



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DEL LITORAL

FACULTAD DE INGENIERÍA EN ELECTRICIDAD Y COMPUTACIÓN



Trabajo de Titulación:

“PROCESAMIENTO Y ANÁLISIS DE SEÑALES sEMG
PROVENIENTES DE LA EXTREMIDAD SUPERIOR
DERECHA UTILIZANDO REDES NEURONALES PARA LA
TRANSDUCCIÓN A ONDAS SONORAS”

TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN
DEL TÍTULO DE MAGÍSTER EN AUTOMATIZACIÓN Y
CONTROL INDUSTRIAL (MACI)

Autores:

DAZA BARZOLA PAUL JAMES
ESPINOZA ÁLVAREZ JUAN CARLOS

Guayaquil – Ecuador
2019

Agradecimiento

(Paul Daza)

Agradezco a las personas que siempre me han acompañado en esta vida especialmente a mi Padre James Daza y mi Madre Irma Barzola.

A mis compañeros Juan Espinoza, Jimmy Alvarado y Anthony Rosado que a pesar de las malas noches llegamos convirtiéndonos en amigos y por todo el apoyo que nos dimos como compañeros en esta Maestría.

Agradecimiento

(Juan Espinoza)

Agradezco a Dios en primera instancia, por permitirme adquirir la experiencia y el conocimiento para la realización de esta tesis.

A mis padres y hermanos quien, con su apoyo y amor incondicional brindado cada día, nos motivan día a día a seguir adelante y a perseguir nuestros logros.

A mis amigos que fueron parte del proceso y estuvieron siempre prestos a ayudarnos con su conocimiento.

Dedicatoria
(Paul Daza)

Dedicado

A mi Padre

James Daza por su amor, enseñanzas y confianza incondicional

A mi madre

Irma Barzola por su eterno amor y protección

A un gran mentor

Efrén Herrera por la confianza depositada todos estos años que lo conozco

A la memoria de Mi abuelita

Marilú Murillo por sus enseñanzas que perduran a través del tiempo

A la memoria de mi gran amigo

Mario un compañero toda mi vida

No triunfa el que más logra, si no que siendo adulto, escucha

Dedicatoria
(Juan Carlos)

Para mis padres Ángel, Matilde y mis hermanos Ángel, Alfredo y María Angélica. El concepto de amor y apoyo incondicional se refleja en ustedes.

Tribunal de Graduación



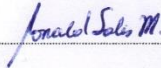
PhD. César Martín Moreno

SUBDECANO DE LA FIEC



Ing. Efrén Herrera Muentes, M. Sc

DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN



Ing. Ronald Solís Mesa, M. Sc

MIEMBRO PRINCIPAL DEL TRIBUNAL

Declaración Expresa

"La responsabilidad y la autoría del contenido de este Trabajo de Titulación, nos corresponde exclusivamente; y damos nuestro consentimiento para que la ESPOL realice la comunicación pública de la obra por cualquier medio con el fin de promover la consulta, difusión y uso público de la producción intelectual"



.....
Ing. Juan Carlos Espinoza

CI:0924135528



.....
Ing. Paul James Daza

CI: 0931157077

Resumen

El presente documento tiene como propósito explicar una posible solución, a la problemática de comunicación de personas que presentan trastorno del habla y quieren transmitir mensajes de una forma rápida y óptima, con cualquier persona que no conoce la lengua de señas. En este documento se plantea una forma de transformar la lengua de señas y gestos, en audio de fácil comprensión. Para realizarlo se plantearon 3 etapas, de las cuales la primera, es la adquisición de señales electromiográficas superficiales (sEMG) por medio del brazalete MYO, estableciendo como interfaz el programa Matlab; como segunda etapa se realizó un procesamiento de señal utilizando herramientas estadísticas y matemáticas, que permitieron identificar los sensores más óptimos para preparar los datos, con el fin de poder categorizar dichas señales emitidas; para finalmente llegar a la tercera etapa que consiste en el reconocimiento de patrones de dichas señales por medio de 2 redes neuronales entrenadas, que deben reconocer el gesto realizado para ser codificado, y proceder a enlazarlo con audios pregrabados de dichas palabras (Hola, Adiós, Bien, Mal, Mas o menos). El caso de estudio se centrará en la toma de datos de una sola persona para encontrar dichos patrones, y probar las redes neuronales con personas de diferentes edades, para verificar si existe viabilidad para futuros estudios e implementación. Con una base de datos más amplia.

Índice General

Resumen.....	VIII
Índice General	IX
CAPÍTULO 1	1
1. PLANTEAMIENTO DE LA PROBLEMÁTICA	1
1.1 Antecedente (problemática)	1
1.2 Justificación	2
1.3 Marco teórico	3
1.3.1 Señales sEMG	3
1.3.2 Adquisición y estudio de señales sEMG	4
1.3.3 Estructura del MYO.....	7
1.3.4 Características de las señales sEMG.....	7
1.4 Clasificación de las señales sEMG por medio de la estadística	8
1.4.1 Análisis de correlación en las señales sEMG	8
1.4.2 Curtosis en las señales sEMG	8
1.4.3 Rangos en las señales sEMG	9
1.5 Redes neuronales.....	9
1.5.1 ¿Qué son las redes neuronales?	9
1.5.2 Esquema de una neurona artificial.....	11
1.5.3 Aprendizaje de la red neuronal.	13

CAPÍTULO 2.....	14
2. Metodología	14
2.1 Objetivos.....	14
2.1.1 Objetivo General.....	14
2.1.2 Objetivo específico.....	14
2.2 Adquisición y preparación de datos para su análisis	15
2.2.1 Diagrama de bloque de adquisición de datos.....	15
2.2.2 Adquisición de las señales sEMG	16
2.2.3 Rectificación	16
2.2.4 Adquisición de datos de posición	16
2.2.5 Captación del rango de datos validos	16
2.2.6 Filtrado.....	17
2.2.7 Integrador	17
2.2.8 Promediador	17
2.3 Análisis de los datos mediante estadística, previo al reconocimiento de patrones	17
2.3.1 Media, Mediana, Moda	17
2.3.2 Desviación estándar	23
2.3.3 Límites mínimo y máximo que puede llegar un dato	27
2.3.4 Límites mínimos y máximos de números de datos que tiene una muestra....	29
2.4 Criterio de condición y clasificación	30
2.4.1 Criterio para separación de redes neuronales.....	30
2.4.2 Criterio para la selección de sensores	30
2.4.4 Condición 2: Análisis de la palabra Adiós	31

2.5 Análisis de las redes neuronales obtenidas.	31
CAPÍTULO 3.....	39
3. Resultados	39
3.1 Resultado de la red neuronal 1 Aplicada.....	39
3.1.1 Resultados obtenidos de la red neuronal 1, al primer entrenamiento	39
3.1.2 Resultados obtenidos de la red neuronal 1, al segundo entrenamiento	42
3.1.3 Resultados obtenidos de la red neuronal 1, al tercero entrenamiento	45
3.2 Resultado de la red neuronal 2 Aplicada.....	48
3.2.1 Resultados obtenidos de la red neuronal 2, al primer entrenamiento	49
3.2.2 Resultados obtenidos de la red neuronal 2, al segundo entrenamiento	49
3.2.3 Resultados obtenidos de la red neuronal 2, al tercer entrenamiento	50
3.3 Verificación estadística de la palabra Hola en la red neuronal 1	51
3.4 Resultado Final del sistema	53
3.4.1 Resultado de la palabra “Hola”	54
3.4.2 Resultado de la palabra “Adiós”	59
3.4.3 Resultado de la palabra “Bien”	62
3.4.4 Resultado de la palabra “Mal”	65
3.4.5 Resultado de la palabra “Más o Menos”	68
3.5 Tabla de análisis de la implementación del reconocimiento de palabra	71
3.6 Análisis de la respuesta de la implementación del reconocimiento de palabra.	72
CONCLUSIONES	74
RECOMENDACIONES.....	76
BIBLIOGRAFÍA.....	77
ANEXO	82

A.1 Red neuronal.....	83
A1.1 Uso de la herramienta nntool de Matlab	83
A.2 Diseño de una Herramienta para para recopilar los datos y probar en el entorno Guide.....	95
A.2.2 Iniciar la MYO.....	97
A.2.3 Uso de la interfaz Guide	99
A.2.4 Reconocimiento de palabras	99
A.3 Tabla de toma de datos.....	100
A.3 Tabla de Pruebas Evaluadas.....	102
A.3.1 Tabla de Prueba De la Palabra Hola	102
A.3.2 Tabla de Prueba De la Palabra Adiós.....	105
A.3.3 Tabla de Prueba De la Palabra Bien.....	107
A.3.4 Tabla de Prueba De la Palabra Mal.....	110
A.3.5 Tabla de Prueba De la Palabra Más o Menos	112
A.4 Gráficos de correlación.....	115

CAPÍTULO 1

1. PLANTEAMIENTO DE LA PROBLEMÁTICA

1.1 Antecedente (problemática)

Siempre se ha buscado la manera de que las personas con discapacidad para hablar sean incluidas de manera normal en el sistema de educación, y participen como cualquier ciudadano en la parte social [1], en los casos donde más se evidencia esta problemática, es al tratar de involucrar al estudiante en una aula de clase tradicional, aunque el estudiante logre una comunicación con su profesor, este tendrá problemas de comunicación y socialización con sus compañeros de clases [2]. Para la incursión de las personas de manera normal en las aulas de clases tradicionales y a la sociedad, debemos tomar en cuenta que existen dos 2 tipos de comunicación; las personas que no tienen ningún problema para comunicarse y las personas que se comunican por medio de señas, se podría observar con un análisis rápido, que el problema es de acoplar la comunicación por medio lenguaje de señas a una comunicación de tipo acústica [3], en este caso la persona con discapacidad tiene dos dificultades; emitir lo que desea comunicar, y receptor lo que desea comunicar, aunque para el segundo problema en la actualidad existen audífonos con regulación automática, que solucionan el problema de recepción siempre y cuando el problema de audición no sea progresivo, pero en esta investigación se omitirá este inconveniente, dejando como único problema la emisión del mensaje de las personas con discapacidad [4], tan solo en la ciudad de Babahoyo se ha observado a 120 personas con este problema, que no pueden seguir sus estudios o laborar de manera normal por su problema de comunicación [5], que deberá ser analizado en el siguiente estudio.

1.2 Justificación

La siguiente investigación pretende darle una solución al problema de comunicación, que existe entre las personas, con dificultad para hablar y se comunican mediante señas y las personas que no tienen ningún conocimiento en este tipo de interpretación. Como por ejemplo un estudiante que se lo quiera involucrar en un aula de clases tradicional y quiera comunicarse con sus compañeros. Por medio del análisis de las señales sEMG de la extremidad superior derecha, se buscara patrones que puedan ser utilizados, como señal principal en la composición de palabras de manera oral, debido a que diferentes estudios han demostrado que existe un patrón, pero este se ve afectado al momento de ser procesadas, para diferentes usos como en controladores, prótesis, aplicaciones en robótica, etc. Existen inconvenientes como son el medio en que se toma la muestra, que puede estar contaminada por señales de tipo electromagnéticas de fuentes externas [6], y considerando que las señales sEMG se encuentra en el orden de los micro voltios [μV] y mili voltios [mV], la señal presenta ruido no deseado [7]. Donde se podrán ver afectado los tiempos de respuestas, la frecuencia, señal RMS, y demás características de las señales sEMG, dado que estas no son constantes en el tiempo [8]. Las señales sEMG tanto de las extremidades superiores e inferiores o cualquier otra parte del cuerpo, presentan patrones que dependen del movimiento o actividad que se realice [9], pero se debe considerar que estos patrones pueden variar por el estado de ánimo de una persona, fatiga muscular o actividad que venga realizando antes de la toma de pruebas [10]. Para la toma de datos de señales sEMG se debe tener un patrón, que puede verse afectado por la fatiga muscular causada por los movimientos repetitivos en la toma de datos [11], que por condiciones como el sexo, la edad, la condición física, o actividades previas, es necesario filtrar esto factores conocidos como ruido.

1.3 Marco teórico

1.3.1 Señales sEMG

La electromiografía o señales sEMG, es la toma de las señales eléctricas producidas por los músculos cuando estos se contraen, estiran o cambian de posición, es decir que muestran el comportamiento bioeléctrico, que es una característica del cuerpo humano. Estas señales tomadas son analizadas e investigadas en la actualidad en la ingeniería y medicina, para conocer el estado de los músculos y detectar enfermedades o algún tipo de disfunción muscular, como lo es el caso de detección de enfermedades del sueño [12] y forman parte importante en conjunto con otras señales biomédicas, para poder establecer tratamientos a ciertas enfermedades degenerativas, como el caso del Síndrome de Parkinson y otros tipos de temblor [13], en la actualidad existen exámenes sEMG denominados electromiogramas que se elaboran para ver si la persona tiene algún tipo de trastorno o enfermedad muscular. En la Figura 1.1 se muestra la adquisición de una señal sEMG correspondiente al estiramiento del bíceps.

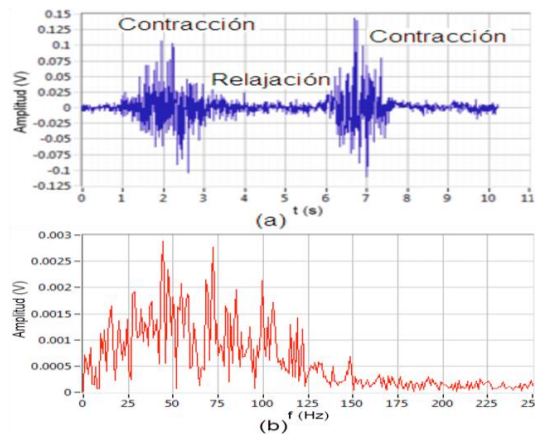


Figura 1.1: Señales sEMG de los Bíceps [14].

La Figura 1.1 muestra la gráfica de las señales sEMG de los Bíceps, estas señales se producen de manera similar a como se produce la corriente eléctrica; a través de la excitación de una diferencia de potencial o fuente de voltaje, solo que a escalas muy

pequeñas, por lo general se necesita de una fuente externa para poder hacer funcionar los dispositivos eléctricos o electrónicos; sin embargo en la electricidad del cuerpo humano o bioelectricidad, donde ya se cuenta con una fuente Biológica eléctrica, dispuesta a generar el electricidad en el cuerpo [15].

Esto se produce por que el cuerpo humano contiene iones, los cuales poseen como característica un excedente de electrones, dispuestos a ser movilizados para generar la corriente eléctrica, los elementos encargados de movilizar estos iones son las mismas células del cuerpo humano realizando el movimiento de electrones y así la corriente eléctrica en el cuerpo humano que, bajo mecanismos biológicos ya definidos, establecen una perfecta sincronización en el establecimiento de señales de encendido y apagado, con el fin de que el cuerpo humano no transmita electricidad de manera constante [16].

1.3.2 Adquisición y estudio de señales sEMG

Una de las maneras de adquisición de las señales electromiográficas (sEMG), son las que se toman por distintos sensores de manera superficial (método no invasivo), Y se colocan en el musculo sobre el cual se quiere implementar la aplicación. Existen por lo general estudios basados en las señales generadas por las extremidades del cuerpo, ya que sin duda el cuerpo depende de estas señales para el desempeño de las actividades diarias. Esto nos permite realizar prótesis y elementos que puedan mejorar la calidad de vida a personas que tienen apuntada alguna extremidad [17].

Existen algunos tipos de sensores para la extracción superficial de las señales sEMG, entre los más usados se tiene los electrodos y los dispositivos superficiales tipo brazalete. Los electrodos utilizados en este tipo de señales se clasifican en: electrodos superficiales y electrodos internos. Por lo general para una fácil toma de muestras se utilizan los electrodos superficiales, un ejemplo de estos se puede ver en la Figura 1.2 denominados por su tipo electrodos de placas metálicas, dichos electrodos, para

garantizar un correcto envío de señal necesitan colocarse con un gel de mucha conductividad lo que me permite disminuir la resistencia que posee la piel y así tener una señal más pura [18].



Figura 1.2: Electrodo de placa metálica [19].

En la Figura 1.2 se observan electrodos de placas metálicas desechables, el otro tipo de sensor tipo brazalete, es también considerado como superficial y captura los impulsos nerviosos de los músculos a los cuales se aplica, en este caso los músculos del antebrazo, por ser del tipo pulsera.

Nació con el fin de por medio de gestos, controlar ciertos dispositivos electrónicos en la actualidad, thalamic labs empresa desarrolladora optó por que este dispositivo detecte directamente pulsos bioeléctricos generados por los músculos del brazo cuando se mueve la mano y luego correlaciona dichos datos con estos movimientos específicos, tiene definido 5 tipos de movimiento de mano como lo son el puño, mano extendida, giro a la derecha, giro a la izquierda y double tap (tocado de dedos dos veces), generó el dispositivo mencionado el cual se muestra en la Figura 1.3 [20].



Figura 1.3: Modelo MYO armband [20].

En la Figura 1.3 se observa los dispositivos MYO armband de diferentes modelos, actualmente el MYO posee alta sensibilidad a las señales sEMG, debido a sus sensores de acero inoxidable de grado médico, reemplazando a los de cobre convencional.

Los sensores son del tipo capacitivo, dispositivo con un peso de 93 g y espesor de 11.5 [mm], con un indicador de carga led que ilumina el logotipo, se conecta al dispositivo controlado por medio de Bluetooth, el brazalete se amplía de 19 a 34 [cm] [21].

Actualmente la MYO por ser un elemento versátil permite a cualquier investigador desarrollar aplicaciones y dispositivos a controlar, contando al momento con el control de más de 100 dispositivos del mercado.

1.3.3 Estructura del MYO

Este dispositivo de control cuenta con 8 sensores, conectados eléctricamente, el sensor principal, posee las funciones de control y procesamiento, cada sensor posee una batería de 250 [mA/h], cada placa de acero inoxidable toman la señal la envían a un STMicroelectronics 78544 IC como etapa de amplificación y acondicionamiento, enviándolo a la sección del control principal, como podemos observar en la figura 4 [22].

- 1: Sensor with battery
- 2: Main processing section, with sensor
- 3: Second battery and sensor
- 4: Back of sensor board showing signal pick-up IC
- 5: Front of sensor section



Figura 1.4: Composición interna de la MYO armband [22].

1.3.4 Características de las señales sEMG

Las señales sEMG que son adquiridas poseen un patrón unidimensional, lo cual hace que se puedan aplicar muchos métodos de procesamiento de señales, a través de sus características, las dos principales características que poseen estas señales son sus picos relevantes y frecuencias de muestra [23].

Básicamente se tiene dos tipos de señales de reconocimiento, los cuales son cuando se genera el movimiento y cuando el musculo se encuentra en estado de reposo.

Cabe indicar que las señales sEMG emitidas, difieren entre personas, es decir que depende de ciertas características y el estado de la persona, es decir que una misma persona puede generar distintas señales con el musculo fatigado, que con el musculo descansado, estos patrones también se pueden verificar en el sexo, edad y tamaño corporal. Se han realizado bancos de datos en lo que demuestra que al variar la edad en personas produce un cambio en las señales musculares [24].

1.4 Clasificación de las señales sEMG por medio de la estadística

1.4.1 Análisis de correlación en las señales sEMG

Luego de varias tomas de muestras de las señales sEMG, se pudo evidenciar y comprobar, que estas varían considerablemente, aun cuando estas tienden a tomar la misma condiciones (misma persona, movimiento, y tiempo de muestra) [25]. Mediante experimentación se evidencio una correlación entre una misma palabra que puede ir entre 0.91 a 0.97 donde se considera una correlación alta y positiva [26], aunque entre distinta palabra puede ir entre 0,2 a 0,6 de manera general y con valores atípicos entre 0,7 a 0,9.

1.4.2 Curtosis en las señales sEMG

En la actualidad el reconocimiento de movimientos se lo hace a través de aproximaciones y un número grande de muestras, donde se suele clasificar y observar un patrón [23], la curtosis nos indica que tan aproximado están esas muestras a una distribución normal, las señales sEMG pueden presentar los tres diferentes tipos que son: leptocúrticas (los datos muy cerca a la distribución normal), platicúrticas (datos muy lejanos a la distribución normal) y mesocúrtica una distribución casi perfecta [27] [28].

1.4.3 Rangos en las señales sEMG

Las señales sEMG a pesar de mostrar diferencias, siempre se mantiene en un mismo rango, siempre y cuando estas mantengan una curtosis de tipo mesocúrtica [28].

1.5 Redes neuronales

1.5.1 ¿Qué son las redes neuronales?

Las redes neuronales son métodos desarrollados que tratan de simular a una neurona en el momento en que esta se encuentra aprendiendo, es decir que es un modelo establecido por ordenador, que simula el comportamiento de las neuronas del cerebro en el aprendizaje [29].

Este proceso nació en los años 40 con el desarrollo computacional, que a más de poder entender el comportamiento del cerebro humano, se utiliza para resolver problemas de ciencias e ingeniería, tal es así que al principio de los 50 se desarrolló el primer modelo conocido como perceptrón, luego del cual se han ido desarrollando más tipos de redes neuronales que se conocerán a continuación [30].

Para poder entender el funcionamiento de una red neuronal se debe en primera instancia conocer el funcionamiento de una neurona biológica, la cual fue descubierta en 1888 por Ramón Cajal [31].

Una neurona se encuentra compuesta de 3 elementos, los cuales son, cuerpo celular conocido como soma, encargado del procesamiento de la información, dendritas que son las ramificaciones que salen de cuerpo celular y tienen la función de la receptor información y el axón que es o fibra tubular que es conocido como el canal de salida de la información, hacia otra neurona, estableciendo una red neuronal biológica de información para toma de decisiones y aprendizaje como se muestra en la Figura 1.1 La conexión que realizan las neuronas en su entrada como en su salida se la conoce como sinapsis [32].

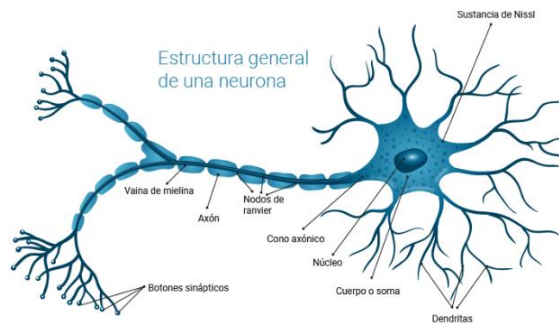


Figura 1.5: Estructura general de una neurona [32].

La sinapsis termina siendo un intercambio eléctrico en las salidas de una neurona parecida a la de la Figura 1.5 a través del axón, con las dendritas receptoras de otra neurona y cuando una neurona recibe cierto estímulo, produce un cambio en su composición electroquímica acumulando energía, cuando esta energía se acumula en cantidades considerables, es descargada por el axón hacia la siguiente neurona, estableciendo una conexión entre ellas. Mostrado en la Figura 1.6 [33].

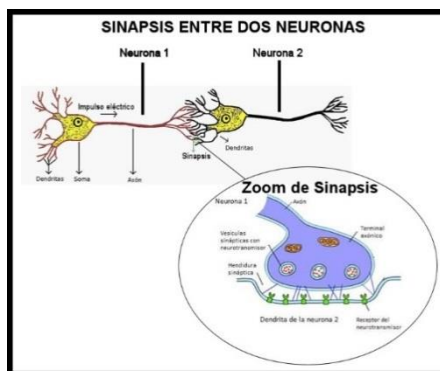


Figura 1.6: Sinapsis entre las neuronas de fuente [33].

1.5.2 Esquema de una neurona artificial

El modelo diseñado de una neurona artificial, intenta aproximarse a una red biológica la cual se muestra en la Figura 1.7

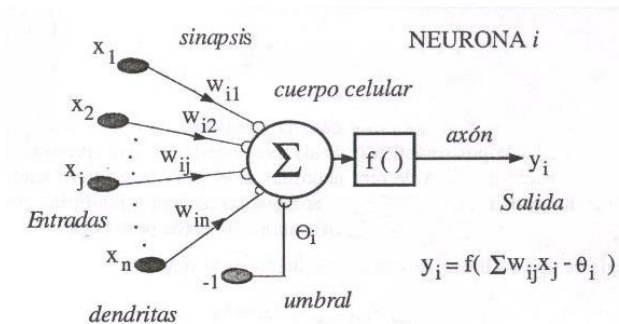


Figura 1.7: Red neuronal artificial [34].

En la Figura 1.7 se observa la composición de una red neuronal artificial, el modelo muestra el esquema de una red artificial en el cual se introduce un vector de entrada $x(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ con el fin de obtener una salida y_i única. La analógica entre las entradas del vector x comunicándose hacia la siguiente neurona ubicada en la siguiente capa sería nuestra "sinapsis" [35].

El siguiente elemento a considerar en el modelo es la variable w que es conocida como el peso, este valor es multiplicado por cada entrada y es enviada a la siguiente capa estos pesos se van a modificar en cada entrenamiento, esta información es la que llevara la red neuronal para obtener la salida única esperada. Los pesos son considerados como la información que lleva la neurona en el proceso de la sinapsis [36].

Luego se tiene la parte de procesamiento, que es donde llegara toda la información de las entradas con sus respectivos pesos, el modelo se establece que todas las entradas procesadas deben de ser sumadas, conocida como "suma ponderada", la cual viene a ser el "cuerpo celular" y viene dada por la Ecuación 1 [37].

Ecuación del cuerpo celular.

$$h_i(t) = \sum_j w_{ij}x_j \quad (\text{Ecuación 1})$$

Finalmente se tiene que definir una función de activación, es decir de mostrar el valor contenido con la regla bajo, la cual existirá la propagación. Existen muchas funciones de propagación o de salida y esto va a depender mucho del tipo de red neuronal que se requiera, se adjunta la siguiente Tabla 1 con las funciones de activación más usadas [35].


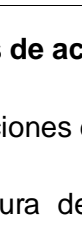

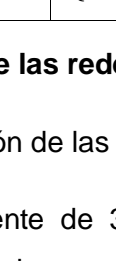
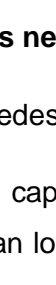
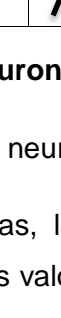
	Función	Rango	Gráfico
Identidad	$y = x$	$[-\infty, +\infty]$	
Escalón	$y = \text{sign}(x)$	$\{-1, +1\}$	
	$y = H(x)$	$\{0, +1\}$	
Lineal a tramos	$y = \begin{cases} -1, & \text{si } x < -1 \\ x, & \text{si } -1 \leq x \leq +1 \\ +1, & \text{si } x > +1 \end{cases}$	$[-1, +1]$	
Sigmoidea	$y = \frac{1}{1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

Tabla 1: Funciones de activación de las redes neuronales [34].

La Tabla 1 muestra las funciones de activación de las redes neuronales de fuente

Una red neuronal se estructura de básicamente de 3 capas, la primera capa es conocida como la capa de entrada en la cual se ingresarán los valores a procesar, las

segunda capa se denomina oculta y es la capa de procesamiento de información, con la cual la red procederá a obtener el valor esperado, esta capa no está en conexión directa con el entorno, y finalmente tenemos la capa de salida que son las neuronas que nos darán el valor esperado [38].

