principales métodos para el procesamiento de señales en machine learning (ML) son la adquisición de datos, extracción de características y selección de características. Para la señal sEMG, la etapa de extracción de características es pasando por diferentes pasos de procesamiento de la señal no deseada que incluye la eliminación de ruido de la señal (Kelati et al., 2019).

La selección de características es un paso esencial que elimina los datos redundantes y facilita el proceso de clasificación. Generalmente en el dominio del tiempo y la frecuencia de cada muestra se extraen características, que se pueden utilizar para representar un patrón sEMG. Cada filtrado la muestra tiene 2000 puntos discretos de un canal; hay 6 canales que representan áreas de músculos afectivos involucrados. Cada canal tiene 12 funciones de tal forma que 2 funciones son combinadas de 6 canales. Por lo tanto, hay un total de 74 funciones para cada expresión (Cai et al., 2018).

2.5.3.2. Aprendizaje supervisado

En este tipo de aprendizaje el sistema cuenta con datos o entradas de muestra los cuales son estudiados y analizados por parte del sistema para luego producir una función inferida que se puede utilizar para mapear nuevos ejemplos (Somvanshi et al., 2017). Facilita buscar patrones de datos, se entrena al algoritmo usando unos atributos (features) con sus correspondientes etiquetas (labels).

2.5.3.3. *Aprendizaje no supervisado*

En este tipo de aprendizaje el sistema cuenta con algunas entradas de muestra, pero no hay ninguna salida por lo cual mediante categorización el algoritmo diferencia correctamente entre los conjuntos de datos al definir una función que describa la estructura oculta a partir de datos no etiquetados (Somvanshi et al., 2017). A menudo se busca una probabilidad que genere muestras que son estadísticamente similares a las muestras de datos observadas (Carleo et al., 2019).

2.5.3.4. *Aprendizaje por refuerzo*

El aprendizaje por refuerzo es un subdominio de la máquina de aprendizaje inspirado en la psicología conductista, tratando con cómo los agentes de software deben tomar acciones en un medio ambiente para maximizar alguna noción de recompensa acumulativa. Se estudia y se utiliza en muchas teorías como teoría de juegos, teoría de control, operaciones investigación, teoría de la información, inteligencia de enjambres, algoritmos estáticos y genéticos (Somvanshi et al., 2017).

2.5.4. Aprendizaje profundo (Deep Learning)

Deep learning o aprendizaje profundo es una técnica de machine learning, que hacen uso de arquitecturas de redes neuronales que contienen varias capas lo que las diferencia de las redes neuronales convencionales. Este tipo de aprendizaje es un aspecto de inteligencia artificial (IA) que se ocupa de emular el enfoque de aprendizaje del ser humano para obtener ciertos tipos de conocimientos (Saez de la Pascua, 2019).

Se ejecutan en una jerarquía de creciente complejidad y extracción. Cada algoritmo en la jerarquía aplica una transformación no lineal en su entrada y utiliza lo que aprende para crear un

modelo estadístico como salida, hasta que la salida ha alcanzado un nivel de precisión aceptable (véase Figura 21). De esta manera, el modelo aprende por sí mismo y es capaz de hacer la selección de características.

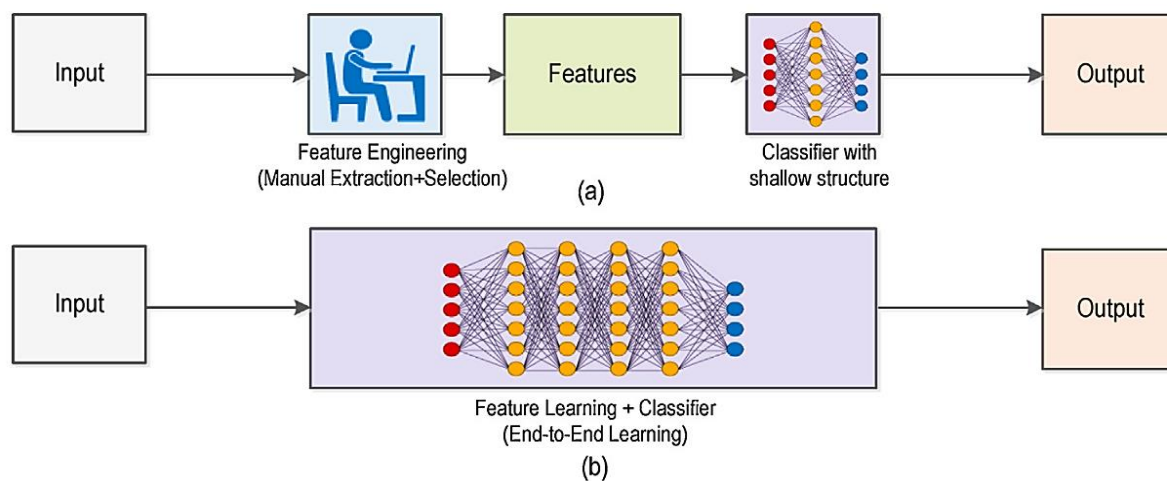


Figura 21 Comparación entre dos técnicas: a) Machine learning tradicional b) Deep learning

Fuente: Adaptado de (Wang et al., 2018)

Según (Gallud Baños, 2019) indica que, simulando el comportamiento de la red neuronal, cada nodo de la capa se encuentra conectado a todos o a unos cuantos nodos específicos de la capa siguiente. La profundidad de la red dependerá de la cantidad de capas existentes. Además, se construye una jerarquía de abstracción desde el nivel más bajo, hasta el más alto. Cada nodo recibe el nombre de neurona artificial, en la que cada una acumula la información proveniente de la anterior en su correspondiente enlace sumándole información a la siguiente neurona o nodo. A partir de este punto es posible realizar el entrenamiento neuronal de la red (Briones Gárate, 2020). Aprendizaje profundo consta de varios tipos de arquitecturas como ANN, DNN y RNN.

2.5.4.1. *Red neuronal artificial (ANN)*

Las redes neuronales artificiales son modelos matemáticos que tratan de simular el comportamiento de las neuronas biológicas del ser humano, de forma que, cada neurona simboliza una unidad de proceso que forma parte de una entidad mayor denominada como red neuronal artificial ANN profundas (Cortés Antona, 2017). Comúnmente es la más empleada dado que demuestran un rendimiento extraordinario al tratar gran cantidad de datos, por ende, podría mejorar la precisión de un modelo no lineal debido a su mayor capacidad de aprendizaje profundo a través de dos o más capas ocultas (V. H. Lee et al., 2020).

2.5.4.2. *Red neuronal profunda DNN*

La red neuronal profunda DNN hace alusión a un perceptrón multicapa (MPL) con diversas capas ocultas, resuelve el problema de generalización y estabilidad del entrenamiento y escala en Big Data. Es el algoritmo empleado en sistemas robustos que requieren precisión predictiva. MLP son redes neuronales feedforward con una arquitectura compuesta por la capa de entrada, oculta y de salida, como se muestra en la Figura 22. Cada capa está formada por pequeñas piezas llamadas neuronas (Ahmed & Brifcani, 2019).

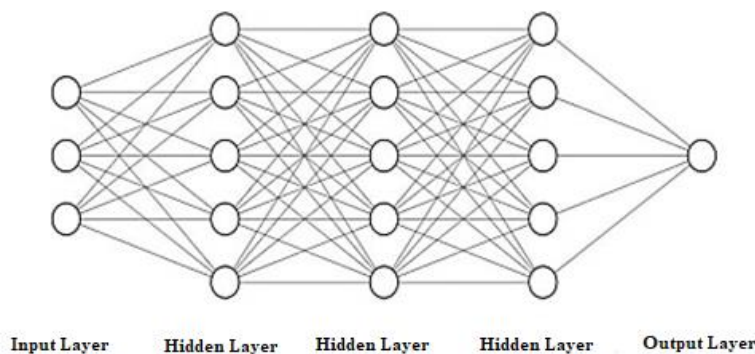


Figura 22 Estructura general de MPL en Deep Learning

Fuente: Adaptado de (Ahmed & Brifcani, 2019)

En la capa de entrada, las neuronas obtienen los datos de entrada X y se envían a la siguiente capa de la red. La capa oculta en la que cada neurona obtiene los datos, que son una suma ponderada de las salidas de la neurona en el capa anterior. Se aplica una función de activación dentro de cada neurona para controlar la entrada. esta red proporciona un mapeo no lineal de un vector de entrada a la salida, que es parametrizados por pesos. Para asegurar que la salida esté lo más cerca posible del objetivo, el entrenamiento determina el vector de peso apropiado W .

2.5.4.3. *Red neuronal recurrente (RNN)*

La red neuronal recurrente, considerada como un algoritmo potente y robusto con memoria interna, hace que el algoritmo sea capaz de recordar y aprender información importante sobre la entrada que recibió, esta capacidad hace que el algoritmo sea preciso para predecir. En RNN, la información recorre un ciclo, como se muestra en la Figura 23 (Ahmed & Brifcani, 2019).

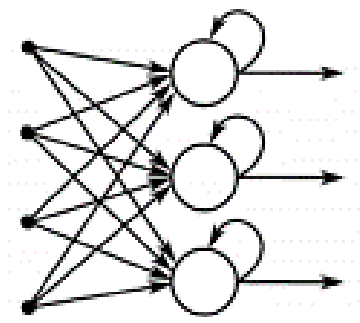


Figura 23 Estructura general de RNN en Deep Learning

Fuente: Adaptado de (Ahmed & Brifcani, 2019)

2.5.4.4. *Parámetros del aprendizaje profundo*

Existen varios parámetros a tomar en cuenta al momento de generar un algoritmo de aprendizaje profundo como lo son: optimización del gradiente, funciones de activación, número de capas ocultas y el escalado de características.

- **Optimización del gradiente**

La optimización del gradiente se produce mediante el entrenamiento de descenso del gradiente estocástico. Es decir, en este proceso el algoritmo modifica los pesos internos de las conexiones entre capas a fin de reducir el error, por lo tanto, se calcula un vector de gradiente y se ajusta en su dirección opuesta buscando un mínimo donde el error promedio sea bajo (Guerrero Castro, 2018).

Ada delta: Método de aprendizaje por dimensión que se adapta dinámicamente con respecto al tiempo, por lo cual, elimina la necesidad de experimentar con el factor de aprendizaje. Este método realiza una estimación utilizando gradientes recientes, es decir, de forma local calculando así su promedio exponencialmente decreciente al cuadrado.

Adam: Método generalmente usado de optimización estocástica, requiere solo gradientes de primer orden para a partir de ellos en un primer y segundo momento calcular tasas de aprendizaje adaptativo para diferentes parámetros.

MSPprop: Este método usa una gradiente de re escalado llamada *momentum* y puede dar pasos grandes en su operación, con lo que produce divergencia.

- **Número de capas ocultas**

Este parámetro tiene una estrecha relación con la capacidad del sistema del modelo de red neuronal. Comúnmente si un modelo de red neuronal tiene gran cantidad de capas ocultas; significa que tiene gran capacidad para comprender la complejidad de un conjunto de datos de entrenamiento dado y tener un sistema complejo. Sin embargo, el simple hecho de usar muchas capas ocultas no garantiza la buen rendimiento de la red neuronal. El tamaño de la capa

oculta se establece en 2^n donde n es 5 para sistemas simples, 6 para sistemas ligeramente complejos y 8–9 para sistemas complejos (D. Lee et al., 2020).

2.5.5. Función de activación de redes neuronales

La función de activación de neuronas en la capa oculta desempeña un papel fundamental para proporcionar el aprendizaje de la red neuronal. En capas ocultas, las neuronas no tienen capacidad superior a la red del perceptrón ordinario en problemas lineales. Por lo tanto, las funciones de activación no lineales a menudo se usan para neuronas en la capa de salida, lo que influye en que la red con múltiples capas sea poderosa (Salgado Reyes et al., 2018).

La activación de cada neurona depende de: las entradas (X_i), pesos (W_i), valor umbral (u) de activación, índice sobre unidades de capas anteriores y una función de activación (f_a), que da como resultado una salida X_j como se muestra en la Ecuación 8.

$$X_j = u + \sum_i f_a(X_i) * W_i$$

Ecuación 8 Salida de la función de activación

Fuente: Adaptado de (Salgado Reyes et al., 2018)

Al clasificar varias clases, la capa final convierte sus entradas en una probabilidad, esto se logra a través de la función de activación Softmax, en el cual el costo o pérdida relaciona las probabilidades con las salidas de la función y toma valores de uno o cero para determinar la clasificación. De esta manera, la función de activación determina un rango que definirá el estado de activación de una neurona. Esta función es normalmente creciente y monótona (Cortés Antona, 2017). Las funciones más comunes son sigmoideo, tangente hiperbólica y rectificación lineal, de

las cuales depende la velocidad de convergencia y la calidad de la solución obtenida. La Tabla 5 presenta la función y el dominio para el cálculo del gradiente y la activación de la red neuronal.

Tabla 5. Funciones de activación de redes neuronales más empleadas

Nombre	Función	Dominio
Sigmoide	$F(x_i) = \frac{1}{1 + e^{-x_i}}$	(0,1)
Relu	$F(x_i) = \max(0, X_i)$	[0, ∞)
Tanh	$F(x_i) = \frac{\sinh X_i}{\cosh X_i}$	(-1,1)

Fuente: Adaptado de (Acevedo et al., 2017; Guerrero Castro, 2018)

3. CAPÍTULO III. Desarrollo del Sistema Electrónico de Reconocimiento de Expresiones Faciales

Este capítulo tiene como finalidad tratar temas relacionados con el proceso del diseño del sistema electrónico de reconocimiento de expresiones faciales, detallándose requerimientos, descripción y arquitectura que se representará por medio de un diagrama de bloques del prototipo, una vez definidos estos parámetros se procederá al desarrollo del proyecto. El diseño de un sistema debe seguir una serie de procesos o metodología, para garantizar el funcionamiento adecuado del sistema. Por ello, se muestra el desarrollo de la propuesta del proyecto utilizando la metodología de desarrollo de software basado en el “*Modelo en Cascada*”.

3.1. Situación actual

Los algoritmos de Inteligencia Artificial (IA) han experimentado gran crecimiento durante la última década y más aún con el estudio de reconocimiento automático de expresiones faciales (FER) que ha sido de interés para investigadores de visión por computadora y aprendizaje automático. Esto se debe a la gran importancia que representa en tareas de análisis del comportamiento humano, como entrevistas, conducción autónoma, tratamiento médico, entre otros (González-Lozoya et al., 2020). Las expresiones faciales rigen las interacciones sociales y la capacidad de discernir estados emocionales de los demás, es la base de habilidades sociales complejas como la toma de perspectiva y la empatía (Garcia & Tully, 2020).

Recientemente, métodos basados en enfoques de aprendizaje profundo han obtenido mejor rendimiento que los métodos tradicionales. Sin embargo, es un reto del aprendizaje profundo el uso de sistemas computacionales limitados debido a su necesidad de emplear grandes volúmenes

de datos. Las cámaras fotográficas y de video son las herramientas más usadas para el reconocimiento automático de expresiones faciales al capturar el estado dinámico de la expresión facial. Se pueden usar varios algoritmos de visión por computadora para identificar expresiones faciales. Sin embargo, estos métodos pueden tener algunas limitantes (Taskiran et al., 2020). Las cámaras deben enfocar hacia la cara del usuario evitando cualquier tipo de vibración, lo que es difícil de identificar en función de la vista lateral. Además, debe mantener iluminación extrema, buena resolución y una base de datos con una cantidad de imágenes suficiente, caso contrario afecta a la extracción de características que da como resultado una mala precisión de reconocimiento.

El aumento de factores humanos en tecnologías de nueva generación da lugar a una alternativa funcional que son los sistemas que usan biopotenciales eléctricos de los músculos faciales mediante la señal electromiográficas (EMG) como bioinformación, extraída de parches de electrodos, por lo que tienen características más estables que no varían bajo diferentes factores ambientales. Ya que la piel del rostro tiene la textura de un órgano de grano fino, que se contrae y relaja con la actividad de los músculos faciales. Las acciones de los músculos faciales, utilizando directamente las señales EMG permiten percibir la actividad de cada músculo, de tal forma que el reconocer expresiones faciales sea precisa (Cai et al., 2018). Las mismas que pueden ser determinadas mediante la tendencia actual del aprendizaje profundo mediante redes neuronales lo que genera un funcionamiento similar a las neuronas del ser humano dotando a las máquinas de mayor autonomía e inteligencia.

3.2. Metodología

Para el desarrollo de esta investigación, se siguió la metodología de desarrollo de proyectos “*Modelo en Cascada*”, la cual cumple en gran manera con el proceso de creación del proyecto, análisis, diseño, programación, integración, pruebas y mantenimiento del software. De tal manera que, sigue una secuencia lineal, esto permite identificar etapas específicas a las cuales se les debe dar cumplimiento en orden, a medida que se van implementando se realiza las adecuaciones pertinentes y las pruebas para mitigar los errores que se puedan presentar. Es así que no existe relación o retroalimentación entre etapas en este modelo.

Este proyecto, el cual tiene como objetivo crear un sistema electrónico de reconocimiento de expresiones faciales a través del uso de técnicas de inteligencia artificial de alto nivel específicamente *Deep learning*, se encuentra orientado en una parte al desarrollo de software que valide su funcionamiento. En la Figura 24, se muestra el modelo secuencial en Cascada, para a continuación especificar a detalle cada fase que lo compone.

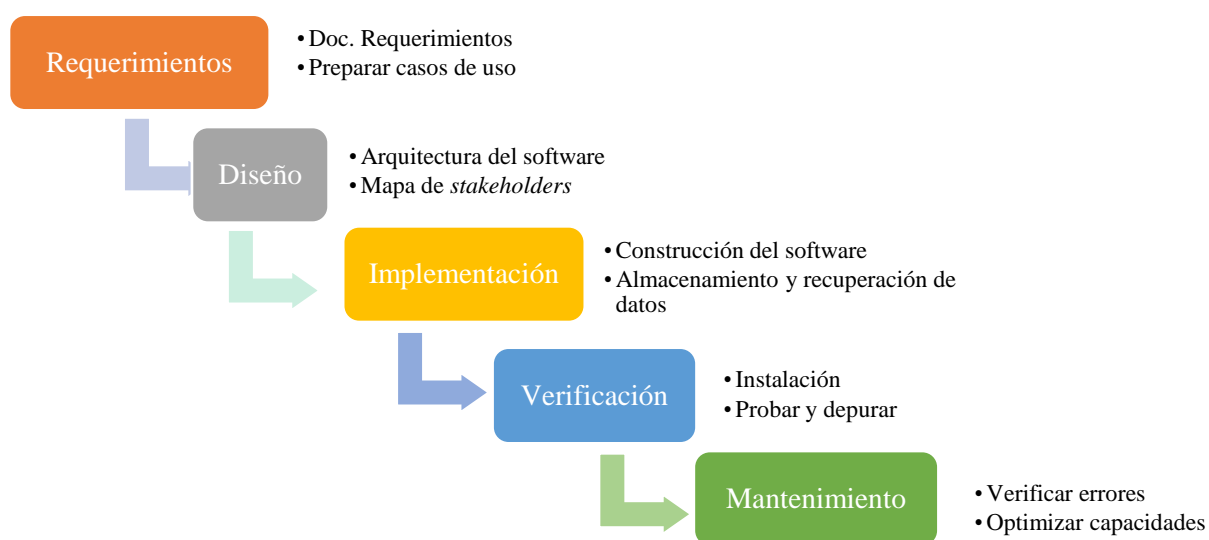


Figura 24 Modelo de secuencia lineal en cascada

Fuente: Adaptado de (Buchori et al., 2017; Kramer, 2018)

En la etapa de definición de requisitos del *software* se contempla a detalle los requerimientos que debe cumplir el *software* bajo restricciones y objetivos que son los establecidos por parte de los usuarios del sistema

En la etapa de diseño del *software* se particiona el sistema en *software* y *hardware* de tal forma que se traducen los requisitos en una representación de *software* contemplando la arquitectura total del sistema en donde se enfocan tareas de estructura de datos, interfaz y el detalle procedimental o algoritmo (Buchori et al., 2017).

En la etapa de implementación y pruebas unitarias se emplea las herramientas y soluciones designadas en el diseño para así obtener un programa ejecutable en tiempo real, esta etapa depende de cuan detallado se encuentre en la etapa del diseño para realizar las pruebas de cada proceso.

En la etapa de integración y verificación del sistema se centra en el funcionamiento específicamente en el manejo interno del *software* y sus actividades externas, de tal forma que los datos que ingresan generen los resultados esperados. Asegurando que todas las secuencias y funciones del *software* se han comprobado.

Finalmente, la etapa de operación y mantenimiento del *software* implica posibles cambios ante la presencia de errores, adaptaciones del *software* de acuerdo al entorno a lo largo de su vida útil o ajustes según los requerimientos del usuario (González González et al., 2019).

3.3. Introducción al desarrollo del proyecto

Esta sección presenta los lineamientos principales que rigen el desarrollo del sistema prototipo de reconocimiento de expresiones faciales; los aspectos a cubrir son los siguientes: propósito, beneficiarios y objetivos del sistema.

3.3.1. Propósito

El objetivo fundamental en el que se sustenta gran parte de este proyecto es el de diseñar una solución adecuada al reconocimiento de expresiones faciales basado en señales electromiográficas (EMG), con el uso de técnicas de vanguardia en el área de Inteligencia Artificial. Se pretende realizar la identificación automática de expresiones faciales en personas que presentan limitada movilidad. Para lograr dicho objetivo es imprescindible tomar muestras para el entrenamiento del algoritmo de aprendizaje profundo (*Deep learning*) para que el sistema aprenda y determine el tipo de expresión en base a tres canales EMG de la actividad de músculos faciales en tiempo real, para demostrar el funcionamiento del sistema en la fase de pruebas.

3.3.2. Beneficiarios

Los beneficiarios del sistema se clasifican en beneficiarios directos e indirectos. Los beneficiarios directos constan de la población con limitada movilidad, la cual se compone de aquellos individuos que tienen una discapacidad relacionada con la movilidad. En la provincia de Imbabura alrededor del 40% corresponden a personas con discapacidad física, según las estadísticas del Consejo Nacional para la Igualdad de Discapacidades (CONADIS, 2020). Por otro lado, los beneficiarios indirectos comprenden al resto de la comunidad de la UTN. A continuación, se detallan las características de cada tipo de usuario:

- Los usuarios directos resultan ser una parte importante del proyecto debido a que son los sujetos quienes realizarán la prueba en el reconocimiento de expresiones faciales en tiempo real por los canales EMG, los mismos que se caracterizan por presentar limitada movilidad.

- Los usuarios indirectos del sistema se conforman en general de toda la comunidad de la UTN específicamente a la Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas ligados al campo de la Inteligencia Artificial.

3.4. Requerimientos del sistema

Como primera fase del desarrollo del reconocimiento de expresiones faciales mediante técnicas de aprendizaje profundo, se encuentra la etapa de definición de requerimientos del sistema, se tomó como referencia el estándar ISO / IEEE 29148: 2018 (ISO/IEC/IEEE, 2018), el mismo que contiene directrices para el proceso relacionado con la ingeniería de requisitos a lo largo del ciclo de vida de sistemas y *software*, permite definir características y atributos que se requiere en el proyecto, restricciones necesarias, y especificar requisitos y funciones del sistema en el contexto de Ingeniería del *software*.

A continuación, se muestran diferentes tablas las mismas que están diseñadas en base al estándar por lo que contienen los requisitos relevantes del sistema, requerimientos de arquitectura y requerimiento de *stakeholders*. La Tabla 6 especifica los acrónimos usados para la definición de requerimientos.

Tabla 6. Definición de acrónimos base al estándar ISO / IEEE 29148:2018

Acrónimo	Descripción
SySR	Requerimientos del Sistema
SRSR	Requerimientos de Arquitectura
StSR	Requerimientos de Stakeholders

Fuente: Adaptado de (ISO/IEC/IEEE, 2018)

Para el desarrollo del sistema, se establece las especificaciones de requerimientos técnicos tomando en consideración la opinión proporcionada en base a una encuesta desarrollada a la Lic. Leticia Chávez y Lic. Yuliza Carlosama, fisioterapistas del centro de rehabilitación física FISIO SPORTLIVE, expertas en musculatura corporal (véase en el Anexo 2), los cuales al ser obtenidos deben tener las siguientes características: completos, inequívocos, correctos, trazables, modificables y verificables. Una buena especificación de requerimientos se debe considerar en base a su prioridad tal como se puede visualizar en la Tabla 7. Dicha prioridad es evaluada entre alta, media y baja es de suma importancia para la selección del *software* y *hardware*.

Tabla 7. Prioridad de los requerimientos del sistema

Prioridad	Descripción
Alta	Considerado como un requerimiento crítico que debe ser considerado en el desarrollo del sistema para validar su funcionamiento
Media	Estos requerimientos pueden ser omitidos solo en condiciones de fuerza mayor, el no incluir puede afectar la decisión del sistema.
Baja	Se pueden omitir, este requerimiento no genera impacto significativo en el sistema

Fuente: Adaptado de (Chacua C., 2019)

3.4.1. Requerimientos iniciales del sistema

La especificación de requisitos iniciales del Sistema (SySR) identifica los requisitos técnicos y la usabilidad para la interacción humano-sistema prevista. Define los requisitos del sistema de alto nivel desde la perspectiva del dominio, junto con información básica sobre los objetivos generales del sistema, su entorno de destino y una declaración de limitaciones, supuestos y requisitos no funcionales.

A continuación, se describen en la Tabla 8 los requerimientos iniciales del sistema (SySR).

Tabla 8. Requerimientos iniciales del Sistema

SySR					
REQUERIMIENTOS INICIALES DEL SISTEMA					
#	REQUERIMIENTOS	PRIORIDAD			RELACIÓN
		Alta	Media	Baja	
REQUERIMIENTOS DE INTERFAZ					
SySR1	El sistema deberá ejecutar el reconocimiento de expresiones faciales en tiempo real	X			
SySR2	El sistema debe interactuar con el usuario a través de una interfaz grafica	X			
SySR3	El sistema debe interactuar con una CPU (Unidad central de procesamiento)	X			
SySR4	El sistema requiere conexión a una fuente de alimentación	X			
REQUERIMIENTOS DE PERFORMANCE					
SySR5	Reconocimiento de expresiones faciales para personas con limitada movilidad	X			
SySR6	Reconocimiento facial en un entorno no controlado	X			
SySR7	Validación de la expresión/emoción detectada en tiempo real	X			
REQUERIMIENTOS DE MODOS/ESTADOS					
SySR8	El sistema debe permanecer procesando siempre y cuando los electrodos se encuentren en su posición	X			
REQUERIMIENTOS FISICOS					
SySR9	El sistema debe estar situado correctamente en un lugar donde no interfiera con las actividades de las personas y esté conectado a la PC.	X			
SySR10	Los electrodos deben estar colocados en la ubicación de los músculos correctos donde pueda obtener la información adecuada para el reconocimiento	X			
REQUERIMIENTOS DE SEGURIDAD					
SySR11	El sistema debe poseer un nivel básico de seguridad física como lógico		X		

Fuente: Autoría

3.4.2. Requerimientos de arquitectura

Los requerimientos de arquitectura (SRSH) son aquellos que contemplan los requerimientos tanto de *hardware* como de *software* y sistema eléctrico. Se realiza un análisis de las directrices de requerimientos de arquitectura en la Tabla 9 que sirven como base para la selección del *hardware* y *software* que se adapte a las necesidades del proyecto.

Tabla 9. Requerimientos de Arquitectura

SRSH					
REQUERIMIENTOS DE ARQUITECTURA					
#	REQUERIMIENTOS	PRIORIDAD			RELACIÓN
		Alta	Media	Baja	
REQUERIMIENTOS DE DISEÑO					
SRSH1	Los sensores deben ser localizados correctamente de tal forma que cubran los tres músculos involucrados en expresiones faciales donde el reconocimiento se realizará	X			SRSH2
SRSH2	El sistema debe poseer sensores superficiales y poco invasivos para el usuario, garantizando la comodidad en la prueba		X		SRSH1
SRSH3	El sistema debe poseer un botón que active y desactive el sistema electrónico en la interfaz		X		
REQUERIMIENTOS DE <i>HARDWARE</i>					
SRSH4	El sistema requiere sensores musculares con ganancia ajustable	X			
SRSH5	El sistema requiere una placa con memoria mayor a 10KB para un tratamiento de señales EMG en tiempo real	X			
SRSH6	El sistema debe estar constituido por un bloque de acondicionamiento de señal, para que los valores sean reconocidos por la tarjeta de adquisición de datos.	X			
SRSH7	El sistema requiere una placa de adquisición de datos con al menos 8 pines analógicos para los sensores musculares	X			
SRSH8	El sistema requiere una placa que permita el entrenamiento de modelos de aprendizaje automático y profundo	X			
SRSH9	El sistema requiere estar conectado a una PC para la interfaz HMI	X			
SRSH10	El CASE debe tener el tamaño suficiente para albergar a todos los dispositivos que conforman el sistema.		X		
SRSH11	El sistema requiere comunicación con velocidad de transmisión superior a 50 Mbps	X			
SRSH12	El sistema requiere un protocolo de comunicación que opere a 5V para la placa de toma de datos	X			
SRSH13	El sistema requiere protección de aislamiento eléctrico de voltaje de modo común		X		
SRSH14	El sistema requiere un nivel de seguridad física ante posible manipulación de los componentes		X		
SRSH15	El sistema requiere protección ante agentes externo que puedan poner en riesgo la integridad del dispositivo.	X			

REQUERIMIENTOS DE SOFTWARE

SRSH16	Se requiere de un sistema operativo y lenguaje de programación de código abierto.	X
SRSH17	Se requiere compatibilidad con el bloque de procesamiento	X
SRSH18	Se requiere que el software permita ejecutar el código de inteligencia artificial en tiempo real	X
SRSH19	Se requiere software que permita usar de manera dinámica los recursos en la capacitación de modelos de aprendizaje automático y profundo.	X
SRSH20	Se requiere software de base de datos no relacional que permita obtener bajo impacto o costo en el rendimiento del sistema	X
SRSH21	Se requiere de un software o kit de herramientas de diseño de interfaces de usuario (GUI) para la visualización de resultados.	X
SRSH22	Se requiere compatibilidad de software con bibliotecas de aprendizaje automático y profundo	X
SRSH23	El sistema requiere un nivel de seguridad básico que evite la alteración del código fuente	X

REQUERIMIENTOS ELÉCTRICOS

SRSH24	Voltaje de alimentación a 7 a 12 voltios y corriente de 300mA	X
--------	---	---

Fuente: Autoría

3.4.3. Requerimientos de Stakeholders

Los *stakeholders* son personas o entidades que participan directa o indirectamente en el desarrollo del prototipo, en este caso los usuarios del sistema de reconocimiento de expresiones faciales. A continuación, en la Tabla 10 se muestran los *stakeholders* que participan en el diseño del sistema.

Tabla 10. Lista de Stakeholders del Sistema

Lista de Stakeholders	Descripción
1. Usuarios del sistema	Personas con limitada movilidad
2. PhD. Paúl Rosero	Director inicial del trabajo de titulación
3. MsC. Fabian Cuzme	CoDirector del trabajo de titulación
4. MsC. Luis Suárez	CoDirector del trabajo de titulación
	Director designado del trabajo de titulación
5. Paola Sanipatin	Desarrolladora del Proyecto
6. Ing. Edgar Jaramillo	CoDirector del trabajo de titulación

Fuente: Autoría

Los requerimientos de *stakeholders* (StRS), tienen como finalidad definir los requerimientos operacionales y de usuario por parte de los interesados del sistema. En la Tabla 11 se especifica los *stakeholders* involucrados en el proyecto de acuerdo con su prioridad.

Tabla 11. Requerimientos de Stakeholders

StSR					
REQUERIMIENTOS DE <i>STAKEHOLDERS</i>					
#	REQUERIMIENTOS DE USO	PRIORIDAD			RELACIÓN
		Alta	Media	Baja	
REQUERIMIENTOS OPERACIONALES					
StSR1	Adquisición de datos de entrenamiento (señales electromiográficas de músculos faciales) para construcción del clasificador de aprendizaje profundo	X			
StSR2	Para el entrenamiento se debe poseer una base de datos de valores EMG para diferentes expresiones faciales ordenadas de manera correcta en carpetas	X			
REQUERIMIENTOS DE USUARIOS					
StSR3	Los usuarios directos del sistema pueden manipular la interfaz HMI		X		
StSR4	Para la obtención de muestras de expresiones faciales, se debe capturar varias señales EMG por expresión de cada individuo.	X			

Fuente: Autoría

3.5. Selección de *Hardware* y *Software*

En esta sección se realiza la selección del *hardware* y *software*, con tablas comparativas que contiene especificaciones técnicas tales como en el caso del sensor, que proporcione la señal procesada de contracción muscular, así como Amplificadores operacionales con las mejores características para trabajar con señales electromiográficas. En base a los requerimientos establecidos en la Tabla 9 de Arquitectura (SRSH) de tal forma que al final pueda ser elegido aquel que se adapte al proyecto.

3.5.1. Hardware

Es conveniente realizar la selección y diseño en dos fases, el trabajo que contempla esta sección está destinado a la selección del *hardware* de acuerdo con los requerimientos de *hardware* especificados en la Tabla 4 acerca de Requerimientos de Arquitectura (SRSH).

3.5.1.1. Bloque de sensores

En este bloque en primer lugar se determinan los sensores idóneos para el desarrollo del reconocimiento de expresiones faciales y posteriormente se determinarán las zonas o áreas musculares faciales en las cuales se ubicarán dichos componentes. Para la elección del tipo de sensor se procederá a realizar un *benchmarking*, con lo cual el dispositivo con las mejores características que se ajusten al sistema propuesto será escogido, para ello es necesario conocer el tipo de variable a medir, en este caso la actividad eléctrica de fibras musculares, o dicho de forma técnica el potencial de acción en la membrana de la fibra muscular que resultan de procesos de contracción (*PAUM*), especificado a profundidad en el Capítulo II en la sección 2.2.2.

Al ser el principal objetivo del proyecto el reconocimiento de expresiones faciales en base a un análisis de músculos faciales es necesario elegir un tipo de sensor muscular que capture señales electromiográficas del potencial de las unidades motoras que existen en el mercado actual, que cumplan con los requerimientos de Arquitectura de *software* en los que se incluye: ganancia ajustable, adaptable con electrodos superficiales, tamaño reducido y alimentación de 4.5 a 5V

- *Tipos de sensores musculares*

Sensor MyoWare (AT-04-001): El sensor muscular *MyoWare* se encarga de medir la activación muscular a través del potencial eléctrico, conocido generalmente como electromiografía (EMG), está diseñado para operar directamente con un microcontrolador, es decir, contiene una salida primaria de sensores que corresponde a una señal amplificada, rectificada e integrada, pero además contiene una salida EMG sin procesar (RAW) tal como se puede observar en la Figura 25.



Figura 25 Sensor muscular *MyoWare* (AT-04-001)

Fuente: Adaptado de (Technologies, 2015)

La posición y orientación de los electrodos del sensor muscular tienen gran efecto en la fuerza de la señal, así como hay que tener en cuenta las especificaciones de la Tabla 12 antes de implementarlo. Los electrodos deben colocarse en el medio del cuerpo muscular y alineado con la orientación de las fibras musculares. Colocar el sensor en otros lugares podría reducir la fuerza y la calidad de la señal del sensor debido a una reducción del número de unidades motoras medidas e interferencia atribuida a la diafonía.

Tabla 12. Especificaciones técnicas sensor MyoWare

Parámetros	Descripción
Voltaje de suministro	Min (+ 2,9 V) TYP (+3,3V o +5V) Max (+ 5,7 V)
Potenciómetro de ganancia	Min (0,01 Ω) TYP (50 k Ω) Máx. (100 k Ω)
Voltaje de señal de salida	

▪ Sobre EMG	Min (0V) Máx. (+ Vs)
▪ EMG sin procesar	Min (0V) Máx. (+ Vs)
Impedancia de entrada	TYP (110 G Ω)
Corriente de suministro	TYP (9 mA) Máx. (14 mA)
Relación de rechazo de como común (CMRR)	TYP (110)
Sesgo de entrada	TYP (1 pA)
Tamaño	52.3mm x 0.82mm

Fuente: Adaptado de (Technologies, 2015)

Sensor muscular v3: El sensor muscular v3 está diseñado para usarse directamente con un microcontrolador. Por lo tanto, el sensor no emite una señal EMG RAW sino más bien medirá la actividad eléctrica amplificada, rectificadora y suavizada (Figura 26) que funciona bien con un microcontrolador (ADC), el tamaño de salida se toma dependiendo de la cantidad de actividad en el músculo seleccionado de acuerdo con las especificaciones de la Tabla 13.



Figura 26 Sensor muscular v3

Fuente: Adaptado de (Technologies, 2013)

Tabla 13. Especificaciones técnicas sensor muscular v3

Parámetros	Descripción
Voltaje fuente de alimentación (Vs)	Min ($\pm 3,5$ V) TYP (± 5 V) Máx. (± 18 V)
Ajuste de ganancia, ganancia = $207 * (X / 1 \text{ k}\Omega)$	Min (0,01 Ω (0,002x)) TYP (50 k Ω (10,350x)) Máx (100 k Ω (20,700x))

Voltaje de señal de salida (rectificado y suavizado)	Min (0V) Máx (+ Vs)
Voltaje de entrada diferencial	Min (0 mV) TYP (2-5mV) Máx (+ Vs / ganancia)
Tamaño	25.4mm x 25.4mm (1pulgada x 1 pulgada)

Fuente: Adaptado de (Technologies, 2015)

Sensor análogo EMG SEN0240: Este sensor refleja músculos y actividades neurales de humanos mediante la detección de EMG que integra un circuito de filtrado. Amplifica la EMG mínima dentro de $\pm 1,5$ mV 1000 veces y suprime los ruidos (especialmente la interferencia de frecuencia de potencia) por entrada diferencial y circuito de filtro analógico. La señal de salida es analógica, que toma 1,5 V como voltaje de referencia véase en la Tabla 14. Es un sensor de inducción activo que puede proporcionar una colección de señales de alta calidad y es fácil de usar, la Figura 27 muestra su estructura.