1.5.3 Aprendizaje de la red neuronal.

El aprendizaje de la red neuronal viene dado por la cantidad de datos que se tiene y por el número de repeticiones de estos datos que se le proporciona a la red como se muestra en la figura 1.8.

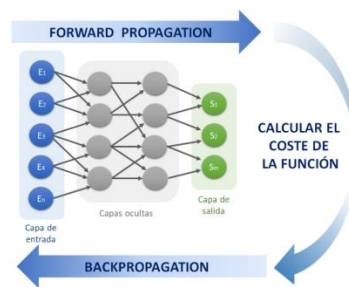


Figura 1.8: Proceso de aprendizaje de una red artificial [39].

Para poder entender el funcionamiento de aprendizaje de la red neuronal se puede poner el ejemplo más sencillo tomando solo dos entradas (a, b) y una salida (c), digamos que se conoce los valores de las dos entradas (a, b), así como el valor de la única salida(c), sin embargo no se conoce el proceso [40]interior que permite llegar de dos entradas a una salida, es decir no se conoce el valor de sus pesos, por lo que se inicia la primera iteración de ingresar los valores y esperar la salida, al verificar en la primera iteración que se obtiene un cercano pero no igual a (c), observamos que los pesos de cada entrada no deben ser iguales sino uno tiene más valor o influencia que otro, y se ajustan, se repite este proceso hasta obtener el valor deseado estableciendo un feedback de los valores de los pesos de la última iteración para colocarlos en la entrada de la siguiente iteración [41].

CAPÍTULO 2

2. Metodología

2.1 Objetivos

2.1.1 Objetivo General

Identificar las diferentes señales sEMG emitidas por el brazo derecho, para asociar el lenguaje sordomudo con el lenguaje oral por medio de redes neuronales.

2.1.2 Objetivo específico

- Identificar características de las señales sEMG, que puedan facilitar el reconocimiento de patrones de la red neuronal para las palabras (Hola, Adiós, Bien, Mal, Más o menos).
- Categorizar las palabras evitando un sobre entrenamiento de la red neuronal.
- Asignar una codificación, para la transducción a sonido acústico.

2.2 Adquisición y preparación de datos para su análisis

2.2.1 Diagrama de bloque de adquisición de datos

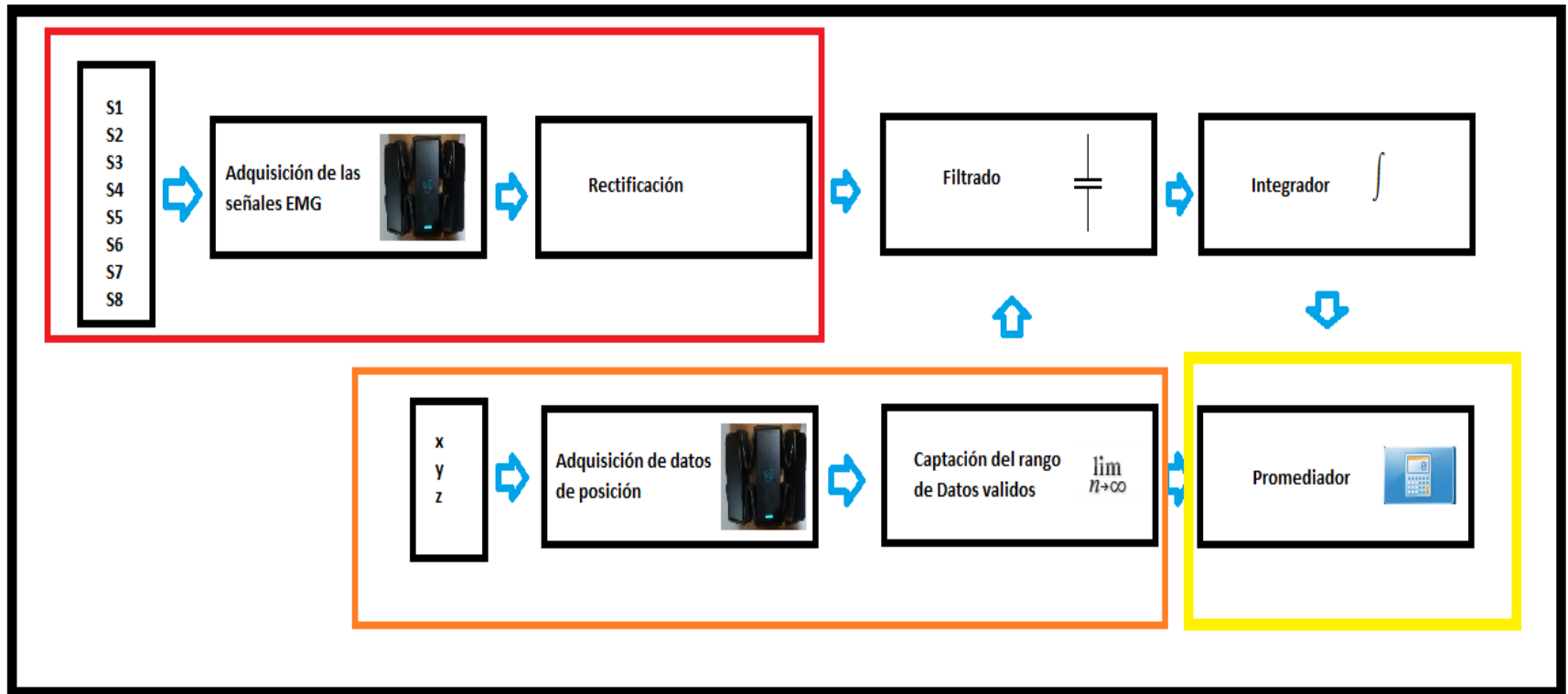


Figura 2.1: Diagrama de bloque del proceso de adquisición de datos.

En la Figura 2.1 se observa los procesos de la adquisición de datos

2.2.2 Adquisición de las señales sEMG

Mediante una librería de “MYO SFUN MASTER” para Simulink, se adquieren todos los valores que da la pulsera MYO, de los cuales solo se escogerán los valores de los sensores de la señal sEMG durante 2 segundos. Considerando que su tiempo de muestreo es de 10 [ms], obtendremos una matriz [201x8], multiplicado por sus 8 sensores.

2.2.3 Rectificación

Debido a que estos datos están entre valores negativos y positivos, en unidades que el fabricante no especifica, se decidió sacar su valor absoluto, para poder trabajar con el área bajo la curva. Se debe mencionar que inicialmente se normalizaron estos valores, pero fue descartada luego de unas series de pruebas, debido a que estas ya trabajan en un rango de unidades y se ven afectadas por la fuerza, con la que el usuario realiza los movimientos, ocasionando un error al momento de analizar los datos.

2.2.4 Adquisición de datos de posición

La pulsera MYO trae un sensor, que indica desde la posición inicial, cuántas unidades se ha desplazado en los ejes x y z, usando el mismo criterio de la señal sEMG se obtiene una matriz de [201x3].

2.2.5 Captación del rango de datos validos

En esta etapa el programa, se encarga de verificar de esos 201 datos, cuando la persona dejó de realizar el movimiento o dicho de otra manera cuando, la gráfica pasa a convertirse en tiempo estable, con lo cual mediante una red neuronal puedo determinar cuando este movimiento pasó a ser una constante.

2.2.6 Filtrado

En esta etapa esa matriz de [201x8] pasara a convertirse en una matriz de [Nx8], siendo N un número menor a 201, en donde el movimiento realizado finalizo, por motivos de estandarización se rellena la matriz con 0 hasta completar nuevamente una matriz de [201x8].

2.2.7 Integrador

En esta etapa, nos interesa obtener el área bajo la curva de esos valores, por medio de la regla del trapecio, que consiste en partir la curva en pequeñas secciones, aproximándola a la función original [42], para esto se utilizó el comando de Matlab “trapz”.

2.2.8 Promediador

En esta etapa se divide el área bajo la curva con el Número de datos “N” que se tomó, con el objetivo de tener una mayor proximidad entre los valores.

En esta etapa también se amplifico la señal con una ganancia de 1000 para evitar los decimales.

2.3 Análisis de los datos mediante estadística, previo al reconocimiento de patrones

Para el siguiente análisis se tomaron 20 muestras por palabras, a un solo individuo, se hicieron los siguientes cálculos estadísticos:

2.3.1 Media, Mediana, Moda

Cuando la media, mediana y moda son iguales, se considera que los datos tienen un valor de simetría grande, indicando que los datos son confiables.

Cuando la media y media son datos iguales se considera datos simétricos.

Hipótesis

Bajo dicho concepto se plantean la siguiente Hipótesis

H1: Al menos un sensor para cada palabra está dentro del intervalo de confianza 5% a 15%, para ser un dato simétrico o de alta simetría.

H0: Algunas palabras no presentan ningún sensor de confianza con alta simetría o simetría en el intervalo de confianza de 0 a 15%.

Medidas de tendencia central de “Hola”

Sensor	Media	Mediana	Moda	%5 IC	%15IC
S1	35,7	34,5	39	0,33623627	1,01449492
**S2	38,8	38	38	0,28230022	0,8517586
S3	103,75	107	111	0,45324134	1,36752358
*S4	111,85	111	120	0,45055165	1,35940823
S5	39,15	38	39	0,16524978	0,49859302
S6	31	33	33	0,14012267	0,280843836
S7	76,9	79	70	0,50175027	1,005643619
S8	74,05	69,5	67	0,34869246	0,698874256

Tabla 2: Comparación estadística de media moda y mediana con intervalo de confianza.

En la Tabla 2 Se puede observar, que los sensores S2 y S4 con dos asteriscos (**), se encuentran en un intervalo de confianza (IC) del 15% entre su intervalo máximo y

mínimo, en esta palabra se procede a evidenciar que el sensor acepta la Hipótesis 1 y rechaza la Hipótesis Nula.

Medidas de tendencia central de “Adiós”

Sensor	Media	Mediana	Moda	%5 IC	%10 IC
*S1	29,3	28	21	3,05769091	3,057690907
**S2	30,1	29	29	2,25201664	2,25201664
*S3	63,45	59,5	40	10,6063288	10,6063288
*S4	97,45	92,5	132	10,9067579	10,90675792
*S5	50,7	51	56	3,24799533	3,247995333
*S6	28,1	27	25	1,50717582	1,507175818
**S7	28,8	29	29	2,47768993	2,477689926
*S8	28,65	28,5	31	3,13310003	3,133100029

Tabla 3: Comparación estadística de media moda y mediana con intervalo de confianza.

La Tabla 3 muestra la palabra Adiós con sus 8 sensores representando media, mediana y moda

Se puede observar en la Tabla 3, que por el intervalo de confianza (IC) el sensor S1, S3 S4, S5, S6 y S8 pintados de color amarillo presentan simetría con respecto a su media y mediana, al ser iguales, pero los sensores S2 y S7 presentan una alta simetría (**), se tomara en cuenta esta información al momento de seleccionar los sensores, si se puede ignorar los sensores de color amarillo, debido a que en una de las pruebas al colocar todos los sensores, este no permitió un correcto análisis.

Medidas de tendencia central de “Bien”

Sensor	Media	Mediana	Moda	%5 IC	%10 IC
**S1	37,05	34	32	4,285778195	4,285778195
*S2	54,45	55,5	69	7,26704892	7,26704892
*S3	55,55	48,5	38	8,236599963	8,236599963
*S4	53,3	53,5	62	3,87189604	3,87189604
*S5	56,8	57	47	3,689529994	3,689529994
*S6	40,45	39,5	52	3,5849833	3,5849833
*S7	60,05	58	70	6,414580431	6,414580431
**S8	60,05	56	56	7,197185122	7,197185122

Tabla 4: Comparación estadística de media moda y mediana con intervalo de confianza.

Se puede observar en la Tabla 4, que en el intervalo de confianza, los sensores S2, S3, S4, S5, S6, S7 representados por un asterisco (*), pero los sensores S1 y S8, presentan una alta simetría, se tomara en cuenta esta información al momento de seleccionar los sensores, si se puede ignorar los sensores de color amarillo, debido a que en una de las pruebas al colocar todos los sensores, este no permitió un correcto análisis.

Medidas de tendencia central de “Mal”

Sensor	Media	Mediana	Moda	%5 IC	%10 IC
**S1	60	57	57	5,645678366	5,645678366
*S2	79,8	78,5	92	6,860412754	6,860412754
*S3	150,35	135,5	177	19,4661785	19,4661785
*S4	179,1	170,5	178	19,59210367	19,59210367
*S5	72,6	73,5	63	5,110155008	5,110155008
S6	54,95	48	43	6,602192618	6,602192618
S7	49,45	46,5	46	3,543637738	3,543637738
*S8	48,65	44	33	8,335434823	8,335434823

Tabla 5: Comparación estadística de media moda y mediana con intervalo de confianza.

Se puede observar en la Tabla 5, que por el intervalo de confianza los sensores S2, S3 S4, S5 y S8 presentan simetría pintado de color amarillo, pero el sensor S1, presenta una alta simetría pintado de color verde, se tomara en cuenta esta información al momento de seleccionar los sensores, si se puede ignorar los sensores de color amarillo, debido a que en una de las pruebas al colocar todos los sensores, este no permitió un correcto análisis.

Medidas de tendencia central de “Más o menos”

Sensor	Media	Mediana	Moda	%5 IC	%10IC
**S1	31,55	33,5	34	3,543637738	3,543637738
*S2	57,25	54	69	6,461016703	6,461016703
*S3	154,5	157	126	14,63053764	14,63053764
**S4	116,65	118,5	119	5,703692248	5,703692248
**S5	72,45	73	69	6,55258085	6,55258085
**S6	42,45	43	44	4,461472497	4,461472497
*S7	37,05	36	31	3,771011312	3,771011312
*S8	31,7	29	26	4,73308623	4,73308623

Tabla 6: Comparación estadística de media moda y mediana con intervalo de confianza.

Se puede observar en la Tabla 6, que por el intervalo de confianza los sensores S2, S3, S7 y S8 presentan simetría, pero los sensores S1, S4, S5 y S6, presenta una alta simetría, se tomara en cuenta esta información al momento de seleccionar los sensores, si se puede ignorar los sensores de color amarillo, debido a que en una de las pruebas al colocar todos los sensores, este no permitió un correcto análisis.

La Hipótesis 1 se valida debido a que al menos para 1 sensor la palabra cumple al tener un sensor de alta simetría, luego de realizar un análisis de intervalo de confianza para la media, de tstudent debido a que los datos son menores a 30, pero este no puede ser un criterio único, debido a que las señales sEMG no se comportan de manera Regular, si no que varían en el tiempo y otros factores como se explicó en el marco teórico, pero si da una pauta para deducir que, mantiene este patrón.

2.3.2 Curtosis y desviación estándar

Para la desviación estándar se consideró un alejamiento del 5% para considerarla aceptable, para la curtosis se considera que los valores sean cercanos a 0 con un ± 0.5 de error; para considerar que los datos tienen una distribución mesocúrtica, si los valores son menores -0.5 dejara de ser un sensor de confianza.

Curtosis y desviación estándar de “Hola”

Sensor	Curtosis	Desviación estándar	Desviación estándar%
S1	4,305663095	11,83260438	**4,224239762
S2	1,89144145	9,934522477	**3,854594721
S3	0,762050125	15,95016911	16,54830045
S4	1,067709722	15,85551539	17,73439397
S5	1,780152179	5,815360784	**2,276713747
S6	-0,619375574	4,931104285	**1,528642328
S7	-0,733744762	17,6572633	13,57843548
S8	-1,015155089	12,27095415	9,086641549

Tabla 7: Comparación estadística curtosis y desviación estándar.

Se puede observar en la Tabla 7, que en la palabra Hola existe para los sensores S1 S2, S5 y S6 una desviación estándar pequeña dando un rango de $\pm 5\%$ con respecto a su media, para los sensores S6, S7 y S8 existe una curtosis de tipo Platicúrtica, indicando que estos datos pueden tender a tener valores atípicos.

Curtosis y desviación estándar de “Adiós”

Sensor	Curtosis	Desviación estándar	Desviación estándar%
S1	-0,852585463	6,837204723	2,003300984
**S2	0,03938634	5,035662294	1,51573435
S3	-1,44367817	23,71647218	15,0481016
S4	-1,503301181	24,38825213	23,7663517
S5	0,74990418	7,262738356	3,682208346
S6	-0,583737708	3,370147584	0,947011471
**S7	0,080830731	5,540283101	1,595601533
S8	2,805000969	7,005824644	2,007168761

Tabla 8: Comparación estadística curtosis y desviación estándar.

Se puede observar en la Tabla 8, que los sensores S2 y S7 la curtosis es de tipo mesocurtica y sus valores se encuentran entre ± 5 con respecto al cero. Los sensores S1, S2, S5, S6, S7 y S8 tienen una desviación estándar pequeña dentro del 5%.

Curtosis y desviación estándar de “Bien”

Sensor	Curtosis	Desviación estándar	Desviación estándar%
S1	3,934318203	9,583291381	**3,550609456
S2	-0,634359267	16,24961538	8,847915574
S3	-1,497938892	18,41759742	10,23097537
S4	-0,729463844	8,657822748	**4,614619525
S5	**0,345876377	8,250039872	**4,686022647
S6	-0,703497071	8,016266358	**3,242579742
S7	**0,44951699	14,34343789	8,613234453
S8	-0,580168031	16,09339518	9,664083806

Tabla 9: Comparación estadística curtosis y desviación estándar.

Se puede observar en la Tabla 9, que en en la palabra Adiós en los sensores S4 y S5 se puede observan que la curtosis es mesocurtica y sus valores se encuentran entre ± 5 con respecto al cero. Los sensores S1, S4, S5 y S7 tienen una desviación estándar pequeña dentro del 5%.

Curtosis y desviación estándar de “Ma”I

Sensor	Curtosis	Desviación estándar	Desviación estándar%
S1	-1,016843784	12,62412061	7,574472363
S2	-0,960549	15,34034927	12,24159872
S3	** -0,488203829	43,52769838	65,44389452
S4	0,745674857	43,80927563	78,46241266
S5	** -0,161426753	11,42665397	8,295750785
S6	-0,613655012	14,76295149	8,112241846
S7	** 0,3464407	7,923814871	** 3,918326454
S8	-0,897356358	18,63859889	9,067678358

Tabla 10: Comparación estadística curtosis y desviación estándar.

Se puede observar en la Tabla 10, que en la palabra Adiós en los sensores S3, S5 y S7 se puede observar que la curtosis es mesocurtica y sus valores se encuentran entre ± 5 con respecto al cero. El sensor S7 tiene una desviación estándar pequeña dentro del 5%.

Curtosis y desviación estándar de “Más o Menos”

Sensor	Curtosis	Desviación estándar	Desviación estándar%
S1	**0,163200984	7,923814871	**2,499963592
S2	-1,477071717	14,44727255	8,271063536
S3	-1,716709601	32,71487671	50,54448451
S4	** -0,448222101	12,75384359	14,87735855
S5	** -0,157387609	14,65201621	10,61538574
S6	3,767980429	9,976155783	**4,23487813
S7	1,258566086	8,432237638	**3,124144045
S8	**0,364594204	10,58350255	**3,35497031

Tabla 11: Comparación estadística curtosis y desviación estándar.

Se puede observar en la Tabla 11, que en la palabra Adiós en los sensores S1, S4, S5 y S8 se puede observar que la curtosis es mesocurtica y sus valores se encuentran entre ± 5 con respecto al cero. Los sensores S1, S6, S7 y S8 tienen una desviación estándar pequeña dentro del 5%.

2.3.3 Límites mínimo y máximo que puede llegar un dato

Esta información sirve para conocer los valores atípicos, cuando se toma una nueva muestra.

Límite inferior y superior de las 5 palabras

Sensores	Límite [min- máx.] Hola	Límite [min- máx.] Adiós	Límite [min- máx.] Bien	Límite [min- máx.] Mal	Límite [min- máx.] Más o menos
S1	[22-73]	[20-42]	[26-67]	[40-82]	[17-49]
S2	[27-65]	[23-42]	[32-90]	[57-110]	[36-81]
S3	[67-133]	[38-109]	[32-87]	[102-236]	[107-200]
S4	[79-149]	[65-135]	[39-68]	[109-281]	[95-141]
S5	[33-45]	[34-66]	[46-77]	[49-96]	[45-103]
S6	[22-40]	[22-35]	[25-54]	[35-86]	[27-73]
S7	[46-111]	[18-39]	[34-89]	[40-67]	[28-60]
S8	[56-95]	[17-49]	[41-93]	[24-82]	[19-56]

Tabla 12: Límite inferior y superior de los valores de los sensores.

La tabla 12 muestra los Intervalos superiores e inferiores que puede tener un sensor de acuerdo a su palabra, sirve para diferenciar en lo posible un movimiento con respecto a otro, este método tiene su limitante cuando existen movimientos que tienen sus límites dentro de los límites de otra palabra.

Cuando un movimiento tiene más de un sensor dentro de sus límites este, termina igualando, con otro movimiento incorrecto. Ejemplo 4 sensores de la palabra "Hola" están dentro del límite pero la palabra "Más o Menos" coincide 4 sensores he ahí donde se hace necesario el uso de la red neuronal.

2.3.4 Límites mínimos y máximos de números de datos que tiene una muestra

Hola	[81-121]
Adiós	[66-91]
Bien	[56-71]
Mal	[36-76]
Más o Menos	[91-171]

Tabla13: Límite inferior y superior del número de datos.

En la Tabla 13 muestra el Límite inferior y superior del número de datos que puede tener una palabra.

Se realizaron 15 pruebas con un banco distinto y el 100% de las palabras se mantuvo en ese rango, por lo se identificó los conjuntos de intersección.

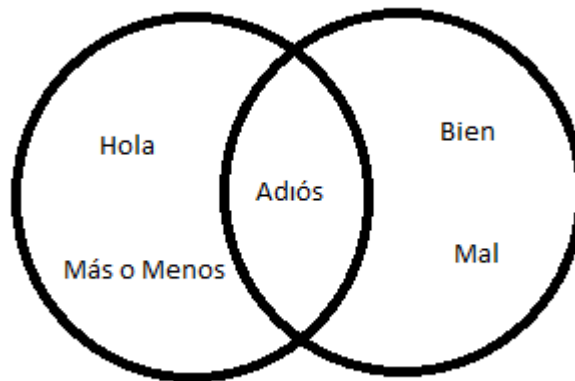


Figura 2.2: Conjunto de pertenencia de la palabra a la red neuronal.

En la Figura 2.2 se observa que solo la palabra adiós comparte el mismo número de datos entre el conjunto1 Hola y Más o Menos y el segundo conjunto conformado por Bien y Mal.

2.4 Criterio de condición y clasificación

2.4.1 Criterio para separación de redes neuronales

Bajo la observación de que existen dos conjuntos definidos por el número de datos que tiene una muestra, se decidió diseñar dos redes neuronales, debido a que no tiene sentido confundir a la red con palabras que no poseen ninguna relación.

- Red neuronal 1 que comprende las palabras [Hola, Adiós, Más o menos].
- Red neuronal 2 que comprende las palabras [Mal, Bien].

2.4.2 Criterio para la selección de sensores

Debido a que la Hipótesis fue aceptada se seleccionaron:

- Se seleccionaron los sensores S2, S4, S5, S6 y S7 para la red neuronal 1, eliminando de esta lista el sensor S1, debido a que presenta una curtosis muy elevada provocando, un peso muy grande en la red neuronal comparada a las palabras, como se observó en una de las pruebas al momento del diseño, también se decidió eliminarlo porque este sensor encierra al sensor 1 de los demás movimientos, de esta red debido a que los otros movimientos están englobados en el sensor 1 de la Palabra Hola.
- Se seleccionaron los sensores S2, S4, S5 y S6 para la red neuronal 2, y bajo el mismo criterio se eliminó el S1, cabe aclarar que el sensor 2 no cumplía parámetros fuertes para su selección, sin embargo tampoco habían motivos para eliminarlo. Mediante prueba y error fue necesario su utilización
- 2.4.3 Condición 1: Selección de red neuronal 1 o 2

Se implementaron 3 sub-condiciones para la red neuronal 1:

- No se considera la palabra adiós para número de datos mayor a 91.

- No se considera la palabra Más o menos u Hola si los datos son menores a 81 .
- Se considera como un factor multiplicativo, cuantos sensores entra en sus límites, después de 15 pruebas con un banco distinto; se encontró que existen palabras que llegan a tener el mismo número de sensores, anulando inmediatamente la palabra que no es, y la red neuronal identifica cual es la palabra, entre las dos restantes

2.4.4 Condición 2: Análisis de la palabra Adiós

Se implementó 1 condición para la red neuronal 2

- Debido a que la palabra Adiós también ingresa al conjunto de la red neuronal 2, se consideró el criterio de, 'si tiene mayor número de sensores dentro de su límite, automáticamente se considera la palabra Adiós', caso contrario la red deberá reconocer si es la Palabra Bien o mal. Para aceptar este criterio se hicieron 15 pruebas.

2.5 Análisis de las redes neuronales obtenidas.

Para el reconocimiento de patrones de la red neuronal se plantea la matriz de entrenamiento con 20 muestras, para cada Palabra, cabe recordar que estos datos se trataron con las herramientas estadísticas mostradas en secciones anteriores, ver tablas en anexos.

Para utilizar la red neuronal necesitamos garantizar que estos datos tienen un factor de correlación cercano a 1, entre muestreos de una misma palabras, y un factor cercano a cero entre muestra de distintas palabras.

De lo indicado anteriormente se forma la matriz de correlación de la palabra hola obteniendo el siguiente resultado.

P1	1	1	.8	.9	.9	1	1	1	.9	.92	1	1	1	1	.94	1	1	1	.9
P2	.5	.5	.5	.2	.4	.3	.4	.6	.5	0.67	.8	.8	.9	.9	.76	1	.8	.8	.8
P3	.7	.6	.6	.5	.7	.4	.7	.7	.6	0.7	.51	0.8	.7	.7	.55	.8	.7	.7	.8

Tabla 14: Correlación en la red 1 y S2.

En la Tabla 14 se muestra un ejemplo de un sensor, con respecto a los otros en su correlación, pero solo para la red neuronal 1, Con P1 (Hola), P2 (Adiós), P3 (Mas o menos)

La primera fila muestra la correlación entre muestras de una misma palabra, lo cual se obtiene valores cercanos a 1, lo que indica que las muestras obtenidas de la palabra hola son muy similares y guardan una relación lineal entre ellas, las siguientes filas muestran la correlación que tiene la palabra hola con las palabras restantes, obteniendo que el factor de correlación es bajo, es decir las muestras de la palabra hola no tienen mucha relación con las muestras de otra, por lo tanto se define al grupo de muestras hola como un grupo apto para ingresar a la red neuronal, ya que estas pueden ser agrupadas y definidas como palabra hola en el aprendizaje de la red.

Se realiza las pruebas de correlación de la misma manera con las otras palabras, y se verifica que las otras palabras tienen el mismo comportamiento de correlación, por lo que también pueden ser agrupadas y asignadas para el aprendizaje de la red neuronal.

Una vez que se define la matriz de entrenamiento, se plantea la codificación para las salidas, en el caso de estudios deben ser 5 valores o códigos diferentes asignados a cada palabra quedando de la siguiente manera.

Hola	Adiós	Bien	Mal	Más o menos
0	0	0	0	1
0	0	0	1	0
0	0	1	0	0
0	1	0	0	0
1	0	0	0	0

Tabla 15: Codificación de la red neuronal.

La Tabla 15 muestra una codificación de la red neuronal general tanto para la red neuronal 1, como para la Red neuronal 2, cabe añadir que no es la misma, codificación para la transducción.

Por medio de la herramienta nntool se realiza la creación de una red neuronal del tipo backpropagation ver utilización de la red en los anexos, considerada como una de los mejores tipos para el reconocimiento de patrones por el aprendizaje interactivo simplificado que posee en su entrenamiento y muestra el porcentaje de cercanía al valor esperado, una vez se ingrese la muestra.

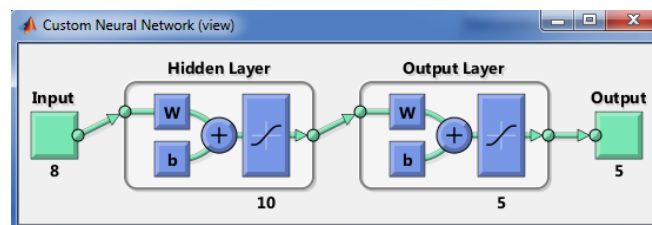


Figura 2.3: Parámetros de la red neuronal 1.

En la figura 2.3 se observan los parámetros de la red cabe indicar que las salidas 3 y 4 siempre mostraran cero debido a que esta es la red neuronal 1

Con la matriz de entrenamiento de 60 muestras (20 por palabra generada) y la matriz de salida de 100 valores esperados (20 códigos similares por palabra). Formamos la red 1, estableciendo como base 10 neuronas, para su capa oculta y 5 neuronas en su capa de salida, la cual enviaron cada valor de 0 o 1 hasta formar el código de la palabra esperada según su codificación.

Debido a que no se necesita de valores esperados de un resultado anterior, no se necesita generar más capas ocultas, es decir que los datos son procesados al mismo tiempo, generando una sola toma de decisión, es por eso que la estructura de una capa oculta cumple con los resultados esperados. La función de salida definida, fue la sigmoide por ser valor decimal.

Una vez realizada la red neuronal se procedió a verificar su desempeño en las siguientes gráficas.

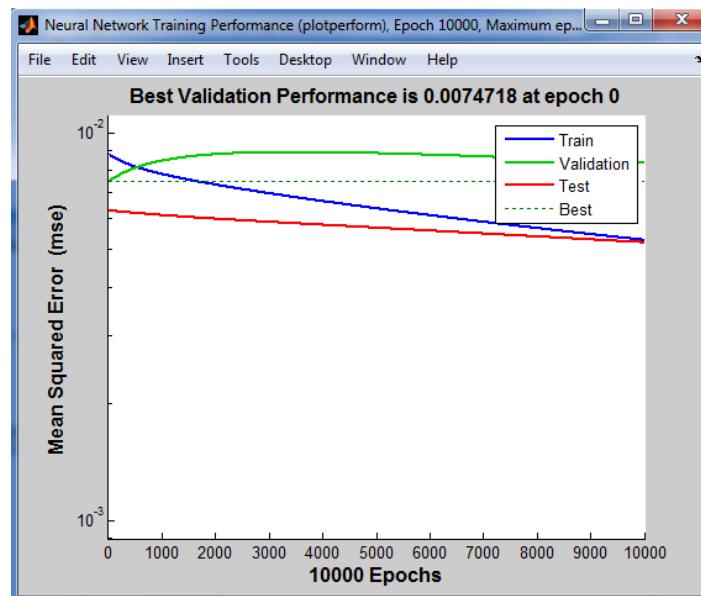


Figura 2.4: Gráfica de error.

La Figura 2.4 muestra como el error del valor esperado se acerca a 0

Esta Gráfica indica el desarrollo de la red en el entrenamiento, indica un nivel de entrenamiento el cual se acerca a cero, es decir que la red ha definido su valor esperado con su valor de entrenamiento, con un error cercano a 0.01, la línea verde nos indica la validación realizada de las épocas con los valores esperados, al ser una línea un poco constante, nos indica que la validación de los datos de entrenamiento con los datos esperados llega a un valor cercano a 0.0074718 y si la matriz se sigue entrenando, el valor numérico de la tendencia de validación es cercano a este valor por lo que no hay necesidad de seguir entrenando a esta red.

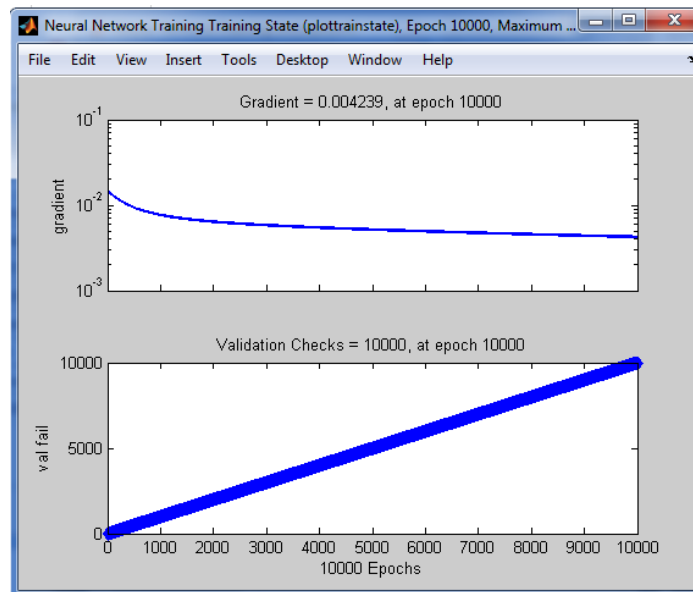


Figura 2.5: Gráfica de gradiente.

En la Figura 2.5 se muestra el valor del gradiente de la red neuronal, esta Gráfica de estado de entrenamiento indica el valor del gradiente final que se obtuvo, en la época 10000, cabe indicar que una época es el ingreso de la matriz de entrenamiento, el valor del gradiente me indica lo cercano que se encuentra a establecer el valor mínimo de la función error, es decir al valor más pequeño de error que puede producirse al aprendizaje, obtenemos un valor de 0.004239 para la red entrenada indicando que el gradiente da pasos pequeños, hacia su nuevo valor en el proceso de acercarse al valor

mínimo de error, es decir que se está cerca del valor mínimo de error, que se puede producir en la red, también se lo puede comprobar en que la curva que permanece casi constante tendiendo a un valor mínimo.

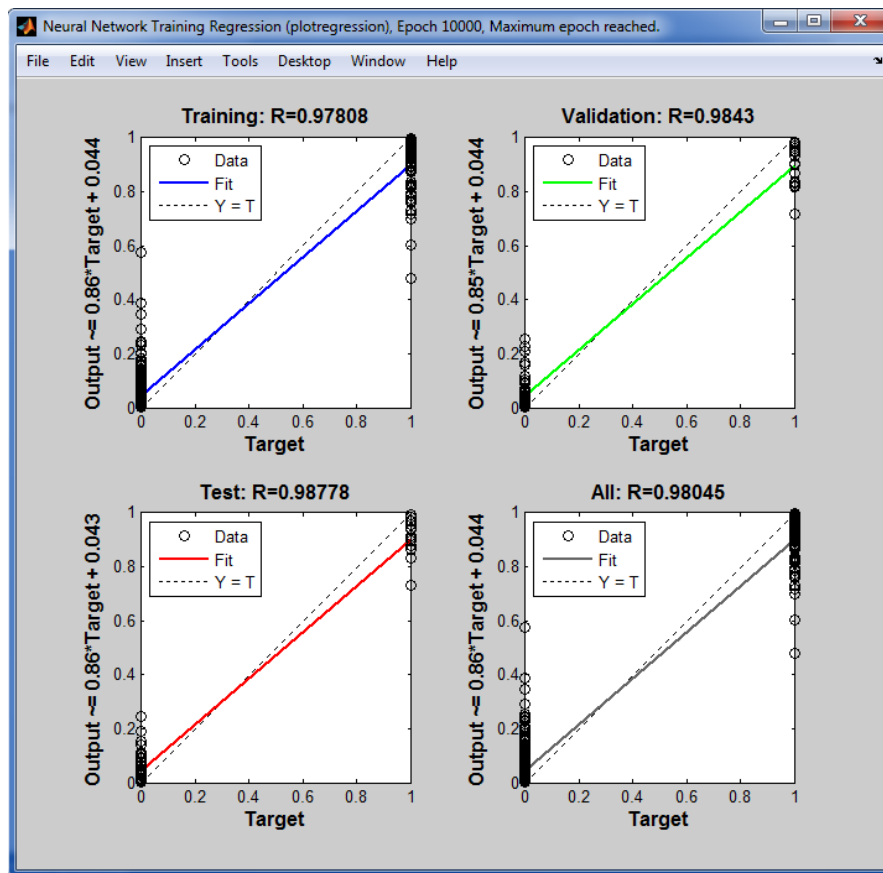


Figura 2.6: Gráfica de validación de épocas.

La Figura 2.6 indica las validaciones por época que ha realizada la red, una vez realizada las validaciones por épocas se puede deducir que las épocas se han establecido a un valor de validación, es decir que cada iteración se ha validado.

La Gráfica de regresión lineal de la Figura 2.6 permite establecer la relación que tienen los datos agrupados, es decir lograr asignar el valor de salida esperado a cada valor de entrenamiento ingresado, se logró que la red neuronal muestre valores esperados ante

cada valor de su matriz de entrenamiento, observando una línea de regresión lineal perfecta (línea punteada vs línea constante) como se muestra en la Figura 2.6. Finalmente se logró llegar a un 98% de precisión para ambas red, red neuronal 1 y red neuronal 2.

Proceso de aprendizaje

Existen muchos tipos de aprendizaje aplicables a una red neuronal, el presente estudio se centra en el tipo de aprendizaje supervisado, en el que existe un experto o alguien con experiencia del entorno; representando por un conjunto de entradas y salidas de un sistema, donde la red neuronal no conoce dicho entorno. Se proporciona a la red neuronal los datos de entrada y salida, es decir, que asigna un valor de salida referente a un valor de entrada o entrenamiento, en este caso la verificación de la respuesta de salida de la red neuronal, será la acción de optimización que se debe verificar. La red neuronal procederá a ajustar sus parámetros para obtener las salidas esperadas y proporciona una señal de error. Esta señal de error viene dada por la diferencia entre el resultado de la red neuronal y el resultado esperado. La señal de error tiende a minimizarse con cada iteración que procese de la red neuronal, es decir con cada valor de entrenamiento y salida esperada que se ingrese a la red. Con el fin de que la red pueda simular el comportamiento de los valores esperado y pueda procesar valores de manera independiente, la Figura 2.7 muestra el proceso del aprendizaje supervisado[43].

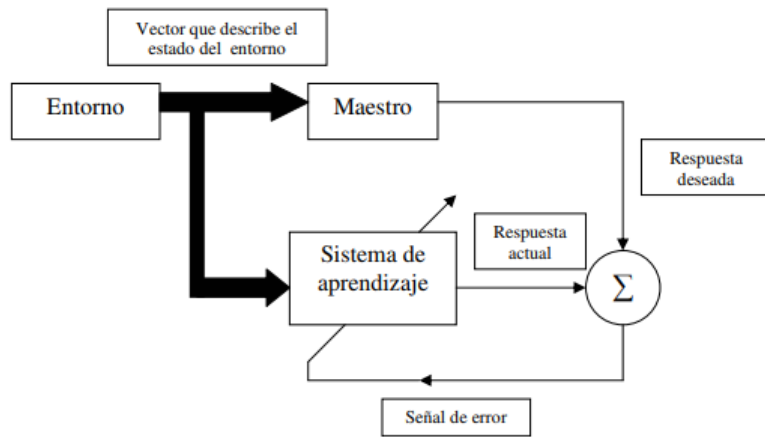


Figura 2.7: Representación en bloques del aprendizaje supervisado [43]

CAPÍTULO 3

3. Resultados

3.1 Resultado de la red neuronal 1 Aplicada

Una vez definido los parámetros de la red neuronal como matriz de entrenamiento y los resultados esperados, se procede con el entrenamiento de las mismas. Se parte con el esquema de una red de con las siguientes características:

- Tipo de red neuronal: Red neuronal de retro propagación
- Tipo de entrenamiento: Gradiente descendiente
- Función de aprendizaje: Error cuadrático medio
- Función de activación: sigmoide
- Numero de neurona capa oculta: 10

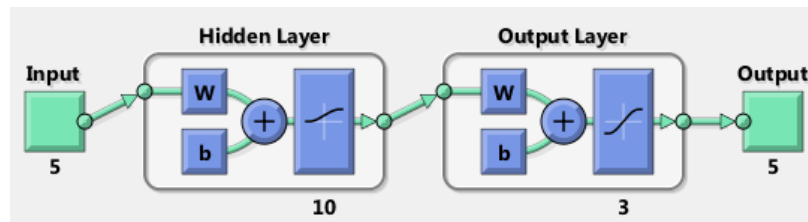


Figura 3.1: Esquema de la red neuronal 1 a entrenar.

3.1.1 Resultados obtenidos de la red neuronal 1, al primer entrenamiento

- Épocas: 60
- Iteraciones de épocas: 1000
- Max error: 6
- Gradiente mínimo: $1 \cdot 10^{-5}$
- El primer entrenamiento de la red neuronal, bajo los parámetros indicados, obtiene los siguientes resultados.

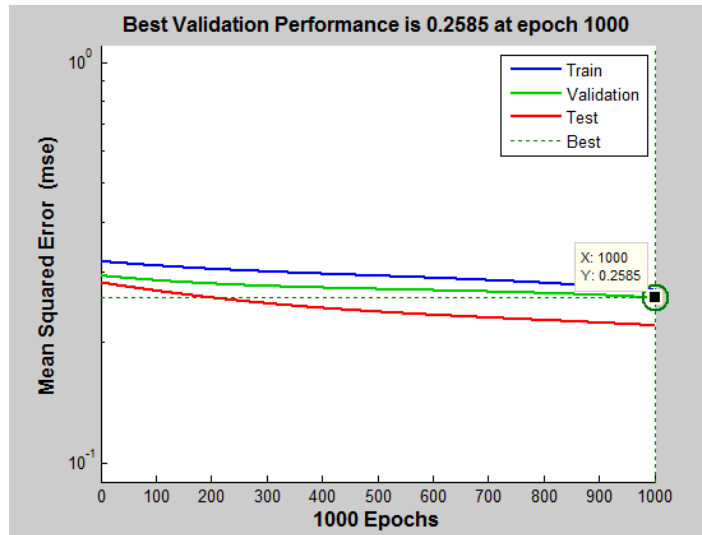


Figura 3.2(a): Gráfica de error de validación de la red neuronal 1 de retro propagación.

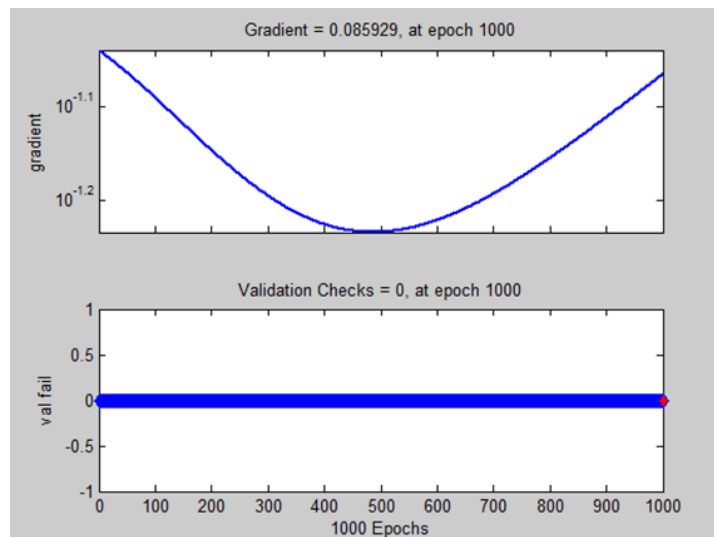


Figura 3.2 (b): Gráfica del gradiente obtenido por la red neuronal 1 de retro propagación

En la Figura 3.2 (a) se observa un error de validación de 25.85% y en la Figura 3.2 (b) se observa un gradiente de 0.085929, por lo que se procederá a otro entrenamiento

para validar de mejor manera los datos, debido a que el gradiente debe tender a cero, para indicar el menor error posible, en este caso el valor tiende a aumentar.

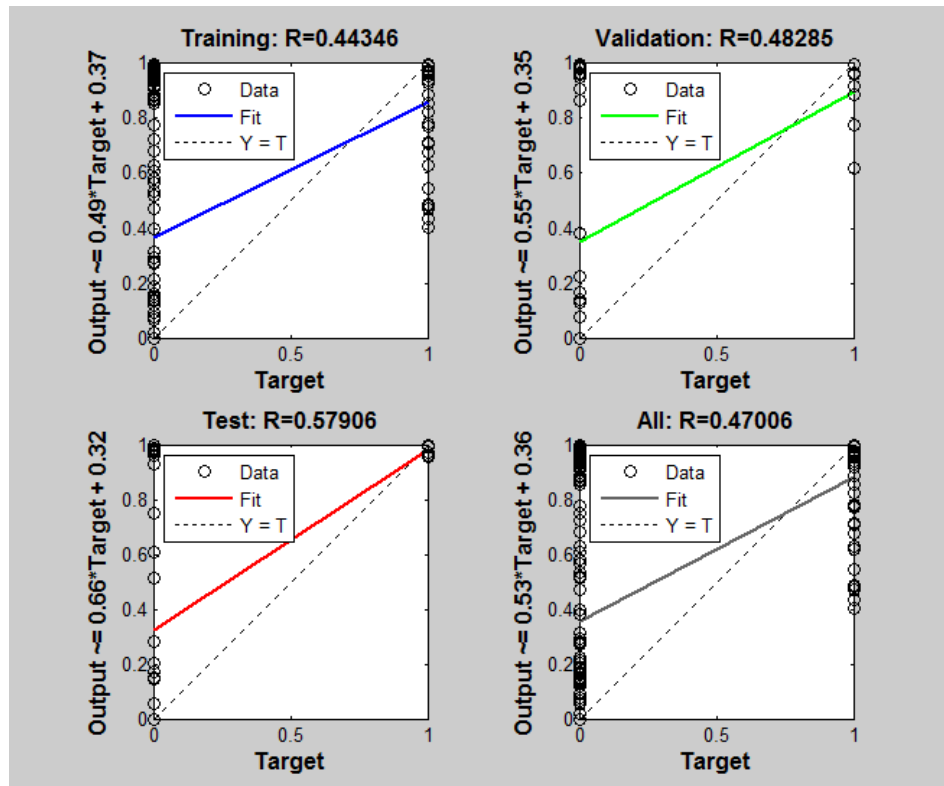


Figura 3.3: Gráfica de relación lineal entre los datos de entrada y salida.

La Figura 3.3 indica la gráfica de relación lineal entre los datos de entrada y los datos de salida esperados, es decir que la correlación entre los valores de entrenamiento y valores esperados es de 0.40 indicando un valor bajo, valor que debe ser cercano a 1 para garantizar un error mínimo entre los valores de salida esperados.

R \ P	Hola	Adiós	Más o menos
Más o menos	0,17220	0,15162	0,88828
Mal	0,00000	0,00000	0,00000
Bien	0,00000	0,00000	0,00000
Adiós	0,97818	0,95282	0,86606
Hola	0,99670	0,98432	0,99670

Tabla 16: Respuesta de la red neuronal 1, al primer entrenamiento.

*R: Respuesta de la red, P: palabra de prueba

En la Tabla 16 se observa, las diferentes pruebas que se realizaron para ver la validación de la red, al probar la red se puede observar que; Hola se confunde con Hola y Adiós; Adiós se confunde con Hola, Adiós y Más o menos, observando una errada salida esperada.

3.1.2 Resultados obtenidos de la red neuronal 1, al segundo entrenamiento

Parámetros de entrenamiento

- Iteraciones o épocas: 10000
- Max error: 10000
- Gradiente mínimo: $1 \cdot 10^{-5}$

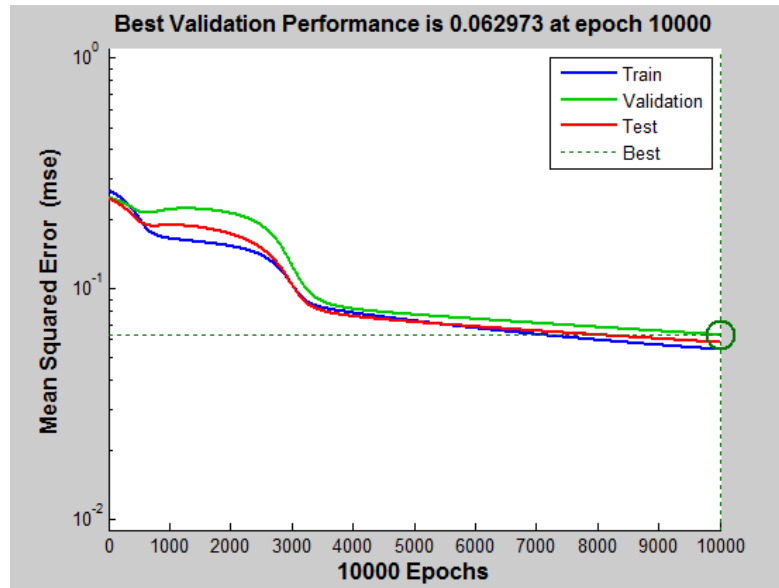


Figura 3.4(a): Gráfica de error de validación de la red neuronal 1 de retro propagación.

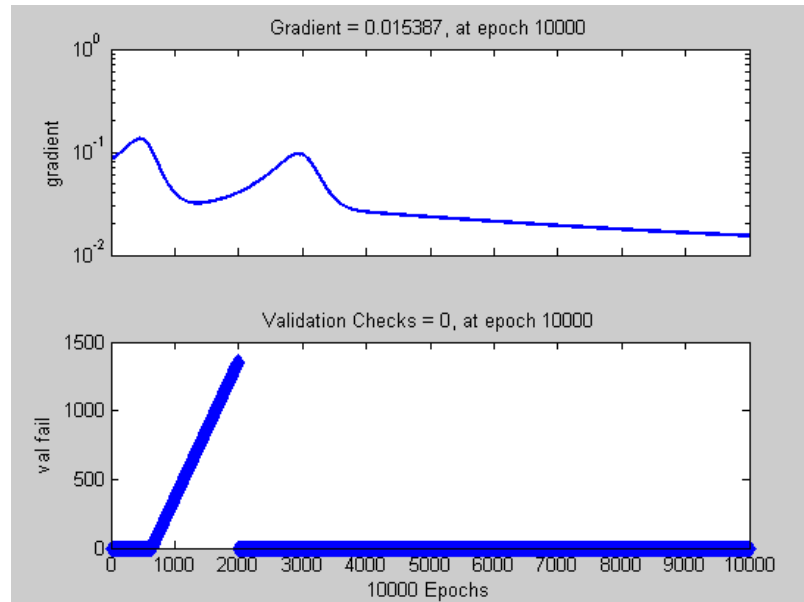


Figura 3.4 (b): Gráfica del gradiente obtenido por la red neuronal 1 de retro propagación.

En la Figura 3.4 (a) se observa un error de validación de 6.29% y en la Figura 3.4 (b) se observa un gradiente de 0.015387, por lo que se procederá a otro entrenamiento para validar de mejor manera los datos, debido a que el gradiente debe tender a cero, para indicar el menor error posible, caso contrario el valor tiende a aumentar.

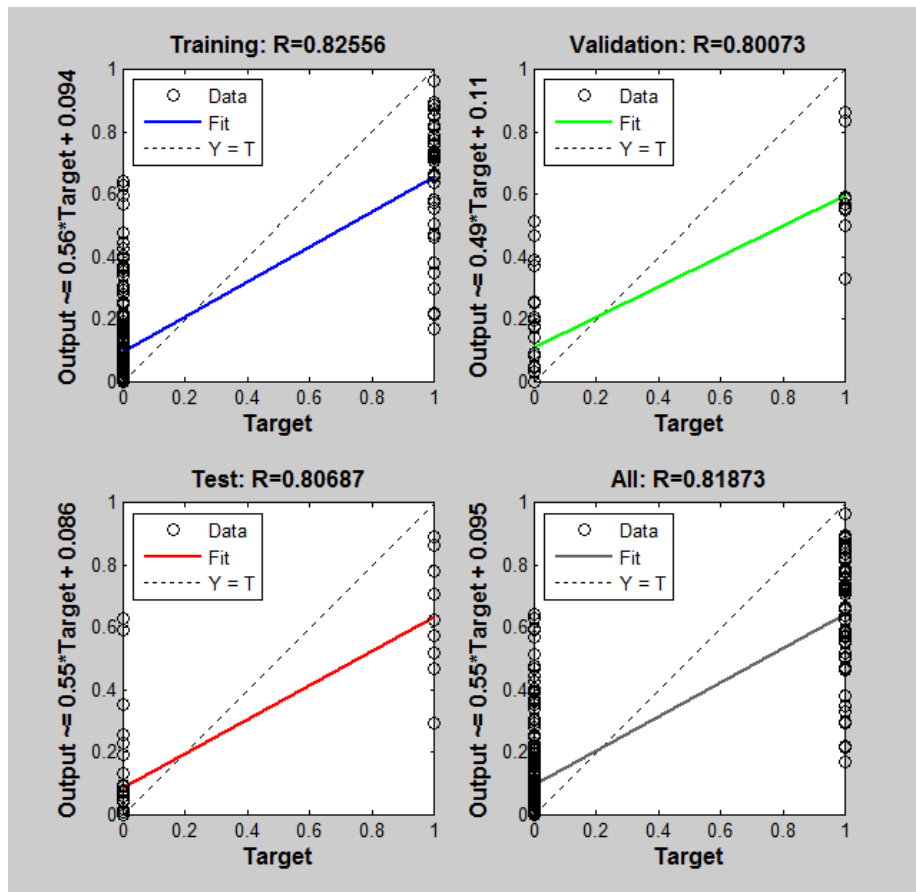


Figura 3.5: Gráfica de relación lineal entre los datos de entrada y salida.

La Figura 3.5 indica la gráfica de relación lineal entre los datos de entrada y los datos de salida esperados, es decir que la correlación entre los valores de entrenamiento y valores esperados es de 0.80 indicando un valor bajo, valor que debe ser cercano a 1 para garantizar un error mínimo en los valores de salida esperados.

R \ P	Hola	Adiós	Más o menos
Más o menos	0,066432	0,14143	0,823460
Mal	0,000000	0,000000	0,000000
Bien	0,000000	0,000000	0,000000
Adiós	0,42646	0,55000	0,069627
Hola	0,75813	0,24974	0,182270

Tabla 17: Respuesta de la red neuronal 1, al segundo entrenamiento.

En la Tabla 17 se observa, la respuesta de la red neuronal 1 segundo entrenamiento, dando valores de salida no deseados.