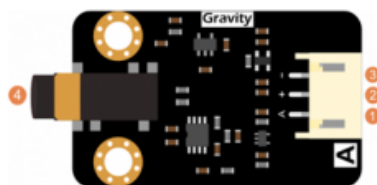


Figura 27 Sensor muscular análogo SEN0240

Fuente: Adaptado de (DFRobot, 2017)

Tabla 14. Especificaciones técnicas sensor EMG análogo SEN0240

Parámetros	Descripción
Voltaje de suministro (Vs)	Min (+ 3,3 V) TYP (± 3 V) Máx (5.5 V)
Rango de detección	Min ($\pm 1,5$ mV)
Voltaje de señal de salida	Min (0V) Máx (+ Vs)
Tamaño	22mm*35mm (0.87*1.38) pulgadas

Fuente: Adaptado de (DFRobot, 2017)

- *Selección del sensor*

Para efectuar la selección del sensor adecuado, se procede a la realización de la Tabla 15 comparativa que contenga los requerimientos de los sensores descritos anteriormente, basándose en las especificaciones técnicas y en el precio de los dispositivos, el cual se obtuvo de las diferentes páginas web de tiendas electrónicas y de portales de venta tales como: Amazon, Mercado Libre, OLX entre las más populares e incluso proveedores de componentes electrónicos en Ecuador. Los precios de los sensores musculares en análisis no incluyen costos de envío.

Tabla 15. Análisis comparativo de los sensores musculares

Parámetros	MyoWare	Ad 8832 v3	EMG SEN0240
SRSH1	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>No</i>
SRSH2	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
SRSH4	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
SRSH7	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
SRSH10	<i>Si</i>	<i>No</i>	<i>No</i>
Precio	\$ 37.99	\$45.00	\$ 37.50
Disponibilidad	<i>Estados Unidos</i>	<i>Quito</i>	<i>Quito</i>

Fuente: Autoría

En la selección del sensor muscular, de acuerdo con los requerimientos de arquitectura, se concluye que es óptimo utilizar el sensor MyoWare AT-04-001 dadas las prestaciones con las que cuenta como una salida primaria de la señal que se encuentra acondicionada y una salida RAW de la señal sin procesar. Por lo que es adecuado para el tratamiento de señales musculares aparte de que permite incorporar un adaptador para que la prueba sea lo más cómoda para el usuario utilizando electrodos no invasivos. Esto significa que el sensor a pesar de las limitantes en precio y disponibilidad ofrece una precisión bastante alta que es lo que se requiere para el reconocimiento de expresiones faciales con músculos que no presentan gran elongación (véase ANEXO 6).

3.5.1.2. Bloque Acondicionamiento de la señal

Este bloque es el encargado de acondicionar la señal de tal forma que sea perceptible para el microcontrolador o conversor ADC. Por lo general para el acondicionamiento de una señal electromiográficas se requiere de una etapa de pre amplificación, filtrado, rectificador de onda completa, detector de envolvente y amplificación. De estas etapas que requieren las señales mioeléctricas captadas mediante electrodos del biopotencial de músculos faciales. El sensor muscular *MyoWare* seleccionado en la etapa anterior resulta fundamental, debido a que contiene un acondicionado de la señal de tal forma que al conectarlo al microcontrolador es posible observar la información capturada por los electrodos. Sin embargo, aún requiere de un amplificador de aislamiento diseñado para aislar eléctricamente dos circuitos entre sí.

De acuerdo con el fundamento teórico presentado en el Capítulo II en la sección 2.4.4.1. específicamente en la etapa de amplificación. Es posible determinar el tipo de amplificador y modo de configuración con el fin de que permita proteger al paciente ante posibles variaciones de corriente generando un acoplamiento de carga.

- *Selección del amplificador operacional*

Analizando las configuraciones indicadas en el apartado anterior se tiene las siguientes posibilidades para el acondicionamiento y aislamiento del usuario de corrientes de fuga de la fuente de alimentación, en la Tabla 16 se muestra una comparativa de amplificadores operacionales que dadas sus características se los puede utilizar en configuración seguidor de voltaje.

Tabla 16. Comparativa amplificador de aislamiento

Requerimientos	LM324N	TL084	LM353
SRSH6	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
SRSH12	<i>Si</i>	<i>No</i>	<i>Si</i>
SRSH13	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
Precio	\$ 3.88	\$ 6.00	\$ 12.00
Disponibilidad	<i>Ibarra</i>	<i>Ibarra</i>	<i>Ibarra</i>

Fuente: Autoría

En esta etapa, el sensor muscular cuenta con acondicionamiento incorporado, por lo tanto, es necesario implementar un filtro adicional para evitar cambios en la amplitud y un amplificador de aislamiento. El ISO124 es el recomendado por las especificaciones del fabricante para el aislamiento de modo común. Sin embargo, el utilizar un amplificador en modo seguidor de voltaje provee de un acople de impedancias entre una carga de baja impedancia y una fuente que requiere una carga de alta impedancia. Básicamente su tarea principal es desacoplar circuitos por lo que a su vez provee protección y aislamiento.

Por su costo y disponibilidad en el medio cercano se opta por utilizar el amplificador operacional LM324N que cuenta con características que se muestran en la Tabla 17. Las especificaciones completas se pueden obtener en el ANEXO 7.

Tabla 17 Especificaciones técnicas Amplificador OP LM324N

Parámetros	Descripción
Voltaje fuente de alimentación (Vs)	Suministro único: +3[V] a +30[v] Suministro dual: $\pm 1,5$ [V] a ± 15 [V]
Ancho de banda	1,3 [MHz]
Ganancia de voltaje	100 [dB]
Corriente de alimentación	Corriente de alimentación 20
Desplazamiento de voltaje de entrada	5 [mV] máximo

Fuente: Adaptado de (Instruments & Snosc, 2015)

El circuito integrado LM324N está compuesto por cuatro amplificadores operacionales independientes de alta ganancia que requiere un suministro único o amplia gama de voltajes duales. Para su utilización en un sistema EMG están: ancho de banda de 1,3 [MHz] suficiente para el rango de frecuencias de una señal EMG, véase en la Figura 28.

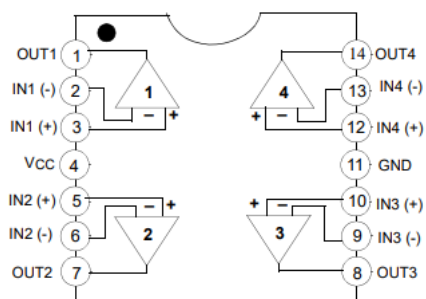


Figura 28 Terminales básicos del amplificador operacional LM324N.

Fuente: Adaptado de (Instruments & Snosc, 2015)

3.5.1.3. Bloque de toma de datos

Este bloque es el encargado de recibir la información del biopotencial eléctrico de músculos faciales obtenido a través del circuito de acondicionamiento de la señal y transformarla en una señal digital por medio de Convertidores análogos digitales (CAD). Por lo tanto, es importante contemplar la elección de la placa de adquisición de datos.

La placa que se implementará en el bloque de toma de datos debe cumplir los requerimientos de Arquitectura enunciados en la Tabla 9 correspondientes a los requerimientos de *Hardware*, el principal es que pueda leer los datos de 3 sensores musculares *MyoWare*. En los que

se incluye que la placa debe tener un voltaje de operación entre 5 a 12 V, poseer al menos 8 pines analógicos y un lenguaje de programación de software libre basado en C++.

- *Selección placa de toma de datos*

Mediante un análisis exhaustivo de los requerimientos de arquitectura (Tabla 9), la placa elegida debe tener las características que se muestran en la siguiente Tabla 18 de comparativa entre las diferentes placas existentes en el mercado.

Tabla 18. Comparativa placa de toma de datos

Requerimientos	Arduino Uno	Arduino Mega 2560	Arduino Nano	Arduino Due
SRSH7	<i>No</i>	<i>Si</i>	<i>No</i>	<i>Si</i>
SRSH10	<i>No</i>	<i>Si</i>	<i>No</i>	<i>Si</i>
SRSH16	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
Precio	\$ 9.99	\$15.99	\$ 6.50	\$ 24.99
Disponibilidad	<i>Ibarra</i>	<i>Quito</i>	<i>Ibarra</i>	<i>Ibarra</i>

Fuente: Autoría

De acuerdo con las especificaciones de cada una de las placas de procesamiento de datos y tomando en cuenta la Tabla 9 en la que se especifica los requerimientos de hardware, se concluye que es óptimo el uso del Arduino Due debido a que trabaja a 84Mhz (3.3V) aportando una potencia superior a los otro microcontroladores, lo que lo hace idóneo para proyectos con alta capacidad de procesamiento, con lo cual es suficiente para la lectura de los tres canales de señales electromiográficas de los sensores musculares. Cabe señalar que para programarlo contiene un lenguaje estándar C/C++, que es una adaptación de una librería C de alta calidad adecuada para

emplearla con compiladores GCC para sistemas operativos derivados de UNIX en microcontroladores AVR de ARMel.

Arduino Due: A continuación, en la Tabla 19 se detalla la distribución de pines, con sus principales características de acuerdo con su hoja de especificaciones técnicas. Para verificar las especificaciones completas se pueden obtener en el Anexo 4.

Tabla 19. Especificaciones técnicas de la placa Arduino Due

Parámetros	Descripción
Microcontrolador	AT91SAM3X8E
Tensión de funcionamiento	3.3V
Voltaje de entrada (recomendado)	7-12 V
Voltaje de entrada (límite)	6-16 V
Pines de E / S digitales	54 (12 proporcionan salida PWM)
Pines de entrada analógica	12
Corriente de salida CC total en todas las líneas de E / S	130mA
Corriente CC para pin de 3.3V	800 mA
Memoria flash	512 KB todos disponibles
SRAM y EEPROM	96 KB (dos bancos: 64 KB y 32 KB)
Tamaño	101,52 x 53,3 milímetros

Fuente: Adaptado de (Arduino, 2018)

3.5.1.4. Bloque de comunicación

Este bloque es el encargado de establecer la comunicación entre la placa de adquisición de datos y la computadora (PC) de escritorio o portátil. En base a los requerimientos de hardware establecidos en la Tabla 9, se requiere una placa de adquisición de datos programable, por lo tanto,

resulta fundamental el emplear el estándar de *IN/OUT* (entrada/salida) para periféricos de PC que aportan conexiones fáciles y simples, e incorporan funciones como “*Universal Plug-And-Play*” y “*hot swapping*” o “*hot plugging*” al emplear Bus Serie Universal (USB) (Intel et al., 2000). Se requiere para la comunicación: velocidad de transmisión superior a 50 Mbps, distancia de operación mayor a 3m y un nivel de tensión de 5V.

- *Selección del tipo de comunicación*

De acuerdo con los requerimientos de Arquitectura especificados en la Tabla 9 acerca del tipo de comunicación para adquisición y procesamiento de los datos, en la Tabla 20 se muestra una comparativa acerca de los protocolos de comunicación para determinar cuál se adapta mejor al presente proyecto.

Tabla 20 *Comparativa protocolos de comunicación*

Requerimientos	RS-232	RS-485	Micro USB 2.0	Bluetooth HC-05
SRSH7	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
SRSH11	<i>No</i>	<i>No</i>	<i>Si</i>	<i>No</i>
SRSH12	<i>No</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>No</i>
Precio	\$ 7.00	\$ 4.99	\$ 4.99	\$ 5.95
Disponibilidad	<i>Ibarra</i>	<i>Ibarra</i>	<i>Ibarra</i>	<i>Ibarra</i>

Fuente: Autoría

La placa Arduino Due se conecta al computador (PC) a través de un cable micro USB-serie v2.0. Este cable es ideal para alimentación y comunicación con microcontroladores, incluye un plug macho tipo “A” USB y un plug USB micro “B” tipo macho. Proporciona transferencia de datos y energía a tasas de transferencia de 480 Mbps (Tripp Lite, 2017).

3.5.1.5. Bloque de procesamiento

Este bloque es considerado como el más importante de todo el sistema, se encarga de operar con los procesos que realizan los demás bloques, evaluando datos adquiridos en etapas anteriores. Para la elección de la placa se contemplan los requerimientos especificados en la Tabla 9 donde se contemplan los requerimientos de *hardware* y *software*.

Una característica a la hora de enumerar los requerimientos es que la placa sea capaz de procesar gran cantidad de información, en la implementación y entrenamiento del algoritmo de aprendizaje profundo para la predicción del tipo de expresión facial.

- *Selección placa del bloque de procesamiento*

Según la Tabla 9, en la que especifica los requerimientos de arquitectura específicamente *Hardware* y la Tabla 19 de Especificaciones técnicas del Arduino Due, se puede observar que dicha placa cumple con los requerimientos planteados para este bloque de procesamiento, por lo tanto, se optó por emplear la misma placa para la implementación de *Deep Learning* para el reconocimientos de expresiones faciales (Tabla 21).

Tabla 21. Comparativa placa de procesamiento

Requerimientos	Arduino Uno	Arduino Mega 2560	Arduino Nano	Arduino DUE
SRSH5	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
SRSH8	<i>No</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
SRSH16	<i>No</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
SRSH17	<i>No</i>	<i>Si</i>	<i>No</i>	<i>Si</i>
Precio	\$9.80	\$15.99	\$5.70	\$24.99
Disponibilidad	<i>Ibarra</i>	<i>Ibarra</i>	<i>Ibarra</i>	<i>Ibarra</i>

Fuente: Autoría

3.5.1.6. Bloque de alimentación

Para alimentar cada uno de los bloques del sistema electrónico de reconocimiento de expresiones faciales se encuentra este bloque, exceptuando el bloque de visualización, es posible establecer los requerimientos en cuanto al bloque de potencia o alimentación para que el sistema funcione en óptimas condiciones. Entre las especificaciones que debe cumplir esta etapa se debe considerar que requiere un voltaje de alimentación de 7 a 12 voltios y una corriente de alrededor de 300mA, establecidos en la sección 3.4.2. específicamente en la Tabla 9.

A continuación, se detallan la selección y cálculos de voltaje y corriente necesarios para alimentar el sistema en base a una estimación del consumo eléctrico.

- *Cálculo de Voltaje*

Con el fin de determinar el voltaje de funcionamiento del sistema, es necesario tomar en cuenta que el sensor muscular *MyoWare* tiene en su placa de funcionamiento incorporado el acondicionamiento de la señal con voltajes de operación de 3.1V a 6.3V por lo que no requiere ninguna alimentación o voltaje negativo. Con un valor de $\pm 7 \text{ Vcd}^1$ se garantiza que, en cada una de las salidas del bloque de acondicionamiento de datos se obtenga un valor de 5 Vcd^1 , los cuales alimentarán las entradas analógicas del bloque de procesamiento. Esto garantiza una correcta lectura del conversor análogo digital del Arduino Due, cuya resolución es de 10 bits.

Para realizar ese cálculo, es necesario tomar en cuenta las especificaciones técnicas de los componentes en el sistema, como se lo puede verificar en los Anexos, para lo cual se debe sumar las corrientes del microcontrolador Arduino Due, sensores *MyoWare* y un amplificador de aislamiento.

- *Cálculo de Corriente*

La corriente total es igual a la suma de las corrientes que consume cada elemento electrónico, por medio de la Ecuación 9, se obtiene el total de corriente que utiliza el sistema. La Tabla 22 muestra a detalle cada uno de los voltajes y consumo de corriente de cada elemento.

Tabla 22 Sumatoria de corrientes del sistema

N°	Elemento	Corriente (c/u)	Voltaje (c/u)	Cantidad	Total (mA)	Total (Vcd ¹)
1	Arduino Due	Consumo por cada pin (entrada/salida)	3.3 a 12V	1	-	3.3 a 12 V
2	Sensor <i>MyoWare</i>	14 mA	5 a 5.7V	3	42mA	5 a 5.7V
3	LM324N	10 mA	5V	1	20mA	5 V
4	Entradas analógicas Arduino Due	9mA	5 V	4	36mA	5 V
5	Diodo LED	5mA	5 V	2	10 mA	5 V
					Total, Corriente: 108mA o 0.108 A	
					Total, Voltaje: ± 7 Vcd¹	

Fuente: Autoría

$$IT = \sum_{i=1}^n I_{ei}$$

Ecuación 9 Sumatoria de corrientes

$$IT = I_{e1} + I_{e2} + I_{e3} + I_{e4} + I_{e5}$$

$$IT = (42 + 20 + 36 + 10)mA$$

$$IT = 108mA$$

¹ Vcd: En electrónica, voltaje de corriente directa (Vcd o Vdc en inglés) de una fuente de poder para un circuito electrónico, este voltaje mantiene la polaridad (+) y (-).

- *Selección placa del bloque de alimentación*

Tras aplicar la ecuación 3, en base a los resultados obtenidos, los requerimientos planteados en la Tabla 9 de requerimiento eléctricos y la Tabla 23 como comparativa de las fuentes que se puede emplear. Se plantea implementar la fuente de alimentación obtenida por medio del cable USB del computador. Esta elección se debe puesto que al conectar el microcontrolador mediante el puerto serial, la PC entrega un voltaje de alrededor de 5V que es suficiente para alimentar el bloque de sensores, acondicionamiento, toma de datos y por ende el bloque de procesamiento.

Tabla 23. Comparativa bloque de alimentación

Requerimientos	Fuente DC 9V	Fuente DC desde la PC
SRSH9	<i>No</i>	<i>Si</i>
SRSH12	<i>Si</i>	<i>Si</i>
SRSH13	<i>Si</i>	<i>Si</i>
SRSH24	<i>No</i>	<i>Si</i>

Fuente: Autoría

3.5.2. Software

Una vez seleccionado el hardware se procede a la selección del *software*, el cual se realiza en base a los requerimientos establecidos en la Tabla 9. En esta sección se consideran algunas alternativas en cuanto a la codificación del sistema sobre una plataforma de programación adecuada y bien documentada. Debido a que la naturaleza de este proyecto se centra en capacitación e implementación de modelos de aprendizaje automático y profundo casi en su totalidad, es crucial seleccionar con el mayor cuidado posible, ya que, al ser una investigación en constante avance dentro del campo de la inteligencia artificial algunas plataformas conllevan mayor dificultad de implementación que en otras.

3.5.2.1. Software bloque de procesamiento

En esta etapa de selección de *software* de programación en base a un análisis de los requerimientos de arquitectura del proyecto para el reconocimiento de expresiones faciales se evalúa cuál de ellos se adapta de mejor manera al sistema, por lo cual, en la Tabla 24 muestra el *software* que cumple con todos los requerimientos planteados.

- *Selección del software de programación*

Para determinar y seleccionar el *software* idóneo de acuerdo con los requerimientos especificados en la Tabla 9, se desarrolló en la Tabla 24 la comparativa con los software de programación.

Tabla 24. Selección software de programación

Software	Requerimientos				
	SRSH16	SRSH17	SRSH18	SRSH19	SRSH22
Python	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
Matlab	<i>No</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
Visual Studio	<i>No</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
Java	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>No</i>

Fuente: Autoría

El *software* que más se adapta al desarrollo del proyecto es Python. Se caracteriza por ser ideal para el diseño de aplicaciones vinculadas con inteligencia artificial, debido a su compatibilidad con bibliotecas de aprendizaje automático y profundo utilizadas en el presente sistema de reconocimiento de expresiones faciales.

3.5.2.2. *Software bloque de visualización*

En base al bloque de toma de datos y procesamiento, el requerimiento principal de esta etapa contempla que el software de visualización debe ser compatible con la placa, en este caso Arduino Due. Entre los requerimientos se encuentra que sea *software* basado en lenguaje java, que permita crear interfaces interactiva, de código abierto. En este contexto, la interfaz debe poseer un sistema de encendido y apagado.

- *Selección de plataforma de visualización*

Dado que en el presente proyecto se pretende realizar el reconocimiento de expresiones faciales en tiempo real mediante una interfaz HMI de escritorio, es conveniente considerar plataformas que mejor se adapten a los requerimientos de *software* establecidos en la Tabla 9 en la sección 3.4.2., entre las que se encuentran un lenguaje de programación de código abierto, compatibilidad con el bloque de procesamiento, bajo impacto o consumo en el rendimiento del sistema y un kit de herramientas de diseño de interfaces de usuario(GUI) interactivo. Por lo tanto, aunque existen diferente IDEs para generar interfaces gráficas, en el presente trabajo es conveniente considerar las siguientes plataformas de visualización que son populares en la comunidad de creadores con código: *Processing*, *Visual Studio* y *Eclipse*; cada una de ellas comparten características que las convierte en potentes herramientas para la creación de interfaces y se diferencian por la idoneidad para el presente trabajo en particular centrados en el contexto de la programación creativa.

En este contexto: la plataforma de Eclipse pensada para trabajar con Java, aunque permite añadir otros lenguajes de programación como C++, JavaScript, Python o PHP entre otros. Es una

buena opción de software libre, aporta un IDE multiplataforma mucho más completo con un gran número de plugin por lo que su funcionalidad puede ampliar conforme las necesidades del proyecto lo soliciten, lo que lo convierte en un entorno complejo para usuarios poco experimentados incluso no posee interfaz amigable con el usuario (Soler-Adillon, 2019).

Por otro lado, Visual Studio desarrollado por Microsoft es una potente plataforma de visualización con un importante ecosistema de extensiones, permite emplear cualquier tipo de programación o centrarse en C++ y así desarrollar aplicaciones e interfaces profesionales, aunque una de sus desventajas proviene del que es un software propietario por lo que para obtener la versión completa es bajo suscripción (Soler-Adillon, 2019).

La selección de la plataforma de visualización a emplear se muestra en la Tabla 25.

Tabla 25. Selección software de visualización

<i>Software</i>	Requerimientos				
	SRSH3	SRSH16	SRSH17	SRSH21	SRSH23
Processing	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
Eclipse	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>
Visual Studio	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>	<i>Si</i>

Fuente: Autoría

Todas las plataformas analizadas son aptas para el desarrollo de la interfaz HMI. Sin embargo, se decide trabajar con Processing, *software* que se diferencia frente a las otras dos plataformas estudiadas, especialmente por ser *software* de visualización gratuito e ideal para representación de datos artísticamente, en otras palabras, permite crear gráficas interactivas y creativas a partir de la lectura de sensores al tratarse de una versión simplificada de Java con la

sintaxis de código puro. Sin duda una de sus ventajas es su simplicidad al descargar e iniciar a programar sin la necesidad de instalaciones complejas ni plugin.

3.6. Diseño del sistema

En esta sección se realiza el diseño de cada uno de los bloques con los que está conformado el sistema en base a las especificaciones y requerimientos mencionados en el apartado 3.4.2 y 3.4.4, se considera oportuno definir las directrices del diseño del sistema que permiten el desarrollo e implementación del sistema de reconocimiento de expresiones faciales. Es importante además destacar que se muestra la función del sistema mediante diagramas de bloque y diagramas de flujo, los cuales brindan información secuencial acerca de los procesos llevados a cabo enfocados en el reconocimiento en tiempo real de expresiones.

3.6.1. Diagrama de bloques del sistema

Para esta sección, por medio de diagramas de bloques se presenta el proceso de funcionamiento del sistema. Cada etapa engloba varios subprocesos afines a la función específica de cada bloque. La etapa de diseño del software muestra el proceso de entrenamiento del modelo de inteligencia artificial para el reconocimiento de expresiones faciales, parten desde la adquisición de datos, procesamiento y construcción del modelo de aprendizaje profundo para extraer características faciales profundas. La tercera etapa opera en torno al modelo capacitado para la extracción de características faciales en tiempo real a través del modelo de clasificación entrenado previamente.

3.6.1.1. Diagrama de bloques general del sistema

En la Figura 29 se muestra la arquitectura del sistema de reconocimiento de expresiones faciales en modo de diagrama general el cual se encuentra dividido en bloques mediante el uso de algoritmos de aprendizaje profundo, dicho sistema está enfocado para personas con limitada movilidad.

Esta representación permite desarrollar esquemas de manera que la información sea más fácil de comprender el control del sistema. Todas las operaciones efectuadas en cada bloque de cada etapa serán implementadas sobre un sistema embebido.

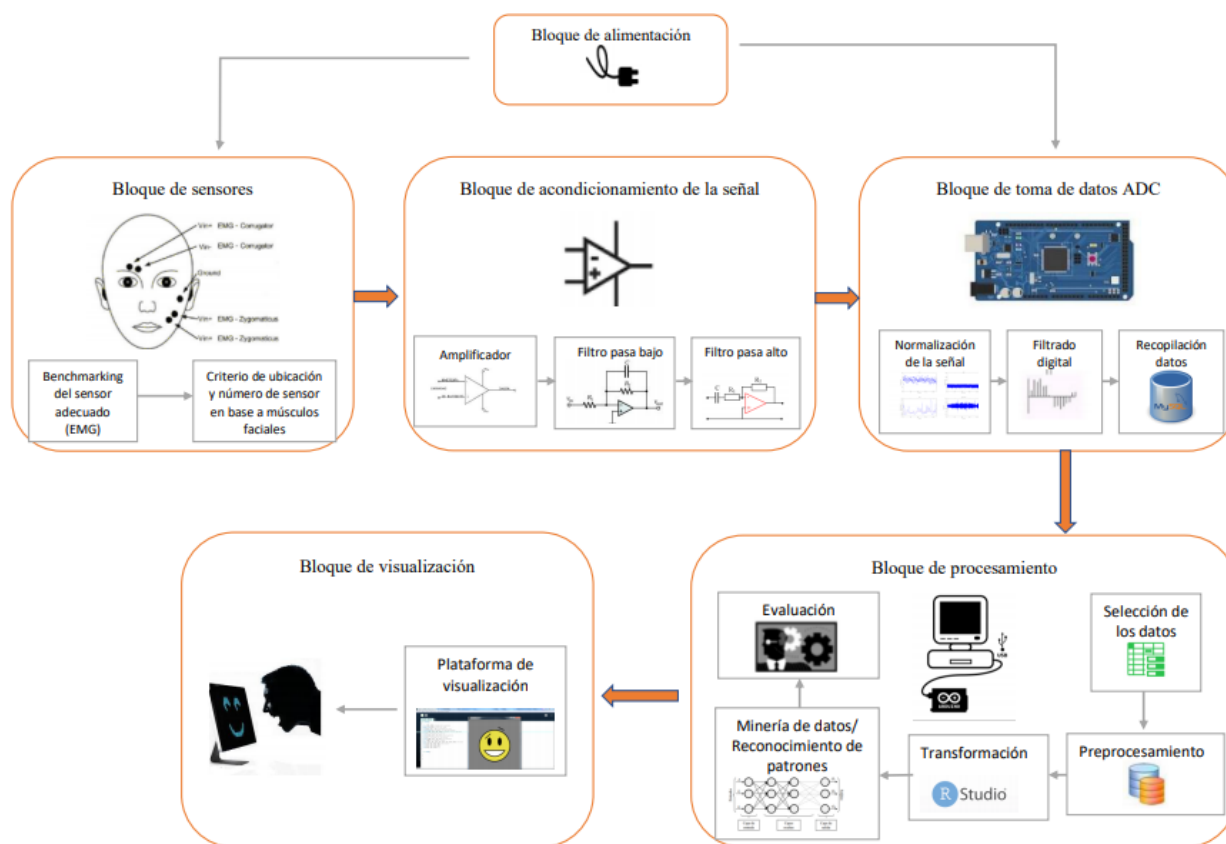


Figura 29 Arquitectura del Sistema

Fuente: Autoría

Para comprender el funcionamiento de cada bloque que compone el sistema embebido de reconocimiento de expresiones faciales se describe a continuación:

- *Bloque de alimentación.* – Se definirá la forma en que se alimentará al sistema electrónico, este será el encargado de indicar el consumo energético de los componentes del sistema.
- *Bloque de sensores.* – Esta sección está constituida por sensores, los cuales recibirán la información de los músculos faciales del usuario y la transformarán en una magnitud eléctrica, de manera que ocupen las tres zonas involucradas en las expresiones faciales.
- *Bloque de acondicionamiento de señal.* – Al tomar datos analógicos de sensores es necesario acondicionar la señal, de manera que la respuesta de los sensores sea lo más lineal posible, garantizando la obtención de información útil para su posterior procesamiento.
- *Bloque de toma de datos.* – Esta etapa es la encargada de recibir la información por parte del bloque de acondicionamiento de señal y transformarla en datos digitales, por medio del uso de un convertidor análogo digital.
- *Bloque de procesamiento.* – Esta etapa es la encargada de tratar y procesar la información obtenida del bloque de toma de datos. En esta sección se encontrará funcionando un microcontrolador o placa programable. Para realizar la función de la toma de decisión, el bloque de procesamiento debe implementar un algoritmo de aprendizaje profundo.
- *Bloque de visualización.* – Finalmente, en la zona de visualización de datos, el administrador podrá observar los resultados acerca del tipo de expresión facial realizada por el usuario.

3.6.1.2. Diagrama de flujo de proceso del sistema

Para el reconocimiento de expresiones faciales en personas con limitada movilidad se extrae características de movimientos musculares faciales. Los datos son captados en el bloque de adquisición y enviados para su tratamiento al bloque de procesamiento de forma serial, en el cual se realizará la predicción del tipo de expresión facial generada por el usuario mediante el algoritmo de *Deep Learning* (DL). Para finalmente, visualizar los resultados mediante una interfaz gráfica. En la Figura 30 se muestra el diagrama de flujo del proceso general llevado a cabo por el sistema.

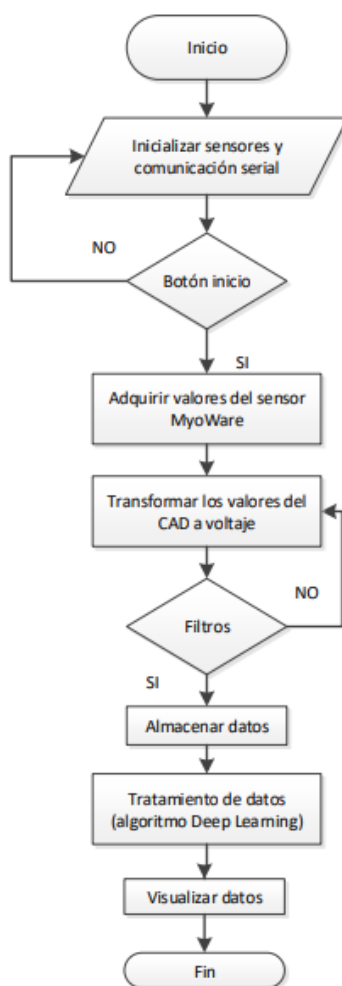


Figura 30 Diagrama de flujo del proceso general del sistema

Fuente: Autoría

3.6.2. Integración del *hardware*

Esta sección se encarga de integrar los componentes electrónicos que constituyen el *hardware* del sistema, mediante el diseño de placas de circuitos impresos (PCB) con el fin de encontrar la ubicación idónea de los componentes para captura de señales y acondicionamiento de datos, en base a los requerimientos de arquitectura planteados en el apartado 3.4.2.

3.6.2.1. Esquema de conexión del sistema

La Figura 31 ilustra la conexión física general del sistema integrada de los principales componentes del sistema, donde se puede visualizar la interconexión de los sensores musculares que contienen las señales provenientes de los músculos faciales con la placa de acondicionamiento de la señal para la etapa de aislamiento como protección para el usuario, la misma que está conectada a la placa de adquisición y procesamiento de datos mediante puertos análogos del Arduino Due. Finalmente, dicha placa se conecta con la unidad de procesamiento central de la PC para su posterior tratamiento y análisis.

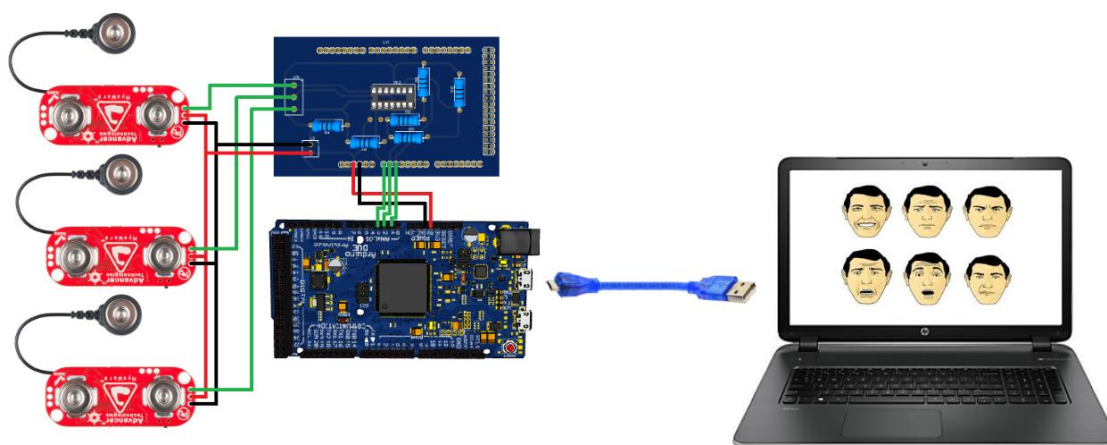


Figura 31 Esquema preliminar de conexión física del sistema

Fuente: Autoría

3.6.2.2. Primera etapa: Bloque de sensores

En este bloque se detalla el diseño del bloque de sensores en base a la sección 3.5.1.1. de selección de bloque de sensores en la que se especifica el empleo del sensor muscular *MyoWare* con electrodos superficiales no invasivos a fin de capturar las señales electromiográficas de músculos faciales al momentos de realizar contracciones que generan expresiones faciales.

- *Esquema de conexión circuito sensor MyoWare*

El sensor muscular *MyoWare* mide, filtra, rectifica, amplifica (véase en la Figura 32) y procesa la compleja actividad eléctrica de un músculo y la convierte en una señal análoga simple que puede ser fácilmente leída por cualquier microcontrolador (ADC). Las especificaciones completas se pueden obtener en el Anexo 3.

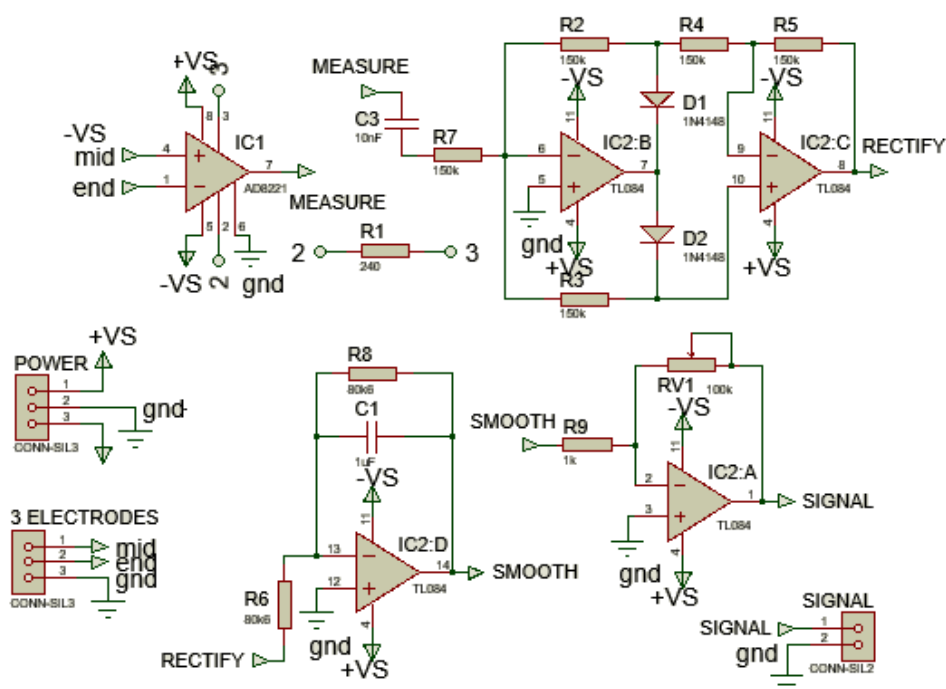


Figura 32 Circuito esquemático de un sensor *MyoWare*

Fuente: Adaptado de (I. A. García, 2019)

- *Placa de circuito impreso del bloque de sensores*

Como parte de este bloque se encuentra el diseño de una PCB que integre el *hardware* que corresponde a los sensores musculares *MyoWare*. La Figura 33 muestra el diseño de la placa cuya función es establecer la interconexión de los sensores internamente (véase ANEXO 3).