3.1.3 Resultados obtenidos de la red neuronal 1, al tercero entrenamiento

- Iteraciones o épocas : 10000
- Max error: 10000
- Gradiente mínimo: $1 \cdot 10^{-5}$
- Cantidad de entrenamientos: 5

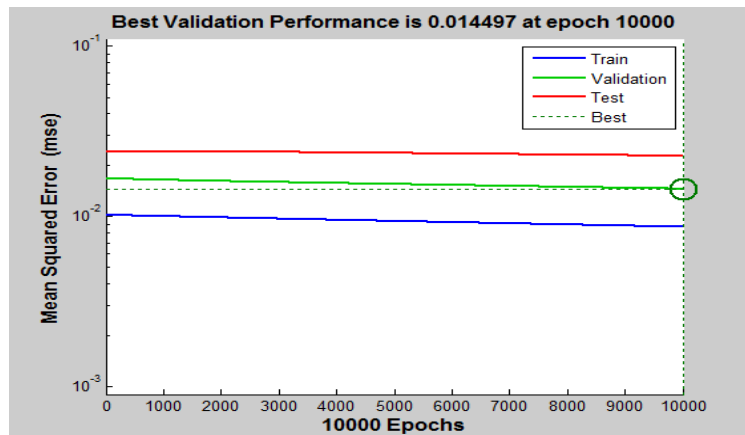


Figura 3.6(a): Gráfica de error de validación de la red neuronal 1 de retro propagación.

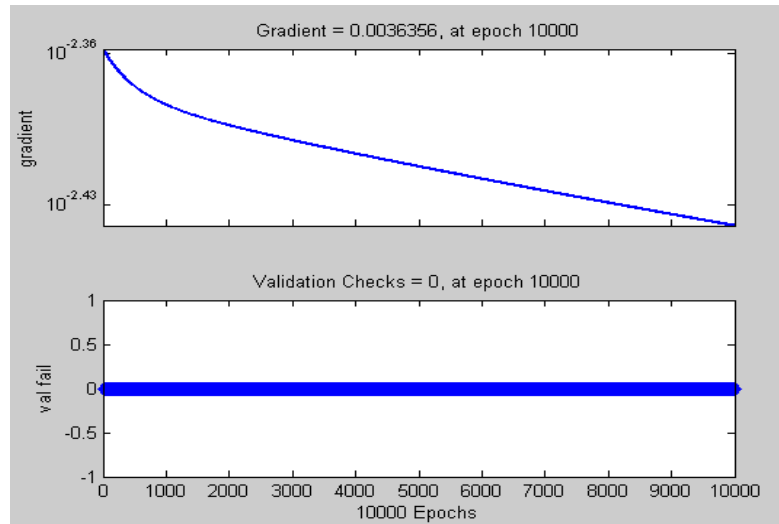


Figura 3.6 (b): Gráfico del gradiente obtenido por la red neuronal 1 de retropropagación.

En la Figura 3.6 (a) se observa un error de validación de 1.44% y en la Figura 3.6 (b) se observa un gradiente de 0.0036356, siendo resultados esperados, para comprobar correctamente su respuesta, se procede a probar.

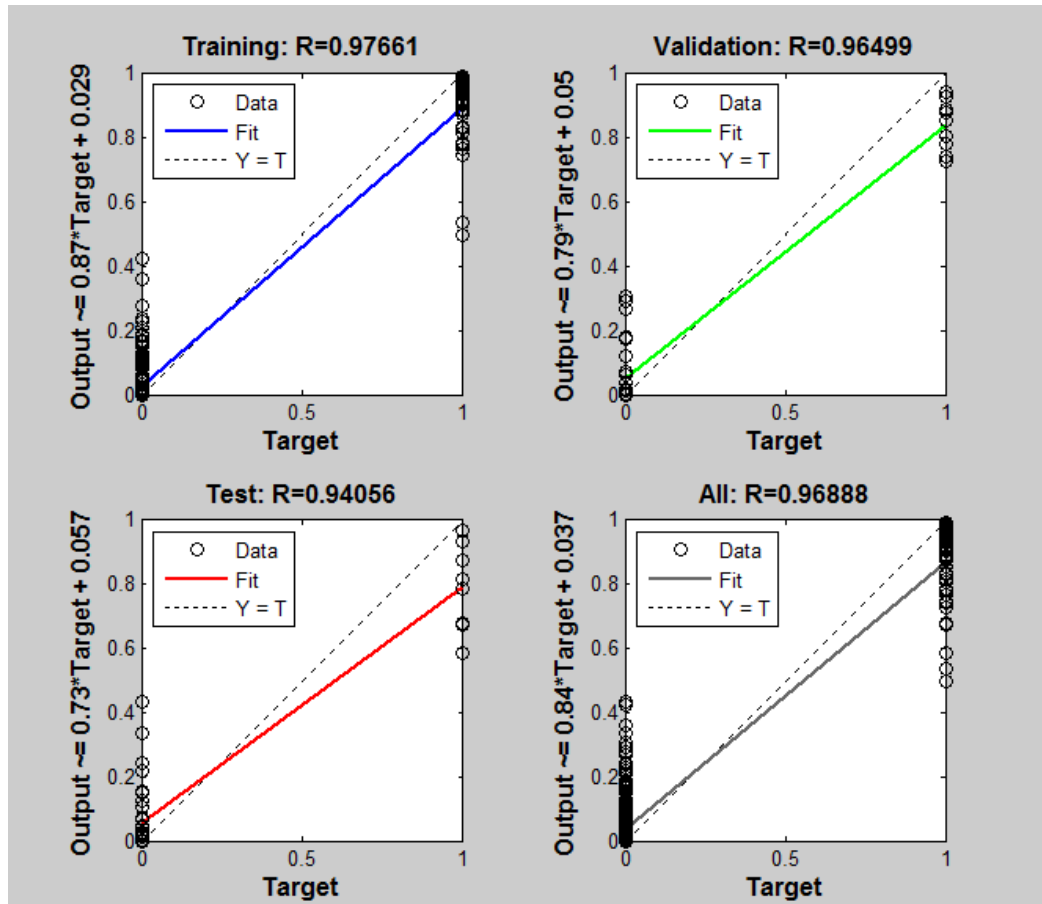


Figura 3.7: Gráfica de relación lineal entre los datos de entrada y salida.

La Figura 3.7 indica la gráfica de relación lineal entre los datos de entrada y los datos de salida esperados, es decir que la correlación entre los valores de entrenamiento y valores esperados es de 0.96888 indicando un valor aceptable, valor que debe ser cercano a 1 para garantizar un error mínimo en los valores de salida esperados.

R \ P	Hola	Adiós	Más o menos
Más o menos	0,0062178	0,055242	0,909320
Mal	0,0000000	0,0000000	0,0000000
Bien	0,0000000	0,0000000	0,0000000
Adiós	0,0522930	0,909260	0,059537
Hola	0,9608700	0,114040	0,008195

Tabla 18: Respuesta de la red neuronal 1, al tercer entrenamiento.

3.2 Resultado de la red neuronal 2 Aplicada

De igual manera se implementa una red neuronal para las palabras mal y bien, para los cuales se aplica de manera similar el método del intervalo de confianza estableciendo mayor "peso" en los sensores S2, S4, S5 y S6. Se realiza una matriz de entrenamiento con estos valores asignando de igual manera valores esperados para cada palabra.

Se asigna una red neuronal que maneja el siguiente esquema.

- Tipo de red neuronal: red neuronal de retro propagación
- Tipo de entrenamiento: Gradiente descendiente
- Función de aprendizaje: Error cuadrático medio
- Función de activación: sigmoide
- Numero de neurona capa oculta: 10

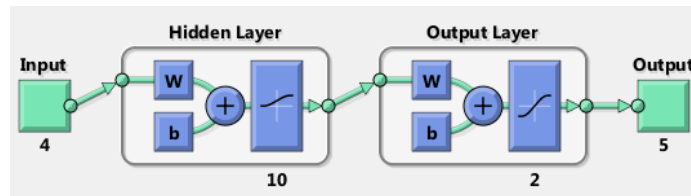


Figura 3.8: Esquema de la red neuronal 2 a entrenar.

3.2.1 Resultados obtenidos de la red neuronal 2, al primer entrenamiento

Se realiza el proceso de entrenamiento de manera similar a la red neuronal 1 obteniendo los siguientes resultados.

Parámetros de entrenamiento

- Iteraciones o épocas: 1000
- Max error: 6
- Gradiente mínimo: $1 \cdot 10^{-5}$

R \ P	Bien	Mal
Más o menos	0,00000	0,00000
Mal	0,99863	0,99918
Bien	0,65599	0,59465
Adiós	0,00000	0,00000
Hola	0,00000	0,00000

Tabla 19: Respuesta de la red neuronal 2, al primer entrenamiento.

En la Tabla 19 es evidente, que los resultados no son los esperados por lo que se procede con otro entrenamiento.

3.2.2 Resultados obtenidos de la red Neuronal 2, al segundo entrenamiento

- Iteraciones o épocas: 10000
- Max error: 10000
- Gradiente mínimo: $1 \cdot 10^{-5}$
- Numero de entrenamientos: 3

R \ P	Bien	Mal
Más o menos	0	0
Mal	0.99842	0.99883
Bien	0.72249	0.10931
Adiós	0	0
Hola	0	0

Tabla 20: Respuesta de la red neuronal 2, al segundo entrenamiento.

En la Tabla 20 es evidente, que los resultados no son los esperados por lo que se procede con otro entrenamiento.

3.2.3 Resultados obtenidos de la red neuronal 2, al tercer entrenamiento

- Iteraciones o épocas : 10000
- Max error: 10000
- Gradiente mínimo: $1 \cdot 10^{-5}$
- Numero de entrenamientos: 7

R \ P	Bien	Mal
Más o menos	0,00000	0,000000
Mal	0,11011	0,938000
Bien	0,93991	0,038421
Adiós	0,00000	0,000000
Hola	0,00000	0,000000

Tabla 21: Respuesta de la red neuronal 2, al tercer entrenamiento.

Una vez entrenada la red neuronal 2, disminuye el error del valor esperado y el valor obtenido, entre la entrada y salida que deben ser cercanos a 0, por la red neuronal. Se tiene el sistema de redes neuronales listo para recibir valores nuevos de prueba y poder reconocer el tipo de palabra que envíe el usuario, siempre y cuando sea una de las cinco palabras definidas en este documento.

3.3 Verificación estadística de la palabra Hola en la red neuronal 1

Se tiene el siguiente vector con los datos de la palabra Hola [31; 104; 35; 28; 89] los cuales se ingresan a la red neuronal 1 expuesta anteriormente, se obtiene los siguientes resultados.

R \ P	Hola
Más o menos	0,0075
Mal	0,0000
Bien	0,0000
Adiós	0,0032
Hola	0,9960

Tabla 22: Respuesta de la red neuronal 1, a la palabra “Hola”.

De lo visualizado en la Tabla 22, este resultado presenta una mayor tendencia a la palabra “Hola”, obteniendo el valor esperado, se observa valores “cercaños”, no exactos por el grado de error presentado como resultado de su entrenamiento.

Con la red neuronal se ha definido el valor esperado sin ningún inconveniente, sin embargo verificamos con las herramientas estadísticas para confirmar que es dicha palabra.

Como punto de partida para la palabra hola se toma el sensor 2, ya que como se indicó anteriormente es el más relevante y será objeto de análisis.

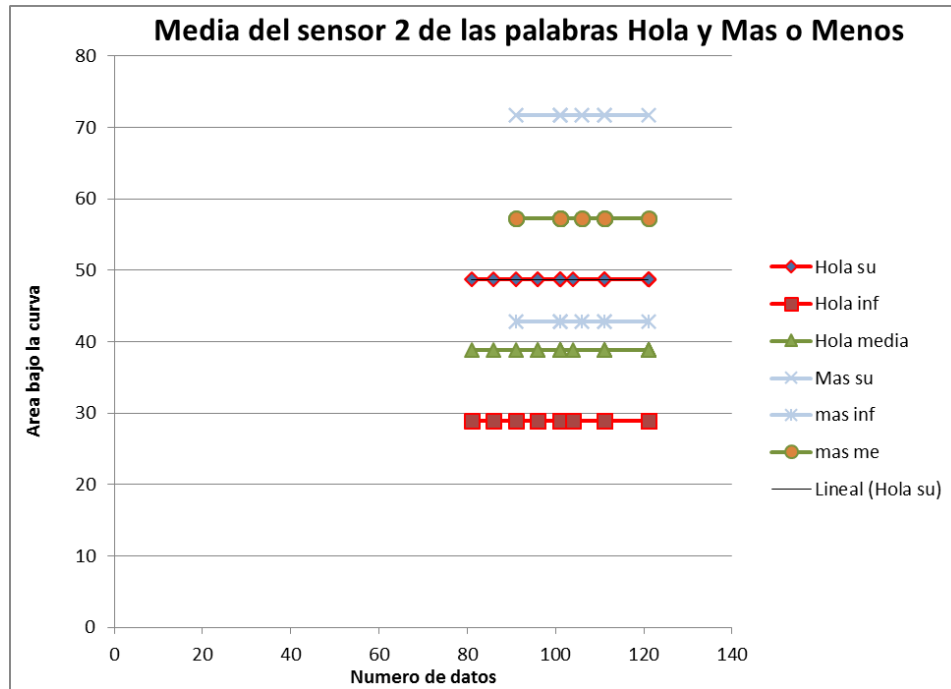


Figura 3.9: Análisis de media en el sensor 2 para las palabras “Hola” y “Más o menos”.

Se observa en la Figura 3.9 la media obtenida de las 20 muestras del sensor 2 y sus límites, de la palabra hola y la palabra más o menos con sus rangos definidos de acuerdo a su desviación estándar

Los datos recibidos de la palabra prueba hola [31; 104; 35; 28; 89] corresponden a los sensores S2, S4, S5, S6 y S7. Es decir que el valor asignado por el sensor 2 es 31, dicho valor se encuentra dentro del rango asignado, para la palabra hola de acuerdo a la Figura 3.9 (rango 49-29) y fuera del rango de validación de la palabra Más o menos (43-72), cabe resaltar que el método estadístico nos indica la palabra de mayor peso mas no el porcentaje de error que va a tener.

Con estas dos herramientas utilizadas, nntool y método de intervalo de confianza se asegura que la palabra nueva ingresada es hola, lo cual se aplica para la siguiente muestra.

3.4 Resultado Final del sistema

Para verificar la respuesta del sistema se cuenta con 80 pruebas de 8 personas diferentes, de las cuales se seleccionaron las pruebas A, B y H por presentar diferencias más notables.

Las tablas de resultados, así como Gráficas de correlación de los diferentes sensores, que no se muestran en este capítulo, se las podrá encontrar en el anexo A.3.4 y A.3.5. En la Tabla 17 se encuentran las características más significativas; como edad, estado físico, altura, peso de las personas; sometidas a las pruebas, todas de sexo masculino.

Nombre	Edad [años]	Estado Físico	Altura [cm]	Peso [lbs]	IMC	Observación
Prueba A	25	Er	173	161	24.4	Ninguna
Prueba B	34	Ef	168	158	25.4	Ninguna
Prueba C	73	Sa	168	15	25.4	Marcapaso
Prueba D	54	Sa	171	165	25.6	Ninguna
Prueba E	31	Sa	159	125	22.4	Ninguna
Prueba F	30	Sa	180	205	28.7	Ninguna
Prueba G	25	Sa	172	167	27.7	Ninguna
Prueba H	28	Er	165	176	29	Ninguna

Tabla 23: Características físicas de las personas de prueba.

En la Tabla 23 se muestra las Característica de las personas que se sometieron a la prueba.

La prueba “A”, cabe mencionar que es de la misma persona a la cual se extrajo la matriz de entrenamiento.

Er= Ejercicio regular, Ef=Ejercicio Fuerte Sa= Sin actividad física MoM=más o menos

3.4.1 Resultado de la palabra “Hola”

Prueba A

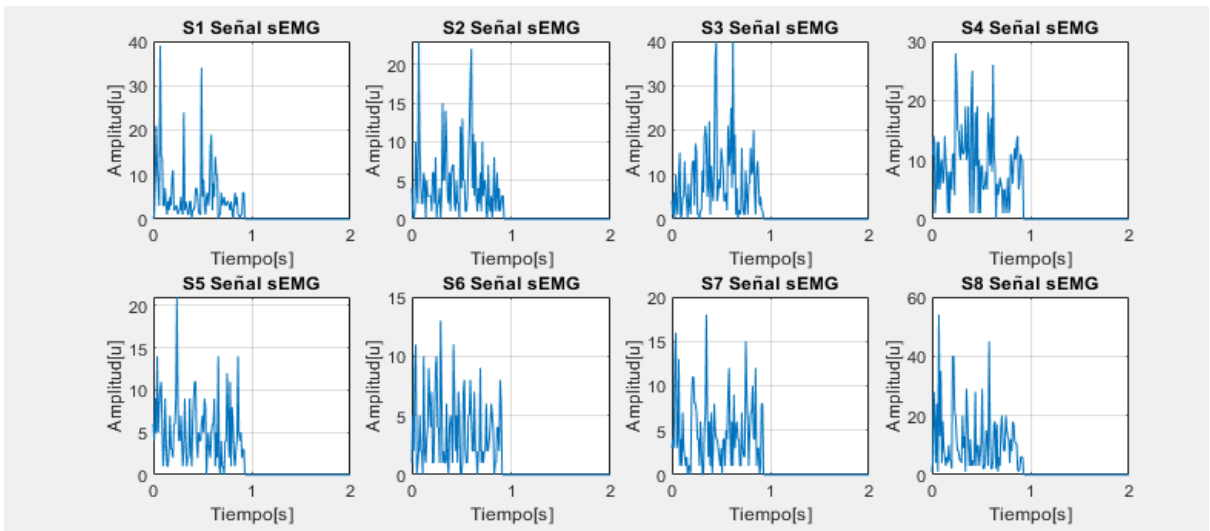


Figura 3.10: Señales sEMG prueba A “Hola muestra 1”.

En la Figura 3.10 se observa la toma de datos de cada sensor para sus respectivos análisis, se tomara como ejemplo la Prueba A, dando como resultado un área bajo la curva de [53.45, 46.29, 86.23, 92.55, 51.78, 36.32 ,47.34 ,114.77].

En un primer análisis se observa que, por el número de datos, se debe seleccionar la red neuronal 1; se debe considerar que en la sección 2.3.2, se analizó si existían sensores que presenten un gran peso para la palabra, por lo que se reduce a los sensores S2, S4, S5, S6 y S7, reduciendo los sensores a la matriz de interés nos queda [46.29, 92.55, 51.78, 36.32 ,47.34].

La palabra Hola presenta una mayor representación en sus sensores S2 y S4, según la Tabla 2, pero debido a una curtosis alta y desviación estándar alta, mostrada en la Tabla 7 se analizara solo el sensor 2.

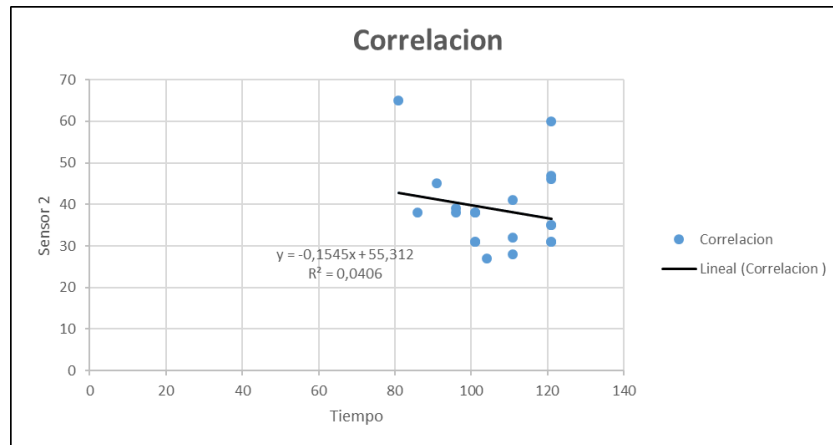


Figura 3.11 (a): Correlación del S2 palabra “Hola”.

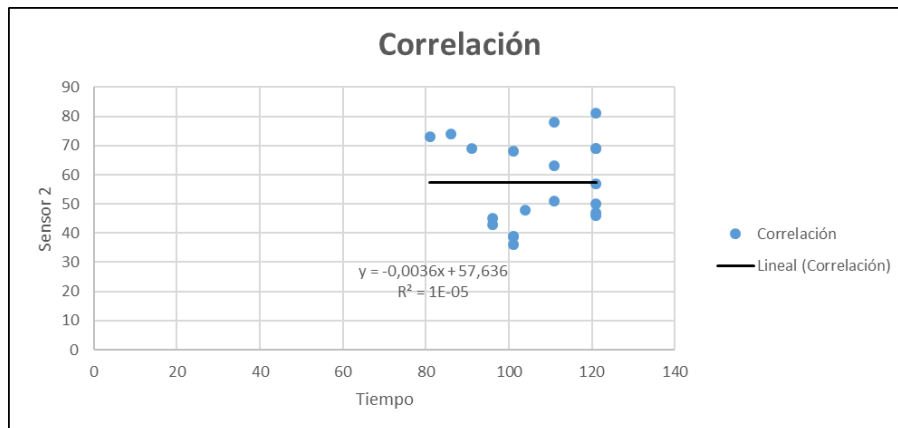


Figura 3.11 (b): Correlación del S2 palabra “Más o menos”.

Se puede observar en la Figura 3.11 (a) que la recta de correlación, pasa por los puntos 38 a 40.5 (Dato tomado de Excel), mientras que para la Figura 3.11 (b) pasa la recta de correlación por el punto 58, debido a sus correlaciones 9.93 para Hola y 14.44 para Más o menos, ambos valores son aceptables, pero debido a la media, la que presenta

menos error es la palabra Hola, donde se puede evidenciar más adelante en la Tabla 18 muestra 1, la palabra tiene un porcentaje de semejanza al 41% para Hola y 5% para Más o menos.

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	MoM	
Muestra 1	93	0.41	*0	0.0597	Palabra realizada de manera normal
Muestra 2	121	0.5130	*0	0.3288	Palabra realizada de manera normal

Tabla 24: Respuesta del sistema prueba A “Hola”

Prueba B

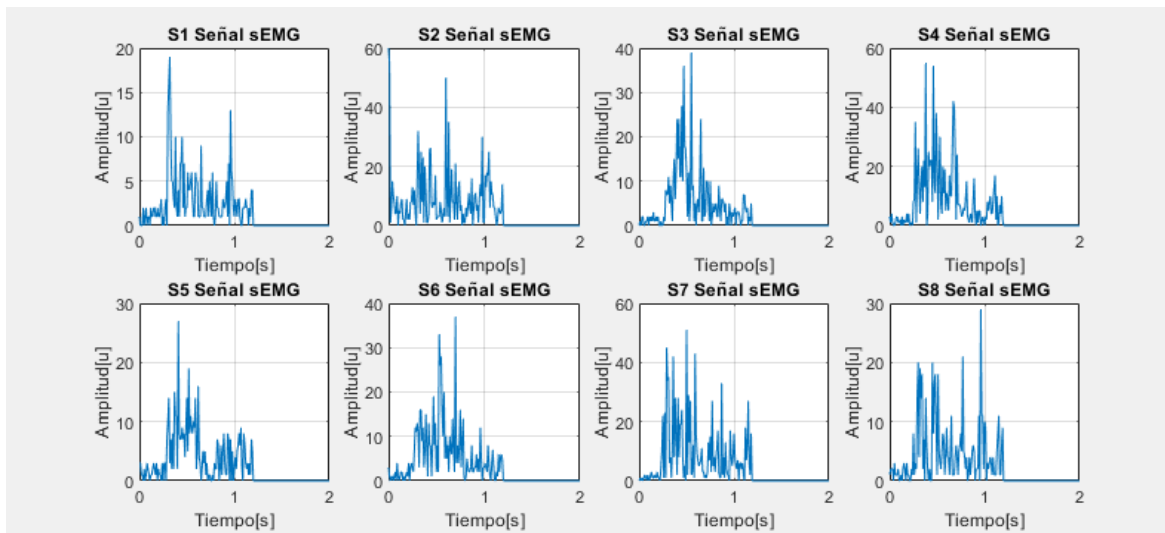


Figura 3.12: Señales sEMG prueba B “Hola muestra 1”.

En la Figura 3.12 se observa la toma de datos de cada sensor, para sus respectivos análisis, se tomara como ejemplo la prueba B, dando como resultado un área bajo la curva de [29.20, 91.68, 54.53, 93.06, 44.57, 60.04 ,89.83 ,48.19]. De lo explicado en la prueba A se reduce la matriz a [91.68, 93.06, 44.57, 60.04 ,89.83].

Para la palabra Hola su mayor peso es el S2 y así lo reconoce la red neuronal 1, por lo que su valor está muy alejado de la recta de correlación de Hola, con respecto a la de Mas o Menos, la red neuronal 1 no lo desconoce como un valor ajeno a ella, debido a que, otros parámetros como límites, correlación y curtosis, dicen que estos valores tienen características con la matriz de entrenamiento.

En las gráficas tomadas por la señal señales sEMG, se puede observar un valor adicional, que es la amplitud representada por la cantidad de fuerza que puede aplicar una persona con respecto a otra, la cual este documento no centra su estudio.

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	MoM	
Muestra 1	121	0.048	0	0.9813	No existe correcto análisis en la Prueba B
Muestra 2	82	0.1403	0	0.8551	No existe correcto análisis en la prueba B

Tabla 25: Respuesta del sistema prueba B “Hola muestra 1”.

Prueba H

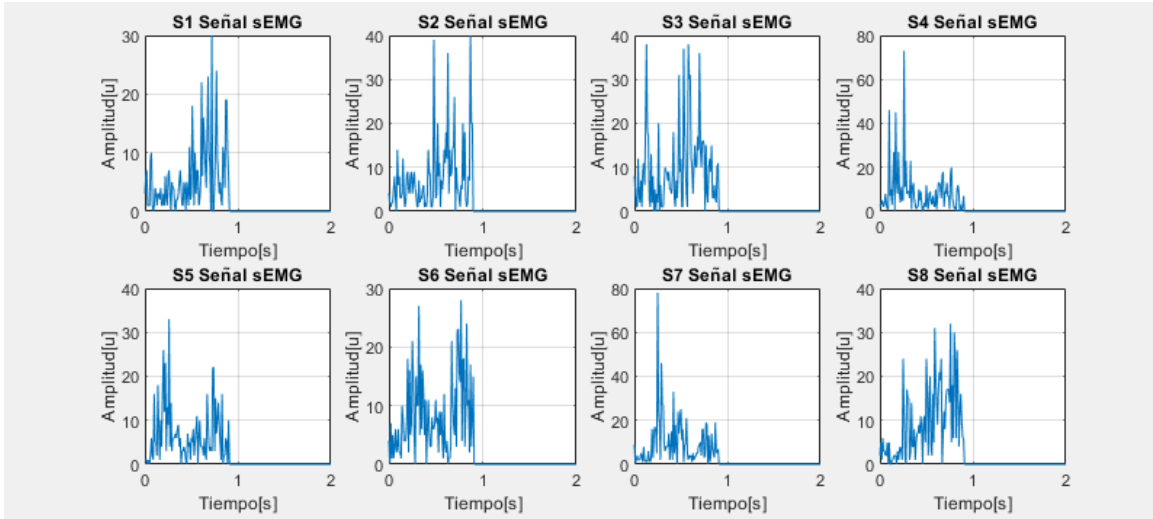


Figura 3.13: Señales sEMG prueba H “Hola muestra 1”.