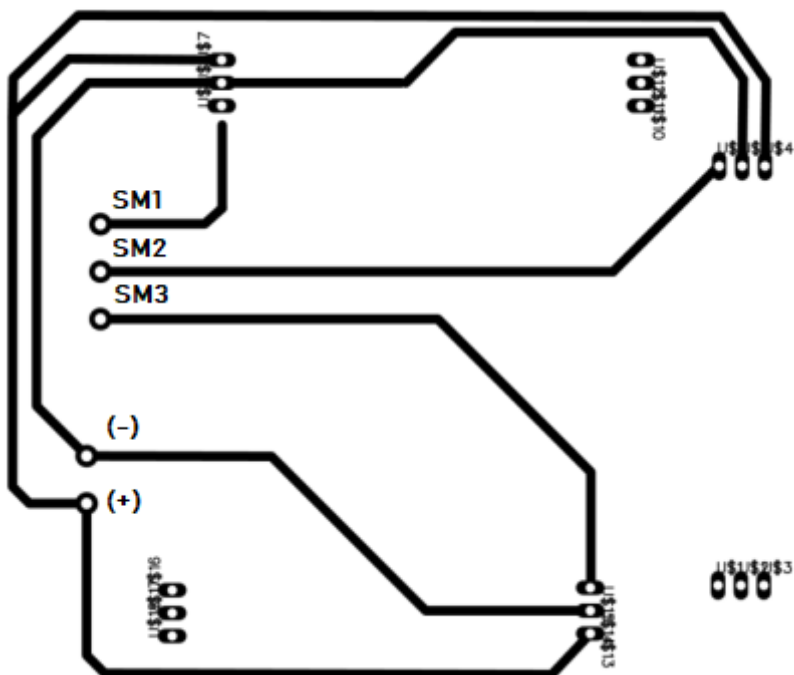


Figura 33 Placa de sensores musculares MyoWare

Fuente: Autoría

3.6.2.3. Segunda etapa: Bloque de acondicionamiento

De acuerdo con lo establecido en la sección 3.5.1.2. de selección del bloque de acondicionamiento donde se optó por emplear el amplificador operacional LM324N, en esta etapa de diseño de *hardware* se especifica el circuito de conexión a emplear en el acondicionamiento de la señal que incluye un amplificador modo seguidor y un divisor de tensión.

- *Esquema de conexión circuito Amplificador modo seguidor*

Con el esquema de la Figura 34, los efectos de carga que provocaría se minimizan, existen también impedancia tanto en la interfaz del electrodo con la piel, como en la piel misma, que deben ser contrarrestadas por lo que juegan un papel fundamental el usar una etapa de acoplamiento como buffer de entrada incorporado en el acondicionamiento.

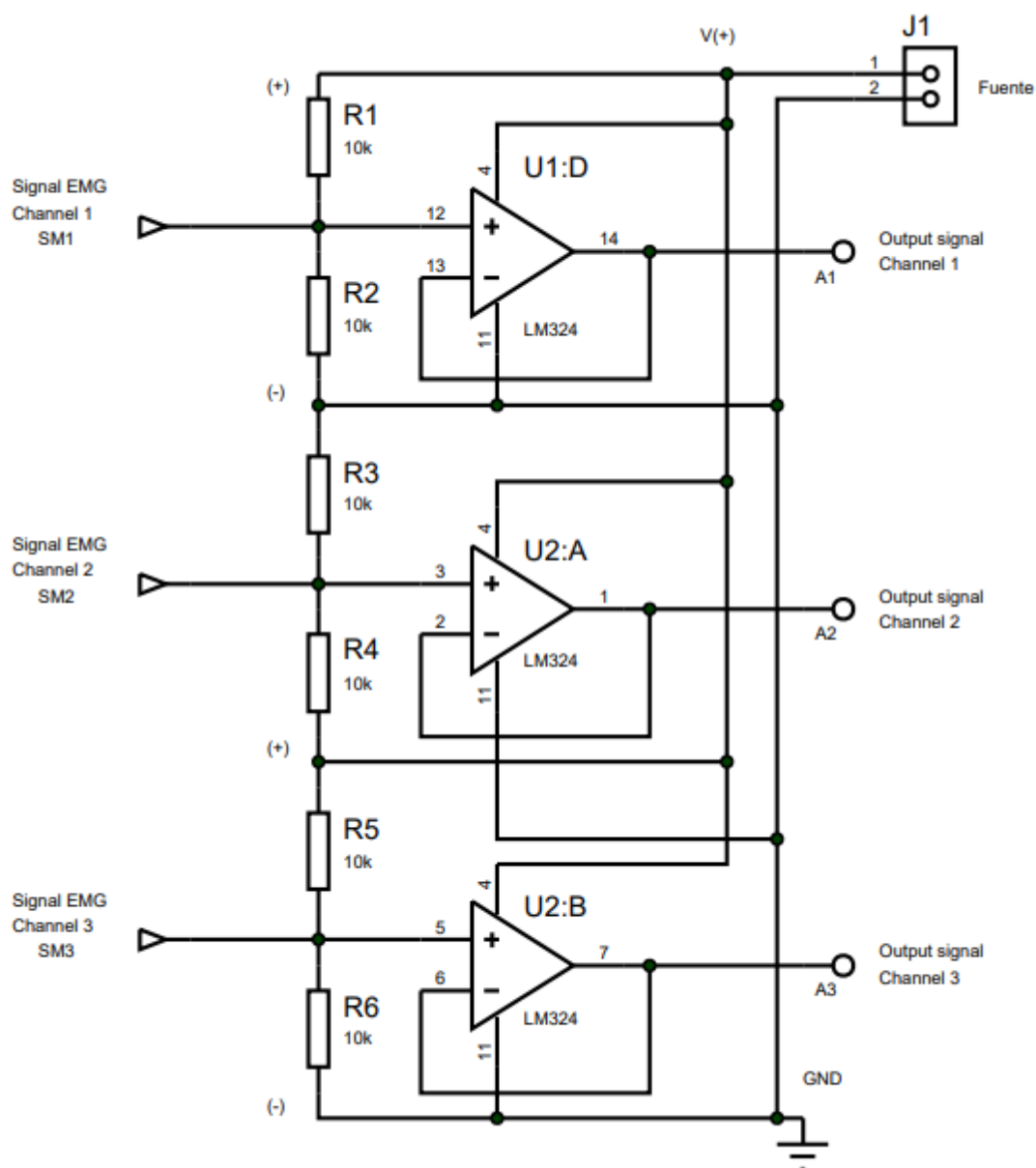


Figura 34 Circuito esquemático Amplificador modo seguidor de tensión

Fuente: Autoría

- *Placa de circuito impreso del bloque de acondicionamiento*

Como parte de este bloque se encuentra el diseño de una PCB que integre el *hardware* que corresponde al acondicionamiento de la señal. La Figura 35 muestra el diseño de la placa que tiene la responsabilidad de tratar la señal de los sensores musculares, haciendo uso de un divisor de tensión conectado a la entrada de un amplificador operacional en configuración modo seguidor de tensión, seleccionados en el apartado 3.5 (véase ANEXO 3).

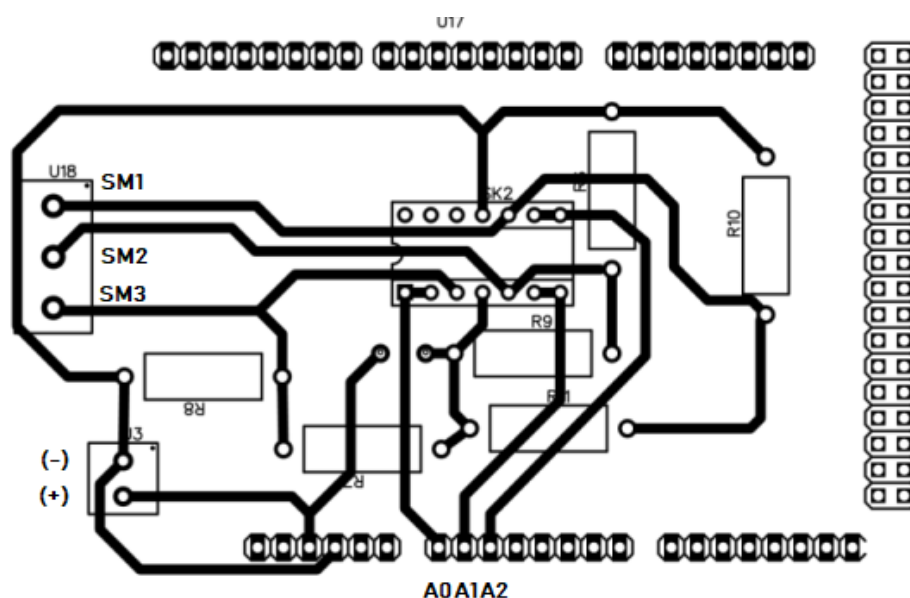


Figura 35 Placa de bloque de acondicionamiento de la señal

Fuente: Autoría

3.6.3. Desarrollo del *software*

En esta sección se procede a desarrollar los módulos que componen el *software* de programación desde la etapa de adquisición de los datos, filtrado digital, entrenamiento del algoritmo de aprendizaje profundo hasta la etapa de visualización. Durante el desarrollo del *software* se realiza diferentes análisis con el fin de encontrar los métodos idóneos para el reconocimiento de patrones de expresiones faciales, donde cada función del sistema poseerá un

script o archivo ejecutable. Finalmente, mediante una interfaz amigable con el usuario se requiere una plataforma de diseño de GUI's en base a los requerimiento planteados en apartados anteriores.

3.6.3.1. Primera etapa: Bloque de toma de datos

El diagrama de bloques que se presenta a continuación en la Figura 36 corresponde a la primera etapa, la cual se encarga de adquirir valores en base a movimientos musculares faciales que generan la contracción de dichos músculos y a su vez expresiones faciales. Es la etapa fundamental, de ella depende adquirir datos de usuarios lo más lineales posibles tras aplicar un proceso de normalización y filtrado digital que es una herramienta poderosa del procesamiento digital de la señal (DSP) en la que se incluye el filtrado digital que elimina ruido asociado con componente pasivos que fluctúan sobre el tiempo.



Figura 36 Diagrama de bloques de la primera etapa

Fuente: Autoría

- *Diagrama de flujo del bloque de toma de datos*

Para la adquisición o toma de datos provenientes del bloque de acondicionamiento de la señal es fundamental incorporar un algoritmo en la placa de toma de datos seleccionada, de forma que lea las lecturas analógicas de los sensores musculares por medio de los pines analógicos que posee Arduino Due para luego llevar a cabo el bloque de procesamiento de la señal. Por lo tanto,

en la siguiente Figura 37 mediante el diagrama de flujo se describe de forma más sencilla el proceso de toma de datos.

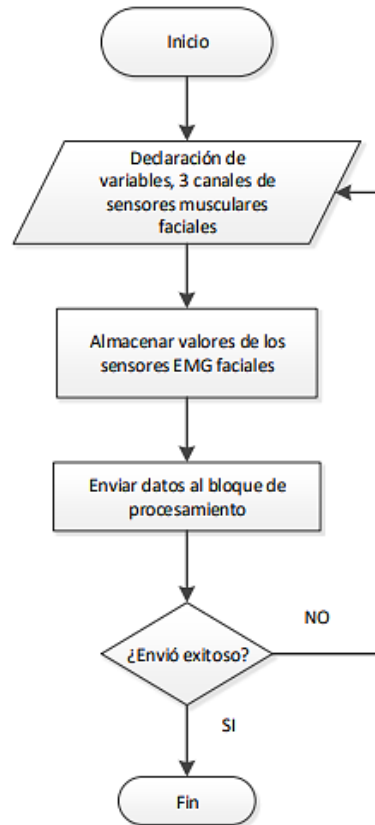


Figura 37 Diagrama de flujo del bloque de toma de datos

Fuente: Autoría

- *Tipos de filtrado digital señales electromiográficas*

No es posible eliminar por completo el ruido inherente en este tipo de señales, puesto que, se tiene una potencia EMG más ruido en la fase de activación muscular. Por lo tanto, el emplear un método de filtrado digital permite reducir gran parte de ruido que persiste incluso luego del filtrado análogo a bajas potencias. De tal manera que, el filtrado digital puede ser tratado como un proceso de estimación de parámetros, que operan sobre una secuencia de datos discretos. En la

actualidad existen varios filtros digitales, sin embargo, en el presente proyecto se toma a consideración los Filtros FIR (no recursivos), Media móvil exponencial, Savitzky-Golay y Gaussiano, analizados a continuación(Pardo Durand, 2019)

FIR: El filtro de media móvil es un caso especial del filtro FIR regular, es óptimo para reducir el ruido aleatorio al tiempo que conserva una respuesta de paso nítida, lo que lo convierte en un bloque de construcción versátil para aplicaciones de procesamiento de señales de sensores inteligentes, con mayor énfasis se detalla en el Capítulo II en la sección 2.4.1.1 específicamente en el apartado de Filtrado digital.

Savitzky-Golay: El filtro *Savitzky-Golay* (SG) suaviza lecturas analógicas de sensores obtenidas mediante el conversor análogo digital (DAC) como las que se muestra en la Figura 3. Este conjunto de datos en particular se suavizó con una longitud de ventana de 21 y con un polinomio de grado 3 ajustado por mínimos cuadrados lineales para 30000 muestras analizadas, con coeficientes enteros porque ocupan menos espacio de memoria. Para entender a profundidad que función sigue este filtro se encuentra en la sección 2.4.1.1 en la sección de Filtrado digital correspondiente al Capítulo II.

Gaussiano: Otro de los filtros analizados es el filtro *Gaussiano* cuya respuesta modifica la señal de entrada por convolución cuyos coeficientes están determinados por los valores de una función de distribución Gaussiana (revisar el Capítulo II, sección 2.4.1.1 apartado Filtrado digital). En Python mediante la librería `97aussian_filter` permite eliminar el ruido y a su vez suavizar las señales electromiográficas capturada por medio de electrodos de músculos faciales.

- *Resultados filtro digital FIR*

En la Figura 38, se puede observar la aplicación del filtro FIR de paso bajo usando funciones de *scipy*. *Signal* a la señal original EMG proveniente del músculo *Zygomaticus major*, con una frecuencia de muestreo de 25Hz con una frecuencia de corte del filtro de 10Hz. La señal de origen (color azul) contiene gran cantidad de ruido, la señal filtrada (color rojo) desplazada por el retardo de fase apropiado para alinearse con la señal original y finalmente la señal de salida filtrada (color verde) corresponde a la que no se ve afectada por condiciones iniciales.

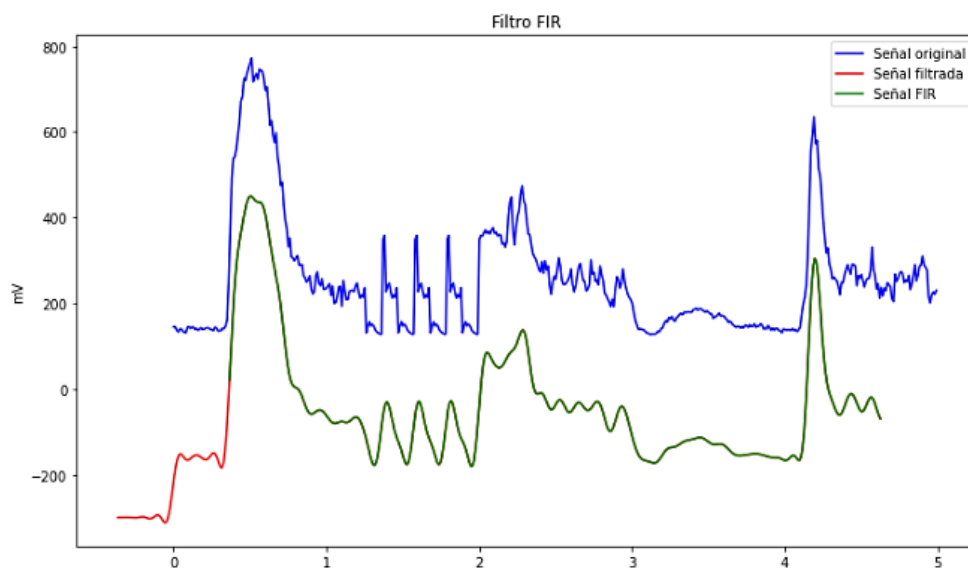


Figura 38 Señal EMG con filtro digital FIR MAV

Fuente: Autoría

- *Resultados filtro digital Media móvil exponencial*

En la Figura 39, se puede observar la señal EMG con filtro media móvil proveniente del músculo *Corrugator Supercilii*, la señal de salida (color rojo) tiene menor amplitud con respecto a la señal de origen debido a que el filtro elimina la mayor cantidad de ruido permitiendo obtener información realmente útil; y la señal de entrada (color azul) adquirida por el electrodo superficial.

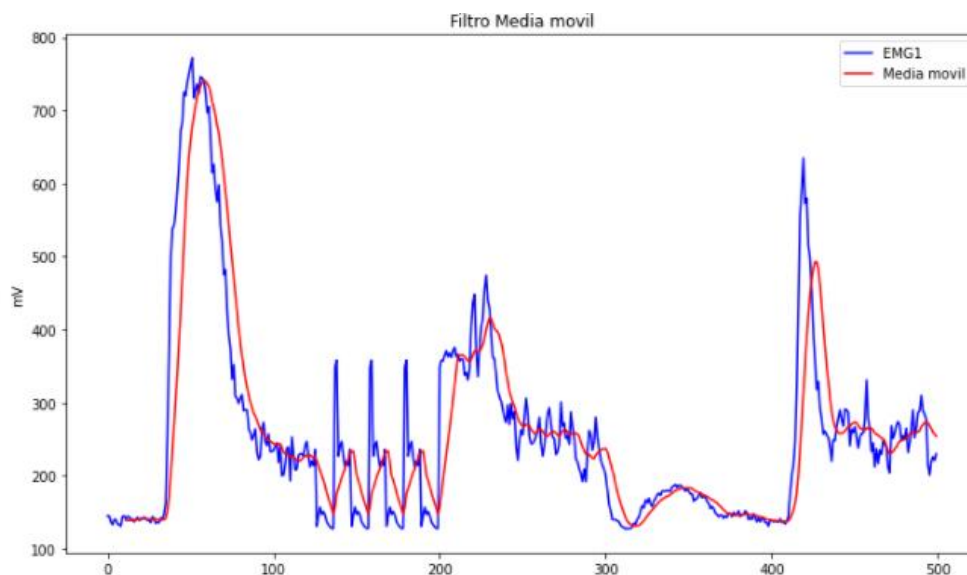


Figura 39 Señal EMG con filtro digital Media móvil exponencial

Fuente: Autoría

El eje x de la gráfica corresponde a $X[n]$ que es la señal continua discreta y el eje y representa la amplitud de la señal $A[V]$ ante la activación muscular. Dichos valores son recolectados por la placa para su tratamiento mediante el filtro de media móvil. Obteniendo resultados con mayor relación señal a ruido (SNR) y menor coeficiente de variación como se muestra en la Tabla 26, por lo tanto, el filtro si elimina el ruido externo de la señal.

Tabla 26. Resultados filtrado digital FIR y Media móvil de la señal EMG

Parámetros	Señal con acoplamiento	Filtro Media móvil exponencial	Filtro FIR
Media	145.50	221.04	218.08
Desviación estándar	78.31	93.62	99.28
SNR	1.85	2.36	2.19
Coficiente Variación	0.53	0.42	0.45

Fuente: Autoría

- *Resultados filtro digital Savitzky-Golay*

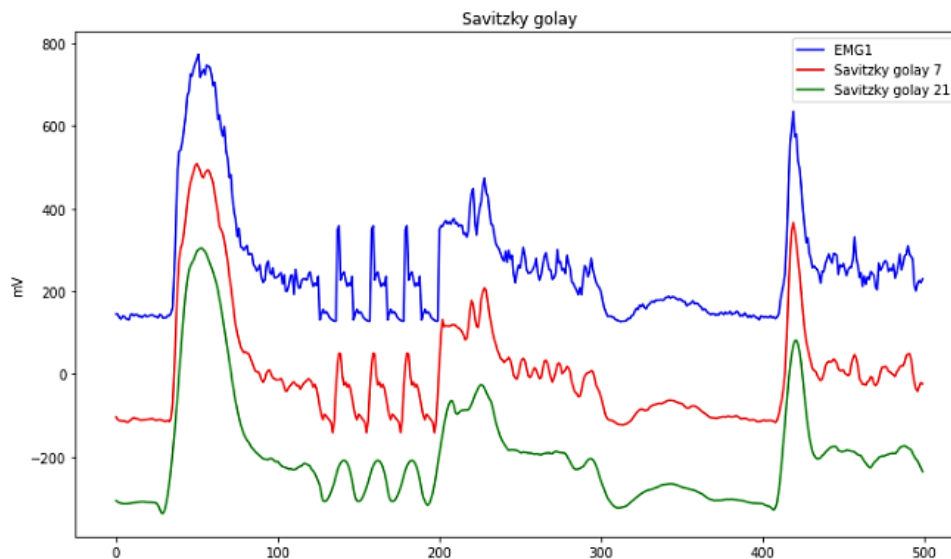


Figura 40 Señal EMG con filtro digital Savitzky-Golay

Fuente: Autoría

En la Figura 40, el filtro se observa como el filtro *Savitzky-Golay* (SG) suaviza lecturas analógicas de sensores. Además, se puede observar que al aplicar el filtro de *Savitzky-Golay* reduce gran cantidad de ruido de tal forma que la relación señal a ruido de cada EMG generada en base a una ventana de 7 o una ventana de datos de 21 se obtuvo resultados de SNR 2.16 y 2.24 respectivamente. Por lo tanto, puede ser considerado también como un filtro adecuado para el análisis de señales electromiográficas de músculos faciales (véase Tabla 27).

Tabla 27. Resultados filtrado digital Savitzky-Golay de la señal EMG

Parámetros	Señal con acoplamiento	Filtro Savitzky-Golay V=7	Filtro Savitzky-Golay V=21	Filtro Savitzky-Golay y Media móvil
Media	145.50	220.86	220.86	221.19
Desviación estándar	78.31	101.91	98.19	92.68
SNR	1.85	2.16	2.24	2.38
Coefficiente Variación	0.53	0.46	0.44	0.41

Fuente: Autoría

- *Resultados filtro digital Gaussiano*

En la Figura 41, la señal en azul representa la señal adquirida del bloque de toma de datos provenientes del amplificador modo seguidor, por el contrario, la señal en rojo representa la señal filtrada por medio de coeficientes Gaussianos, con los que se estima el valor de la salida. Este filtro como se observa la señal presenta menor cantidad de ruido y a su vez, es una señal más suavizada.

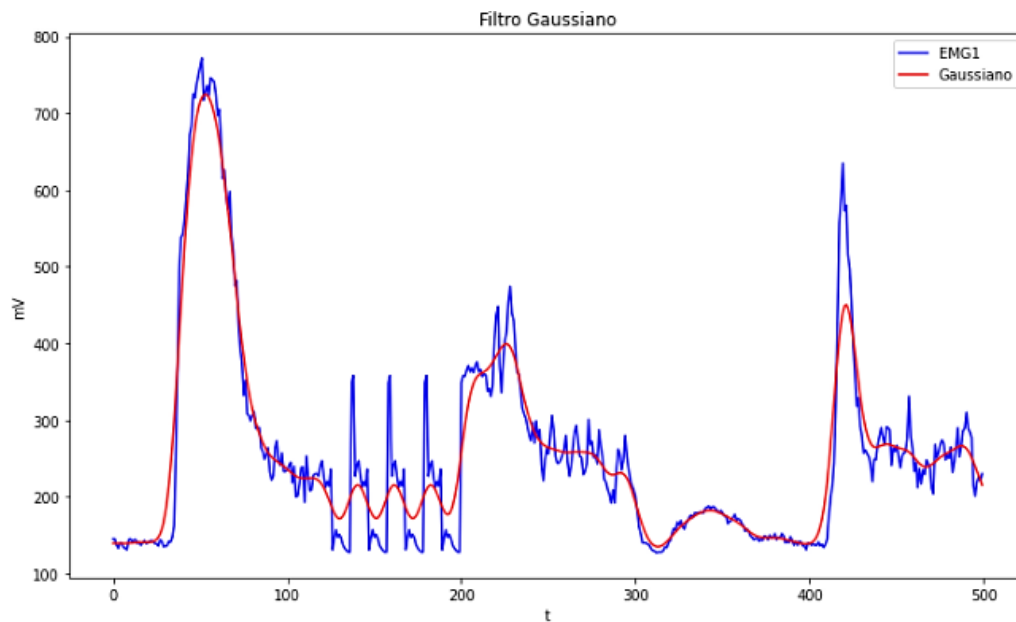


Figura 41 Señal EMG con filtro digital Gaussiano

Fuente: Autoría

De los resultados obtenidos del filtrado digital Gaussiano se especifica en la Tabla 6, con lo que se obtiene los valores correspondientes a la relación señal a ruido SNR, por lo tanto, en base al análisis se puede determinar que el filtro presenta mayor SNR con 2.47 con respecto a la señal original que contiene un valor de SNR igual a 1.85 y un coeficiente de variación mayor con respecto a la señal filtrada. De tal forma, el filtro si elimina gran parte del ruido externo generado por perturbaciones aleatorias como movimiento de cables, entre otros.

Tabla 28. Resultados filtrado digital Gaussiano de la señal EMG

Parámetros	Señal con acoplamiento	Señal con filtro Gaussiano
Media	145.50	220.86
Desviación estándar	78.31	89.30
SNR	1.85	2.47
Coefficiente Variación	0.53	0.40

Fuente: Autoría

- *Selección filtro digital*

Para eliminar el ruido en electromiografía superficial mediante el método de media móvil, el mismo que es adecuado para aplicaciones en tiempo real cuando la SRN es alta, sin embargo, si el valor de SNR es bajo, este método puede dar un rendimiento considerado como deficiente. En cambio, para eliminar el ruido de señales EMG mediante un análisis de componentes independientes, el mismo que presenta mejores resultados en comparación con los filtros pasa alto.

En base a estos resultados del análisis de filtros digitales para señales EMG se puede optar por emplear un filtro gaussiano que presentan una eliminación del ruido en comparación con la señal original además de un suavizado de la señal que se genera mediante la distribución gaussiana.

3.1.1.1.Segunda etapa: Bloque de procesamiento

La segunda etapa está enfocada a la construcción del modelo de aprendizaje profundo para la extracción de características de movimientos musculares faciales como se lo puede visualizar en la Figura 42. Denominado bloque de procesamiento es la etapa encargada de tratar y procesar la información obtenida por parte del bloque de toma de datos, a la cual se debe implementar un

algoritmo de inteligencia artificial para luego generar una predicción acerca de las 6 expresiones faciales básicas analizadas a través del entrenamiento intensivo de una arquitectura NN empleando el conjunto de herramientas de la biblioteca Tensor Flow.

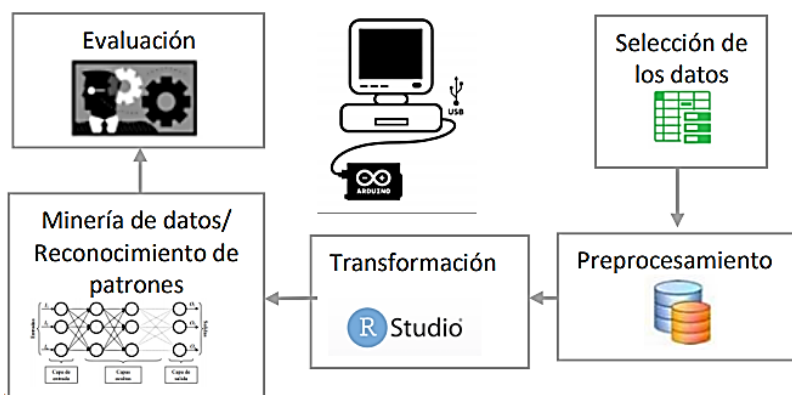


Figura 42 Diagrama de bloques de la primera etapa

Fuente: Autoría

El proceso KDD es aplicado en esta etapa del diseño con la finalidad de garantizar un correcto desempeño, de forma que los datos adquiridos son la entrada al proceso y la salida es la información útil deseada para el reconocimiento de expresiones faciales por lo que cuenta con diferentes pasos.

- *Adquisición del conjunto de datos de entrenamiento*

Para obtener la base de datos (BDD) de entrenamiento del modelo de aprendizaje profundo a través de la arquitectura NN, se recopila información de lecturas analógicas en un formato (.csv) del inglés *commaseparated values*.

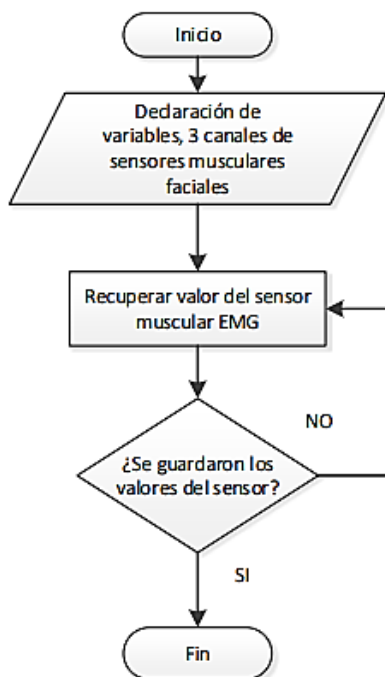


Figura 43 Diagrama de flujo, toma de datos

Fuente: Autoría

Por lo tanto, se diseña un algoritmo capaz de obtener y almacenar dicha información, mismos datos que atraviesan una etapa de filtrado digital con el objetivo de obtener el valor de contracción que capta cada sensor muscular *MyoWare*. En la Figura 43, se presenta el diagrama de flujo del funcionamiento del algoritmo de adquisición y filtrado de datos.

- *Preprocesamiento de datos*

Tras obtener la BDD inicial con la recopilación de muestras en base a cada expresión generadas en diferentes rostros de personas con los datos de 3 canales de señales electromiográficas por medio de electrodos superficiales no invasivos. En esta fase de procesamiento es conveniente añadir un campo a la BDD donde se especifique la clase a la que

pertenecen los datos de acuerdo con las 6 expresiones faciales básicas como se visualiza en la Tabla 29.

Tabla 29. Estructura BDD inicial más Clase (Tipos de Expresiones Faciales)

Musculatura Facial			Clase
SM1	SM2	SM3	
U	U	U	1
V	V	V	2
W	W	W	3
X	X	X	4
Y	Y	Y	5
Z	Z	Z	6

Fuente: Autoría

Donde:

SM1, SM2 y SM3: Sensores 1,2 y 3

1: Expresión de felicidad

U: Lectura de sensores expresión felicidad

2: Expresión de tristeza

V: Lectura de sensores expresión tristeza

3: Expresión de sorpresa

W: Lectura de sensores expresión sorpresa

4: Expresión de ira

X: Lectura de sensores expresión ira

5: Expresión de miedo

Z: Lectura de sensores expresión de asco

6: Expresión de asco

- *Transformación*

El siguiente paso del proceso KDD requiere del software con lenguaje de programación R denominado Rstudio, dedicado a la computación estadística y gráficos, por medio de un entorno desarrollado. En esta etapa, se busca reducir la cantidad de datos adquiridos de la base de datos inicial, de tal forma que se genera una nueva BDD de entrenamiento conformada únicamente con los datos que son verdaderamente útiles, que servirán posteriormente como base del algoritmo de aprendizaje profundo para que pueda extraer máximo conocimiento posible, este proceso se verá a continuación en etapas posteriores. La Figura 44 ejemplifica lo que sucede en esta etapa de reducción de dimensión de la BDD.



Figura 44 Proceso de transformación / reducción BDD inicial

Fuente: Autoría

- *Minería de datos*

Una vez que la base de datos esté reducida, en la etapa de minería de datos se implementa el algoritmo de aprendizaje profundo para la búsqueda de patrones de reconocimiento de expresiones faciales en base a movimientos musculares del rostro. El proceso que realizará el módulo de procesamiento para determinar el tipo de expresión facial se muestra en el diagrama de la Figura 45. La ejecución del algoritmo puede darse varias veces intentando ajustar los parámetros que optimicen los resultados.

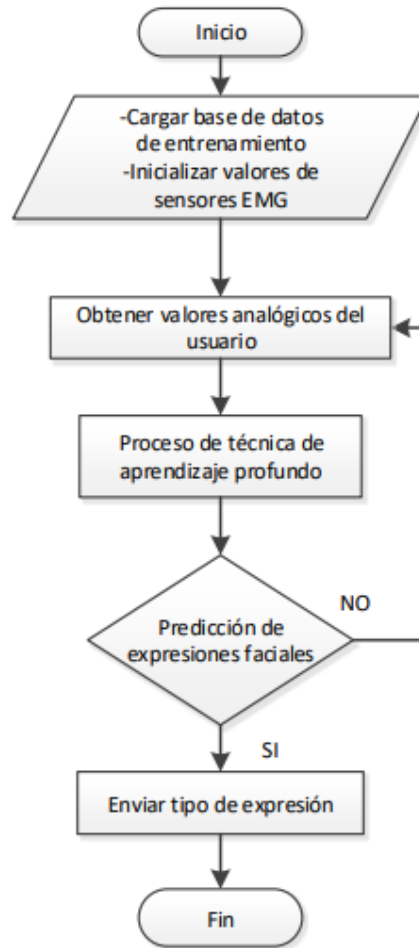


Figura 45 Diagrama de flujo, algoritmo de aprendizaje profundo

Fuente: Autoría

- *Interpretación / Evaluación*

Esta etapa es la encargada de mostrar los resultados deseados de una forma que el usuario pueda observar la expresión detectada, el desarrollo e implementación de esta última fase del proceso KDD se lo realiza a continuación en la sección 3.6.3.2. en el bloque de Visualización.

3.6.3.2.Tercera etapa: Bloque de visualización

Esta etapa es la encargada de mostrar la expresión/emoción generada por el usuario al realizar una prueba en el sistema. De tal forma, la interfaz debe permitir tanto al administrador como al usuario observar de forma clara los resultados, pero debe cumplir con algunos requerimientos.

- *Proceso del bloque de visualización*

El proceso para implementar la plataforma consiste en ingresar datos informativos (nombres, apellidos) del usuario, lectura de datos por medio de la comunicación serial obtenidos en el bloque de procesamiento son enviados al sistema de visualización. Se realiza el análisis y procesamiento de los valores obtenidos de los sensores es realizado por el bloque de procesamiento, por lo cual, al bloque de visualización llegan los datos generados luego de la implementación del algoritmo de aprendizaje profundo. Se obtiene el tipo de expresión facial, porcentajes de mayor contracción en las tres zonas del rostro. Una vez que los datos son obtenidos se genera la interfaz en la que se puede visualizar el nivel de contracción de cada uno de los sensores ubicados en los músculos *Zygomaticus major*, *Depresor angulii oris* y *Corrugator supercilii*. Además, contará con una imagen que figure la emoción/expresión detectada de forma que sea lo más intuitiva para el usuario, para lo que se establece un color para cada tipo.

- *Diagrama de flujo del bloque de visualización*

En base a la sección 3.5.2.2 se optó por emplear el software de Processing para el desarrollo de dicha interfaz, el diagrama de flujo que se presenta a continuación en la Figura 46, muestra el funcionamiento del sistema de visualización, desde un punto de vista más lógico.

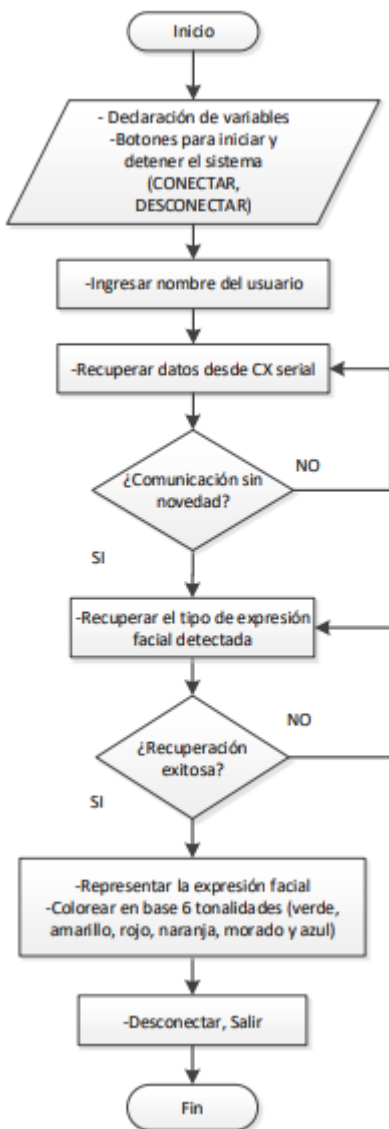


Figura 46 Diagrama de flujo, bloque de visualización

Fuente: Autoría

4. CAPÍTULO IV. Implementación y Pruebas de Funcionamiento

En este capítulo, se describe el proceso de pruebas y verificación en base al “*Modelo en cascada*”, de cada uno de los bloques que conforman el sistema de reconocimiento de expresiones faciales, una vez finalizada la etapa de diseño e implementación del sistema. Se verifica si los requerimientos planteados en el Capítulo III se cumplieron, así como también pruebas unitarias y pruebas de detección de expresiones faciales. El capítulo finaliza con la discusión de resultados del presente trabajo de titulación.

4.1. Pruebas unitarias de funcionalidad del *hardware*

Esta sección corresponde a la etapa de verificación del “*Modelo en cascada*”, con el objetivo de realizar la verificación de cada proceso. Se realizará las pruebas de desempeño del sistema en base al *hardware* que lo compone.

4.1.1. Prueba bloque de alimentación

Para verificar el desempeño adecuado de la fuente de 5V para los sensores musculares y la etapa de acondicionamiento, se procede a usar el multímetro para medir la salida de voltaje de corriente directa. La medición del voltaje de salida se muestra en la Figura 47 con lo que se verifica que la respuesta de la fuente de alimentación es la correcta respecto al voltaje proporcionado por el Arduino por comunicación serial con el computador.

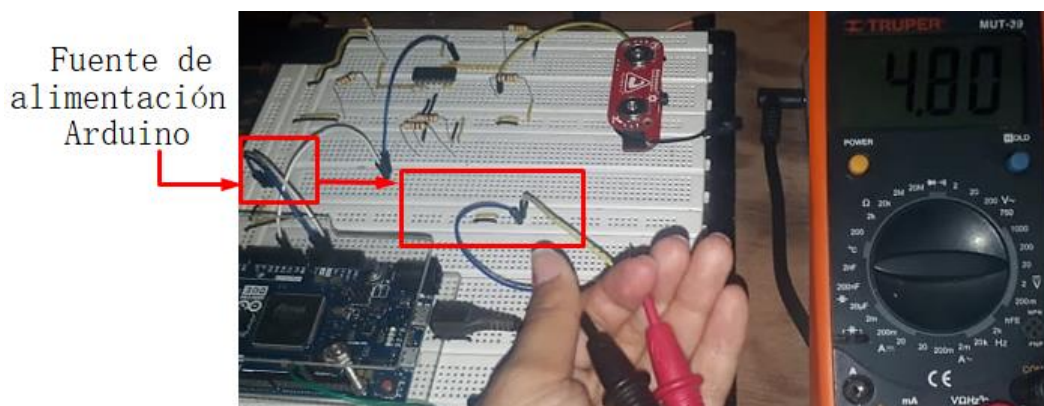


Figura 47 Prueba de medición voltaje

Fuente: Autoría

4.1.2. Prueba bloque de sensores

Para la prueba de funcionamiento de los sensores musculares, se debe comprobar que cada uno de ellos se encuentre en buen estado y capture dichas señales electromiográficas. En la Figura 48, se puede verificar el funcionamiento, por medio de la variación de voltaje el cual aumenta al existir contracción en un músculo.

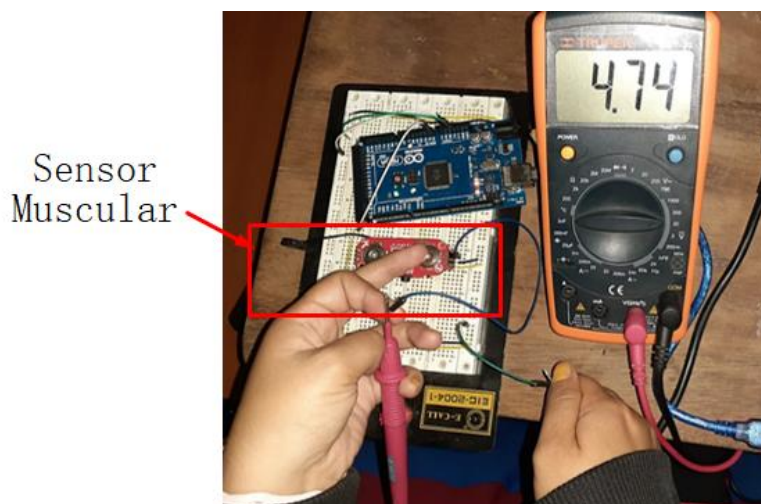


Figura 48 Medición sensores MyoWare

Fuente: Autoría

4.1.2.1. Criterio para la ubicación de sensores MyoWare

En base al fundamento teórico presentado en el Capítulo II en la sección 2.2.4, específicamente respecto a la Figura 16 y a la Tabla 2. Es posible determinar el criterio para la ubicación de los sensores de acuerdo con las zonas de mayor contracción muscular facial, en base a unidades de acción como se detalla en la siguiente Tabla 30.

Tabla 30. Zonas de mayor contracción muscular facial

Zonas de mayor contracción	Unidades de acción facial
Corrugator Supercilii	Actúa para juntar las cejas, creando arrugas verticales en el puente de la nariz.
Depresor anguli oris	Deprime la comisura de la boca, lo que se asocia con fruncir el ceño .
Zygomaticus major	Tirador de las esquinas del labio
Frontalis	Eleva la piel de las cejas, Desde la simple expresión de sorpresa hasta la admiración y el espanto

Fuente: Autoría

Luego de realizar este análisis es posible determinar, que se requiere un total de tres sensores musculares *MyoWare* para los principales músculos involucrados, es decir, electrodos ubicados en la superficie facial de la persona para el reconocimiento de expresiones faciales como se puede observar en la Figura 49.

La nomenclatura de cada sensor tiene el siguiente formato, MS1 que corresponde a Sensor muscular 1, y así hasta llegar al 3. Esta distribución se explica detalladamente a continuación.

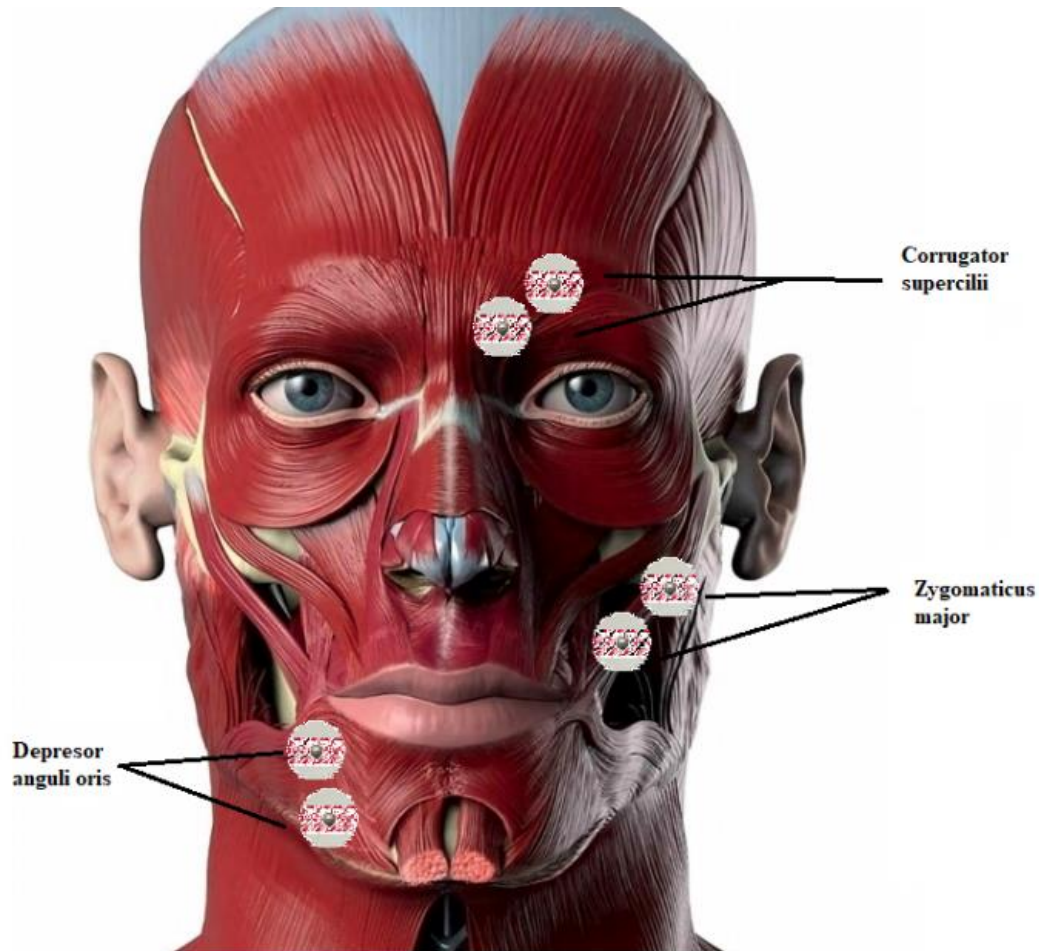


Figura 49 Ubicación de electrodos en una persona

Fuente: Autoría

4.1.3. Prueba bloque de acondicionamiento de la señal

Para verificar mediante pruebas unitarias el funcionamiento de este bloque que radica en obtener los datos con la mayor relación señal a ruido (SNR) para que la señal de salida sea lo más lineal, se procede a comparar los resultados al emplear un divisor de tensión junto con un amplificador en configuración modo seguidos contra la señal directa proveniente del sensor muscular; que es la conexión básica al emplear este tipo de sensor. Los resultados a evaluar son graficados por medio de la herramienta Serial Plotter del IDE de Arduino.

4.1.3.1. Configuración del divisor de voltaje

En esta configuración, se conecta al sensor muscular *MyoWare* en serie un divisor de tensión formado por dos resistencias de 10k ohmios, lo que genera una caída de tensión, esta configuración se la puede visualizar en la sección 3.6.2.2. en el esquema de acondicionamiento de la señal. La Figura 50 muestra la conexión y prueba del circuito.

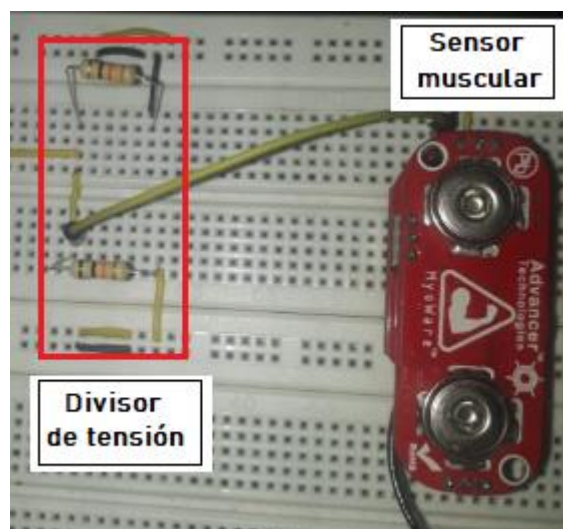


Figura 50 Prueba unitaria configuración divisor de voltaje

Fuente: Autoría

4.1.3.2. Configuración amplificador modo seguidor

Para el diseño del acondicionamiento de la señal se hizo necesario el uso de un seguidor de tensión por medio de un amplificador operacional (LM324N). Al alimentar al circuito integrado con una fuente + V_s y GND lo que genera es que la señal de salida sea similar a la entrada, pero suprime las componentes negativas de la señal esto se debe a la conexión a GND.

Esta configuración garantiza la transferencia total de potencia de la señal en cuestión de cualquier elemento de carga que se conecte a la salida, es decir, provoca que la impedancia de

entrada sea muy grande, lo que permite que la caída de voltaje en los componentes del sensor *MyoWare* sea mínimo, véase en la Figura 51.

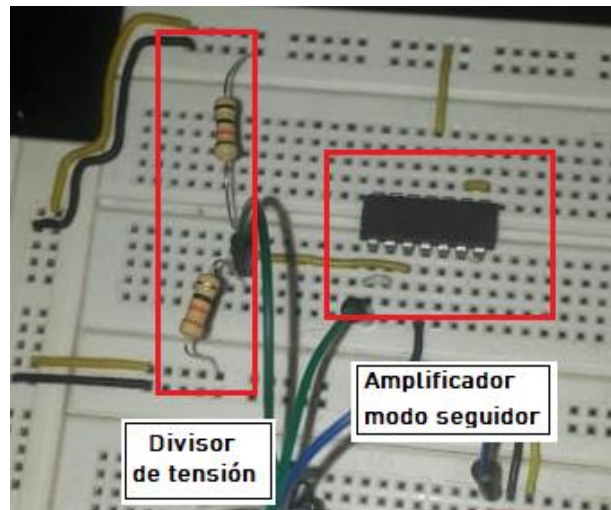


Figura 51 Prueba unitaria configuración amplificador modo seguidor

Fuente: Autoría

4.2. Pruebas unitarias de funcionalidad del *software* del sistema

En esta sección se realizará las pruebas de desempeño del *software* del sistema para su posterior implementación, para finalmente presentar los resultados y/o conclusiones del desempeño del sistema.

4.2.1. Prueba bloque de toma de datos

En la prueba unitaria del bloque de toma de datos, se realiza una simulación para adquirir los valores provenientes del bloque de acondicionamiento de la señal mediante la tarjeta de Arduino Due, garantizando que las entradas analógicas están funcionando adecuadamente. La Figura 52, muestra una prueba de los datos adquiridos.

COM12

t [ms]	SM1	SM2	SM3
400	,274.00	,716.00	,712.00;
800	,223.00	,832.00	,800.50;
1200	,212.00	,755.00	,874.67;
1600	,201.50	,749.75	,835.00;
2000	,162.25	,767.75	,912.75;
2400	,158.00	,693.25	,856.75;
2800	,144.75	,742.75	,792.25;
3200	,131.25	,815.00	,845.25;
3600	,134.75	,750.75	,845.25;
4000	,128.25	,746.50	,845.25;
4400	,349.75	,802.50	,765.25;
4800	,576.50	,802.50	,771.25;
5200	,799.50	,925.50	,653.50;

Figura 52 Recopilación de información de sensores en bloque de toma de datos

Fuente: Autoría

4.2.2. Recopilación de datos

Esta sección corresponde a la recopilación de la base de datos inicial, la misma que de acuerdo con la placa de acondicionamiento y toma de datos contiene un led azul de referencia, que al encenderse de forma intermitente inicia la captura de los datos de una expresión en específico. Antes de llegar a la etapa de ejecución de pruebas, se solicitó ayuda de un especialista en el área de Fisioterapia, quien indicó cuáles son los principales músculos comprometidos a la hora de generar expresiones faciales.

4.2.2.1. Tiempo de muestreo

La toma de datos se la realiza a una frecuencia de 25Hz en un periodo de 4 segundos por muestra, de manera que, cada muestra está conformada por 100 datos, así se tendrá un total de 5000 componentes de la señal por expresión en base a 50 muestras.

- **Muestreo expresión Felicidad**

En la Figura 53, se observa la prueba del usuario durante 7 segundos por expresión, se inicia la toma de datos sin generar ninguna expresión durante 20 milisegundos, 4 segundos manteniendo la expresión generada y 2 segundos sin generar ninguna expresión, a fin de estabilizar la señal, estos datos provienen de los tres sensores musculares. Existen tres señales cada una corresponde a los sensores musculares empleados, de tal manera que, la señal de color Azul corresponde al músculo *Zygomaticus major*, la capturada de color Rojo identifica al músculo *Corrugator Supercilii* y finalmente la señal de color Verde a la captura de datos provenientes del músculo *Depresor anguli oris*. Estos datos son recopilados al momento de que el usuario genero la expresión de Felicidad, donde el músculo *Zigomático* presenta mayor amplitud con respecto a los otros dos músculos debido a que es el más empleado en la expresión generada.

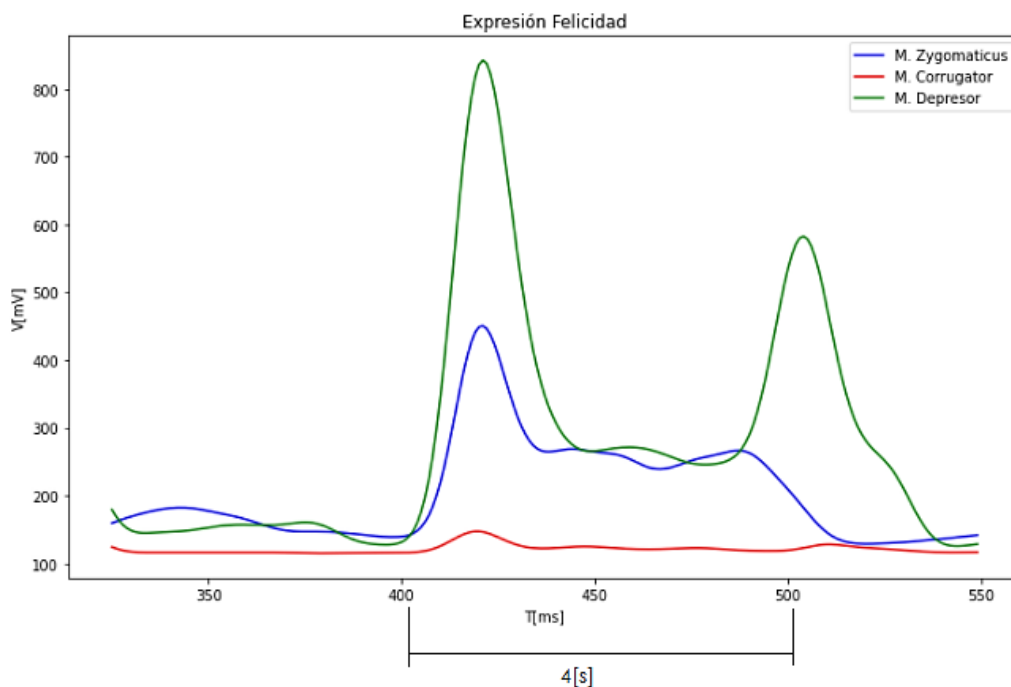


Figura 53 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Felicidad

Fuente: Autoría

- ***Tiempo de muestreo expresión Tristeza***

Con el fin de evaluar señales provenientes de tres músculos faciales, se realizó una prueba al generar la expresión de tristeza durante un tiempo de muestreo equivalente a 4 segundos, tal como se puede observar en la Figura 54. De lo que se puede denotar

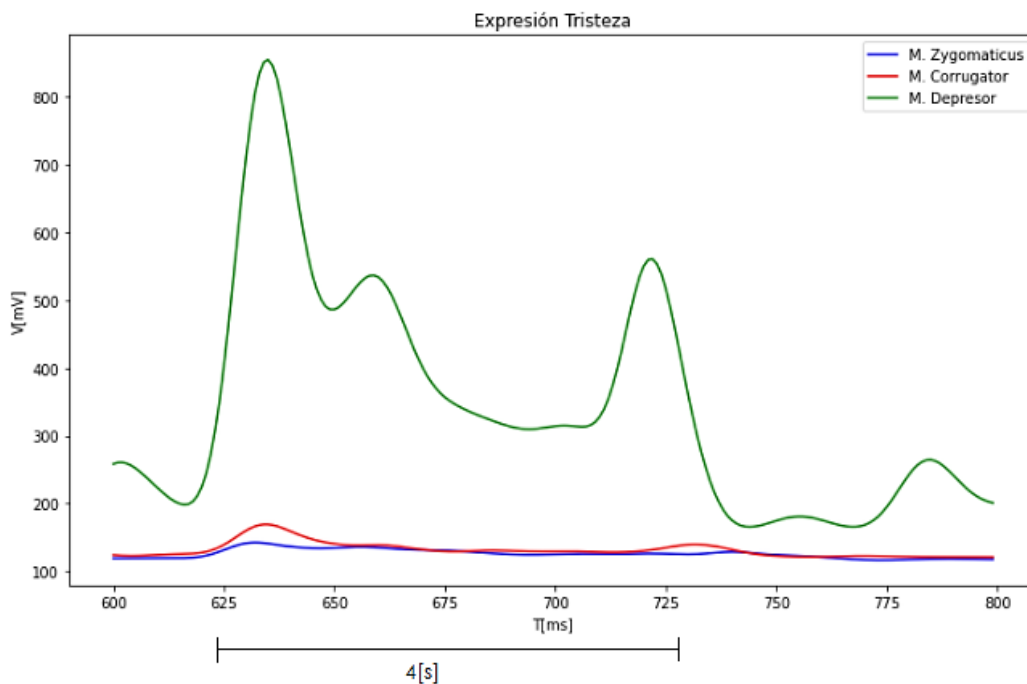


Figura 54 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Tristeza

Fuente: Autoría

- ***Tiempo de muestreo expresión Sorpresa***

Para la captura de señales provenientes de tres músculos faciales, se realizó una prueba al generar la expresión de sorpresa durante un tiempo de muestreo de 4 segundos, tal como se puede observar en la Figura 55.

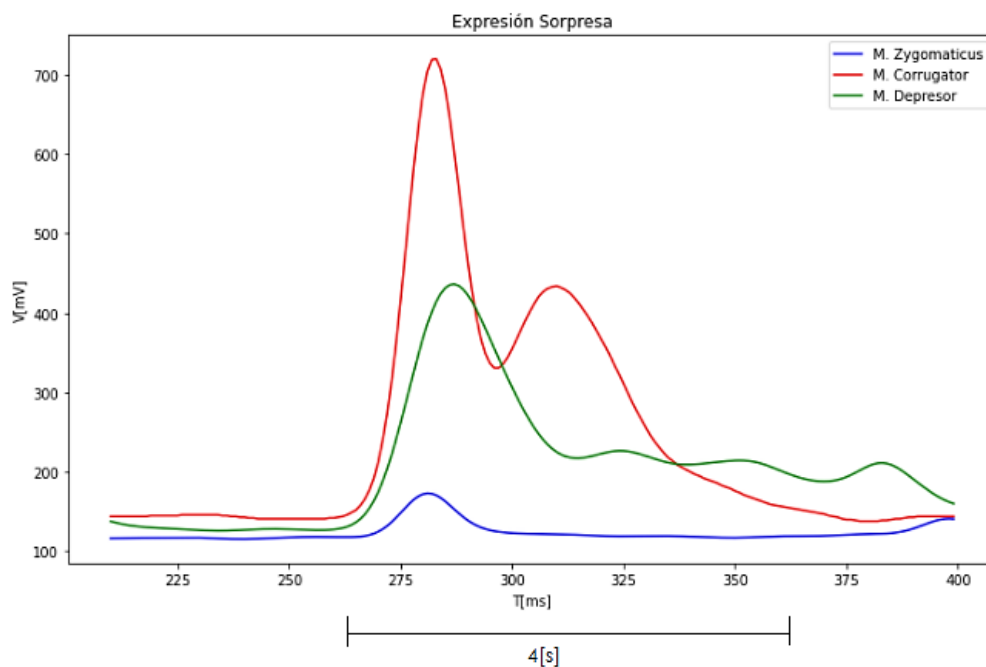


Figura 55 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Sorpresa

Fuente: Autoría

▪ **Tiempo de muestreo expresión Miedo**

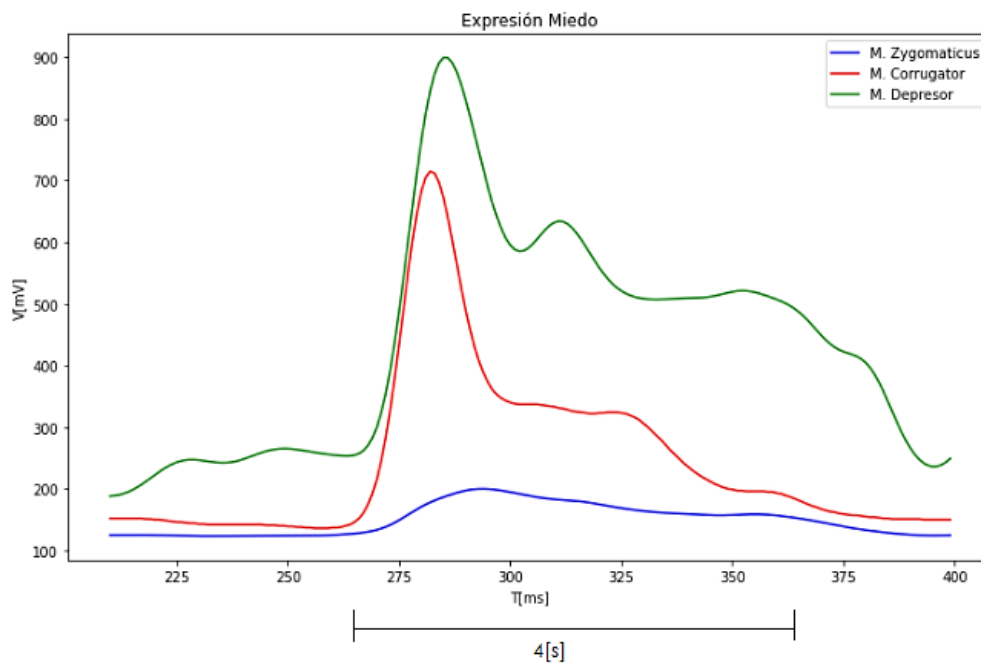


Figura 56 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Miedo

Fuente: Autoría

Para la captura de señales provenientes de tres músculos faciales, se realizó una prueba al generar la expresión de miedo durante un tiempo de muestreo de 4 segundos, tal como se puede observar en la Figura 56.

- ***Tiempo de muestreo expresión Asco***

Para la captura de señales provenientes de tres músculos faciales, se realizó una prueba al generar la expresión de asco durante un tiempo de muestreo de 4 segundos, tal como se puede observar en la Figura 57.

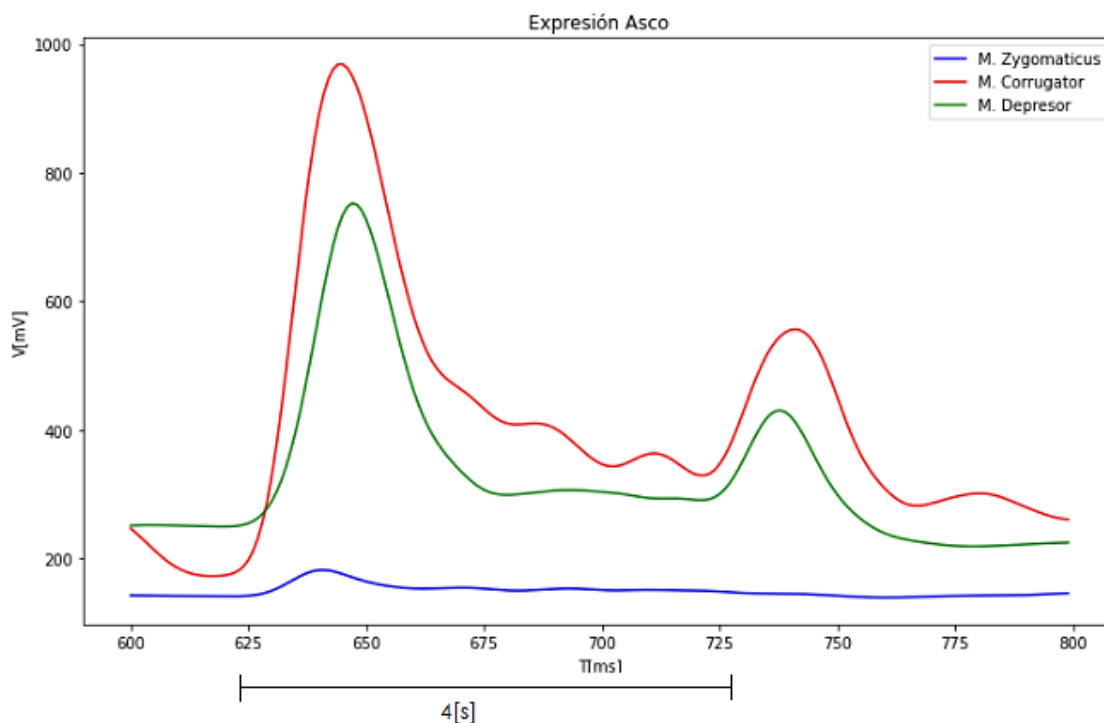


Figura 57 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Asco

Fuente: Autoría

- ***Tiempo de muestreo expresión Ira***

Para la captura de señales provenientes de tres músculos faciales, se realizó una prueba al generar la expresión de ira durante un tiempo de muestreo de 4 segundos, tal como se puede observar en la Figura 58.

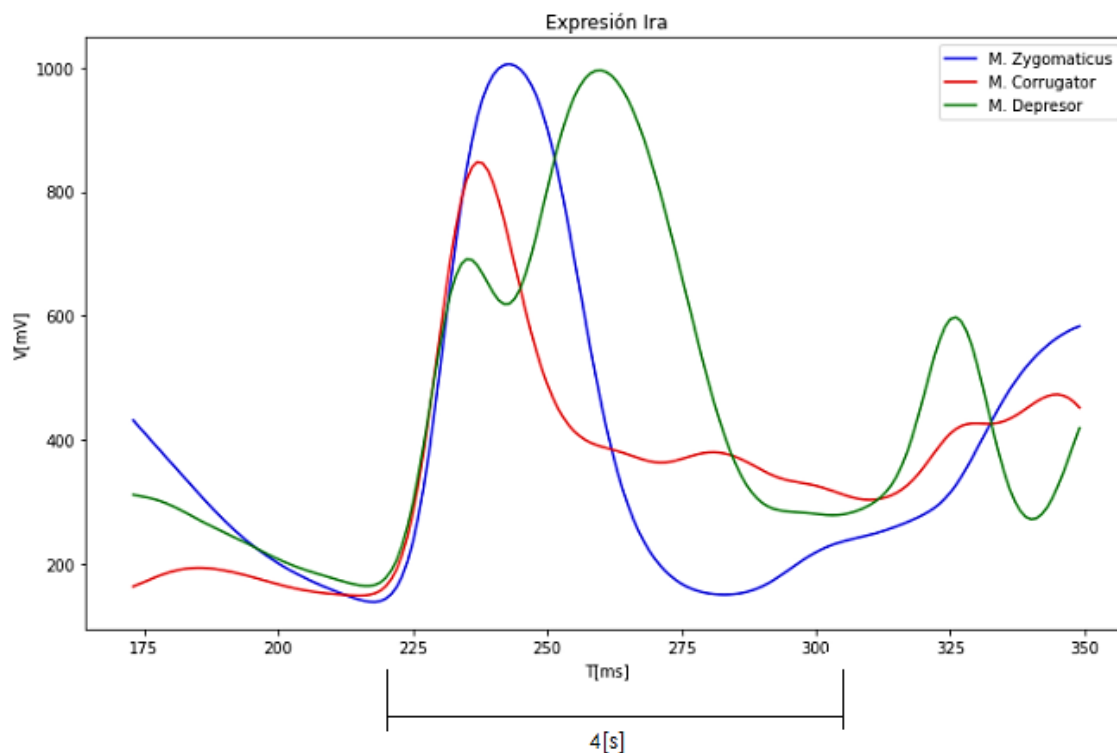


Figura 58 Datos sensores musculares tiempo de muestreo 4 segundos expresión Ira

Fuente: Autoría

- ***Toma de muestras***

En la Figura 59, se puede visualizar la toma de datos de la expresión de sorpresa en un individuo de sexo femenino, de la misma que se obtuvo 50 muestras que corresponden a 5000 datos de dicha expresión para formar la base de datos inicial de sistema, véase en el ANEXO 3.



Figura 59 Adquisición de datos expresión de sorpresa usuario

Fuente: Autoría

Por otro lado, en la Figura 60, se visualiza la expresión facial de ira junto con los electrodos ubicados de forma que cubran las tres zonas o músculos involucrados en las expresiones faciales.



Figura 60 Adquisición de datos expresión de ira usuario

Fuente: Autoría

Sin embargo, para la Figura 61 se muestra una expresión de felicidad con mayor contracción en el musculo *Zygomaticus major*.



Figura 61 Adquisición de datos expresión de felicidad usuario

Fuente: Autoría

En cambio, en la Figura 62 se puede visualizar una expresión de tristeza en la que el musculo con mayor contracción corresponde al *depressor angulii oris*.



Figura 62 Adquisición de datos expresión de tristeza usuario

Fuente: Autoría

4.3. Implementación del *hardware* sistema

Similar a la sección 2.6 de Diseño del sistema es conveniente dividir en dos etapas, la primera correspondientes a la construcción del *hardware*. Para albergar los bloques del sistema, es necesaria la construcción de una caja impresa en 3D, este proceso es mostrado a continuación.

4.3.1. Construcción del CASE

El material escogido para la construcción del *CASE* que contendrá los dispositivos electrónicos es PLA (Poliácido Láctico) que es el material empleado en impresiones 3D contiene buena adhesión entre capas y un buen acabado superficial, que permiten obtener excelente detalle.

Para la construcción de la caja es conveniente analizar el espacio necesario para que todos los elementos queden adecuadamente dentro de la caja. Se plantea una caja de dimensiones:

- Largo: 12cm
- Ancho:9 cm
- Alto: 10cm

A continuación, la Figura 63 se muestra la forma del *CASE*, cuyo diseño es cuadrado, los elementos se ubicarán en su interior a excepción de los electrodos superficiales no invasivos.

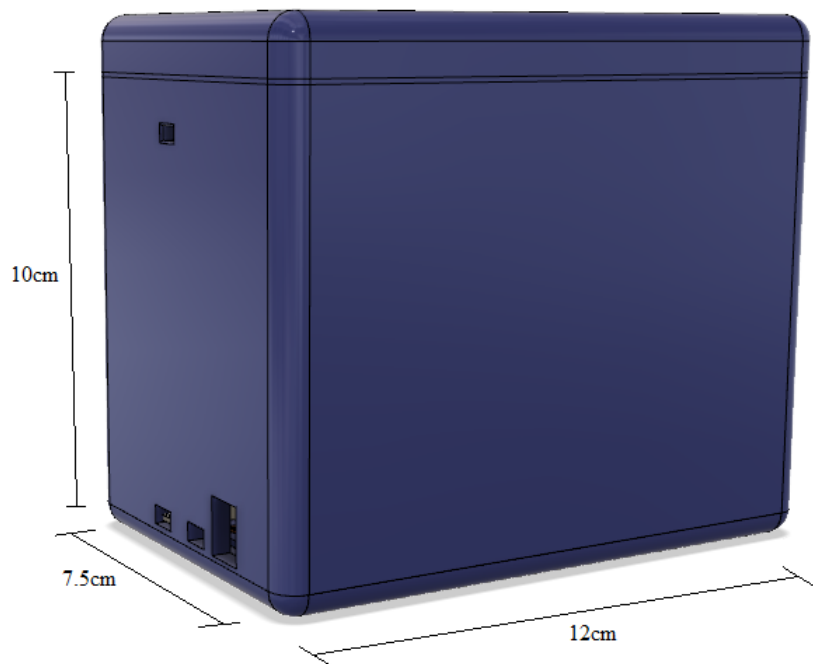


Figura 63 Estructura externa de la plataforma

Fuente: Autoría

4.3.2. Bloque de sensores

En la sección de diseño se optó por el empleo de 3 sensores *MyoWare*, distribuidos en las zonas de contracción muscular facial más evidentes, a continuación, se muestra el proceso de construcción de la conexión de los tres sensores que irán dentro del *CASE* del sistema. En la Figura 64 se presenta el diagrama de conexión en el que se puede visualizar como cada sensor muscular tiene su polarización (+) y (-), alimentación que proveerá la placa de procesamiento por medio de dos pines ubicados en la placa de acondicionamiento, de forma tal, que el voltaje V_{cd} llegue a los sensores, además la placa contiene 3 pines adicionales los cuales contienen las señales procesadas con el valor de contracción muscular que están conectadas con las entradas del amplificador operacional (AOP) colocado en el acondicionamiento para posteriormente actuar modo seguidor

de voltaje cuya salida tiene conexión hacia el pin análogo del Arduino Due, que es la placa de adquisición y procesamiento de datos.

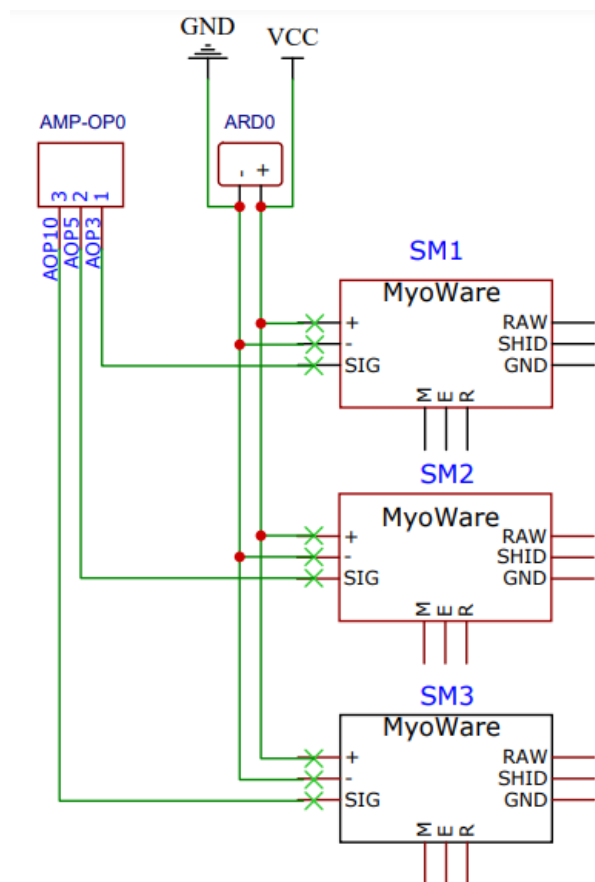


Figura 64 Diagrama de conexión placa de sensores

Fuente: Autoría

En la Figura 65, se verifica la implementación de la placa impresa con sus respectivas soldaduras que contiene las conexiones previamente explicadas junto con los sensores musculares *MyoWare* integrados en la misma, véase en el ANEXO 3.

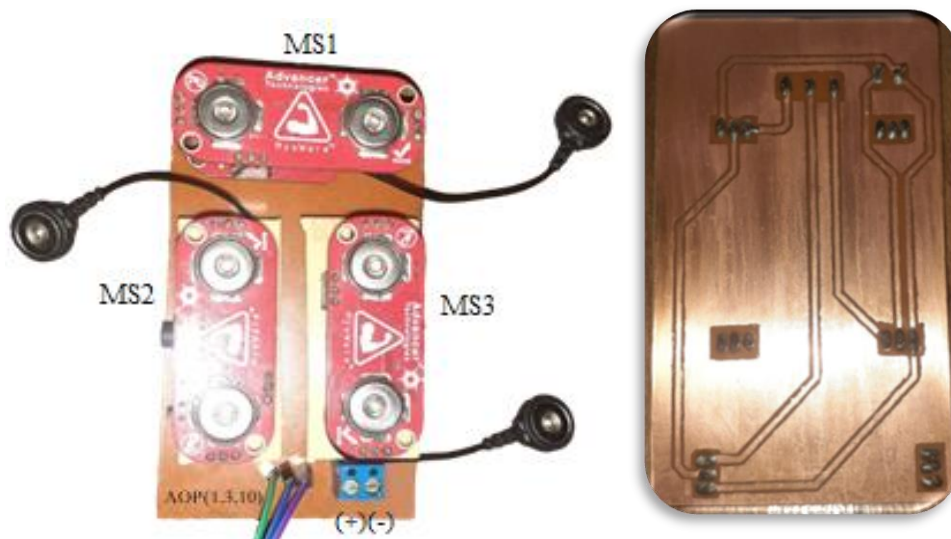
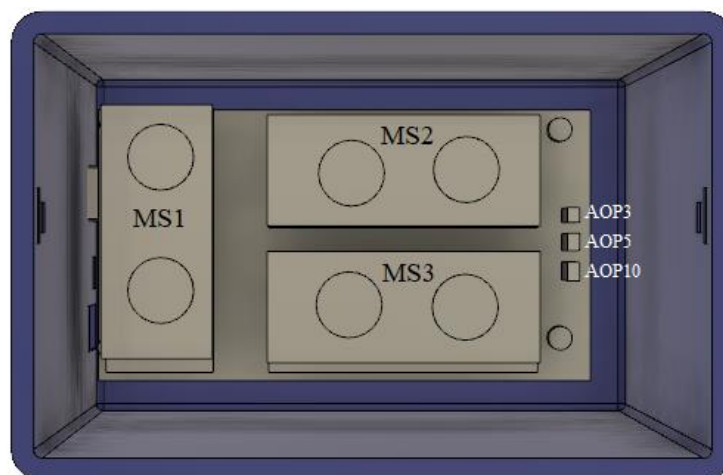


Figura 65 Implementación de la placa del bloque de sensores

Fuente: Autoría

De tal forma que la placa con la integración de los sensores se verá como en la Figura 66 en el interior del CASE.