En la Figura 3.13 se observa la toma de datos de cada sensor, para sus respectivos análisis, se tomara como ejemplo la Prueba B, dando como resultado un área bajo la curva de [30.5, 91.29, 62.47, 104.78, 45.75, 67.15, 93.97, 46.5], de lo visto en la prueba A, se reduce la matriz a [91.29, 104.78, 45.75, 67.15, 93.97].

Aquí ocurrió un caso atípico para la red neuronal 1, el programa tiene compensaciones adicionales a la red neuronal 1, que le obligan a identificar correctamente un valor, el S2 tiene menor error con respecto a la recta de correlación con “más o menos”, por lo que la red neuronal 1, identifico Hola con 62% y Mas o menos con 93% respectivamente, pero no cumplía ningún parámetro estadístico, ni se encontraba dentro de sus límites, por lo que la compensación múltiplo a 5 la palabra Hola y a 2 la palabra Adiós, dando como resultado la palabra Hola.

Esto sucede cuando existen “coincidencias”, que no son ajenas, cuando tratamos con datos provenientes del ser Humano, donde no son constantes las señales sEMG, solo cumplen un patrón característico.

¿Por qué la prueba H, pudo ser corregida por el compensador y la prueba B no?

Al observar más adelante los análisis de las tablas de la red neuronal 1 y 2 se observara que la prueba B, no cumple ninguna característica con la de muestre, mientras que la prueba H, está dentro de los análisis estadísticos, si se observa la Figura 3.10 y la Figura 3.13 las gráficas muestran similitud en amplitud y datos dentro de sus límites como indica la Tabla 7.

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	91	*0.9975	0	*0.5954	Análisis correcto
Muestra 2	83	*0.9975	0	*0.9150	Análisis Correcto

Tabla 26: Respuesta del sistema prueba H “Hola”.

3.4.2 Resultado de la palabra “Adiós”

Prueba A

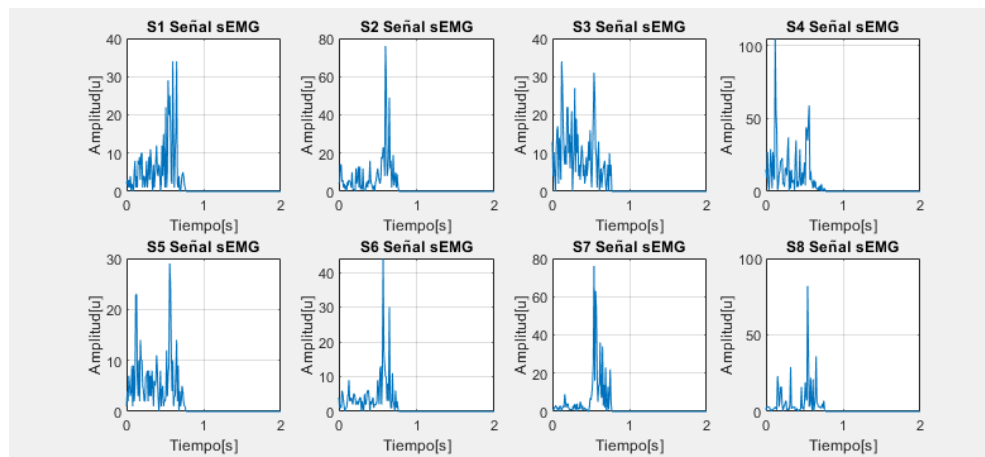


Figura 3.14: Señales sEMG prueba A “Adiós muestra 1”.

En la Figura 3.14 se observa la gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Adiós, para la Prueba A, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [58.49, 96.02, 85.00, 127.25, 56.39, 45.80, 79.19, 64.13].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1					Observación
		Hola	Adiós	Bien	Mal	MoM	
Muestra 1	77	0	0.7	0	0	0	Análisis correcto
Muestra 2	77	0	0.0115	0	0	0	Análisis correcto

Tabla 27: Respuesta del sistema prueba A “Hola”.

En la Tabla 27 la muestra 2 evidencia poca y casi nula fidelidad, sin embargo los acondicionamientos provocan que la respuesta sea correcta.

Prueba B

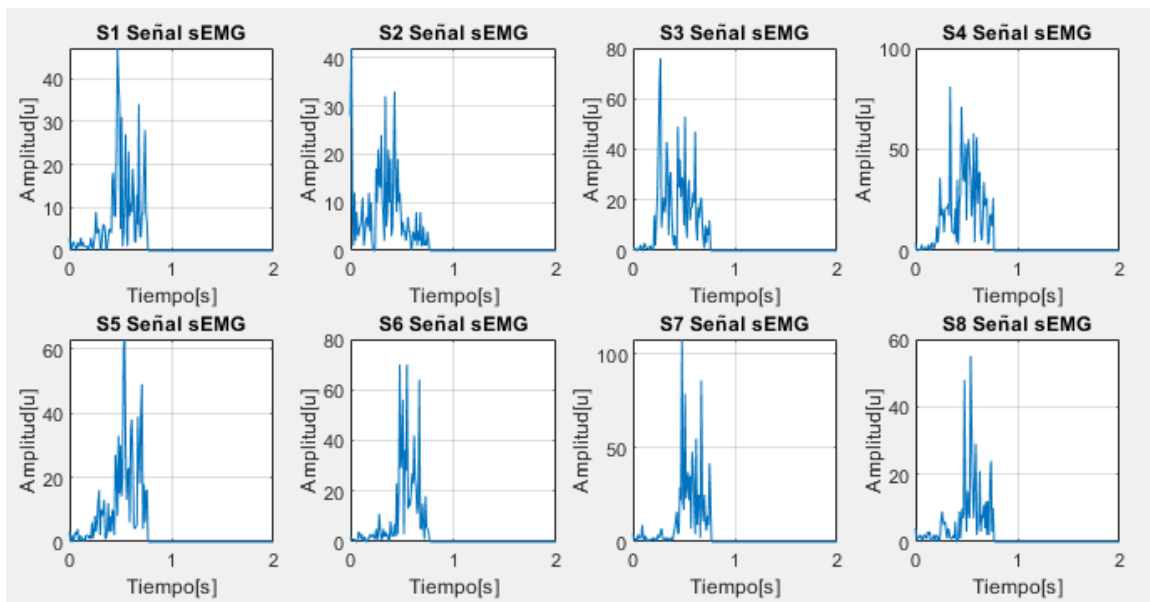


Figura 3.15: Señales sEMG prueba B “Adiós muestra 1”.

En la Figura 3.15 se observa la gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Adiós, para la Prueba B, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [322.64, 264.94, 181.07, 185.91, 108.17, 210.282, 227.227].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1					Observación
		Hola	Adiós	Bien	Mal	MoM	
Muestra 1	77	0	0	0	0	0	error
Muestra 2	88	0.9979	0	0	0	0.3419	Análisis Incorrecto

Tabla 28: Respuesta del sistema prueba B “Adiós”.

En la Tabla 28 se vuelve a verificar que la prueba B pertenece a un grupo muy distinto que no satisface las condiciones antes expuesta.

Prueba H

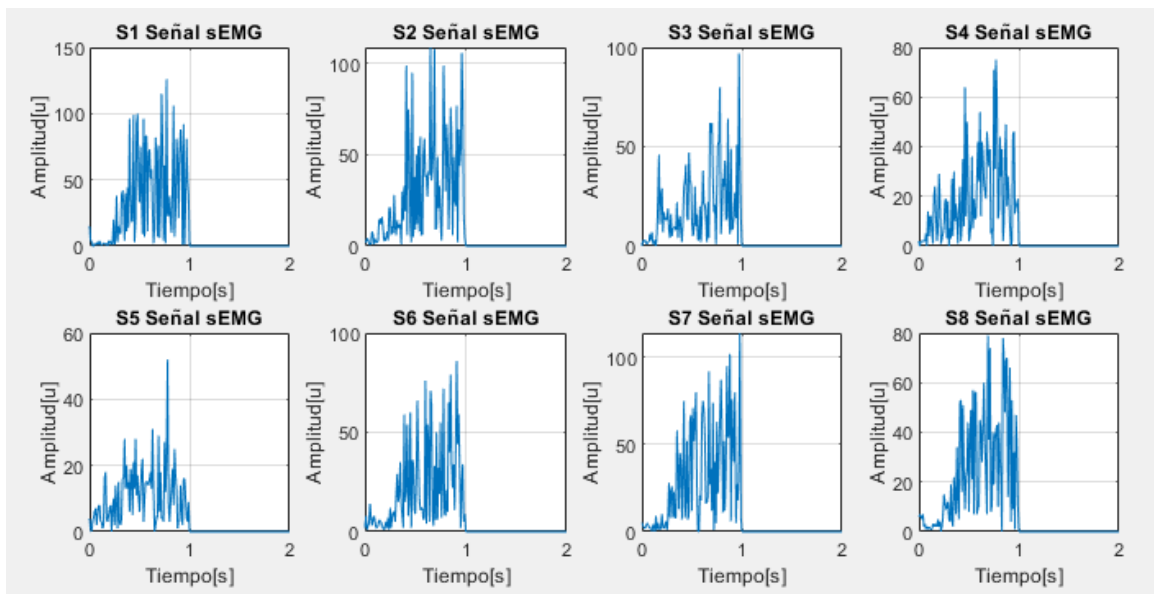


Figura 3.16: Señales sEMG prueba H “Adiós muestra 1”.

En la Figura 3.16 se observa la gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Adiós, para la Prueba H, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [336.71, 283.92, 195.58, 187.05, 210, 289, 233].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1					Observación
		Hola	Adiós	Bien	Mal	MoM	
Muestra 1	100	0	0	0	0	0	Fuera de rango
Muestra 2	100	0	0	0	0	0	Fuera de rango de análisis

Tabla 29: Respuesta del sistema prueba H “Adiós”.

En la Tabla 29 con las diferentes pruebas no se pudo verificar su correcta respuesta, debido a que se encuentra fuera de rango de números de datos, recordando que esta palabra pertenece al análisis de las dos redes neuronales.

3.4.3 Resultado de la palabra “Bien”

Prueba A

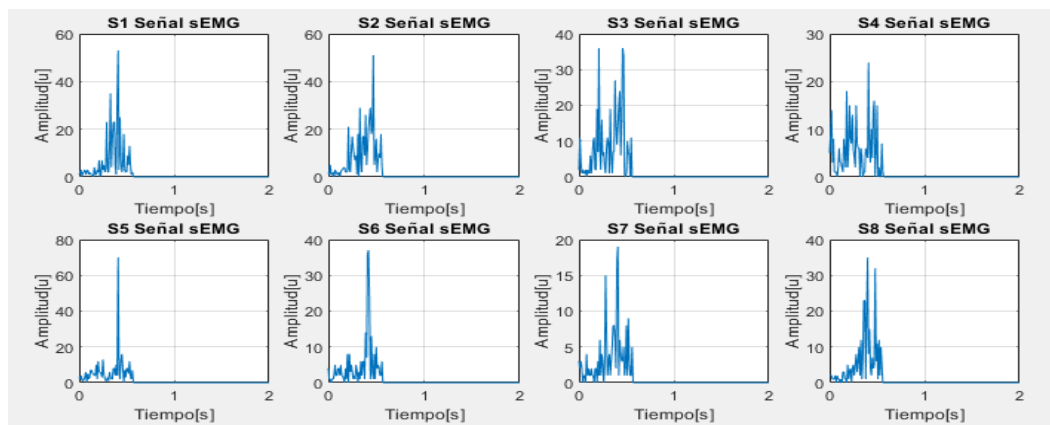


Figura 3.17 Señales sEMG prueba A “Bien muestra 1”.

En la Figura 3.17 se observa la gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Bien, para la Prueba A, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [68.7, 89.31, 82.24, 55.77, 60.60, 49.13, 34.91, 56.89].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	57	0.6885	0.1300	Análisis correcto
Muestra 2	57	0.6928	-0.0543	Análisis correcto

Tabla 30: Respuesta del sistema prueba A “Bien”.

En la Tabla 30 se observa que los resultados son satisfactorios, lo que indica que la red neuronal está correctamente diseñada, recordando que las pruebas de la Persona A son los de la base de Datos.

Prueba B

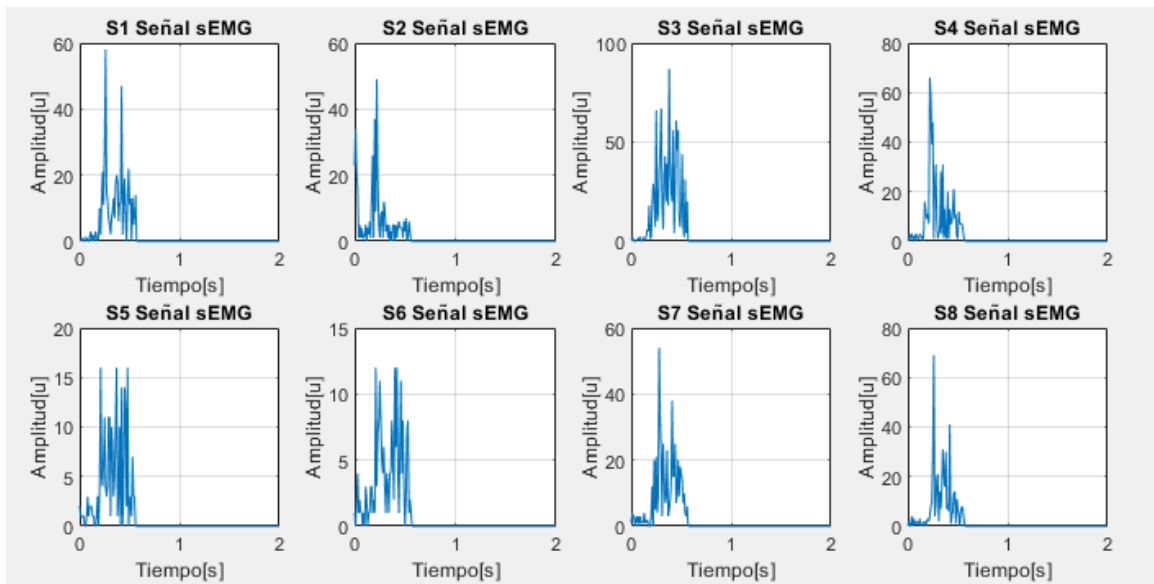


Figura 3.18: Señales sEMG prueba B “Bien muestra 1”.

En la Figura 3.18 se observa la gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Bien, para la Prueba B, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [88.01, 69.74, 196.63, 101.81, 44.13, 38.18, 93.36, 83.27].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	57	0.4571	0.1624	Análisis correcto
Muestra 2	57	0.4831	0.2478	Análisis correcto

Tabla 31: Respuesta del sistema prueba B “Bien”.

En la Tabla 31 se observa que el sistema reconoció correctamente, para la red neuronal 2, la persona de la Prueba B cumple satisfactoriamente, sin embargo, se debe a una correlación alta para esta palabra, recordando también que el en capítulo dos esta palabra presentaba alta simetría para dos sensores y simetría para seis sensores, por lo que esta palabra puede englobar un análisis mucho más atípico.

Prueba H

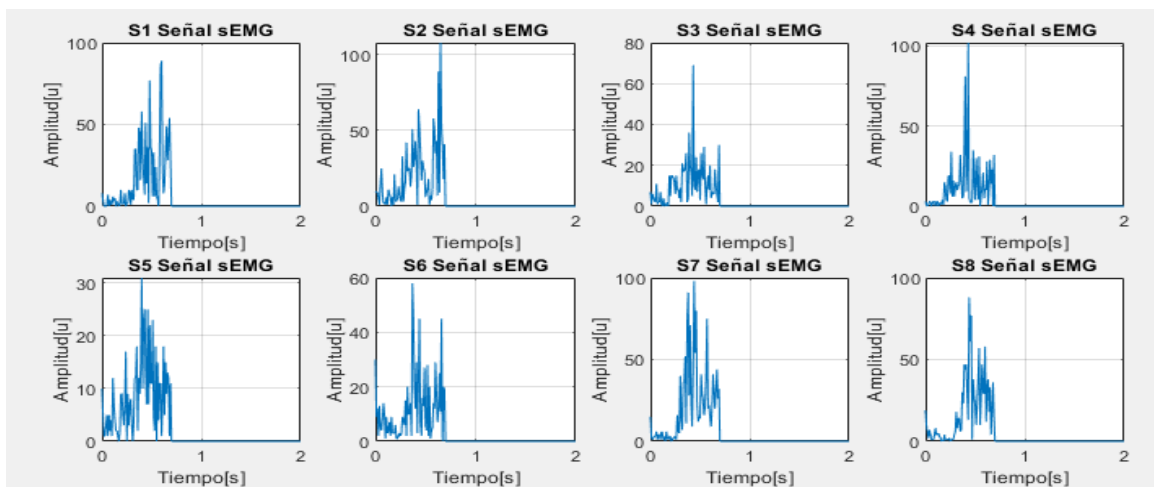


Figura 3.19: Señales sEMG prueba H “Bien muestra 1”.

En la Figura 3.19 se observa la Gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Bien, para la Prueba H, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [185.27, 204.44, 108.89, 127.70, 83.75, 121.38, 214.37, 179.09].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	70	0.4845	0.1133	Análisis correcto
Muestra 2	70	0.5001	0.2259	Análisis correcto

Tabla 32: Respuesta del sistema prueba H “Bien”.

En la Tabla 32 se observa la palabra Bien para la prueba H. se puede inferir que La persona de la Prueba H cumple con características similares a la de la persona de la Prueba A.

3.4.4 Resultado de la palabra “Mal”

Prueba A

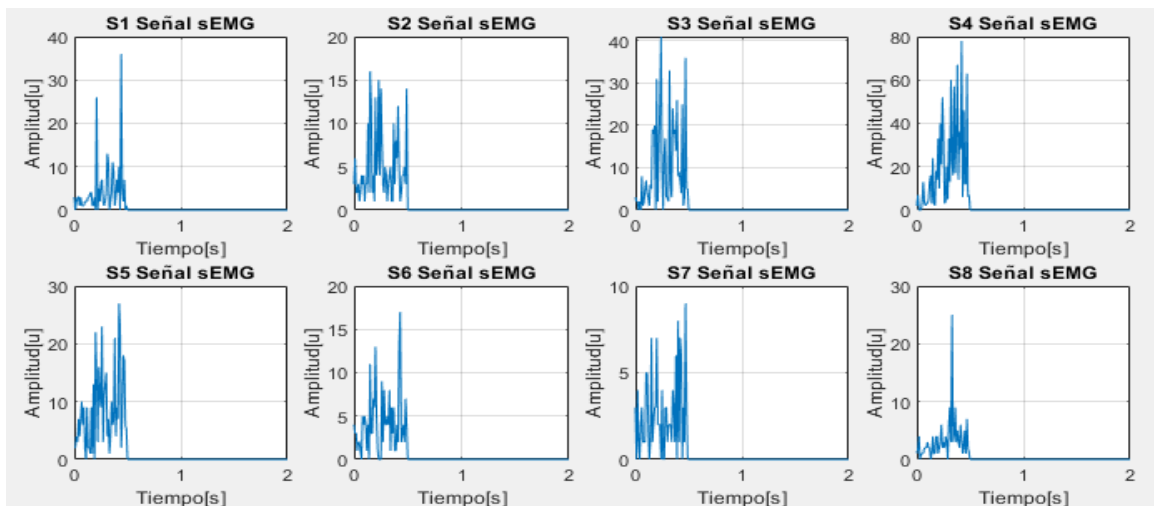


Figura 3.20: Señales sEMG prueba A “Mal muestra 1”.

En la Figura 3.20 se observa la Gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Mal, para la Prueba A, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [44.71, 53.75, 102.21, 202.69, 86.92, 40.76, 28.17, 33.94].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	50	0	0.4329	Análisis correctos
Muestra 2	40	0	0.0232	Análisis correcto Pero no satisfactorio

Tabla 33: Respuesta del sistema prueba A “Mal”.

En la Tabla 33 se observa que los resultados son satisfactorios, lo que indica que la red neuronal está correctamente diseñada, recordando que las pruebas de la persona A son los de la base de Datos, la Muestra 2 dio un resultado no satisfactoria, esto se infiere es debido a que está muy alejado de la Media del número de datos tomados.

Prueba B

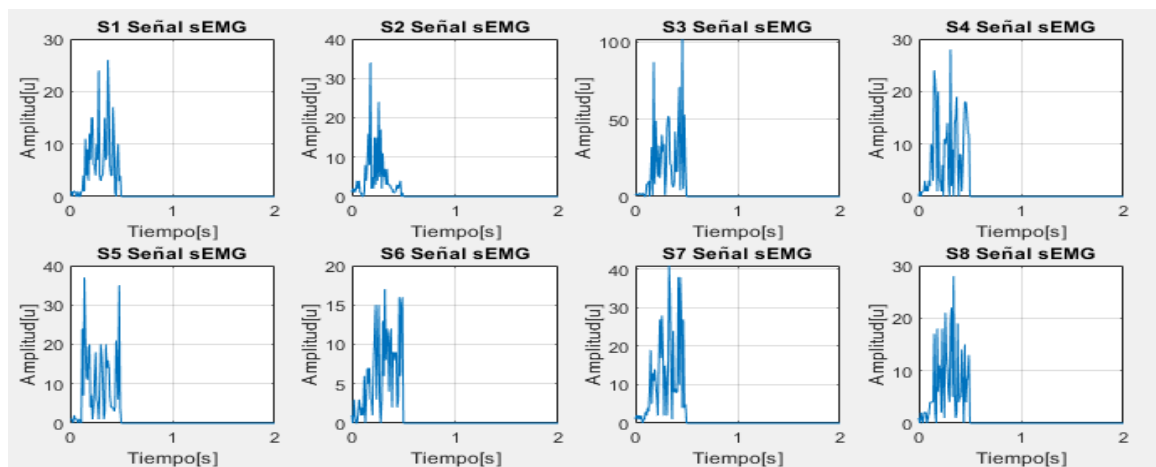


Figura 3.20: Señales sEMG prueba B “Mal muestra 1”.

En la Figura 3.20 se observa la Gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Mal, para la Prueba B, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [61.44, 49.90, 208.75, 77.37, 88.75, 61.82, 111.63, 72.21].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	50	0	-0.015	Análisis no reconoce
Muestra 2	44	0	-0.120	Análisis no reconoce

Tabla 34: Respuesta del sistema prueba B “Mal”.

En la Tabla 34 se observa que con este análisis se puede comprobar que la red neuronal no reconoce a la palabra más cercana, si no cumple ningún parámetro estadístico, la red neuronal da un valor negativo.

Prueba H

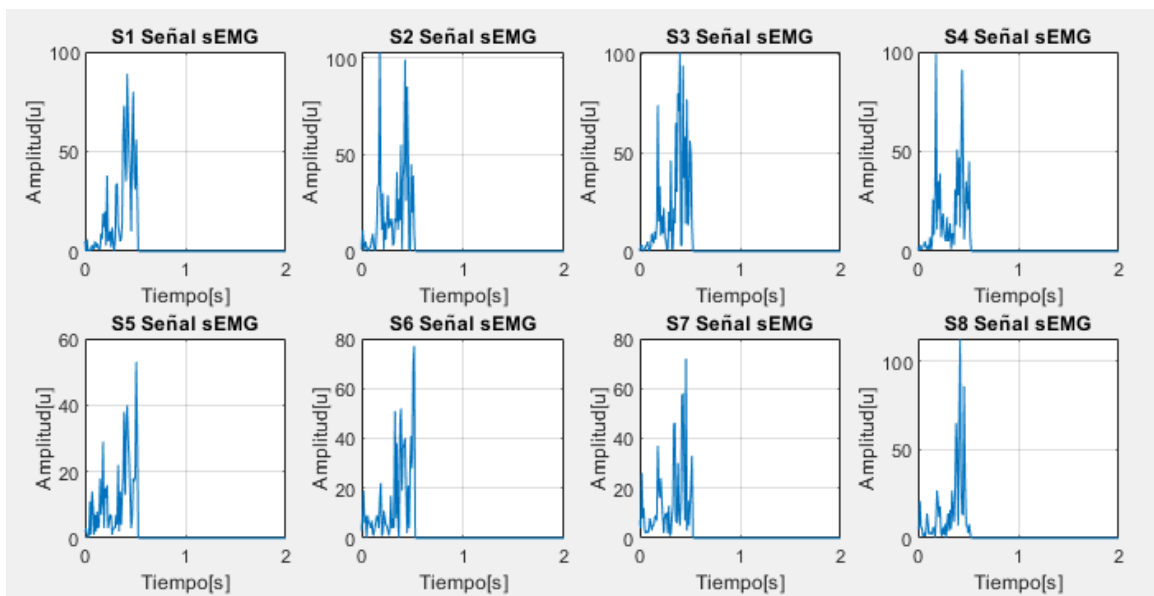


Figura 3.21: Señales sEMG prueba H “Mal muestra 1”.

En la Figura 3.21 se observa la Gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Mal, para la Prueba H, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [199.71, 203.30, 219.81, 180.75, 119.24, 159.90, 147.26, 156.60].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	53	0	0.7296	Análisis correcto
Muestra 2	53	0	0.0981	Análisis no satisfactorio

Tabla 35: Respuesta del sistema prueba H “Mal”.

En la Tabla 49 se observa la palabra Mal para la prueba H.

En la Tabla 35 la prueba H dio resultados correctos, al cumplir parámetros de compensación, aun cuando la red neuronal sola no pudo reconocerla correctamente.

3.4.5 Resultado de la palabra “Más o Menos”

Prueba A

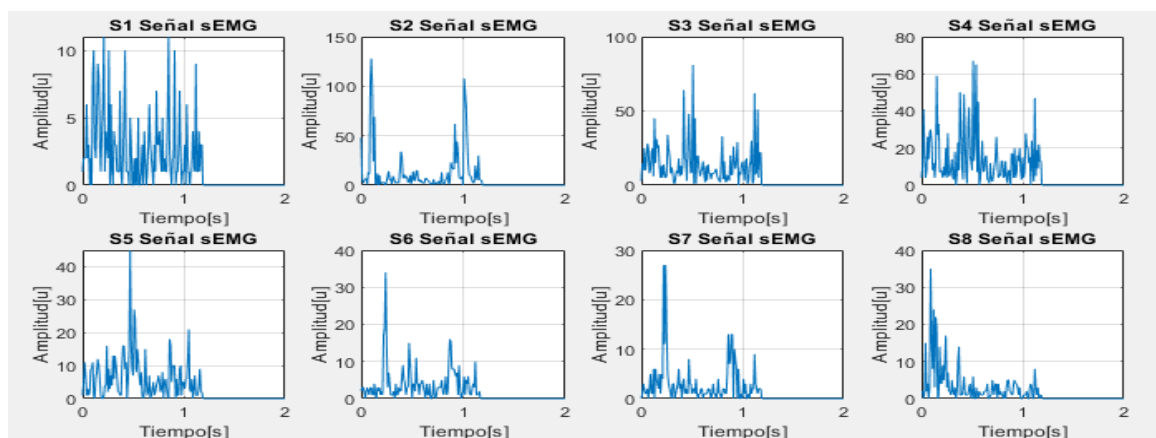


Figura 3.22: Señales sEMG prueba A “Más o Menos muestra 1”.