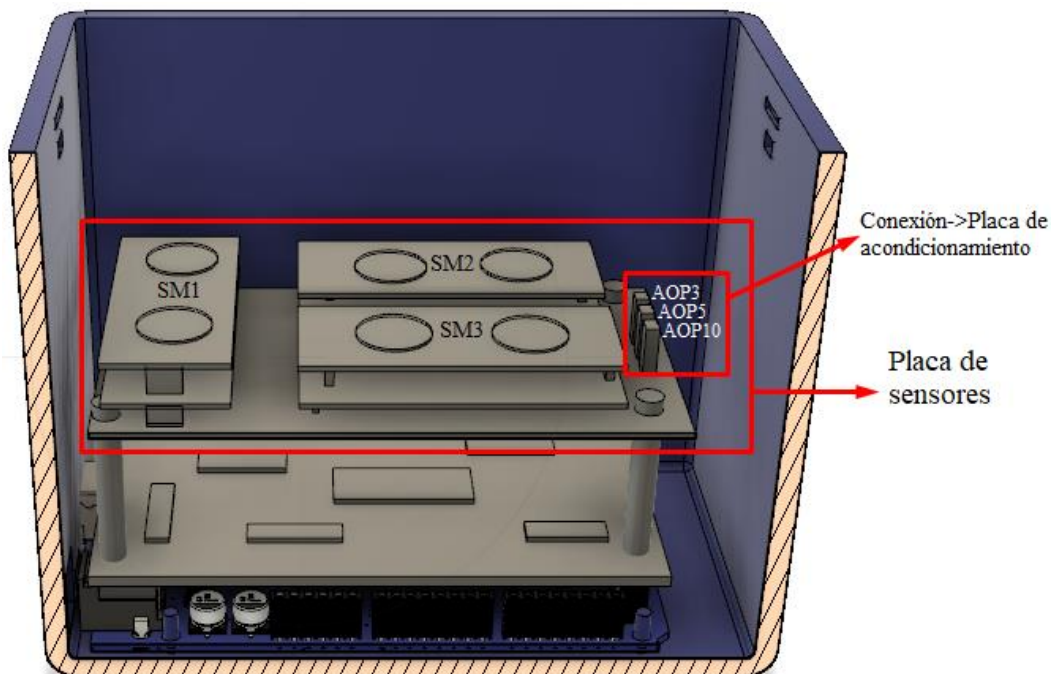


Figura 66 Distribución de sensores en la placa

Fuente: Autoría

4.3.3. Bloque de acondicionamiento de la señal

En el diseño del bloque de acondicionamiento de la señal, incorpora un amplificador de aislamiento junto con un divisor de tensión para cada canal de los sensores musculares EMG. En la Figura 67 se presenta el diagrama de conexión en el que se puede visualizar al amplificador operacional LM324N en configuración modo seguidor de voltaje en el que la entrada que corresponde al pin 3,5,10 que son los que se emplean en este caso, tienen conexión con la señal que proviene de la placa de sensores musculares, esto con el fin de estabilizar la señal y generar protección y aislamiento con el usuario. Con respecto a las entradas negativas están interconectadas con la salida del AMP-OP, es decir, los pines 1,7,8, los mismo que tienen conexión hacia los pines análogos del Arduino que son los encargados de recibir la información proveniente de la contracción de los músculos faciales analizados. La conexión entre la placa de

procesamiento (Arduino Due) y la placa de acondicionamiento, se emplea los pines análogos A0, A1 y A2 para la toma de datos, además se hace uso de la fuente de alimentación de 5V proveniente del mismo Arduino, la cual será la encargada de alimentar el *hardware* del sistema con su polarización (+) y (-).

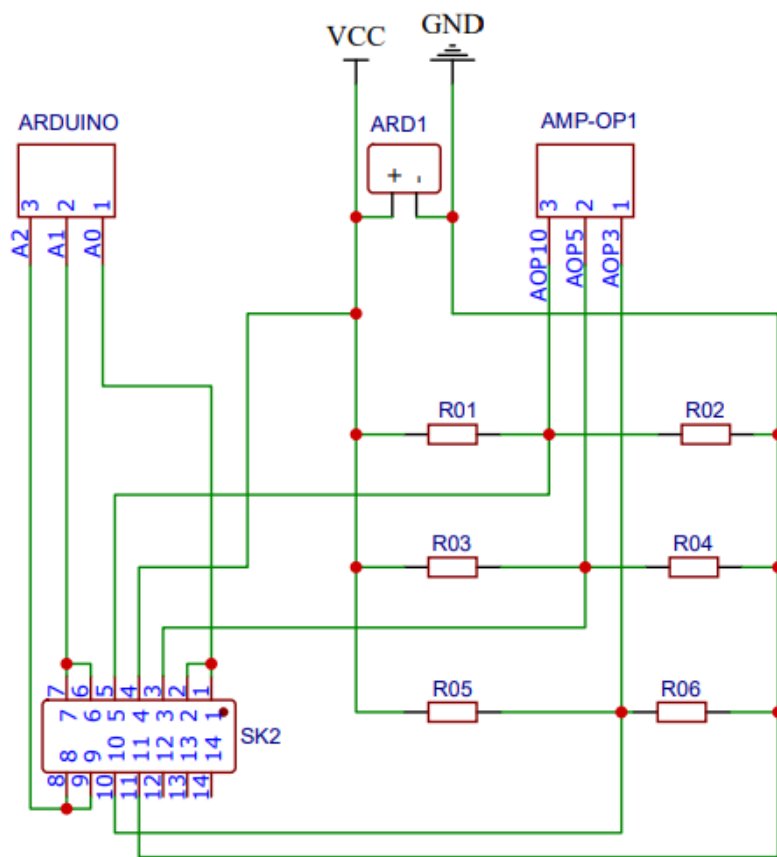


Figura 67 Diagrama de conexión placa de acondicionamiento

Fuente: Autoría

En la Figura 68, se verifica la implementación de la placa impresa con sus respectivas soldaduras que contiene las conexiones previamente explicadas junto con el amplificador operacional, resistencias y pines que establecerán la conexión tanto con la placa de procesamiento como la placa de sensores musculares *MyoWare*.

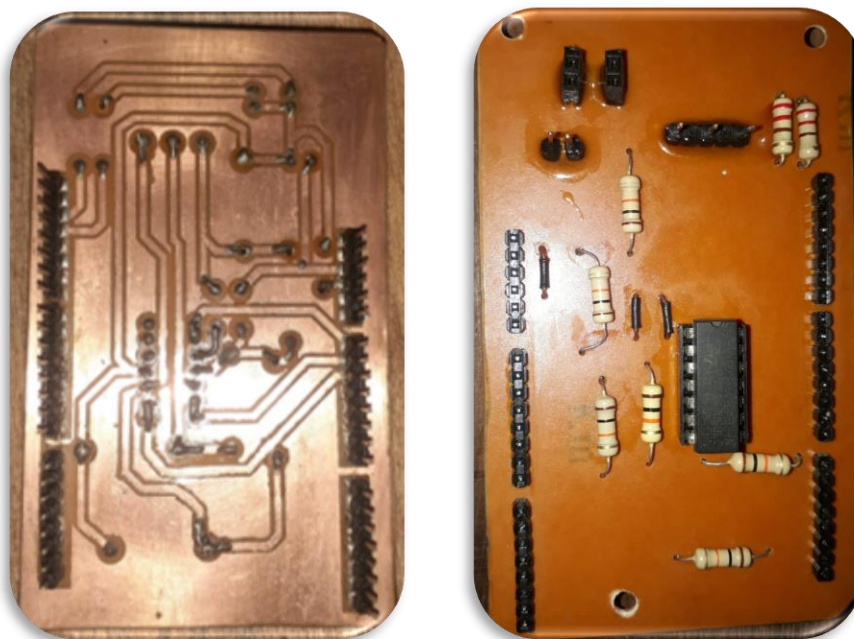
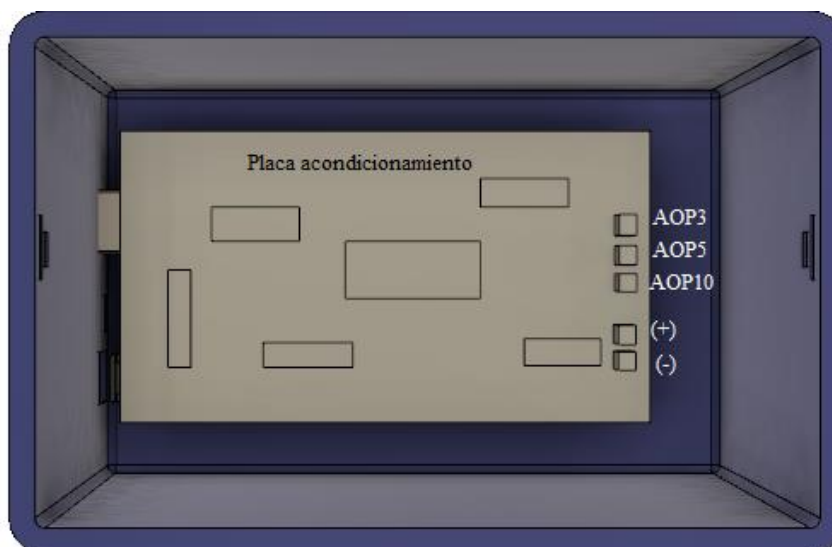


Figura 68 Implementación de la placa del bloque de sensores

Fuente: Autoría

La Figura 69, muestra la integración de los componentes electrónicos en la placa de acondicionamiento en el interior del CASE.



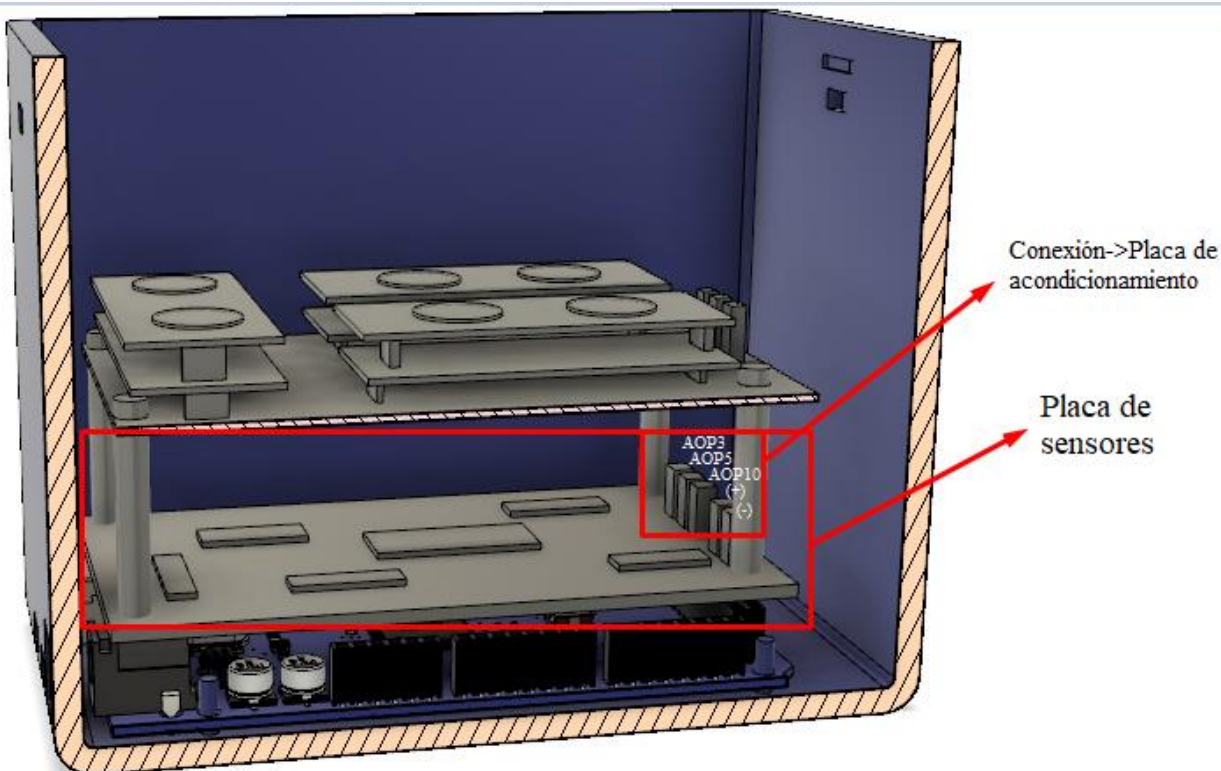


Figura 69 Placa de acondicionamiento de señal

Fuente: Autoría

4.3.4. Bloque de toma de datos y procesamiento

Este bloque corresponde a la implementación e integración de la tarjeta de adquisición y procesamiento de datos, que es el Arduino Due. La placa de procesamiento posee una conexión directa con la placa de acondicionamiento de la señal donde el pin GND y 5V son los encargados de proporcionar la fuente de alimentación del *hardware*, los pines análogos A0, A1 y A2 que corresponde a la adquisición de los datos provenientes de los sensores musculares *MyoWare*. Además, se emplea los pines 12 y 13 con la finalidad de emplear diodos LED con los que se permita verificar el estado del sistema, es decir, encendido o apagado y el instante de prueba como se puede visualizar en la Figura 70.

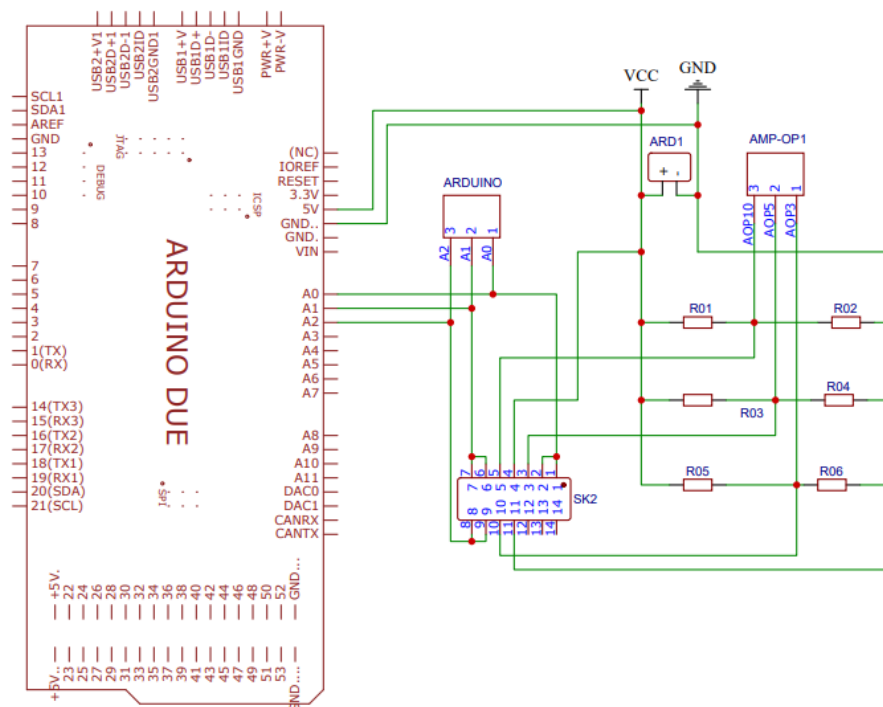


Figura 70 Esquema de conexión placa de procesamiento

Fuente: Autoría

Como se puede visualizar en la Figura 71, se presenta una vista frontal y lateral de la ubicación dentro del *CASE* del sistema, en el que se incluye un diodo (LED) rojo que verifica que el sistema está encendido, y un diodo (LED) azul intermitente durante la prueba.



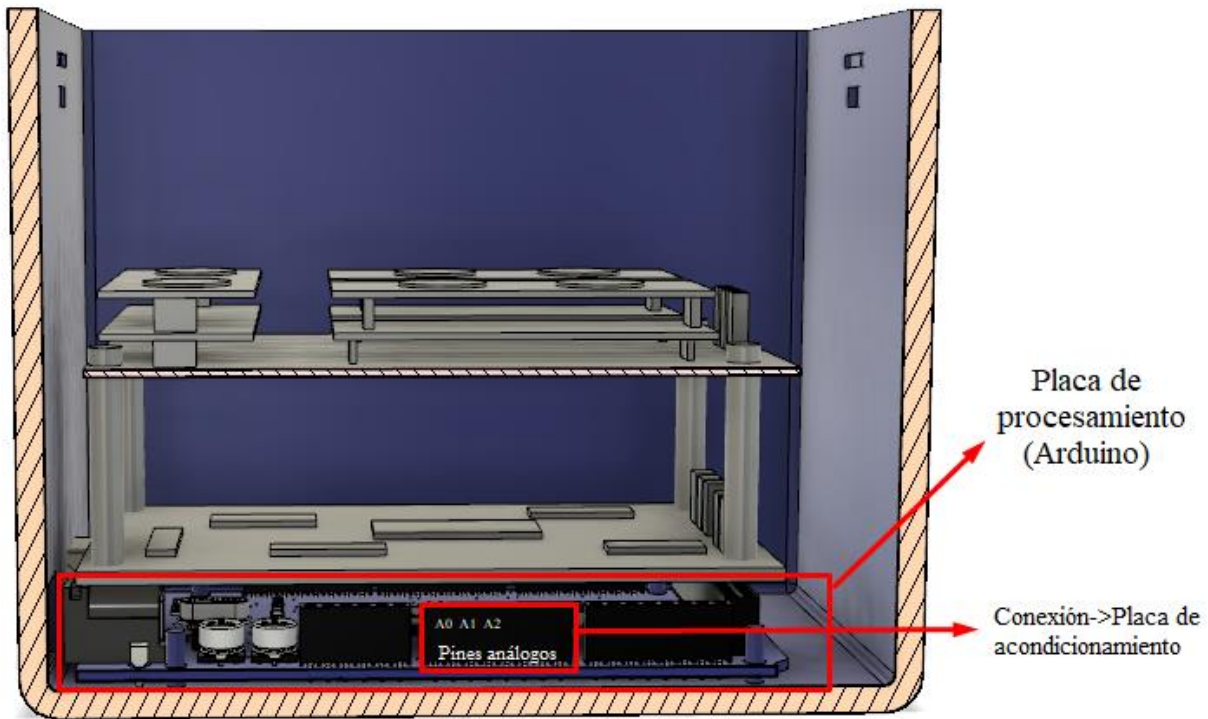


Figura 71 Implementación placa Arduino Due

Fuente: Autoría

4.4. Implementación de software

En esta sección se implementa el *software* para la toma de datos, procesamiento y visualización los cuales se encargan del tratamiento de la información de la musculatura facial para determinadas expresiones faciales.

4.4.1. Bloque de toma de datos

En esta etapa se desarrolla el algoritmo de adquisición de datos de los tres sensores musculares *MyoWare*, que luego pasan por un proceso de filtrado digital. La Figura 72 muestra parte del código que se encuentra en el Anexo 1.


```

int sensorPin1 = A1; //Pin entrada analoga
int sensorPin2 = A2; //Pin entrada analoga
int sensorPin3 = A3; //Pin entrada analoga
int sensorValue1 = 0; //variables toma datos
int sensorValue2 = 0; //variables toma datos
int sensorValue3 = 0; //variables toma datos

//Método Timer
void Control() {
  ledOn = !ledOn;
  i = i + 1;
  if ( i > 10 && i < 21 || i > 40 && i < 51 || i > 70 && i < 81 || i > 100 && i < 111
    digitalWrite(myLed, ledOn); // Led on, off, on, off...
    sensorValue1 = analogRead(sensorPin1); //Tomar valores de entradas analogicas
    sensorValue2 = analogRead(sensorPin2); //Tomar valores de entradas analogicas
    sensorValue3 = analogRead(sensorPin3); //Tomar valores de entradas analogicas
  }
}

```

Figura 72 Algoritmo de adquisición de datos sensores musculares por 4 segundos

Fuente: Autoría

Para el procesamiento digital de señales se emplea el filtrado digital a fin de eliminar componentes que pasan desapercibidas en la etapa de acondicionamiento análogo, véase en la Figura 73, que se encuentra detallado en el Anexo 1.

```

from scipy.ndimage import gaussian_filter
from pylab import *
GSM1=gaussian_filter(signal1, sigma=5)
GSM2=gaussian_filter(signal2, sigma=5)
GSM3=gaussian_filter(signal3, sigma=5)
df1['G1']=GSM1
df2['G2']=GSM2
df3['G3']=GSM3

```

Figura 73 Algoritmo de filtrado digital

Fuente: Autoría

4.4.2. Bloque de procesamiento

En esta etapa, contempla los pasos que conforman el proceso KDD luego de ser obtenidos del bloque de toma de datos.

4.4.2.1. Selección

Este proceso se lo realiza mediante la programación de un algoritmo en la placa Arduino Due. El código desarrollado tiene la función de almacenar datos obtenidos en el bloque de toma de datos y almacenarlos en una BDD con formato .csv.

La BDD inicial, está conformada con las mediciones de los tres sensores musculares *MyoWare* usando el sistema embebido a adultos de la ciudad de Ibarra-Ecuador. Las mediciones son realizadas con una fase de prueba, en busca de patrones de señales que representan los seis tipos de expresiones faciales básicas. Cada medición tiene una duración de 4 segundos en los cuales el sistema almacenará 100 datos por muestra dependiendo de la expresión facial que realice.

El sistema está diseñado para individuos de entre 19-30 años que deben realizar una fase previa de entrenamiento para cada uno, para determinar el total de datos que posee la BDD inicial, se realiza el siguiente proceso. La prueba se realiza 50 veces por expresión como se considera las 6 expresiones faciales básicas significa que para cada individuo se deben recopilar 300 muestras con las que se entrena la red neuronal para cada individuo, teniendo como resultado un tamaño de la BDD inicial con un valor de 30000 datos. La Figura 74, muestra el proceso de toma de datos en un individuo de 19 a 30 años.



Figura 74 Toma de datos a individuos de 19 a 30 años

Fuente: Autoría

La Tabla 31 muestra un extracto de la BDD inicial, donde SM1 corresponde a los electrodos ubicados en el músculo *zigomático mayor*, el SM2 en el músculo *corrugator supercilii* y finalmente el SM3 en el músculo *depressor angulii oris*.

Tabla 31. Base de datos inicial

SM1	SM2	SM3
630	359	771
599.5	424.5	897
572	448	939
553.25	440	960
542.25	456.25	1023
539.5	433.75	1023
539.25	404.5	1023
573.5	401.25	1023
562.5	398.25	1008.7
545.75	391.5	986.5

Fuente: Autoría

4.4.2.2.Preprocesamiento

Con la BDD inicial, se procede a añadir el campo de tipo de expresión (Clase). Al usuario al momento de realizar la prueba se le solicita que realice un tipo determinado de expresión facial por lo cual, al momento de tener dichos datos, se asigna el tipo de clase que le pertenece en este caso se ha considerado la siguiente tipificación tal como se muestra en la Tabla 32 para la asignación de etiquetas a la BDD inicial.

Tabla 32. Tipificación de expresiones faciales con Clase

Clase	Expresión facial
1	Felicidad
2	Ira
3	Sorpresa
4	Miedo
5	Asco
6	Tristeza

Fuente: Autoría

El tipo de expresión facial depende de contracciones musculares de las tres zonas involucradas. La nueva BDD se encuentra completa, al contar con las 3 componentes de los sensores musculares *MyoWare* y el campo de Clase en el cual se identifica los 6 tipos de expresiones faciales básicas.

La Tabla 33 muestra un extracto de la BDD con esta nueva versión. En el Anexo 5 se encuentra la BDD inicial completa.

Tabla 33. Base de datos inicial con clase

SM1	SM2	SM3	Clase
454.32	402.54	965.42	1
535.22	402.75	986.33	2
407.94	376.22	699.90	3
441.39	341.41	809.53	4
473.14	320.1	694.21	5
593.20	401.80	1021.78	6

Fuente: Autoría

La Figura 75 muestran el proceso de la toma de datos musculares a una persona de sexo femenino.



Figura 75 Toma de datos musculares faciales a individuos

Fuente: Autoría

4.4.2.3. Transformación

Esta fase corresponde a la reducción de la BDD inicial de 40000 datos, para ello se hace uso del proceso *data cleansing*, que consiste en la limpieza de datos que es necesario para asegurar la calidad de los datos que se emplearán para el entrenamiento de los datos. Esta fase del proceso KDD es fundamental para minimizar el riesgo que supondría basar la toma de decisiones en información no tan precisa, errónea o incompleta. Luego de aplicar este proceso se obtuvo un total de 30000 datos para la BDD que se empleará a continuación.

4.4.2.4. Minería de datos

La siguiente fase de KDD tiene como objetivo implementar la minería de datos, fase que consiste en aplicar el algoritmo de aprendizaje profundo para encontrar la predicción de los tipos de expresiones faciales básicas. Una forma de redes neuronales profundas son las redes neuronales artificial profundas, las cuales están compuestas por varias capas ocultas dependiendo la cantidad de datos a entrenar. Cada una de las capas crea datos de entrada que son considerados como mapa de características.

- **Análisis datos de entrenamiento**

Se realiza el análisis de los tipos de datos con los que se va a entrenar, para lo cual es conveniente realizar un análisis estadístico entre las características individuales de los sensores mediante un diagrama de caja (*boxplot*) que represente mediante una gráfica los datos numéricos con una vista simple de la mediana y los cuartiles del total de datos, de tal manera que permite

también visualizar los valores atípicos dentro del conjunto de datos de cada columna en este caso desde el SM1 hasta el SM3 en los tres sensores.

Con ello se logra determinar que en algunos casos los datos son dispersos en base al valor de la mediana y desviación estándar, véase en la siguiente Figura 76, que contiene la relación de una matriz de 30000 muestras (eje y) por 3 datos que son los capturados al realizar una expresión facial (eje x). Lo que demostró que algunos datos adquiridos contienen características similares de EMG faciales, con alto grado de relevancia para encontrar patrones EMG.

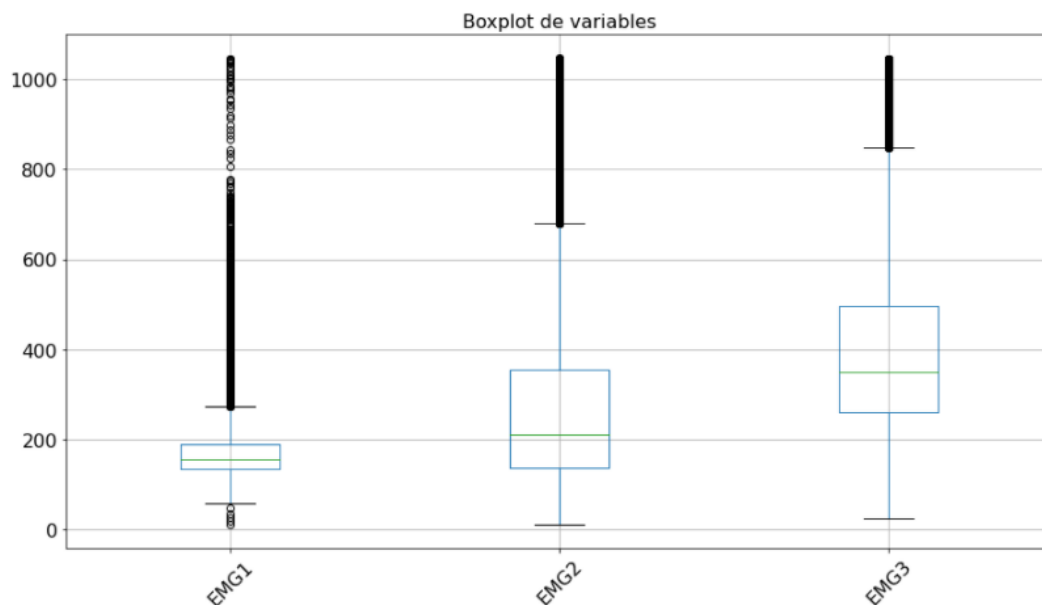


Figura 76 Análisis estadístico de características

Fuente: Autoría

En la siguiente Tabla 34 se denotan las características de la BDD de entrenamiento como total de datos por sensor, valor promedio, desviación estándar, valor mínimo y máximo de alcance de cada uno de los respectivos sensores musculares denominados con SM1, SM2 y SM3 que se encuentran ubicados en los tres músculos faciales en análisis.

Tabla 34. Descripción de la BDD de entrenamiento

Descripción	SM1	SM2	SM3
# Total de datos	30000	30000	30000
Valor Promedio	177.49	275.97	406.84
Desviación Estándar	78.14	183.92	209.07
Valor mínimo	11.37	9.15	22.28
25% datos	132.69	137.24	260.50
50% datos	153.69	209.45	348.43
75 datos	189.27	353.99	495.79
Valor máximo	1045.51	1047.56	1045.99

Fuente: Autoría

Como los datos adquiridos por medio del sensor muscular *MyoWare* son señales electromiográficas provenientes de variación de potencial muscular facial, es decir, para su análisis se las conoce como series temporales, son una sucesión de datos espaciados a intervalos iguales de tiempo.

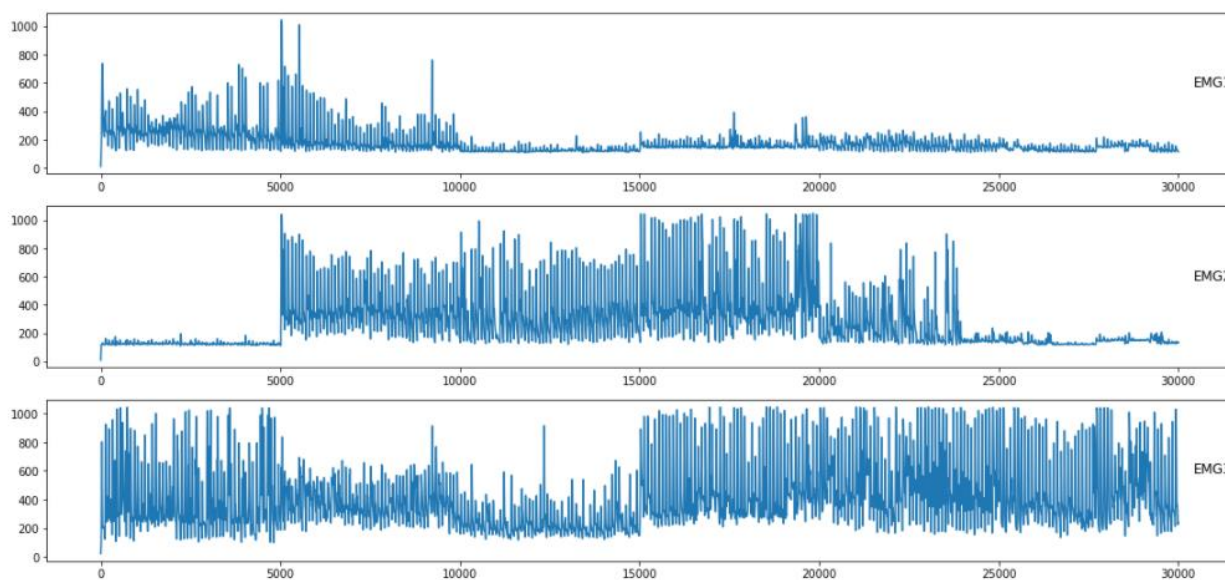


Figura 77 Series temporales del total de muestras tomadas

Fuente: Autoría

En la Figura 77, se puede visualizar la gráfica correspondiente a las series de tiempo de los tres sensores musculares, donde el eje y corresponde a la variación de amplitud [V] de acuerdo con la contracción muscular y el eje x corresponde al número de muestras tomadas (total 300 muestras), así cada 5000 muestras representan un tipo de expresión facial.

▪ Análisis red neuronal profunda LSTM

La etapa de Minería de datos corresponde a la implementación del algoritmo de aprendizaje profundo, mediante el *software* seleccionado en el Capítulo III, Python, en el que se desarrolla el algoritmo de red LSTM que requiere librerías generalmente usadas para este tipo de red neuronal como Tensor Flow, Keras, numpy y pandas. Para el entrenamiento se emplea la BDD reducida de la etapa anterior con dimensión de 30000x3 filas por columnas respectivamente. Incluso se realiza el escalado mínimo-máximo o conocido como normalización de características en un rango de [0,1] o [-1,1]. En la Figura 78, se importa la clase *StandardScaler*, encargada de eliminar la media y escalar los datos a un valor de varianza de 1, esto ocurre al calcular estadísticas relevantes en el conjunto de muestras de la BDD de entrenamiento, pues es considerado como un requisito en estimadores de aprendizaje automático.

```
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
train_data = df1.values
scaler = StandardScaler()
scaler.fit(train_data)
train_data = scaler.transform(train_data)

train_data

array([[ -2.13,  -1.45,  -1.84],
       [ -2.04,  -1.42,  -1.82],
       [ -1.94,  -1.39,  -1.79],
       ...,
       [ -0.78,  -0.78,  -0.83],
       [ -0.78,  -0.78,  -0.83],
       [ -0.79,  -0.78,  -0.83]])
```

Figura 78 Importación de librerías y escalado de características

Fuente: Autoría

La red LSTM está conformada por un entrenamiento de 21000 secuencias de datos que hace referencia tanto a características de los tres sensores como etiquetas respectivamente y 9000 secuencias de pruebas, véase en la Figura 79.

```

from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(train_data, y, test_size=0.3, random_state=1234)
print(len(X_train), 'train sequences')
print(len(X_test), 'test sequences')
print('X_train shape:', X_train.shape)
print('X_test shape:', X_test.shape)
print('y_train shape:', y_train.shape)
print('y_test shape:', y_test.shape)

```

```

21000 train sequences
9000 test sequences
X_train shape: (21000, 3)
X_test shape: (9000, 3)
y_train shape: (21000, 1)
y_test shape: (9000, 1)

```

Figura 79 División de BDD en secuencias de entrenamiento y prueba

Fuente: Autoría

La arquitectura de la red neuronal desarrollada está conformada por una capa de entrada LSTM con 64 neuronas, dos capas ocultas LSTM, una capa Dropout para evitar el sobreentrenamiento y finalmente una capa densa con la función de activación de tipo *softmax*. En este caso, se usó una función de pérdida tipo *categorical_crossentropy*, véase en la Figura 80.

```

ann = Sequential()
ann.add(LSTM(units = 64, return_sequences = True, input_shape = (1,3)))
ann.add(Dropout(0.2))
ann.add(LSTM(units = 64, return_sequences = True))
ann.add(Dropout(0.2))
ann.add(LSTM(64))
ann.add(Dropout(0.2))
ann.add(Dense(6, activation='sigmoid'))

```

Figura 80 Arquitectura de red neuronal LSTM

Fuente: Autoría

Uno de los parámetros a la hora de diseñar una red neuronal recurrente LSTM que son las más apropiadas para señales temporales, se debe encontrar el valor óptimo de tasa de entrenamiento (*learning rate*) para minimizar la función de pérdida de la red. Es decir, si la tasa de aprendizaje es muy baja el entrenamiento se ejecutará muy lento a medida que se realizan actualizaciones del peso de la red, por otro lado, si se considera un valor muy alto puede provocar un sobre entrenamiento no deseado.

Por eso, es fundamental encontrar cual es el valor óptimo para el aprendizaje. En el algoritmo, se declara el actualizador del *Learning rate* cuya función matemática se representa como la Ecuación 10.

$$lr = 1 \times 10^{-7} \times 10^{(epocas/20)}$$

Ecuación 10 Actualizador del *Learning Rate*

Para épocas, que hace referencia al número de veces que el algoritmo de *Deep Learning* se ejecutará al conjunto de entrenamiento completo puede tomar un valor de 1 a 100. Es decir, cada muestra tiene la oportunidad de actualizar los parámetros internos que conforman el modelo.

Se inicializa el algoritmo de optimización con Adam que es el más empleado, para a continuación declarar el actualizador conforme el entrenamiento se ejecuta con el fin de encontrar el valor óptimo. Para el entrenamiento de la red se ha establecido un valor de *batch_size* = 32, que representa el número de datos que tiene cada iteración de un ciclo (*epoch*), el mismo que se ha configurado con una valor de *epoch* = 100. Se obtiene la Figura 81, en la que se estima el valor óptimo del *learning rate* con un valor de entre $[10^{-4}, 10^{-2}]$.

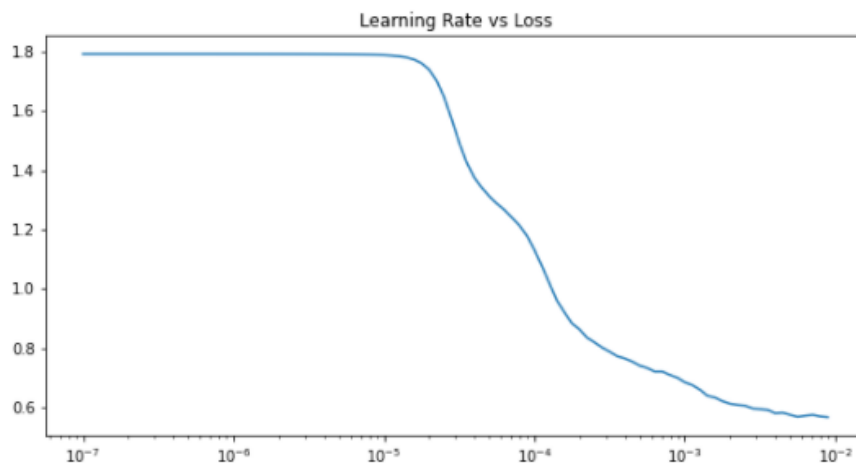


Figura 81 Valor óptimo learning rate vs Loss

Fuente: Autoría

El algoritmo de aprendizaje profundo es implementado en el microcontrolador del bloque de procesamiento (Arduino Due). La Figura 82, muestra una parte del código con la BDD de la fase anterior, es decir, con un total de 30000 datos en entrenamiento con 100 épocas.

```
Epoch 89/100
21000/21000 [=====] - 5s 221us/step - loss: 0.4390 - accuracy: 0.8211 - val_loss: 0.4011 - val_accuracy: 0.8351
Epoch 90/100
21000/21000 [=====] - 5s 228us/step - loss: 0.4365 - accuracy: 0.8217 - val_loss: 0.4025 - val_accuracy: 0.8346
Epoch 91/100
21000/21000 [=====] - 5s 224us/step - loss: 0.4506 - accuracy: 0.8149 - val_loss: 0.4025 - val_accuracy: 0.8354
Epoch 92/100
21000/21000 [=====] - 5s 230us/step - loss: 0.4423 - accuracy: 0.8201 - val_loss: 0.4114 - val_accuracy: 0.8289
Epoch 93/100
21000/21000 [=====] - 5s 229us/step - loss: 0.4371 - accuracy: 0.8214 - val_loss: 0.3987 - val_accuracy: 0.8353
Epoch 94/100
21000/21000 [=====] - 5s 228us/step - loss: 0.4352 - accuracy: 0.8230 - val_loss: 0.4210 - val_accuracy: 0.8260
Epoch 95/100
21000/21000 [=====] - 5s 231us/step - loss: 0.4372 - accuracy: 0.8192 - val_loss: 0.4125 - val_accuracy: 0.8340
Epoch 96/100
21000/21000 [=====] - 5s 235us/step - loss: 0.4394 - accuracy: 0.8205 - val_loss: 0.4060 - val_accuracy: 0.8320
Epoch 97/100
21000/21000 [=====] - 5s 229us/step - loss: 0.4331 - accuracy: 0.8232 - val_loss: 0.4154 - val_accuracy: 0.8280
Epoch 98/100
21000/21000 [=====] - 5s 231us/step - loss: 0.4375 - accuracy: 0.8198 - val_loss: 0.3959 - val_accuracy: 0.8374
Epoch 99/100
21000/21000 [=====] - 5s 230us/step - loss: 0.4307 - accuracy: 0.8227 - val_loss: 0.4059 - val_accuracy: 0.8359
Epoch 100/100
21000/21000 [=====] - 5s 230us/step - loss: 0.4412 - accuracy: 0.8194 - val_loss: 0.4011 - val_accuracy: 0.8384
```

Figura 82 Algoritmo de aprendizaje profundo ANN

Fuente: Autoría

▪ Resultados de la red neuronal profunda LSTM

Con la red neuronal profunda recurrente LSTM se desarrolló la clasificación de 6 emociones básicas que son felicidad, tristeza, asco, miedo, ira y sorpresa. La precisión que se obtuvo del modelo propuesto tras realizar varias pruebas puede alcanzar el 84.18% con los parámetros establecidos. Para realizar un análisis del desempeño de la arquitectura de red neuronal y realizar una comparativa entre el entrenamiento y la prueba se obtuvo la gráfica de la Figura 83.

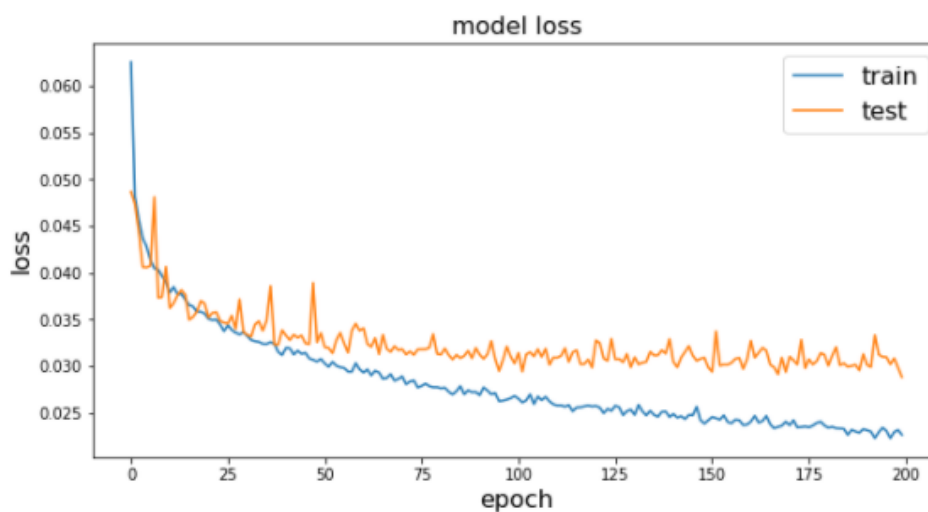


Figura 83 Modelo de pérdida de la red LSTM

Fuente: Autoría

4.4.3. Bloque de visualización

En base al diseño en detalle de este bloque en la sección anterior, la interfaz debe cumplir con ciertos requerimientos para lo cual el bloque de procesamiento es el encargado de enviar la información luego del proceso de filtrado digital de los tres canales de señales EMG de músculos faciales, es decir, tanto las lecturas de la contracción de los músculos, así como el tipo de expresión facial hacia la plataforma de visualización mediante comunicación serial al sketch de en processing. La Figura 84, muestra el diseño de la interfaz gráfica del sistema de reconocimiento

de expresiones faciales, en el cual se resaltan los botones de conectar y salir de la visualización. En la parte izquierda muestra mediante una gráfica el tipo de expresión/ emoción detectada y los valores en porcentaje de la presión ejercida en las tres zonas de la cara. Por el contrario, en la parte derecha, muestra una guía de la cara con tonalidades diferentes en base a la contracción.



Figura 84 Interfaz gráfica del sistema

Fuente: Autoría

4.5. Integración

En esta sección, se realiza la unión de cada uno de los bloques del sistema, tal como se lo puede visualizar en la Figura 85, en la que se encuentran integrados todos los componentes dentro del CASE. Además, en la Figura 86, presentada a continuación representa el diseño correspondiente al logotipo del sistema denominado como SIREF, que representa al Sistema EMG de reconocimiento de expresiones faciales.



Figura 85 Integración de los componentes del sistema SIREF

Fuente: Autoría



Figura 86 Logotipo que representa el sistema

Fuente: Autoría

4.6. Validación y métricas de eficiencia del sistema

Tras finalizar la etapa de implementación, se procede a realizar diferentes pruebas de donde se puede validar la efectividad del sistema al reconocer las expresiones faciales generadas por el usuario. Para validar un sistema inteligente se debe realizar la comprobación si el sistema funciona acorde a lo esperado, la herramienta fundamental para evaluar el desempeño de clasificación son las generalmente conocidas como matrices de confusión, estas brindan información acerca de cómo está clasificando el sistema, a partir de un conteo de falsos positivos (FP), falsos negativos (FN), verdaderos positivos (TP) y verdaderos negativos (TN).

4.6.1. Métricas de eficiencia

A partir de la matriz de confusión, se presentan diversas métricas empleadas para medir la eficiencia del sistema de reconocimiento de expresiones faciales.

4.6.1.1. Precisión

La precisión del algoritmo de aprendizaje profundo implementado en el desarrollo del presente trabajo de titulación fue netamente de software, con valores obtenidos de la base de datos de prueba, aplicando la siguiente fórmula de la ecuación 11, se calcula la cantidad de predicciones correctas y el número total de predicciones que son conformadas entre correctas e incorrectas, para ello se realiza un análisis de matriz de confusión.

$$Pr = \frac{TP}{TP + FP}$$

Ecuación 11 Rendimiento del sistema

Donde:

Pr = Valor de precisión

TP = Cantidad de verdaderos positivos

FP = Cantidad de falsos negativos

4.6.1.2. Tasa de error

La tasa de error corresponde al porcentaje de predicciones que fueron clasificadas de manera errónea o incorrecta, basándose en falsos positivos y falsos negativos frente a las detecciones del sistema, véase en la Ecuación 12.

$$Er = \frac{FP + FN}{Total}$$

Ecuación 12 Fórmula de tasa de error del sistema

Donde:

Er = Valor de tasa de error

FP = Cantidad de falsos positivos

FN = Cantidad de falsos negativos

Total = Cantidad total de datos

4.6.1.3. Sensibilidad

Se considera como la probabilidad de que el sistema tome una muestra como positiva y el sistema lo clasifique de tal forma, para ello se toma en cuenta la tasa de verdaderos positivos, véase en la ecuación 13.

$$Rec = \frac{TP}{TP + FN}$$

Ecuación 13 Fórmula de la sensibilidad del sistema

Donde:

Rec = Valor de sensibilidad del sistema

4.7. Eficiencia del sistema

En esta sección de análisis del sistema, es a través de pruebas al usuario según la red neuronal para el desarrollada cuyos datos son totalmente nuevos para el sistema, no constan en la base de datos de entrenamiento del sistema que fueron evaluados preliminarmente en la sección 4.6. donde se logran resultados alentadores.

4.7.1. Matriz de confusión

En el desarrollo del algoritmo de aprendizaje profundo mediante una red neuronal recurrente LSTM, se clasifica los 6 tipos de expresiones faciales básicas, cuya matriz de confusión demuestra que este modelo de reconocimiento en tiempo real para varias clasificaciones de emociones logra una precisión de hasta el 84.18%, cuyo valor es obtenido del entrenamiento del modelo de *Deep Learning* empleado. En la Tabla 35, se visualiza los resultados obtenidos con la red previamente entrenada para cada una de las clases mediante la matriz de confusión en la que se especifica el porcentaje de precisión con respecto a la etiqueta real y la que el modelo predice.

Tabla 35. Matriz de confusión de la red neuronal entrenada

Etiqueta de la muestra	Clasificación de la expresión realizada por el modelo					
	Asco	Felicidad	Ira	Miedo	Sorpresa	Tristeza
Asco	1472	2	0	0	4	13
Felicidad	62	1192	12	201	33	2
Ira	10	22	1485	29	13	2
Miedo	52	159	12	1246	38	0
Sorpresa	65	72	17	71	1158	117
Tristeza	22	0	1	0	126	1290

Fuente: Autoría

Al momento de clasificar las expresiones faciales sus diferencias son significativas, desde el número de muestras de cada clase hasta el porcentaje de precisión (véase en la Tabla 36), hasta la precisión que presenta cada una.

Tabla 36. Precisión de muestras por clase

Expresión	Precisión
Felicidad	0.85
Ira	0.79
Sorpresa	0.97
Miedo	0.78
Asco	0.80
Tristeza	0.86

Fuente: Autoría

Al analizar estos resultados, se puede observar que la expresión de felicidad logra una precisión de alrededor del 85%, este valor tiene sentido dado que es la expresión que más se diferencia del resto. Normalmente se la genera al achinar los ojos, mejillas elevadas y comisuras de los labios ascienden hacia los laterales mostrando los dientes. De tal forma, que es poco probable catalogarlo por error con otra expresión facial. Otro de los datos curiosos, es el porcentaje

de precisión que alcanza la expresión de sorpresa, que contiene características como elevar las cejas, los párpados suben y la mandíbula decae para apartar todo aquello que causa asombro.

En el resto de las expresiones el porcentaje de precisión va bajando, por ejemplo, en el caso de Miedo se puede visualizar como la confunde muchas veces con la expresión de asco, esto suele pasar cuando el usuario genera la expresión de miedo elevando el labio superior acompañado de la aparición de arrugas en la frente. Es decir, comparte algunas características faciales, haciendo esto probable que se produzcan errores. Las fallas del modelo se hacen más evidentes en el caso de Ira el cual se confunde al clasificar como asco, pues se debe a que entre expresiones faciales utilizan la contracción de los tres músculos lo que genera una mayor o menor contracción dependiendo de la forma en que las genere el usuario, véase en la Figura 87.

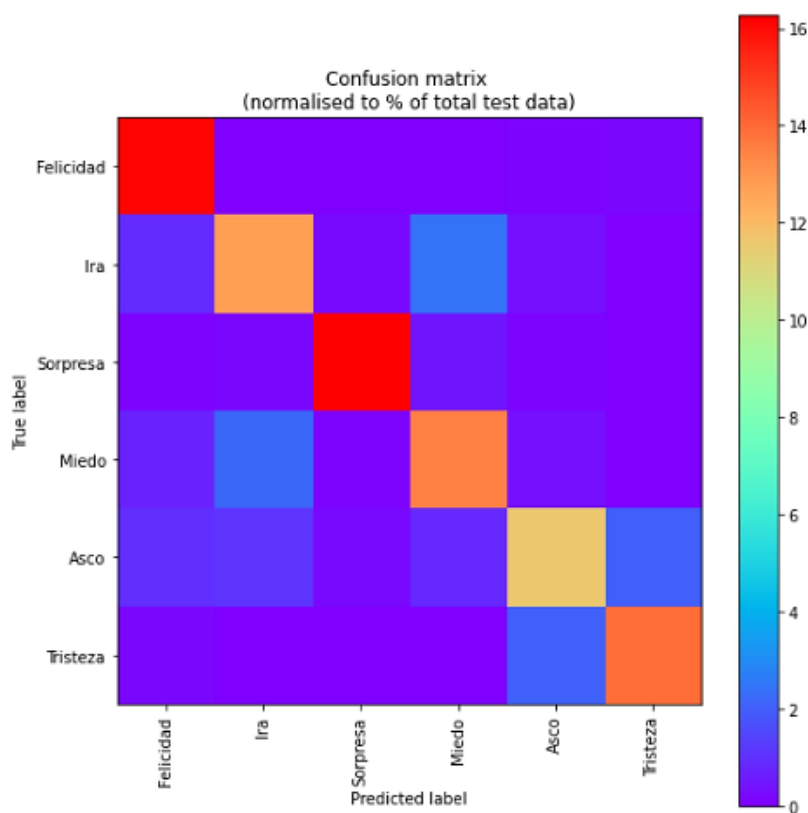


Figura 87 Matriz de confusión en relación con la etiqueta real y la de predicción

Fuente: Autoría

4.8. Discusión de resultados

El reconocimiento de expresiones faciales tiende a ser una tarea fácil para los seres humanos, sin embargo, para las máquinas aún resulta una tarea difícil y propensa a errores. A pesar de los modelos de aprendizaje profundo como las LSTM óptimas para series temporales han logrado un rendimiento de clasificación a nivel humano, se requiere mayor cantidad de instancias que logren diferenciar de manera correcta las expresiones; tal y como se muestra en este estudio que presenta confusión a la hora de clasificar el asco y miedo.

La funcionalidad del sistema se pudo verificar mediante las pruebas desarrolladas en este capítulo, los seis tipos de expresión facial fueron detectadas correctamente y se observó cuáles son los sensores que se activan dependiendo del tipo de expresión, para ello se realizó pruebas en las que se valida la predicción del clasificador, dichos resultados se pueden visualizar en la Tabla 37 en la que se establece las métricas calculadas.

Tabla 37. Evaluación de resultados de métricas en ambiente controlado

Red Neuronal	<i>LSTM</i>	<i>ANN</i>
Precisión (Pr)	Train: 84.18% Test: 83.72%	Train: 78.97% Test: 81.02%
Tasa de error (Er)	0.050%	nan
Error absoluto	0.24%	2.41%
Pérdidas (<i>Val Loss</i>)	Train: 4.55% Test: 4.84%	Train: 4.93% Test: 4.45%
Sensibilidad o Recall (Rec)	84.04%	0%

Fuente: Autoría

Obteniendo como resultado de las métricas una precisión en el entrenamiento del modelo aproximadamente del 84,18% con una pérdida de 4.55%, en base a la cantidad de falsos positivos/negativos y verdaderos positivos/negativos, en cambio, para el conjunto de datos que

representan la evaluación o test se obtuvo un valor de precisión del 83.72% con una tasa de pérdida o error del 4.84%, así el sistema contiene una sensibilidad del 84.04% ante los seis tipos de expresiones faciales. Estos datos corresponden a la evaluación del modelo.

Es conveniente destacar que los resultados obtenidos representan una aproximación del rendimiento del sistema, en el cual se tomó como base de entrenamiento un total de 50 muestras por expresión. Finalmente, la conclusión a la que se llega en base al análisis empleado es que la mayoría de los desafíos encontrados en el sistema de reconocimiento se enfocan a la similitud que tienen algunas expresiones faciales como asco, miedo e ira al expresar por diferentes tipos de individuos. Todo lo mencionado en esta sección, se reflejan en los resultados obtenidos en este estudio en particular en base a tres movimientos musculares faciales como son: músculo *Zygomaticus major*, *corrugator supercilii* y *depressor anguli oris*; reduciendo ciertas imperfecciones del algoritmo se pueden mejorar los resultados al emplear un conjunto de datos más amplio.

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. Conclusiones

El presente trabajo de titulación propuso un modelo de reconocimiento de expresiones faciales en tiempo real con un enfoque en aprendizaje profundo integrado por una red neuronal recurrente LSTM, el mismo que analiza e identifica patrones de movimientos musculares faciales involucrados en expresiones, para mejorar el método tradicional de reconocimiento por medio de imágenes. En particular, este tipo de redes de corto plazo aprenden y son empleadas con señales temporales, lo que las hace atractivas para este tipo de sistemas.

Un factor determinante que contribuye a la precisión del modelo de aprendizaje profundo es emplear una base de datos de entrenamiento con una cantidad numerosa de muestras, mientras mayor cantidad de datos se tiene el sistema presenta mayor aprendizaje y por ende mejor clasificación, por ejemplo, en el presente trabajo se utilizó una base de datos con 300 muestras que a pesar de que logró obtener resultados aceptables se obtuvo una precisión con el conjunto de validación de la base de datos de entrenamiento un porcentaje del 83.72%.

En la técnica de aprendizaje profundo se empleó una arquitectura de red neuronal recurrente LSTM, adecuada para un conjunto de datos pequeño, considerando la cantidad de datos como mínimo que requiere para el entrenamiento, presentó buena respuesta durante varias pruebas realizadas incrementando o disminuyendo la cantidad de neuronas empleadas tanto en la capa de entrada como en las capas ocultas así como también cambios de funciones de activación en la capa de salida con lo que se obtuvo resultados porcentuales de precisión del 75%, 81.33% y 84.18% con los datos de entrenamiento del modelo, del cual se emplea el valor de precisión más alto con una eficiencia del 83.72% de precisión con los datos de prueba que corresponden a la validación.

Uno de los problemas más frecuentes al momento de emplear algoritmos de aprendizaje de máquina es el sobreajuste, a causa de pocas muestras en la entrada del algoritmo. En tal sentido, se logró adaptar el sistema a la cantidad de muestras existentes agregando capas de Dropout entre capas ocultas que conforman la arquitectura de red recurrente LSTM mediante un aprendizaje iterativo en el que instancias de datos se ajustan a los pesos con las capas de entrada para predecir la etiqueta correcta.

Previo a emplear un conjunto de datos para el entrenamiento de un algoritmo de *Deep Learning*, los datos deben atravesar por una etapa de acondicionamiento de señales temporales análoga y digital, con la finalidad de reducir al máximo la cantidad de ruido existente en el conjunto de datos, factor que puede afectar al aprendizaje de máquina. En efecto, se obtiene datos con mejores características en las que el sistema pueda extraer el máximo conocimiento posible, generalizar el modelo y evitar el sobreajuste de la red LSTM, con técnicas como: un análisis estadístico, cálculo de la media, desviación estándar, filtrado análogo y digital.

El uso de bibliotecas como Tensor Flow de código abierto para el aprendizaje de máquina son apropiadas para el desarrollo de algoritmos de reconocimiento de patrones, incluso permite construir y compilar de manera sencilla redes neuronales debido a que proporciona una interfaz de programación de Keras con mayor rapidez apilable incluso desde el navegador considerada como líder en *Deep Learning*, por ende, es ideal para la implementación en sistemas de reconocimiento de expresiones faciales.

En conclusión, el considerar emplear un optimizador de tasa de aprendizaje adaptativo (*Learning rate*) para la etapa de entrenamiento del modelo de aprendizaje profundo es de vital importante, ya que dicho valor permite que el algoritmo aprenda la mayor cantidad de características de manera más eficiente, mientras el aprendizaje interactivo se ejecuta el valor del

optimizador va actualizando para obtener el valor óptimo para el tratamiento de gradiente dispersos, por lo tanto, en el presente trabajo se empleó el optimizador ADAM con tasa de aprendizaje de $[10^{-4}, 10^{-2}]$.

El uso de funciones de pérdida `categorical_crossentropy`, permite calcular la pérdida de entropía cruzada entre etiquetas y predicciones cuando hay dos o más etiquetas, incluso son fundamentales al momento de obtener características altamente discriminativas para cada clase del conjunto de datos de entrenamiento y por ende se logra obtener un porcentaje de precisión mayor, lo que supone, mayor rendimiento del conjunto de datos de prueba.

La forma de evaluar el modelo de aprendizaje profundo de red LSTM fue llevado a cabo mediante un análisis de medidas cuantitativas de eficacia al emplear una matriz de confusión y métricas estadísticas de precisión, tasa de error y sensibilidad. En efecto, se obtuvo resultados que corresponden a porcentajes de precisión del 84.18% con una pérdida del 4.55% en el conjunto de entrenamiento y pérdidas del 4.84% en lo que respecta al conjunto de validación o test, además de una sensibilidad porcentual para discernir entre verdaderos positivos del 83.72%.

Con los nuevos desarrollos tecnológicos en software y su disponibilidad en código abierto, ha permitido de forma rápida y sencilla aplicaciones en torno a Inteligencia Artificial en áreas que contemplan la interacción del ser humano con las máquinas, y en un futuro muy próximo las expresiones faciales ligadas a dispositivos e incluso robots amigables que contengan aspectos del ser humano como es el caso generalmente del desarrollo de sistemas de reconocimiento de patrones musculares que aprenden a partir de nexos entre la emoción y sus músculos que involucran generarlos.

Sin duda, el reconocimiento de expresiones faciales es un área de estudio de gran interés en el campo de la Inteligencia artificial, su análisis es necesario para modular los procesos de interacción social humana en aplicaciones como estudios comportamentales e incluso sistema de interacción hombre máquina por medio de la información proporcionada por los sentidos de manera conjunta y efectiva, lo que implica un gran desafío diseñar robot con reconocimiento de expresiones faciales con énfasis en redes neuronales profundas.

5.2. Recomendaciones

Es recomendable usar referencias bibliográficas de fuentes confiables u oficiales para solventar las dudas que se mantendrán en relación con el diseño del sistema, con lo cual la fundamentación teórica será mucha más fiable.

Al investigar en el campo de inteligencia artificial es necesario adquirir las herramientas de *software* y *hardware* en las que es posible el aprendizaje de máquina profundo conocido como *Deep Learning* e incluso tener un conocimiento básico de como emplearlo.

El usar una metodología acorde al desarrollo de sistemas embebidos es recomendable, de ella dependerá la selección correcta de los requerimientos que lo componen, entre las que son generalmente usadas están: metodología en cascada, iterativa y el modelo en V.

Es recomendable analizar la arquitectura de una red neuronal artificial con la finalidad de adquirir conocimiento para su posterior implementación y variación de las mismas en redes que incluyen retroalimentación como es el caso de las redes neuronales recurrentes LSTM, GDU, entre otras.

Es fundamental dividir el conjunto de datos en un conjunto de entrenamiento (*training set*) y un conjunto de prueba (*test set*) en el enfoque de algoritmo de aprendizaje profundo, particularmente el primer conjunto de datos es utilizado para generar el modelo de red LSTM ajustando la cantidad de pesos, neuronas que contiene la capa de entrada, ocultas y de salida dependiendo de la cantidad de clases empleadas y el conjunto de datos de prueba que determina la probabilidad que dado una muestra de datos de un rostro nunca antes visto por la red reconozca el tipo de expresión facial generada por la contracción de los tres músculos analizados.

Previo a implementar el sistema electrónico, es conveniente realizar pruebas de simulación que validen el funcionamiento para ahorrar recursos que involucran el gasto innecesario de componentes electrónicos y omitir la probabilidad de fallo del código de programación.

SIREF es destinado para personas con limitada movilidad, sin embargo, para que el sistema puede detectar el tipo de expresión facial para diferentes personas de cualquier edad se debe realizar una red neuronal con una fase de entrenamiento previa para cada individuo, pues es recomendable usar más sensores musculares *MyoWare*, cubriendo casi toda la zona del rostro a fin de analizar un patrón común de las expresiones faciales.

Aumentar el rendimiento del sistema de SIREF es posible al incrementar las instancias en la BDD de entrenamiento, con lo cual el sistema de aprendizaje profundo genera la clasificación de las 6 expresiones faciales básicas mucho más discriminativas con datos que le proporcionen mayor aprendizaje y diferenciación.

Se recomienda el uso de Tensor Flow como librería de aprendizaje de máquina automático, permite detectar, descifrar patrones y correlaciones similares al razonamiento del ser humano aparte de que es muy intuitiva para su implementación en datos heterogéneos.

Encontrar el valor óptimo de *learning rate* al emplear un algoritmo optimizador de funciones de pérdidas (Adam, SGD Estándar, RMSprop) es recomendable, de él depende la rapidez con la que el sistema aprende en cada iteración se actualizan los pesos de la red por lo que es considerado como el hiperparámetro más importante en redes neuronales profundas.

Se recomienda variar el tamaño de incrustaciones o número de neuronas por capa, esto puede tener un impacto sea positivo o negativo en el reconocimiento de expresiones faciales,

aunque ello influye en el consumo de recursos de hardware y verificar la precisión que se obtiene al variar dichos valores.

Como el sistema de reconocimiento de expresiones faciales cuenta con una interfaz HMI, se recomienda leer el manual de usuario para el correcto funcionamiento y uso para evitar complicaciones durante la ejecución de la aplicación.

Para trabajos futuros, es recomendable emplear redes neuronales recurrentes LSTM óptimas para trabajar con series temporales electromiográficas con mayor cantidad de datos e incluso más capas ocultas, considerando que en el presente trabajo de titulación se obtuvo precisión del 84.18% en el conjunto de datos de entrenamiento a partir de 300 muestras tomadas. De este modo el emplear mayor cantidad de muestras influirá en la precisión del modelo y por ende en discernir con mayor facilidad los seis tipos de expresiones faciales básicas.

Eventualmente, este sistema de reconocimiento de patrones de movimientos musculares faciales puede ser mejorado e incluso empleado para ayudar a personas con limitada movilidad a desplazarse de un lugar hacia otro, esto requerirá de un análisis profundo de un extenso conjunto de datos para discriminar de forma más acertada la expresión facial que el usuario genere y realizar una acción en específico tal como mover una silla de ruedas, manejar un control remoto, entre otros.

6. REFERENCIAS

- Acevedo, E., Serna, A., & Serna, E. (2017). Principiosy características de las redes neuronales artificiales. In *Desarrollo e innovación en ingeniería*. https://www.researchgate.net/profile/Edgar_Serna_M/publication/331385353_Desarrollo_e_innovacion_en_ingenieria_ed_2/links/5c76e4ce92851c69504663b5/Desarrollo-e-innovacion-en-ingenieria-ed-2.pdf#page=379
- Ahmed, O., & Brifcani, A. (2019). Gene Expression Classification Based on Deep Learning. *4th Scientific International Conference Najaf, SICN 2019*, 145–149. <https://doi.org/10.1109/SICN47020.2019.9019357>
- Alvarez, D. A. L. G. (2009). Reconocimiento De Expresiones Faciales Prototipo Usando Ica. *Scientia Et Technica*, 15(41), 81–86. <https://doi.org/10.22517/23447214.2859>
- Ang, L. B. P., Belen, E. F., Bernardo, R. A., Boongaling, E. R., Briones, G. H., & Coronel, J. B. (2004). Facial expression recognition through pattern analysis of facial muscle movements utilizing electromyogram sensors. *IEEE Region 10 Annual International Conference, Proceedings/TENCON, C*, 600–603. <https://doi.org/10.1109/tencon.2004.1414843>
- Arduino. (2018). Arduino Due. *Arduino-ArduinoBoardDue*, 225.
- Arranz Gutiérrez, María, A. (2018). *Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales Mercados Emoción en publicidad y su medición mediante la expresión*.
- Avila Lapo, J. M., & Fajardo Taday, F. F. (2019). *Análisis entre señales electromiográficas en los músculos cervicales y el ángulo de inclinación de la cabeza en niños con PCI entre 5 y 10 años aplicada a terapia cervical*.
- Bentsianov, B., & Blitzer, A. (2004). Facial anatomy. *Clinics in Dermatology*, 22(1), 3–13. <https://doi.org/10.1016/j.clindermatol.2003.11.011>
- Bhunja, S., & Tehranipoor, M. (2019). A Quick Overview of Electronic Hardware. *Hardware Security*, 23–45. <https://doi.org/10.1016/b978-0-12-812477-2.00007-1>
- Briones Gárate, E. A. (2020). *Sistema De Reconocimeinto Facial De Gèneros Aplicando Tècnicas Machine Learning En Establecimientos Comerciales*.

[http://201.159.223.2/bitstream/123456789/3194/1/Sistema de reconocimiento de personas y géneros aplicando técnicas machine learning en establecimientos comerciales %281%29.pdf](http://201.159.223.2/bitstream/123456789/3194/1/Sistema%20de%20reconocimiento%20de%20personas%20y%20g%C3%A9neros%20aplicando%20t%C3%A9cnicas%20machine%20learning%20en%20establecimientos%20comerciales%20%281%29.pdf)

Buchori, A., Setyosari, P., Wayan Dasna, I., & Ulfa, S. (2017). Mobile augmented reality media design with waterfall model for learn[1] A. Buchori, P. Setyosari, I. Wayan Dasna, and S. Ulfa, “Mobile augmented reality media design with waterfall model for learning geometry in college,” *Int. J. Appl. Eng. Res.*, vol. 12., *International Journal of Applied Engineering Research*, 12(13), 3773–3780.

Cai, Y., Guo, Y., Jiang, H., & Huang, M. C. (2018). Machine-learning approaches for recognizing muscle activities involved in facial expressions captured by multi-channels surface electromyogram. *Smart Health*, 5–6(May), 15–25. <https://doi.org/10.1016/j.smhl.2017.11.002>

Canento, F., Fred, A., Silva, H., Gamboa, H., & Lourenço, A. (2011). Multimodal biosignal sensor data handling for emotion recognition. *Proceedings of IEEE Sensors*, 647–650. <https://doi.org/10.1109/ICSENS.2011.6127029>

Carleo, G., Cirac, I., Cranmer, K., Daudet, L., Schuld, M., Tishby, N., Vogt-Maranto, L., & Zdeborová, L. (2019). Machine learning and the physical sciences. *Reviews of Modern Physics*, 91(4), 45002. <https://doi.org/10.1103/RevModPhys.91.045002>

Carrasco, F. (2018). ANATOMÍA APLICADA: MÚSCULOS MÍMICOS. *Universidad Inca Garcilaso de La Vega*, 1–105. <http://repositorio.uigv.edu.pe/handle/20.500.11818/344>

Cebrián C., L. (2015). *Reconocimiento de emociones mediante técnicas de aprendizaje profundo*.

Chacua C., B. E. (2019). *Diseño de un sistema prototipo de reconocimiento facial para la identificación de personas en la Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas (FICA) de la Universidad Técnica del Norte utilizando técnicas de Inteligencia Artificial*. <http://repositorio.utn.edu.ec/handle/123456789/9572>

CONADIS. (2020). *Estadísticas de Discapacidad – Consejo Nacional para la Igualdad de Discapacidades*. <https://www.consejodiscapacidades.gob.ec/estadisticas-de-discapacidad/>

Corona Ramírez, L. G., Abarca Jiménez, G. S., & Mares Carreño, J. (2020). *Sensores y Actuadores- Aplicaciones con Arduino* (J. E. Callejas (ed.); Issue 2014). Grupo Editorial

Patria.

Cortés, Ramírez, J. M., & Palomares, R. A. (2012). Extracción de Características y Clasificación de Señales Electromiográficas Utilizando la Transformada Hilbert-Huang y Por Ing . Irving Aaron Cifuentes González Tesis Sometida como requisito parcial para obtener el grado de Maestro en ciencias en la espec. *Thesis*, 119.

Cortés Antona, C. (2017). Herramientas Modernas En Redes Neuronales: La Librería Keras. *Universidad Autónoma de Madrid*, 60.

Darak, B. S., & Hambarde, S. M. (2015). A review of techniques for extraction of cardiac artifacts in surface EMG signals and results for simulation of ECG-EMG mixture signal. *2015 International Conference on Pervasive Computing: Advance Communication Technology and Application for Society, ICPC 2015*, 00(c). <https://doi.org/10.1109/PERVASIVE.2015.7087067>

Daza-Santacoloma, G., Suárez-Cifuentes, J. F., & Castellanos-Domínguez, G. (2009). Biosignal data preprocessing: A voice pathology detection application | Preproceso de datos en bioseñales: Una aplicación en detección de patologías de voz. In *Ingenieria e Investigacion* (Vol. 29, Issue 3).

DFRobot. (2017). *Analog EMG Sensor by OYMotion SKU: SEN0240*. [https://media.digikey.com/pdf/Data Sheets/DFRobot PDFs/SEN0240_Web.pdf](https://media.digikey.com/pdf/Data%20Sheets/DFRobot%20PDFs/SEN0240_Web.pdf)

Diaz R., S. S. (2018). Caracterización de gestos faciales mediante electromiografía superficial. *FUNDACIÓN UNIVERSITARIA LOS LIBERTADORES FACULTAD*, 2, 227–249.