En la Figura 3.22 se observa la Gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Más o menos, para la Prueba A, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [27.25, 136.14, 142.99, 149.18, 64.46, 39.09, 30.57, 35.40].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	120	0.0067	0	0.9931	Análisis correcto
Muestra 2	100	0.0035	0	0.9957	Análisis Correcto

Tabla 36: Respuesta del sistema prueba A “Más o menos”.

En la Tabla 36 los Resultados son satisfactorios para el análisis de la prueba A, Coinciden tanto las condiciones del programa como la red neuronal, dejando un resultado.

Prueba B

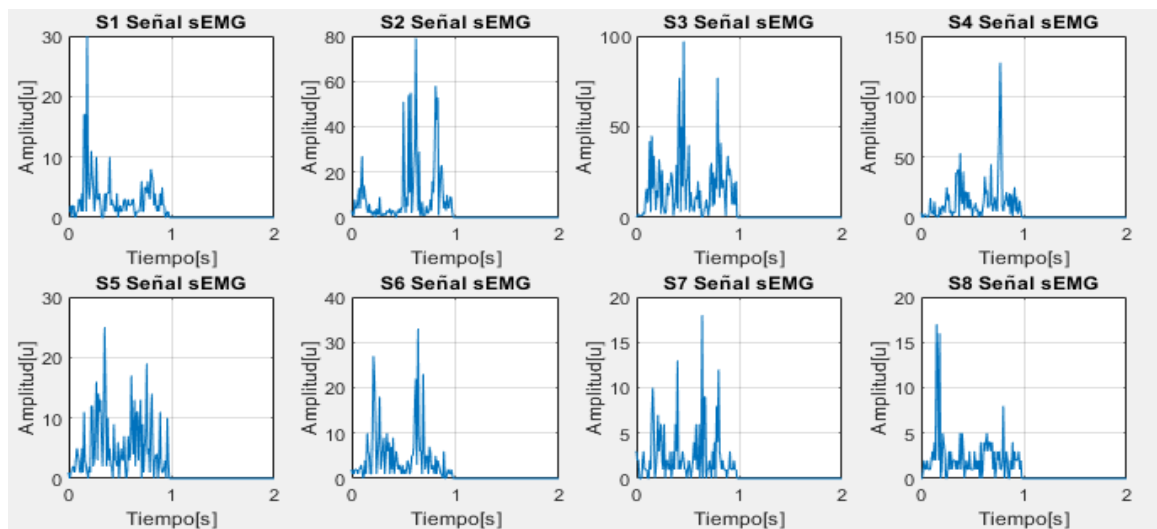


Figura 3.23: Señales sEMG prueba B “Más o Menos muestra 1”.

En la Figura 3.23 se observa la Gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Más o menos, para la Prueba B, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [33.49, 102.31, 167.74, 138.92, 52.41, 50 25.96, 23.97].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	91	0.0032	0	0.9945	Análisis correcto
Muestra 2	91	0.0025	0	0.9956	Análisis correcto

Tabla 37: Respuesta del sistema prueba B “Más o menos”.

En la Tabla 37 se observa la palabra Más o menos para la prueba B con resultado satisfactorio debido a que la prueba B coincide cerca de la media, para una población grande de distintas características la red neuronal satisface siempre y cuando este cerca de la media del número de Datos.

Prueba H

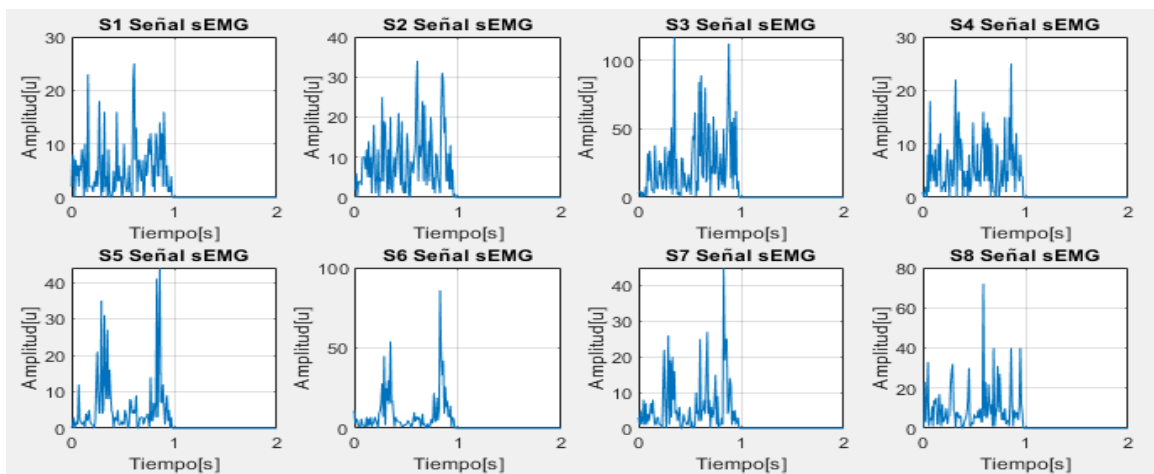


Figura 3.24: Señales sEMG prueba H “Más o Menos muestra 1”.

En la Figura 3.24 se observa la Gráfica de las señales, de los diferentes sensores de la palabra Más o menos, para la Prueba H, dando como resultado sus áreas bajo la curva: [54.94, 91.93, 235.86, 59.19, 59.67, 93.38, 63.70, 97.79].

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	91	0.1029	0	0.9823	Análisis correcto
Muestra 2	93	0.1139	0	0.9961	Análisis correcto

Tabla 38: Respuesta del sistema prueba H “Más o menos”.

En la Tabla 38 se tiene un análisis correcto para la prueba H, persona de característica similares a la de la Prueba A.

3.5 Tabla de análisis de la implementación del reconocimiento de palabra

Palabra	A	B	C	D	E	F	G	H
Hola	2	0	0**	1	0	2	2	2
Adiós	2	0**	0	2	0	0	0	0**
Bien	2	2	0	2	2	0	2	2
Mal	2*	0**	2	0	1	2*	2	2*
Más o menos	2	2	1*	0	2	1	2	2

Tabla 39: Tabla general de respuesta.

*Dato no satisfactorios

**Dato que La red no lo reconoce, para ningún análisis de lo establecido

3.6 Análisis de la respuesta de la implementación del reconocimiento de palabra

- Se pudo determinar de manera satisfactoria, que se puede personalizar el dispositivo para una persona identificando la media, siendo esto beneficio debido a que la persona podrá comunicarse de manera correcta.
- Los intervalos de tiempo en que se realiza una palabra juega un papel importante al momento de clasificar, como se observó, solo para el caso de la Prueba C, se salió del rango esto es debido a que la persona tiene una avanzada edad y sus movimientos ya no son rápidos, a pesar de eso se puede observar que en el 80% de pruebas logro, mantener el intervalo.
- La prueba B es una persona que realiza un excesivo ejercicio de hipertrofia, y mantiene sus brazos con un mayor grosor que el promedio, en estas pruebas. Se pudo observar que solo satisface, en aquellas palabras que tienen una correlación muy alta o están definidas por parámetros ajenos a la red neuronal. como son el número de datos, que al momento de añadir más palabras probablemente no reconozca, no se debe confundir cuando una palabra coincide debido a que solo es eso una coincidencia.
- En las pruebas D, E, y F se puede observar que la falta de actividad física comparado con una persona, realiza actividad física, puede provocar una disyunción en la relación, por lo que se podría determinar un conjunto distinto al momento de implementar un dispositivo de manera universal.
- En las pruebas G H, se puede observar similitudes, como edad, tamaño y grosor del brazo, sin embargo solo H pertenece a este universo a un 90% debido a los compensadores.
- Para las pruebas G H como segundo punto se puede observar que la palabra Adiós no posee similitud, esto se debe a que los sensores seleccionados de la palabra adiós, tienen su media, moda y mediana iguales, lo que provoca que los datos no sean tan generales sino más bien propio de la persona. Por lo que se

puede deducir que existen palabras con una fuerte relación propia de la persona.

CONCLUSIONES

- Las señales sEMG obtenidas directamente no pueden ser enviadas a una red neuronal para su entrenamiento, debido a que los datos en bruto son muy dispersos y no se puede establecer una agrupación o correlación entre los datos.
- Para que la red neuronal llegue a los valores esperados de salida, para ser codificados en números binarios, no solo debe ser entrenar la red por intermedio de la herramienta nntool, sino se debe de cambiar los parámetros de entrenamiento como los son: el número de validaciones de respuesta con los datos de entrenamiento, aumentar el número de épocas o valores de entrenamiento y realizar varios entrenamientos hasta verificar que la recta del modelo de regresión lineal muestre los datos lo menos dispersos posibles con un factor mínimo de 0.91.
- Se puede concluir que una red neuronal por muy entrenada que se encuentre, su matriz de entrenamiento debe de cumplir una importante regla de correlación, más aun en los sensores de mayor importancia, es decir que el factor de correlación entre muestras de una misma palabra debe de ser cercano a 1 y entre muestras de palabras distintas debe de mostrarse un factor de correlación por debajo de 0.5, esto garantiza un óptimo desarrollo de la red neuronal en el reconocimiento de patrones.
- Las de características principales de las señales sEMG para las palabras hola, bien, adiós mal y más o menos ayudan en el reconocimiento de patrones para la red neuronal, son provenientes de métodos estadísticos para estimar porcentajes de validación, como la media, mediana, moda, curtosis mesocurtica y desviación estándar.
- Para poder obtener una señal sEMG optima es muy importante considerar como característica el tiempo en el cual se termina de realizar el gesto o movimiento,

debido a que este tiempo se incluye como una de las características más influyentes, en el procesamiento de señales.

- Para la verificación de sensores, adicional al uso de estadística se debe hacer pruebas de error, debido a que el cuerpo humano hace una serie de activaciones de redes neuronales para provocar el impulso eléctrico que provoca el movimiento, y muchos de estos impulsos eléctricos son similares a otras palabras, provocando que ciertos sensores para determinados movimientos sean demasiado fuerte, como se observó en el S1 para, para ambas redes Neuronales.
- Existen parámetros adicionales que se podrían considerar al momento de ampliar el banco de palabras, como hacer el uso de sensores como el giroscopio, acelerómetro, etc. esto es debido, a que los datos son área bajo la curva, y estas áreas pueden llegar a ser iguales, por lo que al dividir para el número de datos distan bastante, pero no es lo único, se deberán establecer otros parámetros debido a que la red neuronal indica solo el porcentaje con el que tiene relación la palabra.

RECOMENDACIONES

- Se recomienda que para la realización de reconocimiento de patrones de una señal sEMG, el tipo de red neuronal deba ser la de backpropagation, ya que esta me permite establecer porcentajes de aciertos del valor esperado y así conocer con una mayor precisión las tendencias de las muestras tomadas.
- Para simplificar el procesamiento de información de la red neuronal se recomienda que los valores de salidas esperadas sean entre unos y ceros, si las salidas esperadas son más de cinco valores se debe establecer un número binario, esto es con el fin de poder realizar la comparación con otra red neuronal como lo es el perceptron y verificar valores esperados.
- Se recomienda tomar los datos en diferentes días y con diferentes actividades debido, a que las señales sEMG pueden variar por el deporte, estrés, cansancio, estado de ánimo etc. De esta manera la base de datos logra ser más amplia y eficiente.
- Para este tipo de aplicación al construir la red neuronal, no hay necesidad de generar más de dos capas ocultas, debido a que el método de aprendizaje de la red no espera datos previos, es decir que todos los datos se procesan al mismo tiempo para obtener una salida esperada, sin necesidad de esperar datos o condiciones previas.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] A. Benvenuto, "Pensar la emancipación cuestionando la inclusión educativa a través del ejemplo de los sordos," 2017.
- [2] A. B. Domínguez, "Educación para la inclusión de alumnos sordos," 2017.
- [3] R. Claros-Kartchner, "La inclusión de las personas sordas, como grupo étnico, en los sistemas educativos," 2017.
- [4] C. Velasco and M. I. Pérez Sánchez, "Sistemas y recursos de apoyo a la comunicación y al lenguaje de los alumnos sordos," 2017.
- [5] R. Tamami and R. Jaime, "Estudio de Factibilidad para la Creación de una Aplicación Informática para las Personas con Discapacidad Auditiva," Babahoyo: UTB, 2017.
- [6] E. Y. Arias, D. H. Albarracin, and N. F. Walteros, "Adquisición y tratamiento de señales mioeléctricas en extremidades superiores," *Desarro. E INNOVACIÓN EN Ing.*, p. 492, 2017.
- [7] L. E. Mendoza, J. Peña, L. A. Muñoz-Bedoya, and H. J. Velandia-Villamizar, "Procesamiento de señales provenientes del habla subvocal usando Wavelet Packet y Redes Neuronales," *Tecno Lógicas*, 2013.
- [8] R. A. Blanco, A. M. C. Bernal, and M. P. Torres, "Diseño de un sistema difuso para el reconocimiento de la actividad muscular en señales de EMG superficiales/Design of a fuzzy logic system for muscular activity recognition using superficial EMG signals," *Int. J. Innov. Appl. Stud.*, vol. 19, no. 4, p. 729, 2017.
- [9] I. G. García, L. L. Luna, B. A. Reyes, G. Dorantes-Méndez, A. R. Mejía-

Rodríguez, and M. O. Mendoza-Gutiérrez, “Aplicación de Técnicas en el Dominio del Tiempo y la Frecuencia para el Análisis de la Marcha Humana usando Señales de Electromiografía,” in *Memorias del Congreso Nacional de Ingeniería Biomédica*, 2017, vol. 4, no. 1, pp. 114–117.

- [10] J. V. Ramírez, A. V. Lesso, and J. J. M. Nolasco, “EVALUACIÓN CUANTITATIVA DE LA ACTIVIDAD MIOELÉCTRICA,” *JÓVENES EN LA Cienc.*, vol. 3, no. 2, pp. 2300–2305, 2017.
- [11] J. J. V. Mayor, R. M. Costa, A. Frizera-Neto, and T. F. Bastos, “Decodificación de Movimientos Individuales de los Dedos y Agarre a Partir de Señales Mioeléctricas de Baja Densidad,” *Rev. Iberoam. Automática e Informática Ind. RIAI*, vol. 14, no. 2, pp. 184–192, 2017.
- [12] D. Sánchez Morillo, “Procesado y transmisión de señales biomédicas para el diagnóstico de trastornos y enfermedades del sueño,” 2008.
- [13] I. Balas, C. Llumiguano, Z. Horváth, F. Köver, and T. Dóczi, “Talamotomía estereotáxica de la enfermedad de Parkinson y otros tipos de temblor. Experiencias de la actividad multiunitaria burst en el tálamo basada en semimicroelectrodos,” *REV NEUROL*, vol. 32, no. 6, pp. 520–524, 2001.
- [14] E. Moreno-García, S. Mújica-Ascencio, J. de la Rosa, and S. Stolik, “A capacitive bioelectrode for recording electrophysiological signals,” *Rev. Cuba. Fis.*, vol. 30, p. 89, 2013.
- [15] L. Gila, A. Malanda, I. Rodríguez Carreño, J. Rodríguez Falces, and J. Navallas, “Métodos de procesamiento y análisis de señales electromiográficas,” in *Anales del Sistema Sanitario de Navarra*, 2009, vol. 32, pp. 27–43.
- [16] D. R. Jácome Quilumbango, “Prototipo banda de muslo para la captura y acondicionamiento de las señales EMG de las extremidades inferiores,” 2017.

- [17] T. M. Grondona and M. B. E. Filomena, "Control de prótesis de mano," UNIVERSIDAD DE BUENOS AIRES, 2018.
- [18] J. G. Izurieta Freire, "Sistema de adquisición de señales EMG (electromiográficas) para detectar miopatías en deportistas de alto rendimiento," Universidad Técnica de Ambato. Facultad de Ingeniería en Sistemas, 2018.
- [19] alabano carrera Alonso Ramon de la rosa, "adquisición de señales bioeléctricas," Universidad de valladolid, 2018.
- [20] M. Montoya, J. Muñoz, and O. Henao, "Surface EMG based muscle fatigue detection using a low-cost wearable sensor and amplitude-frequency analysis
Detección de la fatiga muscular a través de un sensor wearable de bajo costo y análisis de amplitud y frecuencia de la señal EMG superficial," *Actas Ing.*, vol. 1, pp. 29–33, 2015.
- [21] RUTTY ALEXANDRA CEDEÑO ARANA, "DISEÑO DE UN SISTEMA DE CONTROL DE MOVIMIENTOS DE AGARRE PARA UNA PRÓTESIS DE MANO ROBÓTICA CON BRAZALETE MYO," 2017.
- [22] P. M. June, "Myo armband : Wearables design focuses on," 2020.
- [23] H. A. Romo, J. C. Realpe, and P. E. Jojoa, "Análisis de señales EMG superficiales y su aplicación en control de prótesis de mano," *Av. en Sist. e informática*, vol. 4, no. 1, 2007.
- [24] J. Roca, J. Jiménez, and J. Villarejo, "Reconocimiento de patrones de actividad en EMG superficial, de uso en ayudas tecnológicas y biofeedback," in *Congreso Latinoamericano de Ingeniería Biomédica*, 2001.
- [25] C. R. S. Palacios and S. L. Romero, "Calibración Automática en Filtros Adaptativos para el Procesamiento de Señales EMG," *Rev. Iberoam. Automática*

e Informática Ind., 2018.

- [26] *Sistema de Analisis Estadistico con SPSS*. IICA Biblioteca Venezuela.
- [27] M. N. Rodríguez Ayán and M. Á. Ruiz Díaz, "Atenuación de la asimetría y de la curtosis de las puntuaciones observadas mediante transformaciones de variables: Incidencia sobre la estructura factorial," *Psicológica*, vol. 29, no. 2, 2008.
- [28] J. M. S. Alegria and M. P. Sáez, *Curso básico de estadística para economía y administración de empresas*. Servicio de Publicaciones de la Universidad de Cantabria, 2005.
- [29] R. D. S. Olarte and C. A. M. Morales, "EL MODELO RED NEURONAL ARTIFICIAL (RNA) COMO ESTRATEGIA INTERDISCIPLINAR PARA EL ACERCAMIENTO A LA COMPRESIÓN DE LOS CIRCUITOS ELÉCTRICOS/ARTIFICIAL NEURAL NETWORK (ANN) MODEL AS AN INTERDISCIPLINARY STRATEGY FOR THE APPROACH TO THE UNDERSTANDING OF ELEC," *Rev. Teckne*, vol. 15, no. 2, 2018.
- [30] B. López, P. Lourdes, T. Amaguaya, and L. Santiago, "Desarrollo de un algoritmo de redes neuronales artificiales aplicado a la predicción de tráfico de la infraestructura de comunicaciones de redes corporativas.," Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, 2018.
- [31] R. Cabrera, "Desarrollo y aplicación biológica de serotonina enjaulada," 2018.
- [32] C. Mario, "Inspiración biológica de las redes neuronales artificiales," 2018.
- [33] Anonimo, "SiNaPSIS entre dos neuronas," 2015.
- [34] F. J. P. Burgos, "Redes Neuronales con GNULINUX," *Herramientas en GNULINUX para Estud. Univ.*, vol. 15, no. 2, 2003.

- [35] S. Torrubia Caravaca and A. Ibeas Hernández, "Redes neuronales multimodelo aplicadas al control de sistemas," 2013.
- [36] S. N. C. Hernández and S. Nah\in, "Implementación de un sistema de información para el reconocimiento de caracteres basado en la red neuronal Perceptron," Pontificia Universidad Católica del Perú, Facultad de Ciencias e Ingenier{\i}a~◆, 2014.
- [37] W. C. Torres, "DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA LIBRERÍA NEURONAL Y DE UNA SUITE DIDÁCTICA PARA LA ENSEÑANZA SOBRE REDES NEURONALES."
- [38] D. J. Matich, "Redes Neuronales: Conceptos básicos y aplicaciones," *Univ. Tecnológica Nac. México*, 2001.
- [39] D. Calvo, "definición de red neuronal artificial," *Blog Calvo*, p. 1, 2017.
- [40] R. Salas, "Redes neuronales artificiales," *Univ. Valpara{\i}so. Dep. Comput.*, vol. 1, 2004.
- [41] L. B. Valdivieso, "El aprendizaje de las matemáticas: Psicolog{\i}a cognitiva y neurociencias," *Rev.*, p. 11, 2016.
- [42] G. B. Thomas, M. D. Weir, J. Hass, and F. R. Giordano, *Cálculo: una variable*. Pearson Educación, 2005.
- [43] J. Anguas Pérez, *Análisis y dise{\i}ño de dispositivos de radiocomunicación mediante redes neuronales*. Trabajo de proyecto y fin de curso, 2015.
- [44] "Análisis de regresión lineal El procedimiento Regresión lineal."

ANEXO

A.1 Red Neuronal

A1.1 Uso de la herramienta nntool de Matlab

Con el nntool podemos realizar la implementación de una red neuronal de acuerdo a su necesidad, para lo cual ingresamos colocando en el workspace.

```
Command Window
Warning: Name is nonexistent or not a directory: C:\Users\Dell\Desktop\vamosecuador
fx >> nntool
```

Figura A.1 Herramienta Matlab nntool.

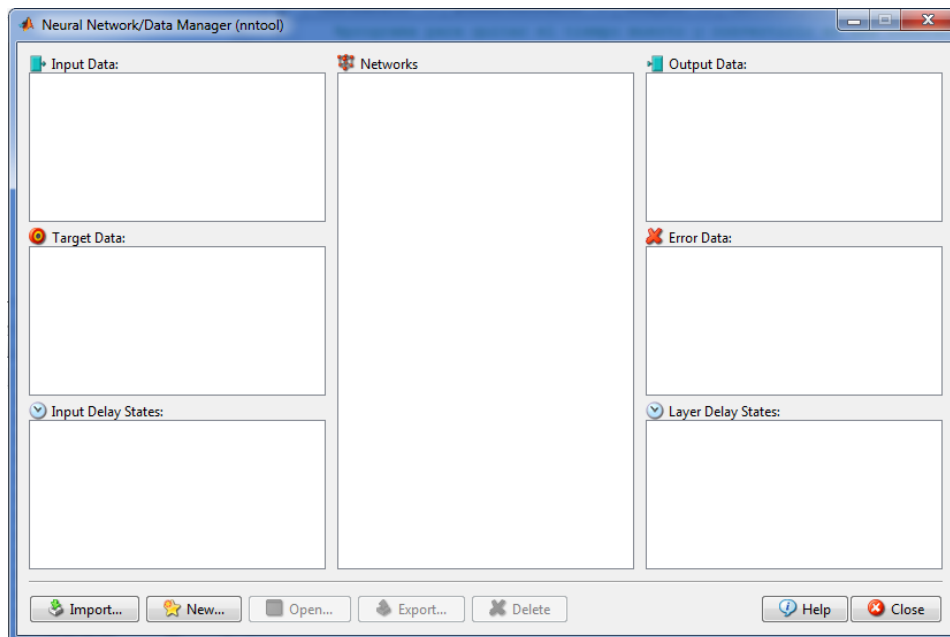



Figura A.2: Herramienta Neuronal network

Para la creación de la red neuronal se tiene que tener dos componentes principales, una matriz de entrenamiento bajo la cual, la red neuronal va a aprender a definir los valores de interés ante cierto resultado, y una matriz de salida que es la matriz que contiene los valores finales esperados ante el ingreso de la matriz de entrenamiento para que al ingresar un nuevo valor, la red neuronal pueda definir un valor aproximado cercano al esperado.

Para la matriz de entrenamiento se consideraron 100 muestras de las 5 palabras, es decir que para las palabras hola, adiós, bien, mal y más o menos se cuenta con 20 muestreos por palabra, cabe indicar que se considera del dispositivo MYO, 8 sensores por lo cual cada muestra nos refleja 8 valores, uno por sensor, estableciendo así una matriz de 8x200, así formamos la matriz de entrenamiento

 Matrixentodaspalafinal

8x100 double


Para definir la matriz de salida se necesita definir valores esperados o valores que necesita que la red neuronal refleje ante cada palabra, para poder manejar de una manera simple, y poder implementar otros tipos de red neuronal para prueba, se definió el resultado con un código “binario” que identifica cada palabra, de la siguiente manera.

Hola	Adios	Bien	Mal	Mas o menos
0	0	0	0	1
0	0	0	1	0
0	0	1	0	0
0	1	0	0	0
1	0	0	0	0

Tabla A1: Codificación de las palabras para la red neuronal

Es decir que cada vez que se ingresa una palabra a la red neuronal, dicha red debe de arrojar una combinación que identifica cada palabra, en este caso puede ser 5 valores diferentes.

Con esta premisa se define una matriz de salida indicando a cada valor de entrenamiento un valor de salida, obteniendo una matriz de 5x100, debido a los 100 muestreos definidos.

 **salidatodaslaspalabras**

5x100 double

Se definen estas dos matrices en el workspace y se la importa a la herramienta nntool,

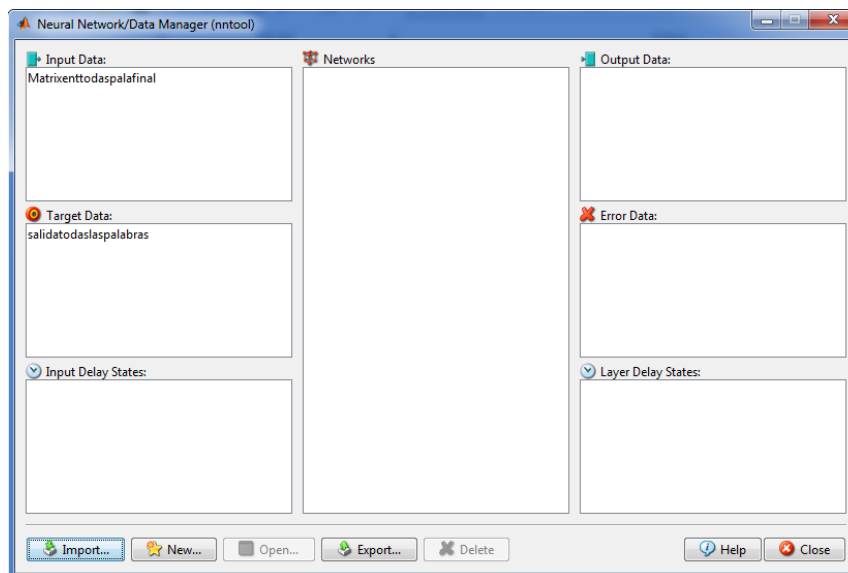


Figura.A3: Herramienta Neuronal network

En la figura se muestra la Herramienta Neuronal network

Luego se procede con el diseño de la red neuronal, para la cual se define la del tipo Back propagación, definiendo para función de entrenamiento, la

función de gradiente descendiente con momentum, como función de aprendizaje la del gradiente medio, la función de desarrollo con error cuadrático medio y como función de habilitación se usa del tipo tangencial

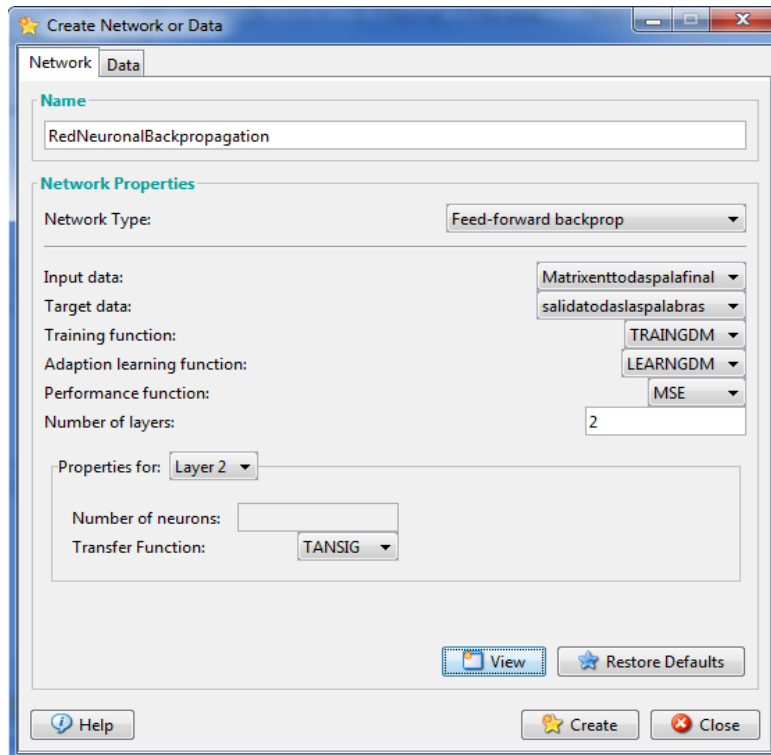


Figura A.4: Implementación de la Red Neuronal.