Ebner, N. C., Johnson, M. K., & Fischer, H. (2012). Neural mechanisms of reading facial emotions in young and older adults. *Frontiers in Psychology*, 3(JUL). <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2012.00223>

Ekman, P., Donate, G., Bartlett, M. S., Hager, J. C., & Sejnowski, T. J. (1999). Classifying facial actions. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 21(10), 974–989. <https://doi.org/10.1109/34.799905>

Gallud Baños, G. (2019). *Reconocimiento de emociones humanas y su aplicación a la Robótica Social*. <http://rua.ua.es/dspace/handle/10045/94752>

- García, I. A. (2019). *Dispositivo wearable de Electromiografía aplicado al ámbito de la salud*.
- García, P. A. (2019). *Sistemas embebidos de tiempo real con aplicaciones en bioingeniería*.
<http://sedici.unlp.edu.ar/handle/10915/74734>
- García, S. E., & Tully, E. C. (2020). Children's recognition of happy, sad, and angry facial expressions across emotive intensities. *Journal of Experimental Child Psychology*, 197, 104881. <https://doi.org/10.1016/j.jecp.2020.104881>
- Goleman et al., 2019. (2019). CONTROL DE UN EXOESQUELETO MEDIANTE SEÑALES EMG (ELECTROMIOGRÁFICAS). *Journal of Chemical Information and Modeling*, 53(9), 1689–1699.
- González-Lozoya, S. M., de la Calleja, J., Pellegrin, L., Escalante, H. J., Medina, M. A., & Benitez-Ruiz, A. (2020). Recognition of facial expressions based on CNN features. *Multimedia Tools and Applications*, 79(19–20), 13987–14007. <https://doi.org/10.1007/s11042-020-08681-4>
- González González, F., Calero Castañeda, S. L., & others. (2019). *Comparación de las metodologías cascada González González, F., Calero Castañeda, S. L., & others. (2019). Comparación de las metodologías cascada y ágil para el aumento de la productividad en el desarrollo de software. Universidad Santiago de Cali.ada y. 1–11.*
- Guerrero Castro, P. C. (2018). Clasificación en base a redes neuronales de aprendizaje profundo. *Universidad Del Azuay Facultad de Ciencias de La Administración*.
- Guzmán-Muñoz, E., & Méndez-Rebolledo, G. (2018). Electromyography in the rehabilitation sciences. *Salud Uninorte*, 34(3), 753–765. <https://doi.org/10.14482/sun.34.3.616.74>
- Guzmán, G. C. (2018). Robots emocionales: la empatía de las máquinas -. *Revista ¿Cómo Ves? - Dirección General de Divulgación de La Ciencia de La UNAM*.
<http://www.comoves.unam.mx/numeros/articulo/231/robots-emocionales-la-empatia-de-las-maquinas>
- Hai, T. S., Thai, L. H., & Thuy, N. T. (2015). Facial Expression Classification Using Artificial Neural Network and K-Nearest Neighbor. *International Journal of Information Technology and Computer Science*, 7(3), 27–32. <https://doi.org/10.5815/ijitcs.2015.03.04>

- Hamed, M., Salleh, S. H., Astaraki, M., & Noor, A. M. (2013). EMG-based facial gesture recognition through versatile elliptic basis function neural network. *BioMedical Engineering Online*, 12(1), 1–22. <https://doi.org/10.1186/1475-925X-12-73>
- Herrera B, D. J. (2017). *PLATAFORMA PARA EL ANALISIS DE MOVIMIENTOS DE LA MANO*.
- Instruments, T., & Snosc, I. (2015). *LMx24-N , LM2902-N Low-Power , Quad-Operational Amplifiers*.
- Intel, C. H., Microsoft, L., & Philips, N. E. C. (2000). Universal Serial Bus Specification. *Group*.
- ISO/IEC/IEEE. (2018). INTERNATIONAL STANDARD ISO / IEC / IEEE Systems and software engineering- Std 29148. *ISO/IEC/IEEE 29148 Second Edition 2018-11, Second*, 104.
- Jiang, M., Gia, T. N., Anzanpour, A., Rahmani, A. M., Westerlund, T., Salantera, S., Liljeberg, P., & Tenhunen, H. (2016). IoT-based remote facial expression monitoring system with sEMG signal. *SAS 2016 - Sensors Applications Symposium, Proceedings*, 211–216. <https://doi.org/10.1109/SAS.2016.7479847>
- Juca Maldonado, F. X., García Saltos, M. B., Burgo Bemcomo, O. B., & Navarro Silva, O. (2018). AFFECTIVE COMPUTING AND ITS INFLUENCE ON THE CURRENT INTERFACES OF FACIAL RECOGNITION. *Universidad Metropolitana. Ecuador*, 1, 35.
- Kamen, G., & Gabriel., D. A. (2010). *Essentials of Electromyography* (Vol. 4, Issue 1). Human Kinetics.
- Kelati, A., Plosila, J., & Tenhunen, H. (2019). Machine Learning for sEMG Facial Feature Characterization. *Signal Processing - Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications Conference Proceedings, SPA, 2019-Septe*, 169–174. <https://doi.org/10.23919/SPA.2019.8936818>
- Kramer, M. (2018). BEST PRACTICES IN SYSTEMS DEVELOPMENT LIFECYCLE: AN ANALYSES BASED ON THE WATERFALL MODEL. *Review of Business & Finance Studies*, 9(1), 77–84.
- Lee, D., Lee, S. J., & Seo, Y. J. (2020). Application of recent developments in deep learning to ANN-based automatic berthing systems. *International Journal of Engineering and*

- Technology Innovation*, 10(1), 75–90. <https://doi.org/10.46604/ijeti.2020.4354>
- Lee, V. H., Hew, J. J., Leong, L. Y., Tan, G. W. H., & Ooi, K. B. (2020). Wearable payment: A deep learning-based dual-stage SEM-ANN analysis. *Expert Systems with Applications*, 157, 113477. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2020.113477>
- Martín de Diego, I., Serrano, A., Conde García, C., & Cabello, E. (2006). Técnicas de reconocimiento automático de emociones. *Education in the Knowledge Society (EKS)*, 7(2), 7.
- Marur, T., Tuna, Y., & Demirci, S. (2014). Facial anatomy. *Clinics in Dermatology*, 32(1), 14–23. <https://doi.org/10.1016/j.clindermatol.2013.05.022>
- Masin, E. L., & Prados, E. L. (2016). *Diseño, construcción y ensayo de un equipo acondicionador de señales mioeléctricas para su empleo como interface de control de actuadores*. 120.
- Morán G., Á. (2015). DISEÑO DE INTERFACES CEREBRO-MÁQUINA CONTROLADOS MEDIANTE REGISTROS DE EEG. *Proyecto de Fin de Carrera (EPS-UAM)*, 105.
- Moreno Sanz, Á. (2017). *Procesado Avanzado De Señal Emg*. 26–33. https://e-archivo.uc3m.es/bitstream/handle/10016/28105/TFG_Alvaro_Moreno_Sanz_2017.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Muñoz B., E., Paruma, O. H., & Florez, J. F. (2013). Aplicaciones De Las Señales Mioelectricas Para El Control De Interfaces Hombre-Maquina. *Euitt.Upm.Es*. <http://www3.euitt.upm.es/taee/Congresosv2/2004/papers/2004S3C01.pdf>
- Pardo Durand, A. C. (2019). Diseño, implementación y prueba de un algoritmo para medir voltaje RMS de una señal senoidal. *Universidad Nacional de Piura / UNP*. <http://repositorio.unp.edu.pe/handle/UNP/1654>
- Peña, A., Serna, I., Morales, A., Fierrez, J., & Lapedriza, A. (2020). *Facial Expressions as a Vulnerability in Face Recognition*. <http://arxiv.org/abs/2011.08809>
- Pérez Ariza, I. F. (2020). *Centro de Investigación Científica y de Educación Superior de Ensenada , Baja California Maestría en Ciencias en Ciencias de la Vida con orientación en Biotecnología Marina*. 1–29.

- Perez, D. (2009). Sistemas embebidos y sistemas operativos embebidos. *Lecturas En Ciencias de La Computación. Universidad Central de Venezuela*, 1–15.
- Poveda, G., & Trujillo, M. (2018). *Rehabilitación Muscular Asistida Assisted Muscular Rehabilitation. V(2)*, 15–20.
- Qi Yang, Siemionow, V., Wanxiang Yao, Sahgal, V., & Yue, G. H. (2010). Single-Trial EEG-EMG Coherence Analysis Reveals Muscle Fatigue-Related Progressive Alterations in Corticomuscular Coupling. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 18(2), 97–106. <https://doi.org/10.1109/TNSRE.2010.2047173>
- R.Aguñaga, A., Lopez Ramirez, M., Alanis Garza, A., Baltazar, R., & M. Zamudio, V. (2013). Emotion analysis through physiological measurements. *Workshop Proceedings of the 9th International Conference on Intelligent Environments J.A. Botía and D. Charitos (Eds.)*, 97–106. <https://doi.org/10.3233/978-1-61499-286-8-97>
- Rodriguez, M. A., Saynes, F. J., & Hernandez, G. (2009). *Otorrinolaringología y cirugía de cabeza y cuello*. McGraw-Hill, Interamericana de España.
- Ruiz, J. E. J. (2016). “Mouse Para Personas Con Discapacidad En Sus Extremidades Superiores Controlado Por Medio De Movimientos De Cabeza Y Gestos.” *IOSR Journal of Economics and Finance*, 3(1), 56. https://www.bertelsmann-stiftung.de/fileadmin/files/BSt/Publikationen/GrauePublikationen/MT_Globalization_Report_2018.pdfhttp://eprints.lse.ac.uk/43447/1/India_globalisation%2C_society_and_inequalities%28Isero%29.pdf<https://www.quora.com/What-is-the>
- Saez de la Pascua, A. (2019). *Deep learning para el reconocimiento facial de emociones básicas*.
- Sak, H., Senior, A., & Beaufays, F. (2019). *A Continuous Facial Expression Recognition Model based on Deep Learning Method. 1, 2*. <http://arxiv.org/abs/1402.1128>
- Salamea Palacios, C., & Luna Romero, S. (2019). Calibración Automática en Filtros Adaptativos para el Procesamiento de Señales EMG. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial*, 16(2), 232. <https://doi.org/10.4995/riai.2018.10204>
- Salas Arriarán, S. (2015). *Todo sobre sistemas embebidos: Arquitectura, programación y diseño de aplicaciones prácticas con el PIC18F*. Aplicadas, Universidad Peruana de Ciencias, Aug

- 31, 2017. <https://es.scribd.com/book/401880397/Todo-sobre-sistemas-embebidos-Arquitectura-programacion-y-diseno-de-aplicaciones-practicas-con-el-PIC18F>
- Salgado Reyes, N., Beltrán Morales, J., Guaña Moya, J., Escobar Teran, C., Nicolalde Rodriguez, D., & Chafla Altamirano, G. (2018). Modelo para predecir el rendimiento académico basado en redes neuronales y analítica de aprendizaje. *Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Información*, 258–266. <https://search.proquest.com/openview/5720c78f2e17a27355a8766fe81feb1a/1?pq-origsite=gscholar&cbl=1006393>
- Santander, C. (2018). *Control De Movimiento De Un Robot Humanoide Mediante Señales Emg Y Giroscopio Dentro De Un Ambiente Simulado*. 195. <https://repositorio.espe.edu.ec/handle/21000/14106?mode=full>
- Sato, W., Fujimura, T., & Suzuki, N. (2008). Enhanced facial EMG activity in response to dynamic facial expressions. *International Journal of Psychophysiology*, 70(1), 70–74. <https://doi.org/10.1016/j.ijpsycho.2008.06.001>
- Smith, S. W. (2003). Statistics, Probability and Noise. In T. Publishing (Ed.), *Digital Signal Processing* (Segunda ed, pp. 11–34). <https://doi.org/10.1016/b978-0-7506-7444-7/50039-x>
- Soler-Adillon, J. (2019). Tres IDEs para programar: Processing, Eclipse y Visual Studio. *Mosaic*, 149. <https://doi.org/10.7238/m.n149.1821>
- Somvanshi, M., Chavan, P., Tambade, S., & Shinde, S. V. (2017). A review of machine learning techniques using decision tree and support vector machine. *Proceedings - 2nd International Conference on Computing, Communication, Control and Automation, ICCUBEA 2016*. <https://doi.org/10.1109/ICCUBEA.2016.7860040>
- Taskiran, M., Kahraman, N., & Erdem, C. E. (2020). Face recognition: Past, present and future (a review). *Digital Signal Processing: A Review Journal*, 106, 102809. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2020.102809>
- Technologies, A. (2013). Three-lead Differential Muscle / Electromyography Sensor for Microcontroller Applications. *Datasheet, February 2013*, 5.
- Technologies, A. (2015). *Myoware datasheet*. 1–8.

https://github.com/AdvancerTechnologies/MyoWare_MuscleSensor/raw/master/Documents/AT-04-001.pdf

Tripp Lite. (2017). *Cable USB 2 . 0 de Alta Velocidad A a Micro B. m*, 1–2.

Vega, J. I. H. (2010). El Software Embebido y los Retos que Implica su Desarrollo. *Conciencia Tecnológica*, 40, 42.

Wang, J., Ma, Y., Zhang, L., Gao, R. X., & Wu, D. (2018). Deep learning for smart manufacturing: Methods and applications. *Journal of Manufacturing Systems*, 48, 144–156.
<https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.01.003>

Yadira, K., Sacoto, A., Alfredo, M., Delgado, S., Enrique, J., Cedeño, C., Enrique, J., & Chang, A. (2017). Recognition Systems in social robotics. *Revista Electrónica Teoría de La Educación*, 4, 332–343.

Zahrins, U. (2017). *Anatomy of Facial Expression* (p. 29).

7. GLOSARIO DE TÉRMINOS Y ACRÓNIMOS

AMP-OP o AOP: Amplificador operacional

AU: Unidades de acción, características básicas de los músculos del rostro

BDD: Su traducción al español hace referencia a Base de Datos.

CLASE: Tipo de datos de una base de datos.

DAC: Conversor análogo digital

DATASHEETS: Documento que contiene características de un componente y es emitido por el fabricante.

Deep Learning: Técnica de aprendizaje de máquina profundo

DSP: Procesamiento digital de señales

FACS: Sistema de codificación de la acción facial

FER: Reconocimiento automático de expresiones faciales

FIR: Filtro digital de respuesta finita al impulso

EMG: Hace referencia a electromiografía, técnica usada para medir la actividad eléctrica de los músculos y nervios

Gaussiano: Filtro cuya respuesta al impulso es una función gaussiana, minimiza el tiempo de subida y bajada.

GND: Del inglés Ground, se utiliza para denotar la terminal de Tierra en circuitos eléctricos o electrónicos.

HMI: Interfaz de operador hombre-máquina

ML: Del inglés Machine Learning, traducido al español aprendizaje automático

PAUM: Potencial de acción de la unidad motora de los músculos

PROCESSING: Software libre que permite el diseño de interfaces gráficas.

Savitzky – Golay: Filtro digital permite suavizar los datos, es decir, aumentar la precisión de los datos.

SNR: Relación señal a ruido

TEST: Prueba de funcionamiento de un módulo o sistema.

V_{in}: Voltaje de entrada en un circuito eléctrico o electrónico.

V_{ca}: Voltaje de corriente alterna.

V_{cd}: Voltaje de corriente directa.

V_{max}: Voltaje pico o máximo de salida de un circuito.

V_{out}: Voltaje de salida en un circuito eléctrico o electrónico.

ANEXOS

ANEXO 1: PROGRAMACIÓN DEL SISTEMA

Programación Toma de datos

```
#include <DueTimer.h> //librería del Timer

//Inicializar variables Timer
int myLed = 13;
int i = 0;
int j = 400;
bool ledOn = false;

int sensorPin1 = A1; //Pin entrada análoga
int sensorPin2 = A2; //Pin entrada análoga
int sensorPin3 = A3; //Pin entrada análoga
int sensorValue1 = 0; //Variables toma datos
int sensorValue2 = 0; //Variables toma datos
int sensorValue3 = 0; //Variables toma datos

//Método Timer
void Control () {
  ledOn = ! ledOn;
  i = i + 1;

  if (i > 10 && i < 21 || i > 40 && i < 51 || i > 70 && i < 81 || i > 100 && i < 111 || i > 130 && i < 141 || i >
160 && i < 171 || i > 190 && i < 201 || i > 220 && i < 231 || i > 250 && i < 261 || i > 280 && i < 291) {
    digitalWrite (myLed, ledOn); // Led on, off, on, off...
    sensorValue1 = analogRead(sensorPin1); //Tomar valores entradas analógicas
    sensorValue2 = analogRead(sensorPin2); //Tomar valores entradas analógicas
    sensorValue3 = analogRead(sensorPin3); //Tomar valores entradas analógicas
    myAverage1 += sensorValue1; //Agregar valores
    myAverage2 += sensorValue2; //Agregar valores
    myAverage3 += sensorValue3; //Agregar valores
    myAverage1.process(); //Proceso de calculo
    myAverage2.process(); //Proceso de calculo
    myAverage3.process(); //Proceso de calculo

    Serial.print(j);
    Serial.print(",");
    Serial.print(myAverage1.mean); //Imprimir por CX serial datos almacenados
    Serial.print(",");
    Serial.print(myAverage2.mean); //Imprimir por CX serial datos almacenados
    Serial.print(",");
    Serial.print(myAverage3.mean); //Imprimir por CX serial datos almacenados
    Serial.print(",");
    Serial.println();
    j = j + 400;
  }

  sensorValue1 = 0;
  sensorValue2 = 0;
```

```

    sensorValue3 = 0;
}

void setup () {
  pinMode (myLed, OUTPUT);
  Serial.begin(115200);
  Serial.println("[ms], SM1, SM2, SM3");
  Timer3.attachInterrupt(Control);
  Timer3.setFrequency (2.5). start ();
}
//FIN

```

Programación Visualización de Datos

//DESCRIPCION DEL PROGRAMA: //Consta de una visualización de datos de los valores de los sensores ubicados en el rostro //los cuales se reciben a partir del Arduino hacia la plataforma de processing

```

import processing. serial. *; //Importamos la librería Serial
import controlP5. *;
Serial puerto; //Nombre del puerto serie
ControlP5 cp5;

//variables musculares
int radio_sm1=10, radio_sm2=10, radio_sm3=10;
int x_sm1=945, y_sm1=450;
int x_sm2=903, y_sm2=335;
int x_sm3=838, y_sm3=475;
float VSM1, VSM2, VSM3;
int SM1, SM2, SM3;

//fondo
PFont f;
PImage img, felicidad, tristeza, miedo, asco, ira, sorpresa, mt, mm, ma, mi, ms, mf;
PImage fondo;

//Cajas de Texto
ArrayList<TEXTBOX> textboxes = new ArrayList<TEXTBOX> ();
String nombre="", apellido="";

//Color en base a la cantidad de contracción
int r=132, g=255, b=20;
float crZM, cgZM, cbZM, crDAO, cgDAO, cbDAO, crCS, cgCS, cbCS;

//Slider
Slider sm1;
Slider sm2;

```

```

Slider sm3;

void setup () {
  size (1030, 579);
  printArray (Serial.list()); //imprime lista de puertos seriales disponibles
  String portName = Serial.list() [0];
  puerto = new Serial (this, portName, 115200); //Abre el puerto serie
  puerto. bufferUntil('\n');

  f=createFont ("Arial", 12, true);
  fondo =loadImage("FONDO.png"); //cargar imagen de fondo
  img=loadImage("MuscleFacial.png");
  felicidad=loadImage("Felicidad.png");
  tristeza=loadImage("TristezaH.png");
  sorpresa=loadImage("SorpresaM.png");
  miedo=loadImage("MiedoH.png");
  asco=loadImage("AscoM.png");
  ira=loadImage("IraH.png");
  mf=loadImage("MuscleF.png");
  mt=loadImage("MuscleT.png");
  ms=loadImage("MuscleS.png");
  mm=loadImage("MuscleM.png");
  ma=loadImage("MuscleA.png");
  mi=loadImage("MuscleI.png");
  cp5 = new ControlP5(this);
  cp5.addButton("Conectar") //añadiendo el botón conectar
    . setPosition (280, 95)
    . setSize (60, 30)
    . setColorValueLabel (color (58, 79, 253))
    . setColorBackground (color (106, 220, 91));
  cp5.addButton("Desconectar") //añadiendo el botón desconectar
    . setPosition (350, 95)
    . setSize (70, 30)
    . setColorBackground (color (106, 220, 91));
  cp5.addButton("Salir") //añadiendo el botón desconectar
    . setPosition (430, 95)
    . setSize (60, 30)
    . setColorBackground (color (106, 220, 91));

  sm1=cp5.addSlider("SM1"). setPosition (450, 207) // porcentaje de contracción
    . setSize (200, 13)
    . setRange (0, 100)
    . setValue (0)
    . setColorValue (color (255))
    . setColorBackground (color (225, 229, 255));

  sm2=cp5.addSlider("SM2"). setPosition (450, 230)
    . setSize (200, 13)
    . setRange (0, 100)
    . setValue (0)
    . setColorValueLabel (color (255))
    . setColorCaptionLabel (color (225, 229, 255));

  sm3=cp5.addSlider("SM3"). setPosition (450, 250)
    . setSize (200, 13)
    . setRange (0, 100)

```

```

        . setValue (0)
        . setColorValueLabel (color (255))
        . setColorCaptionLabel (color (225, 229, 255));

cp5.getController("SM1"). getCaptionLabel (). align (ControlP5.CENTER,
ControlP5.BOTTOM_OUTSIDE). setPaddingX (0);
cp5.getController("SM1"). getValueLabel ()
    . setFont (createFont ("Arial", 10));
cp5.getController("SM1"). getCaptionLabel ()
    . setFont (createFont ("Arial", 10));

cp5.getController("SM2"). getCaptionLabel (). align (ControlP5.CENTER,
ControlP5.BOTTOM_OUTSIDE). setPaddingX (0);
cp5.getController("SM2"). getValueLabel ()
    . setFont (createFont ("Arial", 10));
cp5. getController("SM2"). getCaptionLabel ()
    . setFont (createFont ("Arial", 10));

cp5.getController("SM3"). getCaptionLabel (). align (ControlP5.CENTER,
ControlP5.BOTTOM_OUTSIDE). setPaddingX (0);
cp5.getController("SM3"). getValueLabel ()
    . setFont (createFont ("Arial", 10));
cp5. getController("SM3"). getCaptionLabel ()
    . setFont (createFont ("Arial", 10));

InitLayout ();
textFont(f);
}

void draw () {
    background (225, 229, 255);
    textSize (25);
    fill (0);
    text ("SISTEMA DE RECONOCIMIENTO DE EXPRESIONES FACIALES", 140, 40);
    textFont(f);
    text ("DATOS DEL USUARIO:", 50, 170);
    text ("Nombres:", 60, 200);
    text ("Apellidos:", 60, 225);
    text ("Edad:", 60, 250);

    text ("TIPO DE EXPRESIÓN:", 300, 170);
    text ("Zonas de contracción", 300, 200);
    text ("Zygomaticus major:", 320, 220);
    text ("Corrugator supercilii:", 320, 240);
    text ("Depresor anguli oris:", 320, 260);

    String dato=puerto. readStringUntil('\n');

    image (img, 740, 180);

    if (;dato! = null) {
        float [] values =float (split (dato, ","));
        VSM1= (values [0]*100) /1023;
        sm1.setValue(VSM1);
        //VSM2= (values [1]*100) /1023;
    }
}

```

```

//VSM3= (values [2]*100) /1023;
}
if (VSM1<16.66) {
  image (felicidad, 10, 310);
  image (mf, 290, 290);
  text ("Felicidad", 450, 170);
} else {
  if (VSM1>16.66 && VSM1<33.33) {
    image (tristeza, 10, 310);
    image (mt, 290, 290);
    text ("Tristeza", 450, 170);
  } else {
    if (VSM1>33.33 && VSM1<49.99) {
      image (sorpresa, 10, 310);
      image (ms, 290, 290);
      text ("Sorpresa", 450, 170);
    } else {
      if (VSM1>49.99 && VSM1<66.66) {
        image (miedo, 10, 310);
        image (mm, 290, 290);
        text ("Miedo", 450, 170);
      } else {
        if (VSM1>66.66 && VSM1<83.33) {
          image (asco, 10, 310);
          image (ma, 290, 290);
          text ("Asco", 450, 170);
        } else {
          if (VSM1>83.33 && VSM1<101) {
            image (ira, 10, 310);
            image (mí, 290, 290);
            text ("Ira", 450, 170);
          }
        }
      }
    }
  }
}

//Musculo Zygomatico mayor
fill (crZM, cgZM, cbZM);
noStroke ();
ellipse (x_sm1, y_sm1, radio_sm1, radio_sm1);
if (x_sm1<956 & y_sm1>431 & y_sm1<451) {
  x_sm1=x_sm1+1;
  y_sm1=y_sm1-2;
} else {
  if (x_sm1<970 & y_sm1>415 & y_sm1<451) {
    x_sm1=x_sm1+2;
    y_sm1=y_sm1-2;
  } else {
    if (x_sm1<981 & y_sm1>390 & y_sm1<451) {
      x_sm1=x_sm1+1;
      y_sm1=y_sm1-2;
    } else {
      x_sm1=945;
    }
  }
}

```

```

    y_sm1=450;
  }
}
//Musculo Corrugator Supercilii
fill (crCS, cgCS, cbCS);
noStroke ();
ellipse (x_sm2, y_sm2, radio_sm2, radio_sm2);
if (x_sm2<904 & y_sm2>325 & y_sm2<336) {
  y_sm2=y_sm2-2;
} else {
  if (x_sm2<937 & y_sm2>301 & y_sm2<336) {
    x_sm2=x_sm2+1;
    y_sm2=y_sm2-1;
  } else {
    x_sm2=903;
    y_sm2=335;
  }
}
//Musculo Depresor anguli oris
fill (crDAO, cgDAO, cbDAO);
noStroke ();
ellipse (x_sm3, y_sm3, radio_sm3, radio_sm3);
if (x_sm3<839 & y_sm3>474 & y_sm3<496) {
  y_sm3=y_sm3+1;
} else {
  if (x_sm3<855 & y_sm3>495 & y_sm3<522) {
    x_sm3=x_sm3+1;
    y_sm3=y_sm3+2;
  } else {
    x_sm3=838;
    y_sm3=475;
  }
}
for (TEXTBOX t: textboxes) {
  t. DRAW ();
}
}
void Conectar () {
  puerto. write('E');
}
void Desconectar () {
  puerto. clear () ;//limpiar el puerto
  puerto. stop () ;//detener la conexión
}
void Salir () {
  exit (); //sale del programa
}
void InitLayout () { //cajas de texto
  TEXTBOX nombre = new TEXTBOX ();
  nombre. W=120;
  nombre.H=19;
  nombre.X= (width -nombre. W) /2-330;
  nombre. Y=185;
  textboxes.add(nombre);
  TEXTBOX apellido = new TEXTBOX ();

```

```

apellido. W=120;
apellido.H=19;
apellido.X= (width -apellido. W) /2-330;
apellido. Y=210;
textboxes.add(apellido);
TEXTBOX edad = new TEXTBOX ();
edad. W=60;
edad.H=19;
edad.X= (width -edad. W) /2 -360;
edad. Y=235;
textboxes.add(edad);
}
void mousePressed () {
    for (TEXTBOX t: textboxes) {
        t. PRESSED (mouseX, mouseY);
    }
}
void keyPressed () {
    for (TEXTBOX t: textboxes) {
        t. KEYPRESSED (key, keyCode);
        nombre=textboxes.get (0). Text;
        apellido=textboxes.get (1). Text;
    }
}
void SM1(float ValorRango)
{
    crZM=r+(ValorRango*1.04);
    cgZM=g-(ValorRango*2.35);
    cbZM=b+0.001;
}
void SM2(float ValorRango)
{
    crCS=r+(ValorRango*1.04);
    cgCS=g-(ValorRango*2.35);
    cbCS=b+0.001;
}
void SM3(float ValorRango)
{
    crDAO=r+(ValorRango*1.04);
    cgDAO=g-(ValorRango*2.35);
    cbDAO=b+0.001;
}

```

ANEXO 2: ENCUESTA DE REQUERIMIENTOS Y TABULACIÓN

ENCUESTA DIRIGIDA A ESPECIALISTAS EN EL ÁREA DE MÚSCULOS DEL CUERPO HUMANO

La encuesta está destinada a los especialistas en el área de músculos, con la finalidad de levantar información sobre los requerimientos de usuarios para la creación del sistema de reconocimiento de expresiones faciales.

1. ¿Qué tipo de músculos considera Ud que son los involucrados en expresiones faciales?
(Elija tres)
 - a) Frontalis
 - b) Corrugator Supercilii
 - c) Zygomaticus major
 - d) Depresor anguli oris
 - e) Levator
 - f) Risorio

2. ¿Cree necesario el uso de tres sensores musculares para cubrir zonas del rostro?
 - a) SI
 - b) NO

3. ¿Le gustaría que el sistema sea lo más intuitivo y de fácil entendimiento para el usuario?
 - a) SI
 - b) NO

4. ¿Le gustaría que el sistema sea cómodo para el usuario?
 - a) SI
 - b) NO

5. ¿Cree necesario el uso de sensores superficiales poco invasivos en el rostro del usuario?
 - a) SI
 - b) NO



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

ENCUESTA DIRIGIDA A ESPECIALISTAS EN EL ÁREA DE MÚSCULOS DEL CUERPO HUMANO

La encuesta está destinada a los especialistas en el área de músculos, con la finalidad de levantar información sobre los requerimientos de usuarios para la creación del sistema de reconocimiento de expresiones faciales.

1. ¿Qué tipo de músculos considera Ud que son los involucrados en expresiones faciales? (Elija tres)
 - a) Frontalis
 - b) Corrugator Supercilii
 - c) Zygomaticus major
 - d) Depresor anguli oris
 - e) Levator
 - f) Risorio

2. ¿Cree necesario el uso de tres sensores musculares para cubrir zonas del rostro?
 - a) SI
 - b) NO

3. ¿Le gustaría que el sistema sea lo más intuitivo y de fácil entendimiento para el usuario?
 - a) SI
 - b) NO

4. ¿Le gustaría que el sistema sea cómodo para el usuario?
 - a) SI
 - b) NO

5. ¿Cree necesario el uso de sensores superficiales poco invasivos en el rostro del usuario?
 - a) SI
 - b) NO


 Lidia Leticia Chave
 FISIOTERAPEUTA
 1002996663




UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

ENCUESTA DIRIGIDA A ESPECIALISTAS EN EL ÁREA DE MÚSCULOS DEL CUERPO HUMANO

La encuesta está destinada a los especialistas en el área de músculos, con la finalidad de levantar información sobre los requerimientos de usuarios para la creación del sistema de reconocimiento de expresiones faciales.

1. ¿Qué tipo de músculos considera Ud que son los involucrados en expresiones faciales? (Elija tres)
 - a) Frontalis
 - b) Corrugator Supercilii
 - c) Zygomaticus major
 - d) Depresor anguli oris
 - e) Levator
 - f) Risorio

2. ¿Cree necesario el uso de tres sensores musculares para cubrir zonas del rostro?
 - a) SI
 - b) NO

3. ¿Le gustaría que el sistema sea lo más intuitivo y de fácil entendimiento para el usuario?
 - a) SI
 - b) NO

4. ¿Le gustaría que el sistema sea cómodo para el usuario?
 - a) SI
 - b) NO

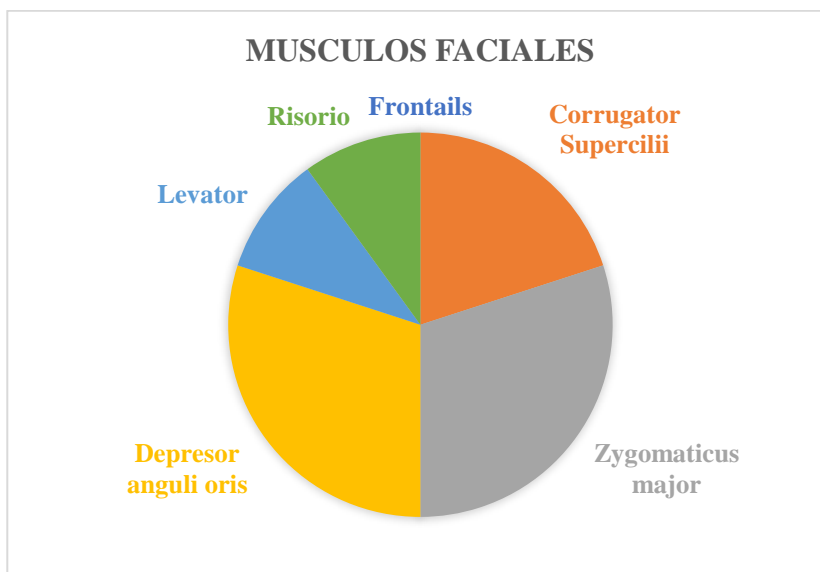
5. ¿Cree necesario el uso de sensores superficiales poco invasivos en el rostro del usuario?
 - a) SI
 - b) NO



Tabulación de la información

1. ¿Qué tipo de músculos considera Ud. que son los involucrados en expresiones faciales?

(Elija tres)



De acuerdo con los resultados de los tres especialistas encuestados, mostraron su aprobación para que el sistema analice los músculos Zygomaticus major y depresor anguli oris, con un 100% de aceptación.

2. ¿Cree necesario el uso de tres sensores musculares para cubrir zonas del rostro?

Respuesta	Total	
	Cantidad	%
a) SI	3	100%
b) NO	0	0%
TOTAL	3	100%

La mayoría de encuestados mostraron su aprobación para que el sistema utilice tres sensores musculares, con un 100% de aceptación.

3. ¿Le gustaría que el sistema sea lo más intuitivo y de fácil entendimiento para el usuario?

Respuesta	Total	
	Cantidad	%
a) SI	3	100%
b) NO	0	0%
TOTAL	3	100%

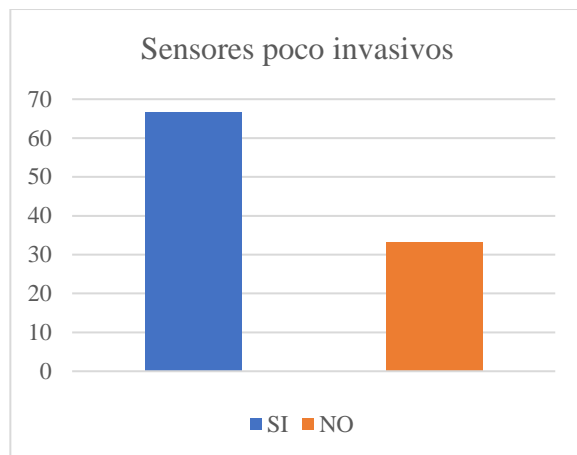
La mayoría de encuestados mostraron su aprobación para que el sistema sea de fácil uso y entendimiento de la expresión/emoción detectada por el usuario, con un 100% de aceptación.

4. ¿Le gustaría que el sistema sea cómodo para el usuario?

Respuesta	Total	
	Cantidad	%
a) SI	3	100%
b) NO	0	0%
TOTAL	3	100%

Todos los especialistas coinciden que el sistema sea lo más cómodo posible, por lo que el diseño de este debe garantizar la comodidad del usuario. Para lograr esto es indispensable usar sensores que sean imperceptibles al ser humano, con un 100% de aceptación.

5. ¿Cree necesario el uso de sensores superficiales poco invasivos en el rostro del usuario?



En base al mayor porcentaje receptado en esta pregunta, que es del 66.6% se opta por emplear sensores poco invasivos para el usuario, como lo son los sensores superficiales por medio de electrodos. Con estos se logra obtener la señal electromiográficas de los músculos al realizar una contracción.

ANEXO 3: FOTOGRAFÍAS DEL TRABAJO REALIZADO

La Figura 88, muestra la investigación desarrollada a través de encuesta a expertos en movimientos musculares.



Figura 88 Entrevista a expertos en musculos

Fuente: Autoría

Implementación del Sistema

Construcción de las placas del sistema: La Figura 89, muestra el proceso de implementación de las placas electrónicas.



Figura 89 Construcción del sistema PIEMEG

Fuente: Autoría



Figura 90 Integración de componentes en la placa

Fuente: Autoría

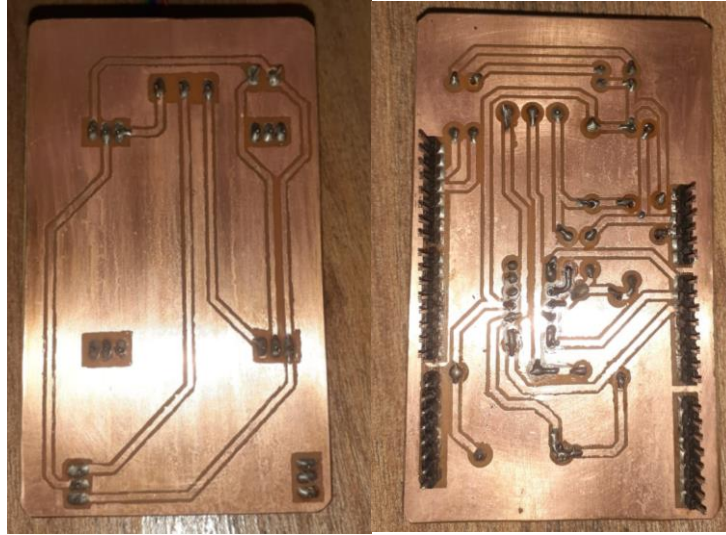


Figura 91 Integración placas PCB con soldadura

Fuente: Autoría

Pruebas del sistema (electrodos)

Pruebas del sistema, en la Figura 92, muestra el proceso de colocación de electrodos en las tres zonas musculares involucradas.



Figura 92 Colocación de electrodos en usuarios

Fuente: Autoría

ANEXO 4: REGISTRO TOMA DE DATOS SENSORES MUSCULARES**Individuos de entre 19-30 años**

Figura 93 Expresiones faciales básicas individuo sexo Femenino 19-30 años

Fuente: Autoría



Figura 94 Expresiones faciales básicas individuo sexo Masculino de 19-30 años

Fuente: Autoría

ANEXO 5: BASE DE DATOS DE ENTRENAMIENTO

SM1	SM2	SM3	Clase	Expresión
547	183	130	0	FELICIDAD
688.5	603	501.5	0	FELICIDAD
761.33	743	675.33	0	FELICIDAD
766.25	813	692.75	0	FELICIDAD
805.25	970	793.5	0	FELICIDAD
826	829.25	831	0	FELICIDAD
828.5	645.5	831	0	FELICIDAD
804.25	449.5	763	0	FELICIDAD
858.25	323	885.5	0	FELICIDAD
860	293.5	885.5	0	FELICIDAD
266	842	431	0	FELICIDAD
332.5	932.5	408	0	FELICIDAD
343.67	962.67	371.33	0	FELICIDAD
351.75	977.75	362.75	0	FELICIDAD
374.75	968	322.75	0	FELICIDAD
358	833.75	275.5	0	FELICIDAD
350	671	249.25	0	FELICIDAD
337.75	515.25	213.75	0	FELICIDAD
330	416.25	192.5	0	FELICIDAD
327	405.5	186.5	0	FELICIDAD
761.5	318	1023	1	IRA
756.25	242.75	874.75	1	IRA
733	188.25	669.25	1	IRA
710.5	159.25	466.75	1	IRA
718	147.5	341.25	1	IRA
759.25	149.75	456.25	1	IRA
833.75	151.75	661.75	1	IRA
903.5	151.5	864.25	1	IRA
943	149.75	989.75	1	IRA
942.25	141.5	1023	1	IRA
543	380.5	541.5	1	IRA
619	598.75	732.5	1	IRA
690.25	821.75	911	1	IRA

738.25	1023	1023	1	IRA
743.5	978	1023	1	IRA
745.75	871.75	1023	1	IRA
749.75	732.75	1023	1	IRA
755.25	566.5	1023	1	IRA
760.75	419.5	1023	1	IRA
761.5	318	1023	1	IRA
561	176	134	2	SORPRESA
571	599.5	124	2	SORPRESA
585.33	740.67	147	2	SORPRESA
652.5	667.25	325.25	2	SORPRESA
749.75	697.5	547.5	2	SORPRESA
830.75	617.75	758.25	2	SORPRESA
872	617.75	861.5	2	SORPRESA
854.5	761.75	799.75	2	SORPRESA
806.5	943.25	676.25	2	SORPRESA
757.75	1023	538.75	2	SORPRESA
427.5	808.25	370	2	SORPRESA
506.5	639.75	590	2	SORPRESA
542.75	639.75	703.75	2	SORPRESA
559.25	639.75	764.25	2	SORPRESA
536	826.25	725.25	2	SORPRESA
495.25	1023	619	2	SORPRESA
468.25	1023	547.5	2	SORPRESA
467	1023	544.25	2	SORPRESA
406.75	1023	384.5	2	SORPRESA
380	1023	316.5	2	SORPRESA
606	144	123	3	MIEDO
637	263.5	200.5	3	MIEDO
737.33	241.33	474.67	3	MIEDO
765.75	218.25	548.75	3	MIEDO
833.75	230.25	729.5	3	MIEDO
907.25	182.25	915.75	3	MIEDO
913	190.25	915.75	3	MIEDO
940	191.75	978.75	3	MIEDO
927.75	183	953.5	3	MIEDO
850.5	176.75	767	3	MIEDO

419.75	224.75	424	3	MIEDO
415.25	199	438.5	3	MIEDO
422.75	258.5	482	3	MIEDO
401.25	442.5	448.25	3	MIEDO
396.25	512.75	434.5	3	MIEDO
387.5	580	409.25	3	MIEDO
353.75	540.5	314.75	3	MIEDO
346	372.5	288.5	3	MIEDO
330	390	244	3	MIEDO
322	455.5	219.25	3	MIEDO
566	147	127	4	ASCO
584.5	240.5	172	4	ASCO
598	389.67	224.67	4	ASCO
646.25	431.75	356	4	ASCO
734.25	524	580	4	ASCO
803.25	591.75	777.75	4	ASCO
842.75	559.75	878.5	4	ASCO
856.75	651.75	925.75	4	ASCO
856	676	925.75	4	ASCO
836.75	666.5	875.5	4	ASCO
407.5	301	215.5	4	ASCO
450	268	235.25	4	ASCO
487	322.25	234	4	ASCO
524.75	508.5	227.75	4	ASCO
549	692	236.5	4	ASCO
552	814.5	190.75	4	ASCO
559.25	845.75	153	4	ASCO
578	740.5	143.5	4	ASCO
595.25	614.5	139.75	4	ASCO
615.5	501.75	138.75	4	ASCO
604	201	168	5	TRISTEZA
708.5	612	423.5	5	TRISTEZA
793.67	749	623.33	5	TRISTEZA
836.25	817.5	723.25	5	TRISTEZA
926.75	1023	937	5	TRISTEZA
964.75	1023	1023	5	TRISTEZA
927.25	1023	933	5	TRISTEZA

898.75	931.5	871.25	5	TRISTEZA
889.5	758	864	5	TRISTEZA
851.25	581	774.75	5	TRISTEZA
791.5	242.75	754	5	TRISTEZA
796.5	218.25	731	5	TRISTEZA
818.5	242	774.25	5	TRISTEZA
835.75	250.75	835.25	5	TRISTEZA
872.75	311.5	970.5	5	TRISTEZA
872.5	345.25	1023	5	TRISTEZA
830.5	354	976.5	5	TRISTEZA
743	380	805	5	TRISTEZA
670.25	358	679.75	5	TRISTEZA
588.5	321.25	513.5	5	TRISTEZA

ANEXO 6: HOJA DE ESPECIFICACIONES DEL SENSOR MYOWARE



© 2015

3-lead Muscle / Electromyography Sensor for Microcontroller Applications

MyoWare™ Muscle Sensor (AT-04-001)

DATASHEET

FEATURES

- NEW - Wearable Design
- NEW - Single Supply
 - +2.9V to +5.7V
 - Polarity reversal protection
- NEW - Two Output Modes
 - EMG Envelope
 - Raw EMG
- NEW - Expandable via Shields
- NEW - LED Indicators
- Specially Designed For Microcontrollers
- Adjustable Gain

APPLICATIONS

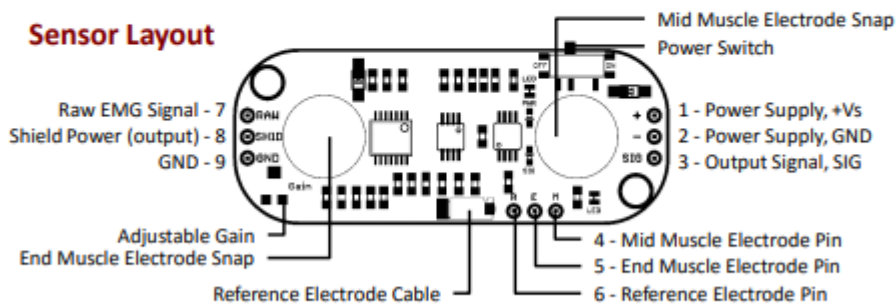
- Video games
- Robotics
- Medical Devices
- Wearable/Mobile Electronics
- Prosthetics/Orthotics



What is electromyography?

Measuring muscle activation via electric potential, referred to as electromyography (EMG), has traditionally been used for medical research and diagnosis of neuromuscular disorders. However, with the advent of ever shrinking yet more powerful microcontrollers and integrated circuits, EMG circuits and sensors have found their way into prosthetics, robotics and other control systems.

Sensor Layout

EMAIL: support@advancer.co

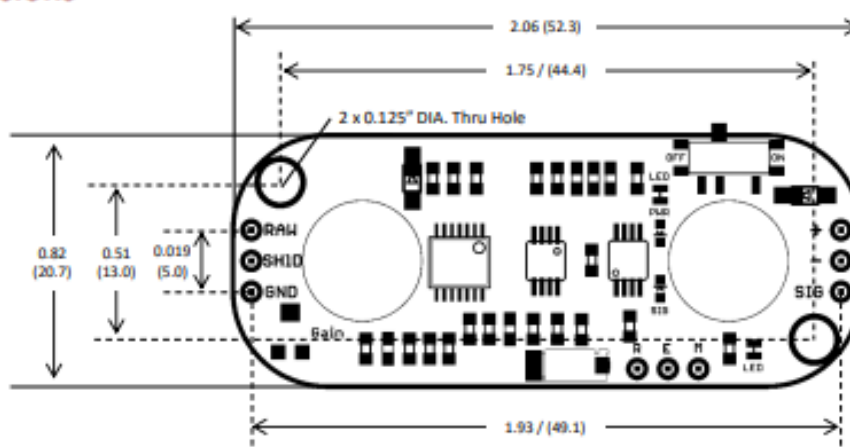
**Advancer™
Technologies**

www.AdvancerTechnologies.com

Electrical Specifications

Parameter	Min	TYP	Max
Supply Voltage	+2.9V	+3.3V or +5V	+5.7V
Adjustable Gain Potentiometer	0.01 Ω	50 k Ω	100 k Ω
Output Signal Voltage			
EMG Envelope	0V	--	+Vs
Raw EMG (centered about +Vs/2)	0V	--	+Vs
Input Impedance	--	110 G Ω	--
Supply Current	--	9 mA	14 mA
Common Mode Rejection Ratio (CMRR)	--	110	--
Input Bias	--	1 pA	--

Dimensions



EMAIL: support@advancer.co

Advancer
Technologies

www.AdvancerTechnologies.com

ANEXO 7: HOJA DE ESPECIFICACIONES LM324

LM124-N, LM224-N
LM2902-N, LM324-N

SNOSC16D – MARCH 2000 – REVISED JANUARY 2015

LMx24-N, LM2902-N Low-Power, Quad-Operational Amplifiers

1 Features

- Internally Frequency Compensated for Unity Gain
- Large DC Voltage Gain 100 dB
- Wide Bandwidth (Unity Gain) 1 MHz (Temperature Compensated)
- Wide Power Supply Range:
 - Single Supply 3 V to 32 V
 - or Dual Supplies ± 1.5 V to ± 16 V
- Very Low Supply Current Drain (700 μ A)
 - Essentially Independent of Supply Voltage
- Low Input Biasing Current 45 nA (Temperature Compensated)
- Low Input Offset Voltage 2 mV and Offset Current: 5 nA
- Input Common-Mode Voltage Range Includes Ground
- Differential Input Voltage Range Equal to the Power Supply Voltage
- Large Output Voltage Swing 0 V to $V^+ - 1.5$ V
- **Advantages:**
 - Eliminates Need for Dual Supplies
 - Four Internally Compensated Op Amps in a Single Package
 - Allows Direct Sensing Near GND and V_{OUT} also Goes to GND
 - Compatible With All Forms of Logic
 - Power Drain Suitable for Battery Operation
 - In the Linear Mode the Input Common-Mode Voltage Range Includes Ground and the Output Voltage
 - Can Swing to Ground, Even Though Operated from Only a Single Power Supply Voltage
 - Unity Gain Cross Frequency is Temperature Compensated
 - Input Bias Current is Also Temperature Compensated

2 Applications

- Transducer Amplifiers
- DC Gain Blocks
- Conventional Op Amp Circuits

3 Description

The LM124-N series consists of four independent, high-gain, internally frequency compensated operational amplifiers designed to operate from a single power supply over a wide range of voltages. Operation from split-power supplies is also possible and the low-power supply current drain is independent of the magnitude of the power supply voltage.

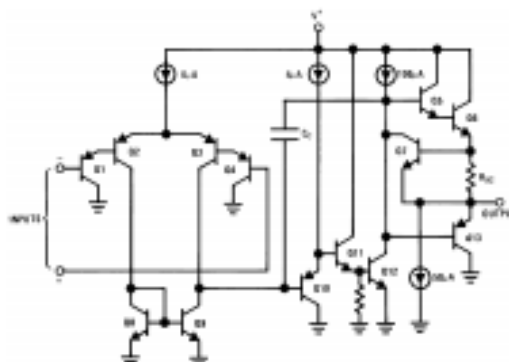
Application areas include transducer amplifiers, DC gain blocks and all the conventional op amp circuits which now can be more easily implemented in single power supply systems. For example, the LM124-N series can directly operate off of the standard 5-V power supply voltage which is used in digital systems and easily provides the required interface electronics without requiring the additional ± 15 V power supplies.

Device Information⁽¹⁾

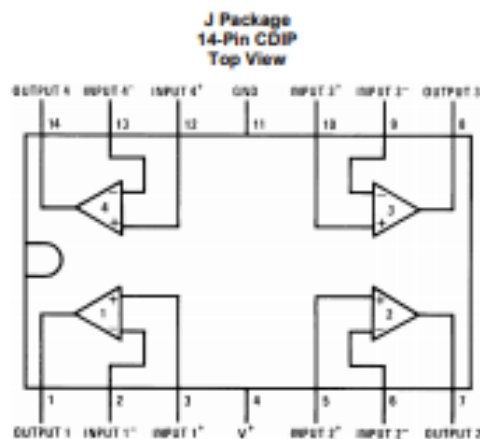
PART NUMBER	PACKAGE	BODY SIZE (NOM)
LM124-N	CDIP (14)	19.56 mm × 6.67 mm
LM224-N		
LM324-N	CDIP (14)	19.56 mm × 6.67 mm
	PDIP (14)	19.177 mm × 6.35 mm
	SOIC (14)	8.65 mm × 3.91 mm
	TSSOP (14)	5.00 mm × 4.40 mm
LM2902-N	PDIP (14)	19.177 mm × 6.35 mm
	SOIC (14)	8.65 mm × 3.91 mm
	TSSOP (14)	5.00 mm × 4.40 mm

(1) For all available packages, see the orderable addendum at the end of the datasheet.

Schematic Diagram



5 Pin Configuration and Functions



6 Specifications

6.1 Absolute Maximum Ratings

See ⁽¹⁾⁽²⁾.

		LM124-N/LM224-N/LM324-N LM124A/LM224A/LM324A		LM2902-N		
		MIN	MAX	MIN	MAX	UNIT
Supply Voltage, V ⁺			32	28		V
Differential Input Voltage			32	28		V
Input Voltage		-0.3	32	-0.3	28	V
Input Current (V _{IN} < -0.3 V) ⁽³⁾			50	50		mA
Power Dissipation ⁽⁴⁾	PDIP		1130	1130		mW
	CDIP		1280	1280		mW
	SOIC Package		800	800		mW
Output Short-Circuit to GND (One Amplifier) ⁽⁵⁾		V ⁺ ≤ 15 V and T _A = 25°C	Continuous	Continuous		
Lead Temperature (Soldering, 10 seconds)			260	260		°C
Soldering Information	Dual-In-Line Package	Soldering (10 seconds)	260	260		°C
	Small Outline Package	Vapor Phase (60 seconds)	215	215		°C
		Infrared (15 seconds)	220	220		°C
Storage temperature, T _{STG}		-65	150	-65	150	°C

Sistema EMG de reconocimiento de expresiones faciales



**MANUAL DE
USUARIO**

CONTENIDO

¿Qué es SIREF?

¿Cómo hacer una prueba?

Instalación

SIREF

MANUAL DE USUARIO

Ibarra – Ecuador

¿Qué es SIREF?

SIREF es un sistema EMG de reconocimiento de expresiones faciales utilizando tecnologías de aprendizaje profundo en base a un análisis de movimientos musculares faciales, aplicado en su primera versión a personas con limitada movilidad de la ciudad de Ibarra - Ecuador.



Figura 1 Logo del Sistema EMG de reconocimiento de expresiones faciales

El nombre SIREF, viene de la unión de la palabra SI debido a que es un sistema basado en electromiografía y REF que hace alusión al reconocimiento automático de expresiones faciales. SIREF está constituido por tres sensores musculares los cuales emplean electrodos superficiales poco invasivos lo que permite que la prueba sea cómoda para el usuario. El sistema permite detectar en tiempo real la cantidad de contracción muscular al realizar una determinar expresión facial de las seis básicas consideradas mediante un análisis de patrones de movimientos musculares faciales.

¿Cómo hacer una prueba?

La necesidad de detectar la expresión/emoción detectada de manera más eficaz ha ocasionado que existiera un estudio profundo acerca de los métodos y análisis de patrones de movimientos musculares faciales con el único objetivo de hacer más accesible la forma de reconocer expresiones faciales.

EL *CASE* de color azul con verde, corresponde al sistema de reconocimiento de expresiones faciales en el cual se encuentran integrados todos los componentes. Para iniciar una prueba, continúe con los siguientes pasos:

1. Conecte el dispositivo receptor al puerto serial USB de su ordenador. El sistema automáticamente se encenderá a través de una luz roja.
 - Para comprobar que se conectó adecuadamente el dispositivo al puerto USB, vaya a “Este equipo” en su ordenador, clic derecho y seleccione propiedades. Observe la Figura 2.

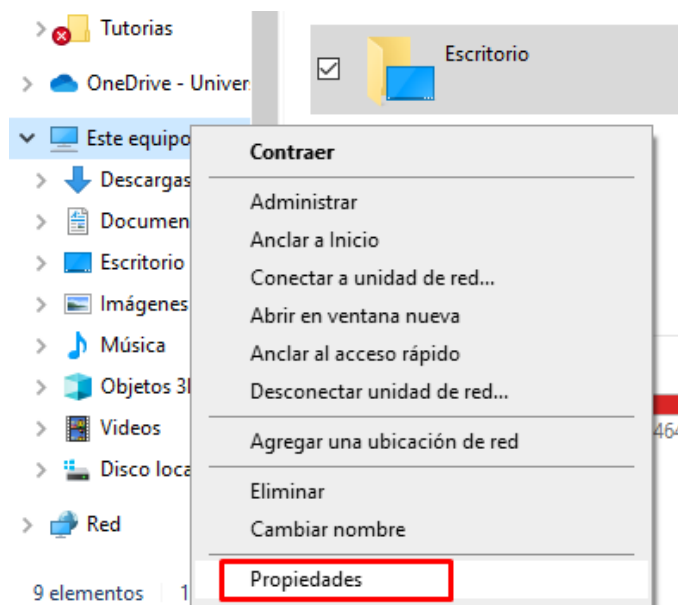


Figura 2 Verificar conexión puerto serial en Propiedades del equipo

- Seleccione administrador de dispositivos, como se muestra en la Figura 3.

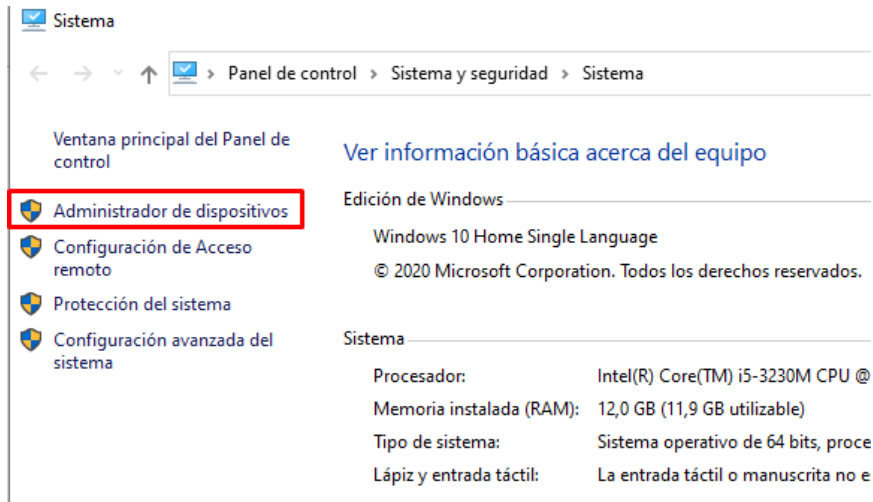


Figura 3 Ventana de administrador de dispositivos del equipo

- Despliegue la selección de puertos (COM y LPT) y verifique que se reconozca el puerto serial.

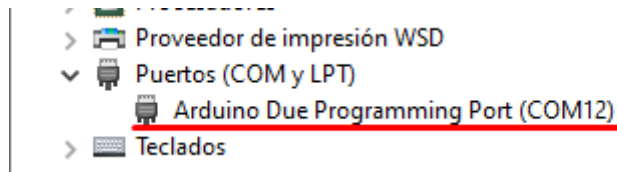


Figura 4 Puertos COM y LPT

2. Inicie la aplicación de SIREF, haciendo doble clic en el icono de la aplicación, se abrirá una pantalla como la que se muestra en la Figura 5.



Figura 5 Pantalla principal SIREF

Fuente: Autoría

3. Ingrese los datos del usuario en las casillas de: Nombre, Apellido y Edad. A fin de guardar las pruebas realizadas con los datos correspondientes.

4. El usuario debe colocarse los electrodos en la posición de los tres músculos faciales analizados en SIREF. Se debe tomar en cuenta la polaridad de colocación con un signo positivo “+” (pin rojo del cable y amarillo) y uno negativo “-” (pin verde del cable).
 Para hacer un uso adecuado y evitar molestias se debe utilizar a modo de acoplamiento gel neutro o un paño humedecido en agua. Se debe colocar los electrodos tal como se muestra en la Figura 6.

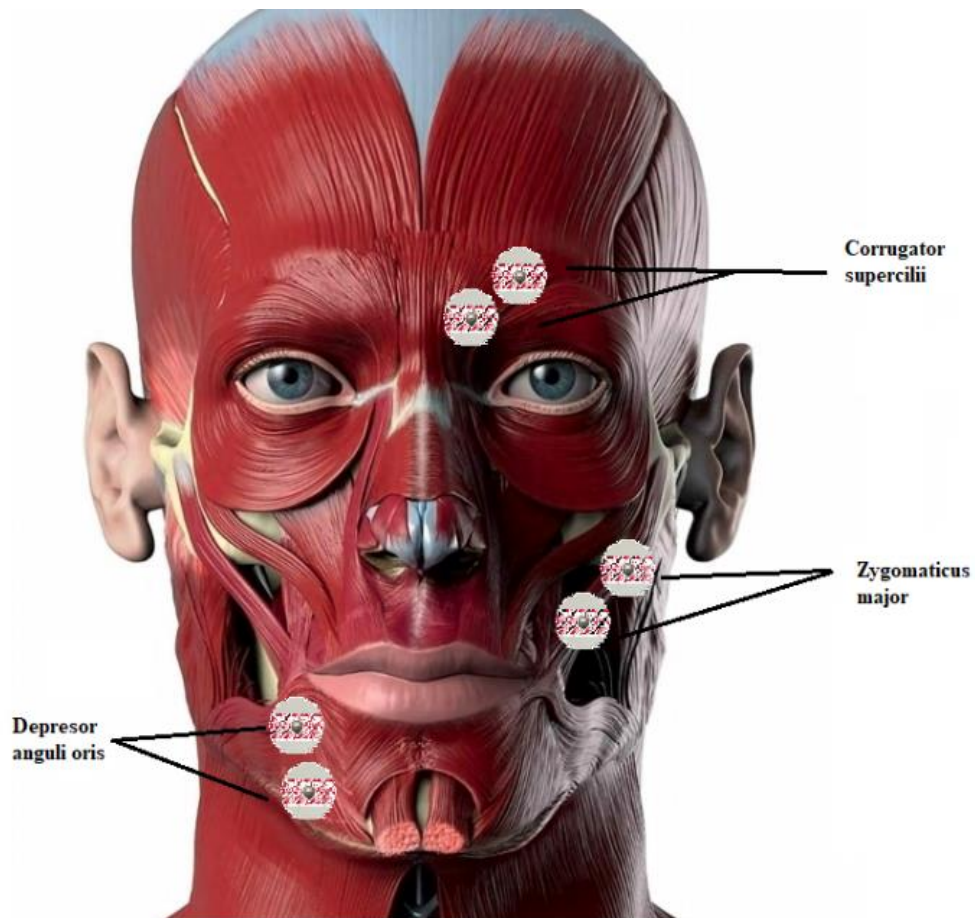


Figura 6 Ubicación de electrodos en el rostro

Fuente: Autoría

Zona1: Músculo Corrugator supercili

Tamaño de electrodos: 65mm o 95mm

Posición: sentado

Zona2: Músculo Zygomaticus major

Tamaño de electrodos: 65mm o 95mm

Posición: sentado

Zona3: Músculo Depresor angulii oris

Tamaño de electrodos: 65mm o 95mm

Posición: sentado

Al realizar la prueba en un usuario, se debe colocar el electrodo con el cable rojo en la parte principal del músculo, el cable amarillo debe ir en la parte media del musculo y finalmente el cable verde (negativo) se lo debe ubicar en una zona de referencia, por lo general se ubica donde se encuentran los huesos.



Figura 7 Colocación de electrodos en el usuario

Fuente: Autoría

5. En la interfaz gráfica, si el usuario tiene los electrodos bien posicionados se procede a presionar el pulsador en el hardware, así en el sistema encenderá una luz intermitente que identifica la toma de datos de una expresión determinada.

6. La prueba da inicio y tiene una duración de 4 segundos, tiempo en que el usuario debe realizar contracciones del músculo, de acuerdo con la expresión facial que genere, luego de ello es posible observar la interfaz gráfica en la cual se presentan los resultados, que se asemejan a la expresión emoción detectada.



Figura 8 Resultados prueba SIREF

Fuente: Autoría

7. Guardar la información de la prueba, es bastante sencillo. Pulse el botón “GUARDAR” y automáticamente se creará un archivo con extensión .csv. El archivo se encuentra en una carpeta llamada “Lecturas” tal como lo muestra la Figura 9. Con el fin de crear históricos que permitan evidenciar la cantidad de contracción de cada musculo por expresión.

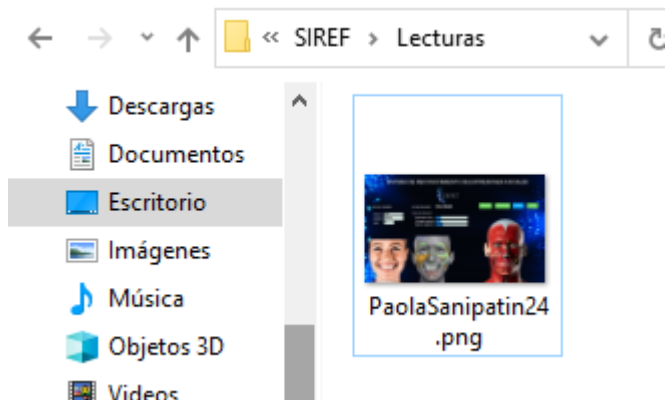


Figura 9 Captura de pantalla de la prueba realizada

Fuente: Autoría

8. Para visualizar los datos del archivo “lectura.csv” haga doble en el archivo. Para que la información sea representada de una manera más clara. Realice clic en el menú de Datos en Excel y en la sección de Obtener y transformar datos, seleccione la opción Desde el texto/CSV como lo muestra la Figura 10.

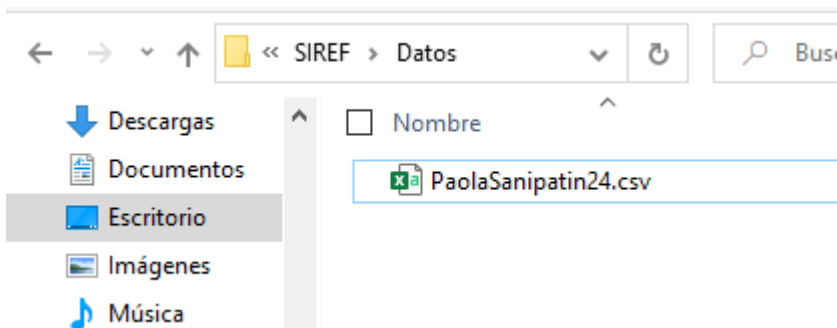
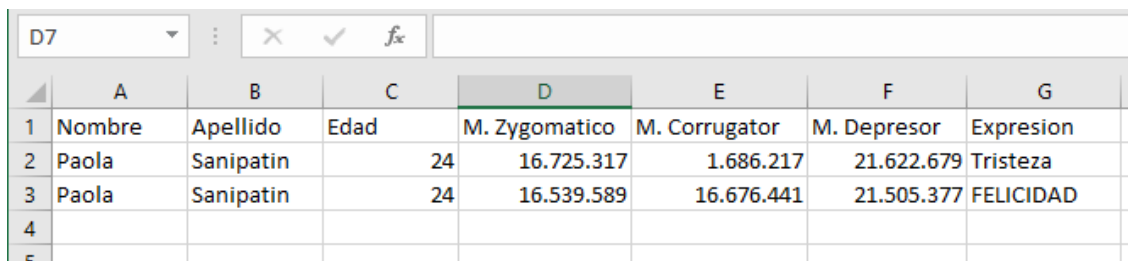


Figura 10 Lectura .csv de los datos analizados en la prueba

Fuente: Autoría

9. De igual forma se guarda una imagen del reconocimiento, en la misma carpeta con el nombre de “lectura” esto se muestra en la Figura. Con un doble clic en el archivo, es posible apreciar la imagen de los resultados obtenidos. Esto se muestra en la Figura 11.



	A	B	C	D	E	F	G
1	Nombre	Apellido	Edad	M. Zygomatoco	M. Corrugator	M. Depresor	Expresion
2	Paola	Sanipatin	24	16.725.317	1.686.217	21.622.679	Tristeza
3	Paola	Sanipatin	24	16.539.589	16.676.441	21.505.377	FELICIDAD
4							
5							

Figura 11 Archivo de Excel con los datos del usuario

Fuente: Autoría

10. Para salir de la aplicación, pulse el botón “SALIR”. Desconecte el dispositivo de SIREF.

Instalación

SIREF puede ser instalado en versiones de sistemas operativos (SO) Windows de 32 y 64 bits, además el ordenador debe poseer la versión Java 8, el software del sistema posee estas dos versiones, mostradas en la Figura 12.

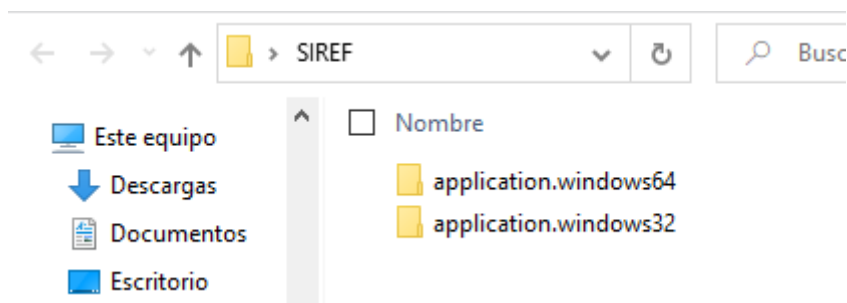


Figura 12 Aplicaciones SIREF de 64 y 32 bits

Instalación sobre Sistema Operativo de 64 bits

Para instalar SIREF en su ordenador, cree una carpeta llamada “PIEMEG” en la dirección de su preferencia, en este caso la ruta es D:\Documents. Dentro de esta carpeta copie la carpeta “application. windows64”.

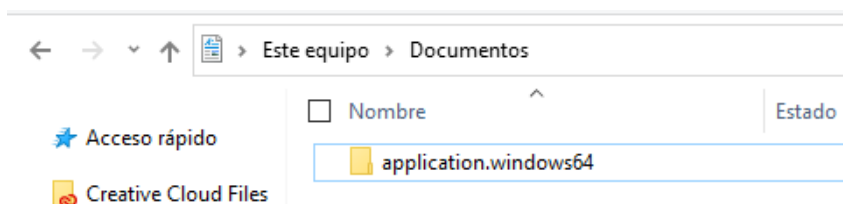


Figura 13 Instalación aplicación de 64 bits

Doble clic en la carpeta “application. windows64”, Clic derecho en el archivo SIREF.exe, seleccione la opción “Enviar a” y elija “Escritorio (crear acceso directo)”.

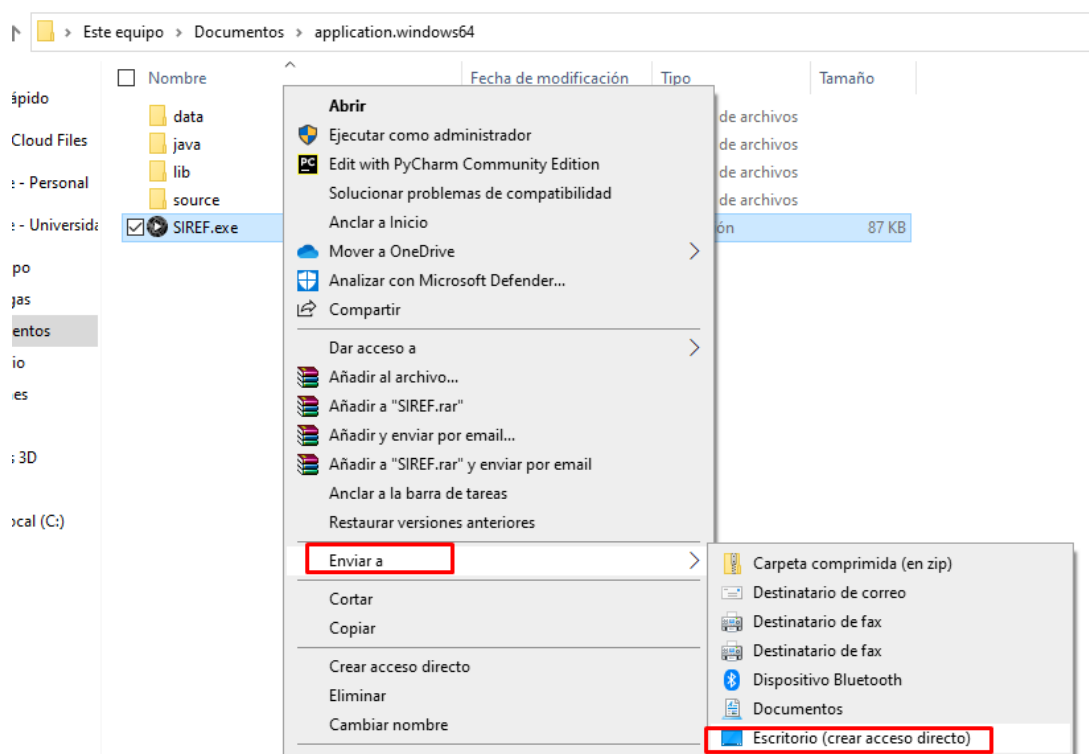


Figura 14 Acceso directo de SIREF

En el Escritorio seleccione la aplicación de SIREF, clic derecho y seleccione Propiedades.



Figura 15 Propiedades de SIREF

En la ventana emergente, en la sección de Acceso directo, seleccione la opción de Cambiar icono.

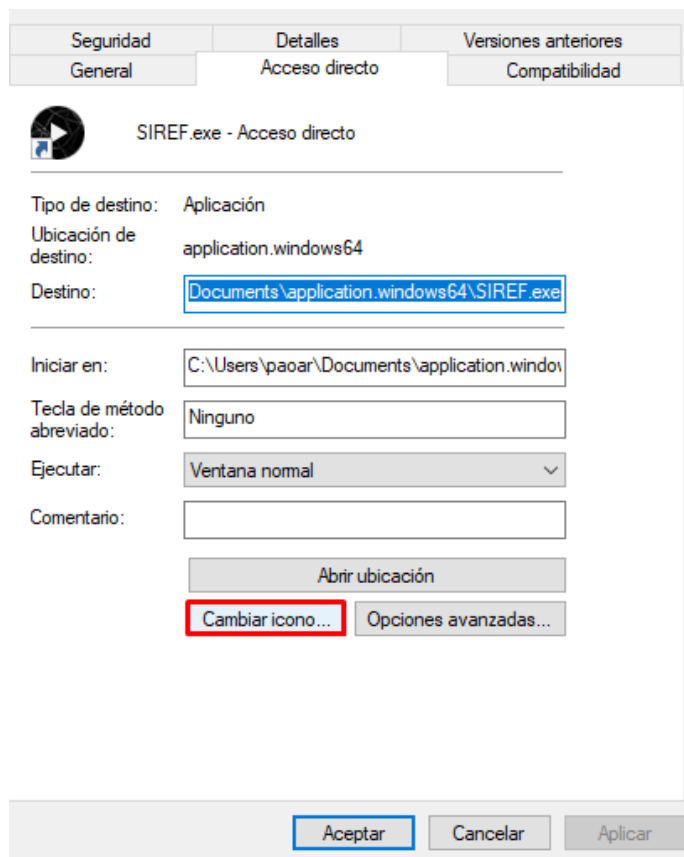


Figura 16 Cambiar icono de SIREF

Clic en Examinar y seleccione el archivo “logo.ico” en la carpeta “application. windows64”
y clic en Abrir

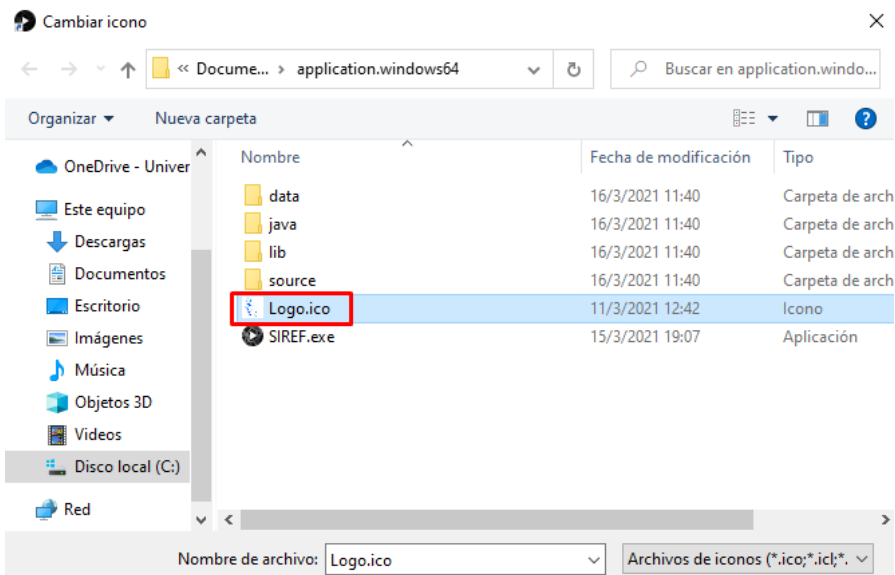


Figura 17 Seleccionar el logo de SIREF

En la venta emergente seleccione Aplicar y luego Aceptar

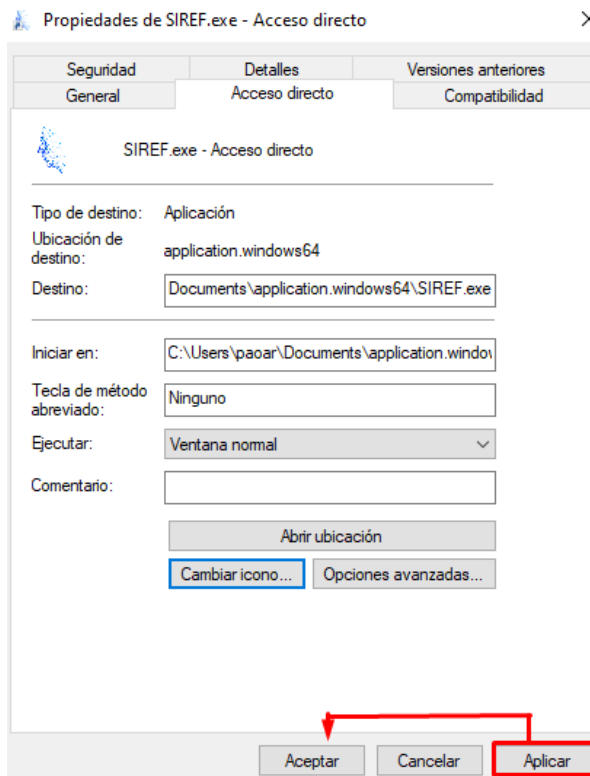


Figura 18 Aplicar cambios de icono en propiedades

Para finalizar vaya al Escritorio y ejecute SIREF.exe.

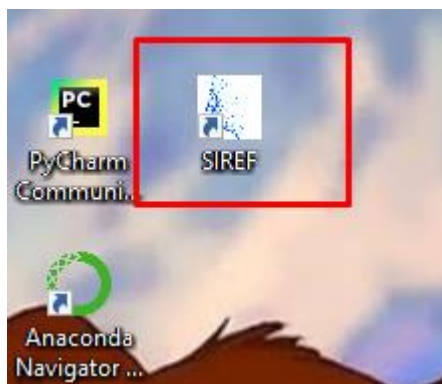


Figura 19 Acceso directo con icono del sistema SIREF