En la Figura A.4 se muestra la Herramienta para la implementación de la red Neuronal

Definiendo el número de neuronas en 10 y 5 salidas esperadas, la capa de salida resulta de la misma dimensión obteniendo en el siguiente esquema.

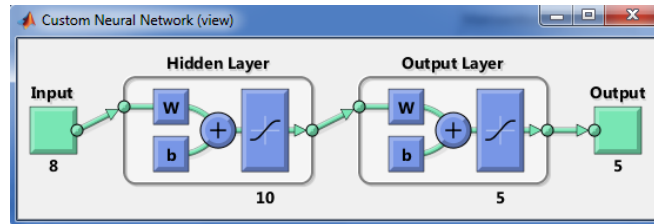


Figura A.5: Esquema de la Red Neuronal

En la figura se muestra el Esquema de la Red Neuronal

Una vez diseñado el número de neuronas se procede con el entrenamiento de la red neuronal ingresando la matriz de entrenamiento y la matriz de salida, estableciendo como mínimo 1000 épocas y 1000 validaciones, con el fin de que se cumplan las épocas de entrenamiento.

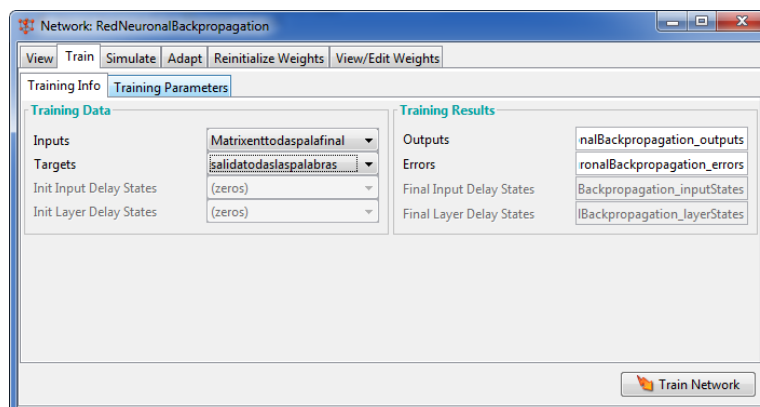


Fig. A.6: Parámetros de enteramiento

En la Figura A.6 se observan los Parámetros de enteramiento

Una vez definido los parámetros se procede con el entrenamiento de la red obteniendo los siguientes resultados

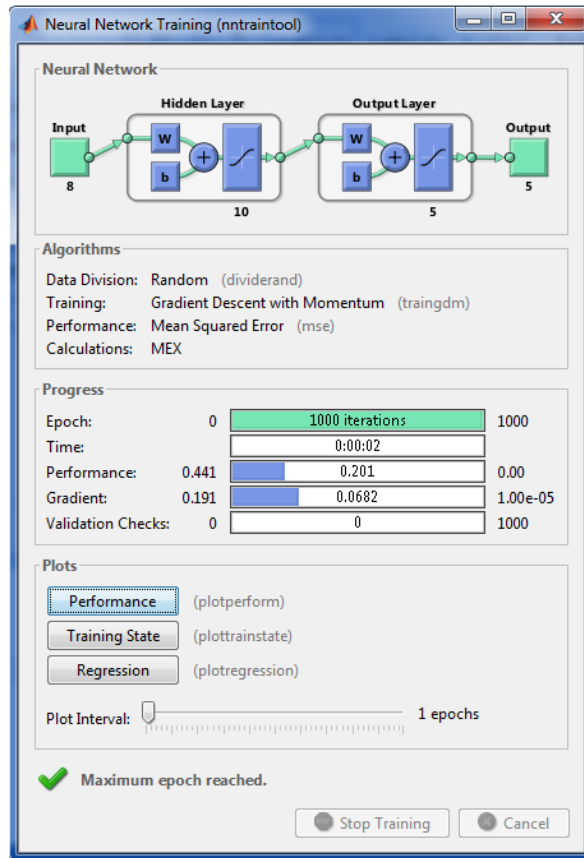


Figura A.7: Entrenamiento de la Red

En la figura se observa el Entrenamiento de la Red

Se puede observar que el sistema ha realizado el ingreso de las épocas, es decir de los valores de la matriz de entrenamiento, sin embargo las validaciones realizadas de los valores, han sido pocas, para verificar cuan eficaz es la red se verifica las gráficas obtenidas en su entrenamiento

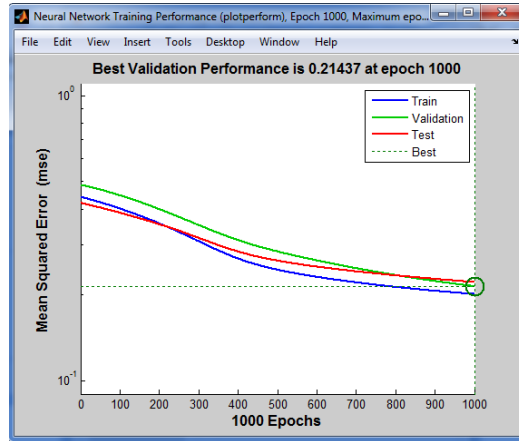


Figura A.8: Gráficas de entrenamiento

En la Figura A.8 se observa las Gráficas de entrenamiento

Se puede observar que la validación de valores, refleja un error cercano a 0.15, lo cual sigue siendo un error muy grande para el estudio, ocasionando un error en la salida, por lo que este error se tiene que minimizar.

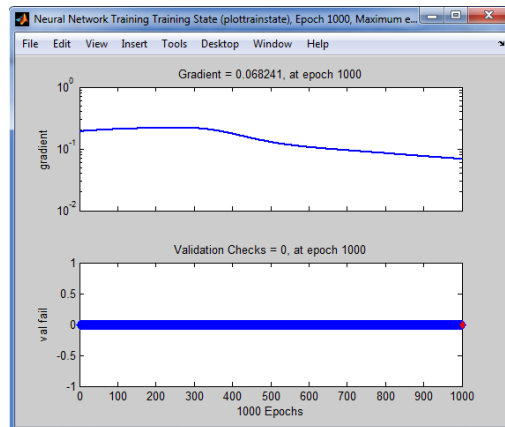


Figura.A.9: Gráfica de gradiente

En la Figura A.9 se observa la Gráfica de gradiente

La gráfica de gradiente refleja un valor de 0.068241, lo cual indica que la red se ha acercado a los valores definidos en la matriz de salida, referente a los valores de entrada (matriz de entrenamiento).

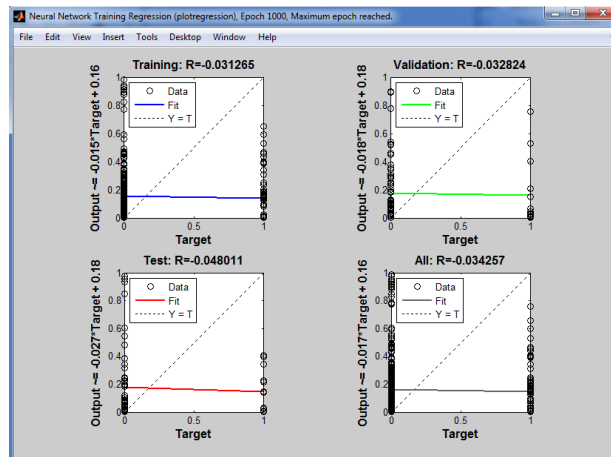


Figura.A.10: Recta de regresión

En la Figura A.10 se observa la Recta de regresión

Estos gráficos de regresión lineal permiten conocer las relaciones entre las variables y calibración de las mismas, es decir que se quiere establecer una forma de cuantificar el grado de relación lineal existente entre dos variables y así desarrollar una función con fines predictivos [44] se puede observar que la red trata de establecer una correlación de los valores, sin embargo no se puede establecer con este entrenamiento, una agrupación o clasificación de valores, con lo cual nos damos cuenta, el valor del factor de relación es de 0.032824, lo que muestra una red neuronal deficiente e incapaz de obtener los valores esperados de salida.

Como paso final se verifican los pesos generados por la red con el fin de conocer cuales valores tienen más significancia en la toma de decisiones de la red.

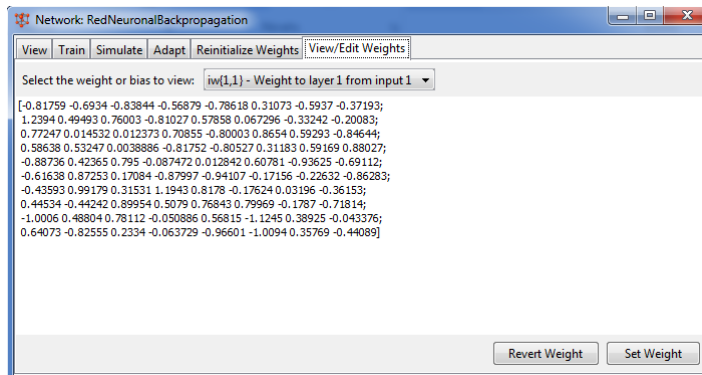


Figura.A.11: pesos de la red Neuronal

En la Figura A.11 se observa los pesos de la red Neuronal diseñada

Con lo antes indicado se puede tener una idea de que la red necesita ser entrenada bajo parámetros y consideraciones adicionales, con el fin de mejorar el número de validaciones en su entrenamiento, establecer que el valor del error tienda a cero, que los pesos se definan a un mejor criterio, mejoren considerablemente con cada entrenamiento y como punto final pueda establecer una correcta relación entre los datos para poderlos agrupar.

Cabe indicar que mientras más épocas y entrenamientos tenga la red neuronal, se tendrá más cercano a los valores esperados, es decir que tendrá un mejor reconocimiento de patrones en el dato que se le brinde para simulación, y la persona que realice los muestreos en tiempo real pueda tener un acierto cercano al 100 %.

Una vez considerados estos parámetros, se puede obtener un gráfico de regresión lineal como se muestra en la figura 22, se agrupan las variables

y se establece la relación entre ellas y obtenemos una red con porcentaje de acuerdo a su recta de regresiones en sus valores esperados de un 98% aproximadamente, con un error de tendencia de valores esperados de error menores a 0.001 y un gradiente de 0.006 lo cual es un valor muy cercano a cero para este tipo de aplicaciones, lo cual se muestra en las siguientes gráficas.

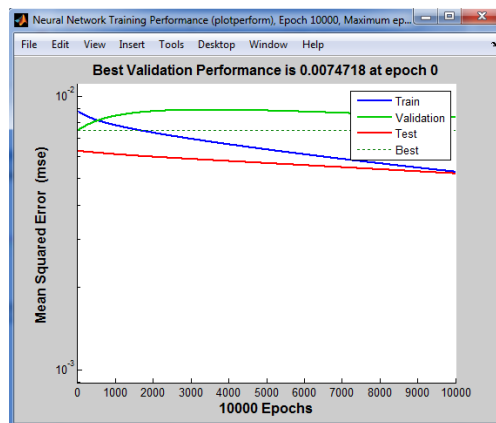


Figura.A12 (a): Regresión de la red neuronal

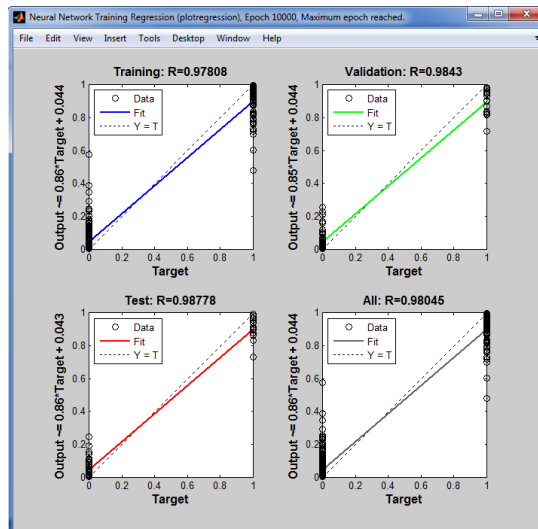


Figura.A12 (b): Regresión de la red neuronal

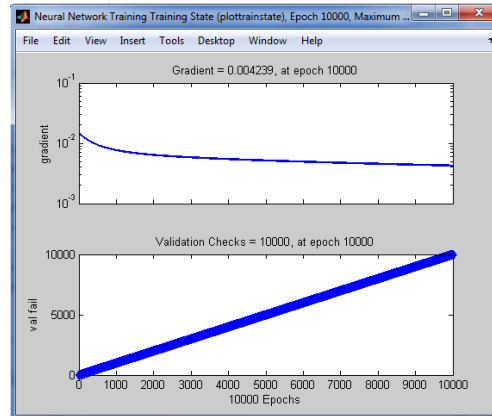



Figura.A12 (c): Regresión de la red neuronal

En las Figuras a, b, y c se observa la Regresión de la red neuronal

Una vez entrenada la red se procede a exportarla al workspace de Matlab, desde el nntool, para que sea utilizada en el guide, la cual va a identificar si el nuevo dato a ingresar es una de las cinco palabras aprendidas por la red.

Una vez entrenada la red neuronal con los valores ya procesados con la herramienta matemática utilizadas e indicadas en capítulos anteriores, se realizó una simulación a la red, los valores a utilizar en la simulación son los valores de la matriz de entrenamiento. Ya que se conoce las salidas esperadas de eso valores

 RedNeurTodasPalabras

1x1 network

Corriendo el programa en workspace, se obtiene la red neuronal con las siguientes características.

Neural Network

name: 'Custom Neural Network'
userdata: (your custom info)

dimensions:

numInputs: 1
numLayers: 3
numOutputs: 1
numInputDelays: 0
numLayerDelays: 0
numFeedbackDelays: 0
numWeightElements: 200
sampleTime: 1

connections:

biasConnect: [1; 1; 1]
inputConnect: [1; 0; 0]
layerConnect: [0 0 0; 1 0 0; 0 1 0]
outputConnect: [0 0 1]

subobjects:

input: Equivalent to inputs{1}
output: Equivalent to outputs{3}

inputs: {1x1 cell array of 1 input}
layers: {3x1 cell array of 3 layers}
outputs: {1x3 cell array of 1 output}
biases: {3x1 cell array of 3 biases}
inputWeights: {3x1 cell array of 1 weight}
layerWeights: {3x3 cell array of 2 weights}

functions:

adaptFcn: 'adaptwb'
adaptParam: (none)
derivFcn: 'defaultderiv'
divideFcn: 'dividerand'
divideParam: .trainRatio, .valRatio, .testRatio
divideMode: 'sample'
initFcn: 'initlay'
performFcn: 'mse'
performParam: .regularization, .normalization
plotFcns: {'plotperform', plottrainstate,
plotregression}

```

plotParams: {1x3 cell array of 3 params}
  trainFcn: 'traingdm'
trainParam: .showWindow, .showCommandLine, .show, .epochs,
            .time, .goal, .min_grad, .max_fail, .lr, .mc

weight and bias values:

  IW: {3x1 cell} containing 1 input weight matrix
  LW: {3x3 cell} containing 2 layer weight matrices
  b: {3x1 cell} containing 3 bias vectors

methods:

  adapt: Learn while in continuous use
  configure: Configure inputs & outputs
  gensim: Generate Simulink model
  init: Initialize weights & biases
  perform: Calculate performance
  sim: Evaluate network outputs given inputs
  train: Train network with examples
  view: View diagram
  unconfigure: Unconfigure inputs & outputs

evaluate:      outputs = RedNeurTodasPalabras(inputs)

```

A.2 Diseño de una Herramienta para para recopilar los datos y probar en el entorno Guide

Se diseñó una herramienta amigable con el usuario, de tal manera que pueda recopilar la información requerida o probar los datos necesarios a continuación se detallan los puntos que se encuentran señalados.

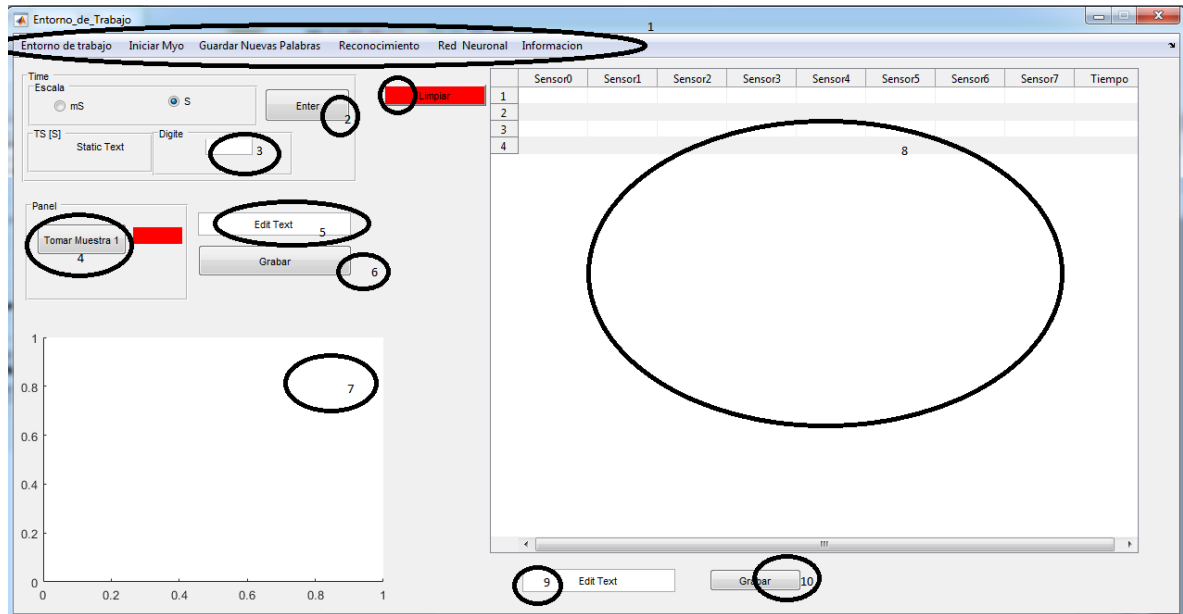


Figura.A.13: Entorno de trabajo

En la Figura A.13 se muestra Entorno Principal de la adquisición de Datos de las señales EMG y de coordenadas

- 1.- Pestañas que permiten desplazarse por cualquiera de las opciones de la Guide.
- 2.- Permite seleccionar la unidad de tiempo que se desea trabajar pueden ser en (ms o S).
- 3.- En este edit.text se debe colocar el tiempo con el que el usuario desea trabajar.
- 4.- El Botón 'Tomar muestra' permitirá empezar a leer la lectura de los 8 sensores de la señal EMG y las coordenadas x-y-z, al finalizar se encenderá un foco verde indicando que la lectura se completó.
- 5.- En este edit. Text el usuario podrá, designar un nombre para guardar la variable.

- 6.- El usuario podrá guardar la variable en el workspace de Matlab.
- 7.- En este espacio se mostrara la gráfica, de los 8 sensores
- 8.- se presentaran en pantalla los Datos sensados, una vez culmine el muestreo.
- 9.-En este edit. Text el usuario podrá designar un nombre de matriz, para almacenar los ejes de coordenadas en el tiempo de muestreo
- 10.- Se almacenara en el workspace una matriz con los ejes de coordenadas

A.2.2 Iniciar la MYO

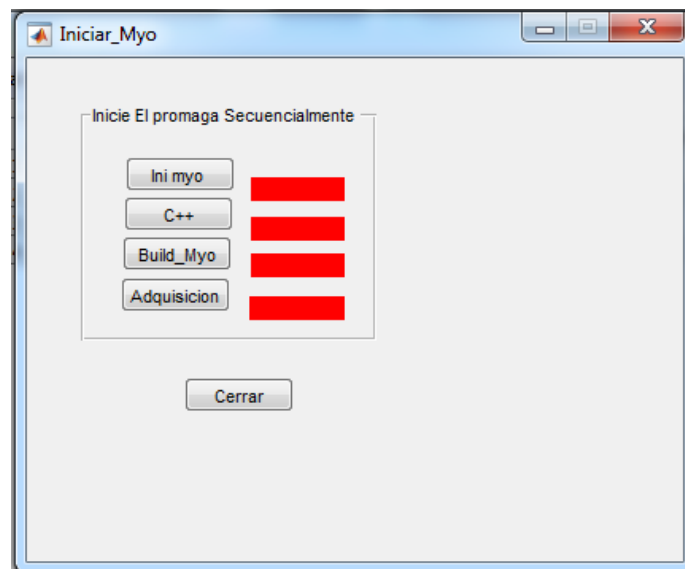


Figura.A.14: inicio de la MYO

Pantalla para inicio la MYO

- Cada vez que se abre el Matlab se deberá activar la MYO de manera manual, en la siguiente pestaña se encontraran 3 Botones.

- Botón '**Iniciar Myo**', Activa la MYO para que el Matlab la reconozca.
- Botón '**C++**' activa el compilador C++ para el funcionamiento de la MYO.
- Botón '**Build Myo**' este botón solo se debe oprimir la primera vez que se utiliza la MYO en un computador, las demás veces no se lo debe oprimir.
- Botón 'Adquisición', habilita la interfaz entre la MYO y el entorno de trabajo.
- Botón Cerrar sirve para volver al entorno de trabajo.

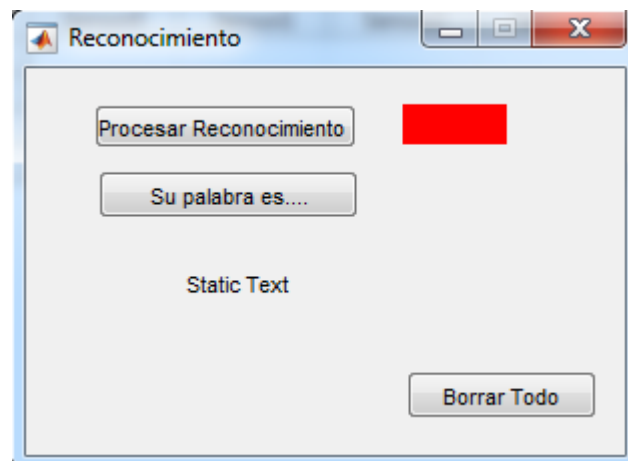


Figura A.15: transducción de Palabras

En la figura se observa la Interfaz para la transducción de Palabras

- La pestaña Reconocimiento es la encargada de la transducción del lenguaje de señas (una vez pasado el proceso de reconocimiento) y el lenguaje oral.
- Botón 'procesar Reconocimiento', sirve para cargar las variables de reconocimiento.
- Botón 'su palabra es', este botón permite enlazar la codificación del proceso de la red neuronal, con uno de los sonidos pregrabados. Una vez hecho este

proceso se encenderá un foco rojo, se escuchara el sonido y adicionalmente el static text indicara de manera escrita cual ha sido la palabra.

- Botón 'Borrar todo' no es necesario su uso, pero se recomienda para borrar registro y probar nuevas palabras.

A.2.3 Uso de la interfaz Guide

Adquisición de datos

- Para reconocimiento de palabra se deberá tomar una muestra y realizar el movimiento, el programa está diseñado para dos segundos, pero si el objetivo solo es tomar muestras el tiempo puede ser diferente de 2s
- Una vez finalizado el movimiento se deberá grabar los datos con el nombre de **PJ**, caso contrario no se podrá realizar el reconocimiento de palabras, si el objetivo es solo tomar datos, será válido cualquier nombre
- Adicionalmente se deberá grabar la variable, de coordenadas con el Nombre **PJT**, si el objetivo es solo almacenar estos valores, será válido cualquier nombre.

A.2.4 Reconocimiento de palabras

Ingrese a la pestaña reconocimiento de palabras, presione el Botón Procesar reconocimiento, espere que se encienda el Botón Verde, una vez encendido el botón verde presione el botón su palabra es.

A.3 Tabla de toma de datos

Hola	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
S1	37	51	39	72	33	48	36	27	31	29	23	22	24	39	38	38	13	28	38	22
S2	59	64	45	47	45	41	35	31	35	30	30	37	27	39	37	38	14	32	37	27
S3	118	132	110	110	122	95	114	112	110	106	67	94	72	114	107	96	47	88	98	93
S4	113	124	120	94	100	104	100	104	114	112	78	108	98	149	140	126	54	107	120	102
S5	45	49	55	40	43	44	35	35	39	34	36	33	33	39	40	39	19	36	35	35
S6	28	39	34	35	26	33	34	28	38	32	32	23	21	31	34	26	13	28	32	23
S7	89	110	102	79	93	91	89	89	90	78	61	53	52	69	65	69	24	58	68	46
S8	66	94	78	94	70	80	55	61	61	64	70	67	63	92	84	93	28	68	80	67

Tabla A.2

La Tabla A.2 representa la Muestra de la Palabra Hola

Adiós	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
S1	41	35	23	35	20	20	28	32	25	32	24	39	21	40	31	27	24	21	27	27
S2	38	33	27	33	23	22	27	35	31	42	26	32	29	36	24	29	29	25	25	27
S3	41	39	39	43	43	41	37	41	39	49	85	95	89	108	70	89	76	84	70	80
S4	75	64	70	88	83	86	77	67	72	75	120	126	121	134	96	131	100	131	116	105
S5	45	38	49	55	51	53	59	56	55	56	43	65	52	56	50	47	34	48	44	50
S6	28	27	24	30	26	25	33	31	31	30	21	32	25	35	25	26	25	27	24	26
S7	28	30	24	17	20	19	29	31	37	27	24	34	29	39	32	29	28	30	30	26
S8	33	28	19	25	21	17	21	27	31	25	30	30	30	48	37	24	32	25	31	28

Tabla A.3

La Tabla A.3 representa la Muestra de la Palabra Adiós

Bien	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
S1	48	44	43	40	32	34	40	43	38	30	32	37	32	28	25	27	33	31	66	27
S2	60	90	71	69	64	65	55	69	76	59	43	55	39	39	32	39	32	36	41	49
S3	66	76	84	75	71	62	51	74	87	68	41	45	42	39	37	38	31	35	40	42
S4	43	61	49	53	45	56	61	61	67	68	50	43	51	53	53	38	38	46	58	58
S5	47	56	50	49	47	57	62	56	76	58	61	48	63	51	69	46	51	65	58	57
S6	39	54	50	51	41	39	38	46	52	45	25	35	32	32	41	33	30	37	42	35
S7	64	89	53	71	69	67	59	69	87	58	34	55	67	47	52	56	33	46	57	56
S8	88	80	66	93	47	46	55	81	55	49	51	58	61	44	41	41	47	59	79	49

Tabla A.4

La Tabla A.4 representa la Muestra de la Palabra Bien

Mal	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
S1	71	81	61	76	80	57	71	47	55	59	51	73	39	46	57	48	56	69	42	51
S2	91	109	92	77	90	97	103	92	91	79	71	64	65	64	72	60	63	74	80	57
S3	218	233	146	130	235	176	172	162	177	188	104	116	116	117	139	129	103	130	101	104
S4	268	280	146	178	229	175	135	203	160	166	153	188	164	193	214	164	137	178	109	134
S5	81	96	67	62	80	76	87	78	66	49	88	61	70	76	78	63	65	65	78	60
S6	68	57	58	68	86	72	81	57	70	42	47	41	44	43	45	34	43	47	42	43
S7	47	42	40	48	64	46	64	49	50	39	46	58	50	45	44	45	43	67	45	52
S8	77	80	57	71	81	62	59	45	37	51	39	32	42	30	33	24	32	52	24	33

Tabla A.5

La Tabla A.5 representa la Muestra de la Palabra Mal

Mas o menos	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
S1	38	41	34	38	33	35	32	28	35	30	24	28	24	29	23	48	34	34	18	16
S2	69	80	69	78	73	74	62	50	67	69	47	56	47	45	43	49	44	38	36	38
S3	199	189	188	194	195	183	168	151	173	184	111	134	123	129	115	162	125	125	106	125
S4	122	119	136	118	111	102	125	97	95	109	98	140	126	115	106	132	118	117	121	114
S5	72	87	95	74	62	51	58	56	45	61	63	83	81	76	68	102	74	86	68	75
S6	44	55	46	72	45	46	46	33	37	48	32	34	41	32	43	42	39	43	27	35
S7	30	37	30	48	27	30	29	28	28	31	37	38	46	36	43	45	42	59	31	34
S8	50	55	47	48	32	25	31	28	25	29	22	34	24	28	24	30	23	29	20	19

Tabla A.6

La Tabla A.6 representa la Muestra de la Palabra más o menos

A.3 Tabla de Pruebas Evaluadas

A.3.1 Tabla de Prueba De la Palabra Hola

Prueba C

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	160	0.1898	-	0.0362	Fuera del rango de diseño
Muestra 2	160	0.0655	0	0.0637	Fuera del rango de diseño

Tabla A7: Palabra Hola con prueba C.

Este es uno de los pocos casos en que la muestra salió de su rango, esto más que un fenómeno es debido a la edad del Análisis de la prueba C.

Prueba D

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	83	0.0786	0.8872	0.0386	Análisis incorrecto
Muestra 2	120	0.3706	0	0.1107	Análisis Correcto

Tabla A8: Palabra Hola con prueba D.

Una Palabra incorrecta y otra correcta, se puede inferir que la palabra que se acerca más al valor medio, del número de Datos que es 106,9, da un mejor análisis, mientras que la que está casi al límite del valor inferior, que implementado la correlación queda fuera de los límites y más cerca más a un valor atípico. Da como resultado una prueba satisfactoria.

Prueba E

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	120	0.0673	0	0.9672	Análisis incorrecto
Muestra 2	100	0.9168	0	0.4348	Análisis incorrecto

Tabla A9: Palabra Hola con prueba E.

Ninguna de las pruebas es satisfactoria a pesar de esta en la media del número de datos, se puede inferir que esto es debido a que la persona tiene poca masa muscular en los brazos, y poca actividad física, se podría analizar para futuros estudios para personas con masa muscular Baja.

Prueba F

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	120	0.4434	0	0.0208	Análisis correcto
Muestra 2	120	0.6996	0	0.0733	Análisis correcto

Tabla A10: Palabra Hola con la prueba F.

La Prueba da un resultado satisfactorio, a pesar de la persona tener características bastante distintas a la prueba A.

Prueba G

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	120	0.0283	0	0.9787	Análisis correcto
Muestra 2	120	0.0025	0	0.99	Análisis correcto

Tabla A11: Palabra Hola con la prueba G.

Las pruebas fueron satisfactorias, al tener características similares con la prueba A, a excepción de que la prueba G realiza poca actividad física.

A.3.2 Tabla de Prueba De la Palabra Adiós

Prueba C

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1					Observación
		Hola	Adiós	Bien	Mal	MoM	
Muestra 1	90	0.2226	0.0423	0.9901	0	0	Análisis incorrecto
Muestra 2	90	0.1421	0.0009	0	0	0.9737	Análisis incorrecto

Tabla A12: Palabra Adiós con la prueba C.

Análisis incorrecto debido a que La prueba sale de los valores de Media de número de datos, y características de la persona.

Prueba D

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1					Observación
		Hola	Adiós	Bien	Mal	MoM	
Muestra 1	68	0	0.2288	0	0	0	Análisis correcto
Muestra 2	82	0.7230	0.8356	0	0	0.6089	Análisis correcto

Tabla A13: Palabra Adiós con la prueba D.

Existe un correcto análisis debido a las condiciones de pre programación, y que el valor está cercano a la media de tomas de Datos.

Prueba E

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1					Observación
		Hola	Adiós	Bien	Mal	MoM	
Muestra 1	82	0.9119	0.0030	0	0	0.9119	Análisis incorrecto
Muestra 2	82	0	0	1.1689	- 0.0884	0	Análisis incorrecto

Tabla A14: Palabra Adiós con la prueba E.

Análisis incorrecto, debido a la característica de la Persona de la Prueba E

Prueba F

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1					Observación
		Hola	Adiós	Bien	Mal	MoM	
Muestra 1	70	0	0	0.4479	0.4571	0	Análisis incorrecto
Muestra 2	70	0	0	0.0142	0.8244	0	Análisis incorrecto

Tabla A15: Palabra Adiós de la prueba F

Análisis incorrecto, se debe a que la persona de la prueba F posee características distintas

Prueba G

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1					Observación
		Hola	Adiós	Bien	Mal	MoM	
Muestra 1	70	0	0	0.6648	- 0.5027	0	Análisis incorrecto
Muestra 2	68	0	0	0.2534	- 0.0076	0	Análisis incorrecto

Tabla A16: Palabra Adiós de la prueba G.

Análisis incorrecto a pesar la persona tener características similares

A.3.3 Tabla de Prueba De la Palabra Bien

Prueba C

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	62	0.7018	0.1862	Análisis correcto
Muestra 2	71	0	0.9490	Análisis incorrecto

Tabla A17: Palabra Bien para la prueba C.

Se observa nuevamente que a medida que se aleja de su media de datos tomado, los datos ya no son correctos.

Prueba D

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	60	1.1756	0.0016	Análisis correcto
Muestra 2	57	0.9943	-0.0609	Análisis correcto

Tabla A18: Palabra Bien para la prueba D.

La prueba D muestra un análisis correcto, debido a la compensación pre programado. Y el reconocimiento de la Red Neuronal.

Prueba E

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	56	0.2534	0.1617	Análisis correcto
Muestra 2	56	0.5011	0.1308	Análisis correcto

Tabla A19: Palabra Bien para la prueba E.

La prueba D muestra un análisis correcto, debido a la compensación pre programado. Y el reconocimiento de la Red Neuronal y valor cercano a la media de números de datos.

Prueba F

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	57	0.0966	0.9087	Análisis incorrecto
Muestra 2	57	0.2003	0.7188	Análisis Incorrecto

Tabla A20: Palabra Bien Para la prueba F

Debido a que la persona no cumple con las caracteriza se dan casos en los que se cumple un correcto análisis y en otros casos no se cumple por lo que se puede inferir que la altura y peso, alteran significativamente las señales sEMG

Prueba G

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	57	0.5563	-0.0298	Análisis correcto
Muestra 2	60	0.4865	0.0104	Análisis correcto

Tabla A21: Palabra Bien para la prueba G.

Se puede analizar en la Tabla 40 que la Red realizo un correcto análisis, la media y los limites coinciden con el diseño.

A.3.4 Tabla de Prueba De la Palabra Mal

Prueba C

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	50	0	0.3986	Análisis correcto
Muestra 2	74	0.3149	0.6869	Análisis Correcto

Tabla A22: Palabra Mal de la prueba C.

Análisis satisfactorio, debido a que esta prueba dio valores dentro del límite de la Persona

Prueba D

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Bien	Mal	Adiós	
Muestra 1	76	0	0	0.2635	Análisis incorrectos
Muestra 2	76	0	0	0.1884	Análisis Incorrectos

Tabla A23: Palabra Mal prueba D.

El dato es incorrecto, debido a que la prueba D está lejos de la media de número de datos.

Prueba E

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	74	1.2461	-0.1429	Análisis incorrecto
Muestra 2	44	*0	*0.3585	Análisis correctos

Tabla A24: Palabra Mal de la prueba E.

Los datos no son satisfactorios, sin embargo logra reconocer una muestra debido a las condiciones de pre programación.

Prueba F

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	50	0	0.0262	Análisis correcto, no satisfactorio
Muestra 2	44	0	0.6944	Análisis correcto

Tabla A25: Palabra Mal de la prueba F.

La prueba F dio resultados correctos debido a que está cerca de la media de número de datos de la palabra, y las condiciones de Pre programación.

Prueba G

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1		Observación
		Bien	Mal	
Muestra 1	53	0	0.3052	Análisis correctos
Muestra 2	53	0	0.1273	Análisis correcto no satisfactorio

Tabla A26: Palabra Mal de la Prueba G.

La prueba G dio resultados correctos debido a que está cerca de la media de número de datos de la palabra, y las condiciones de Pre programación.

A.3.5 Tabla de Prueba De la Palabra Más o Menos

Prueba C

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	120	*0.909	0	*0.99	Análisis correcto no satisfactorio
Muestra 2	80	0	0	0	Fuera de rango

Tabla A27: Palabra Más o menos de la Prueba C.

La tabla 52 muestra la palabra Más o menos de la prueba C.

El dato se lo considera poco satisfactorio debido a que, tienen una proximidad cercana al 90%, aun así se vuelve a corroborar que los datos cercano a la Media del banco inicial satisface varios grupo

Prueba D

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	91	0.5996	0.6852	0.1227	Análisis incorrecto
Muestra 2	91	0.2003	0.3609	0.7968	Análisis incorrecto

Tabla A28: Palabra Más o menos de la prueba D.

Se puede volver a comprobar en este análisis, que alejarse de la media de la palabra promedio puede comprometer, un análisis correcto.

Prueba E

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	100	0.6307	0.0001	0.8913	Análisis correcto
Muestra 2	100	0.3617	0	0.8290	Análisis correcto

Tabla A29: Palabra Más o menos de la prueba E.

Se vuelve a comprobar que el números de datos cercano a la media satisfacen grupo con características más distinta, la media del número de datos de la palabra es de 103.

Prueba F

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	120	0.0572	0	0.9924	Análisis correcto
Muestra 2	120	0.9835	0	0.1033	Análisis incorrecto

Tabla A30 Palabra Más o menos de la prueba F.

Para un caso dio un análisis correcto, y para otro un análisis incorrecto, se debe hacer una pequeña observación, para el caso de la muestra 1 los valores de limite se mantuvieron en el rango mientras que para la muestra 2 se mantuvieron fuera del rango, esto se puede deber a que la persona ya estaba fatiga de las diferentes pruebas.

Prueba G

#de Tomas	Numero de datos	Red Neuronal 1			Observación
		Hola	Adiós	Más o Menos	
Muestra 1	93	0.0055	0	0.9952	Análisis correcto
Muestra 2	93	0.0119	0	0.9876	Análisis correcto

Tabla 31A: Palabra Más o menos de la prueba G.

Análisis correcto para la prueba G, persona de característica similares a la de la Prueba A.

A.4 Gráficos de correlación

Palabra hola

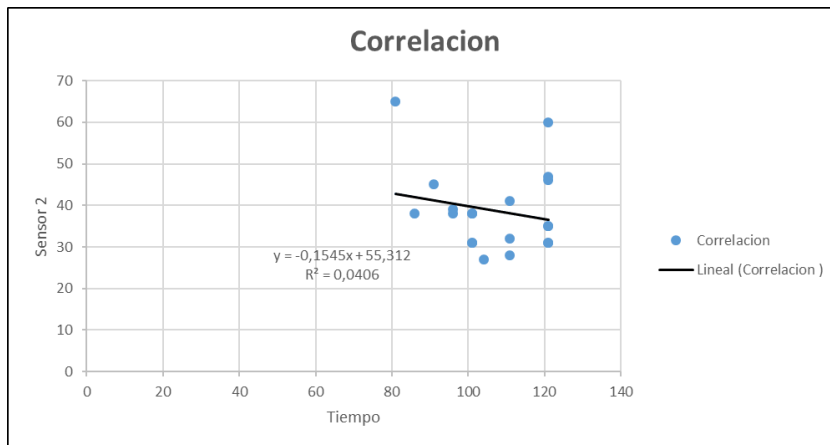


Figura A.16: "Gráfica de correlación de la Palabra Hola Sensor 2"

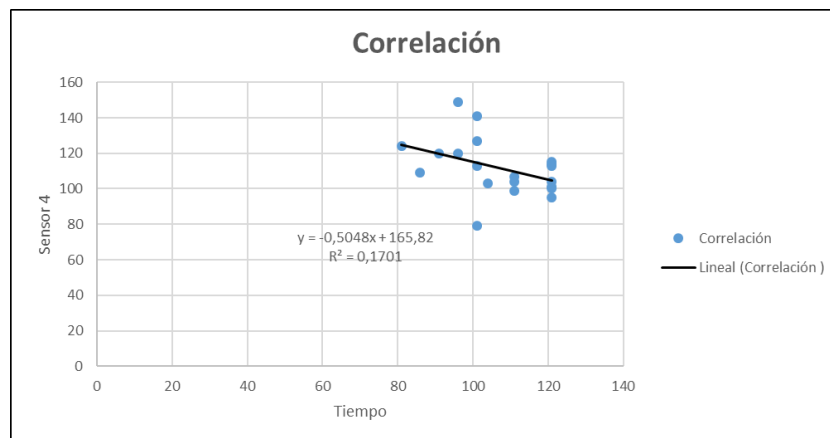


Figura A.17: "Gráfica de correlación de la Palabra Hola Sensor 4"

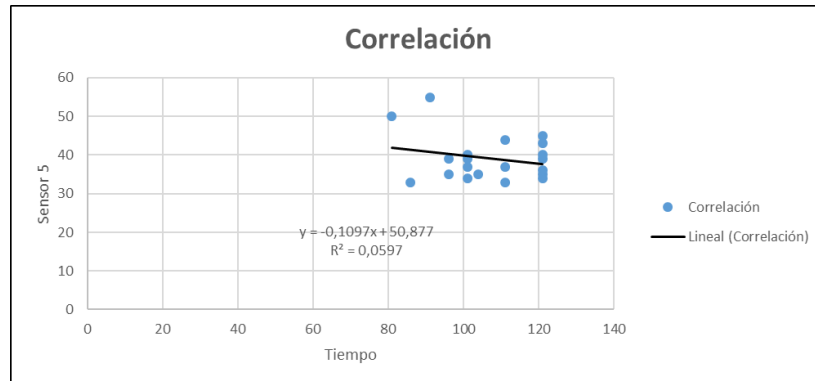


Figura A.19: "Gráfica de correlación de la Palabra Hola Sensor 5"

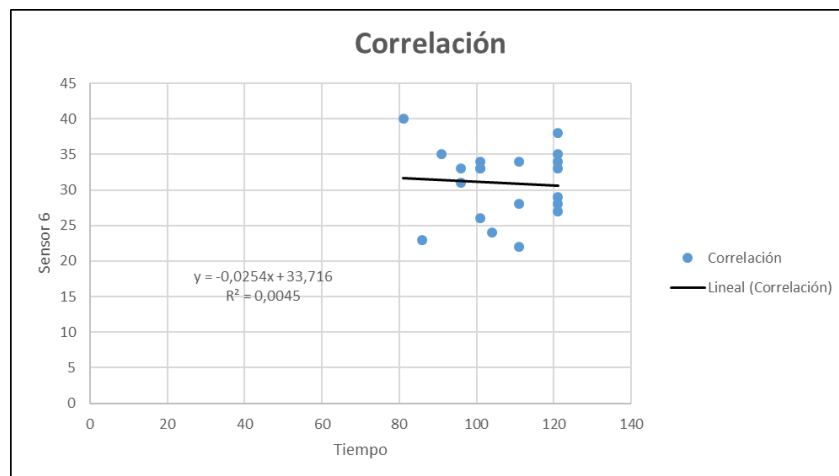


Figura A.20 "Gráfica de correlación de la Palabra Hola Sensor 6"

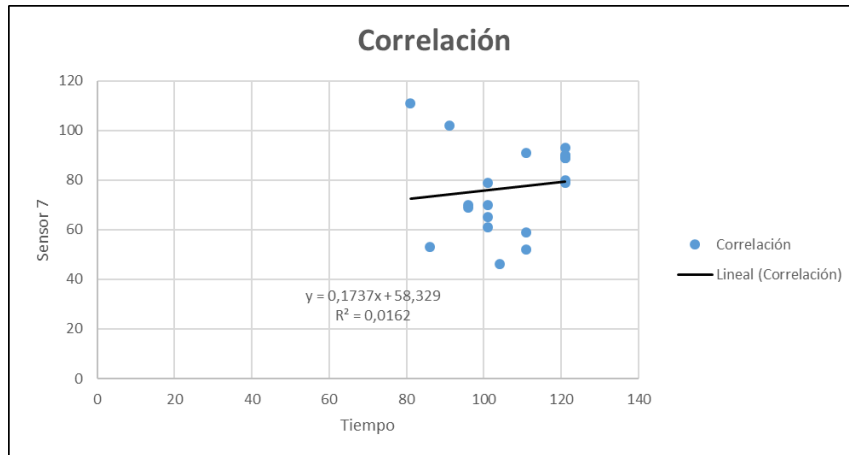


Figura A.21: "Gráfica de correlación de la Palabra Hola Sensor 7"

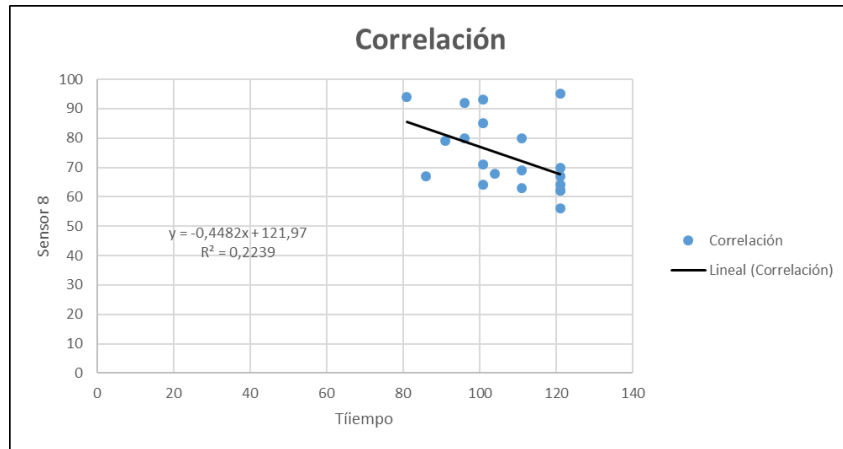


Figura A.22: "Gráfica de correlación de la Palabra Hola Sensor 8"

Palabra Adiós

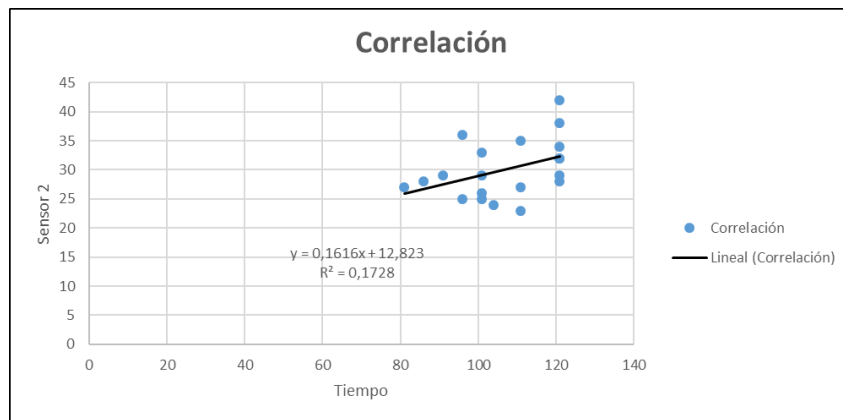


Figura A.23: "Gráfica de correlación de la Palabra Adiós Sensor 2"

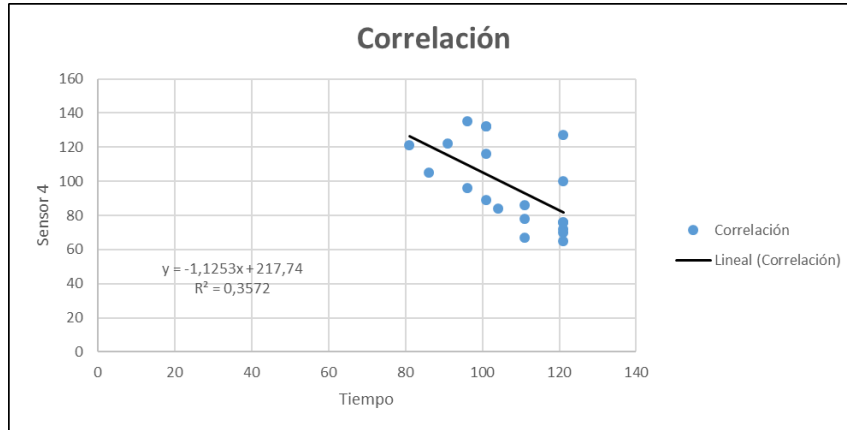


Figura A.24 "Gráfica de correlación de la Palabra Adiós Sensor 4"

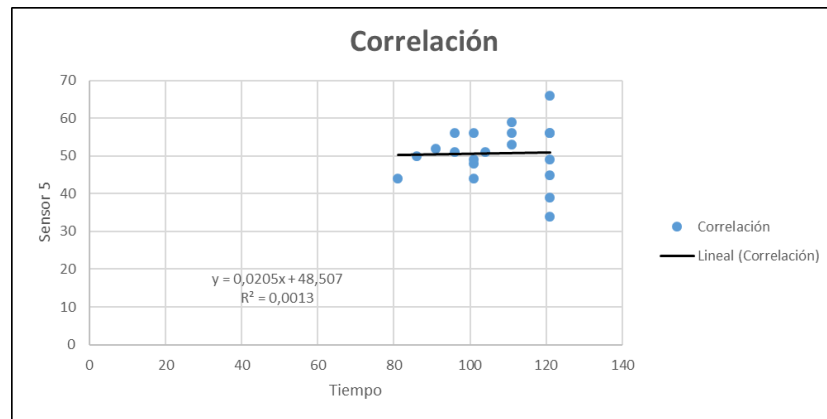


Figura A.25: "Gráfica de correlación de la Palabra Adiós Sensor 5"

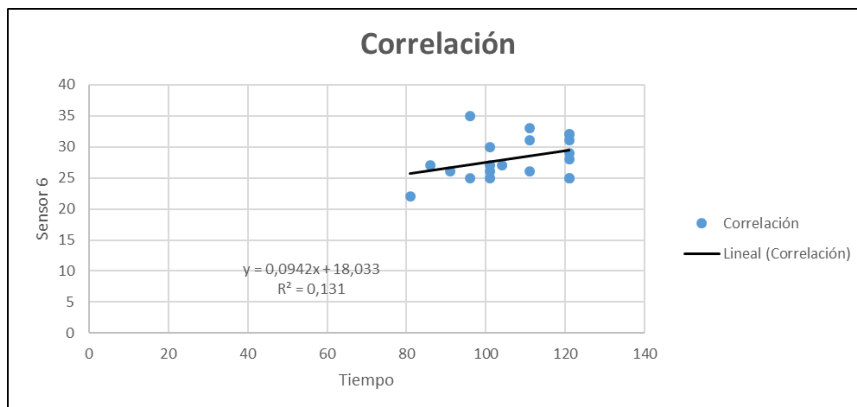


Figura A.26: "Gráfica de correlación de la Palabra Adiós Sensor 6"

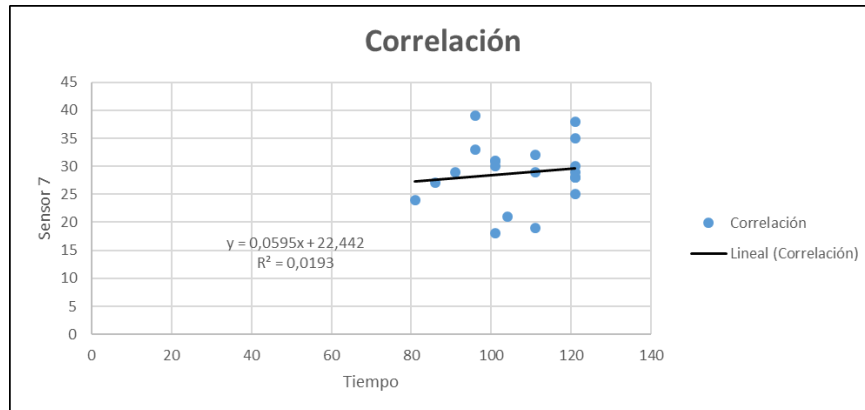


Figura A.27: "Gráfica de correlación de la Palabra Adiós Sensor 7"

Palabra bien

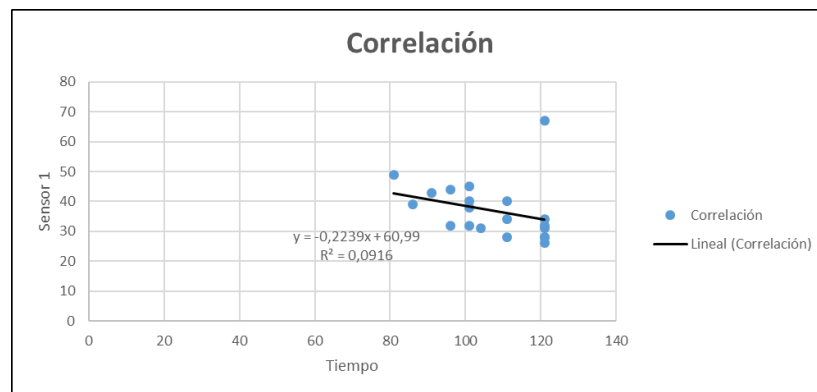


Figura A.28: "Gráfica de correlación de la Palabra Bien Sensor 1"

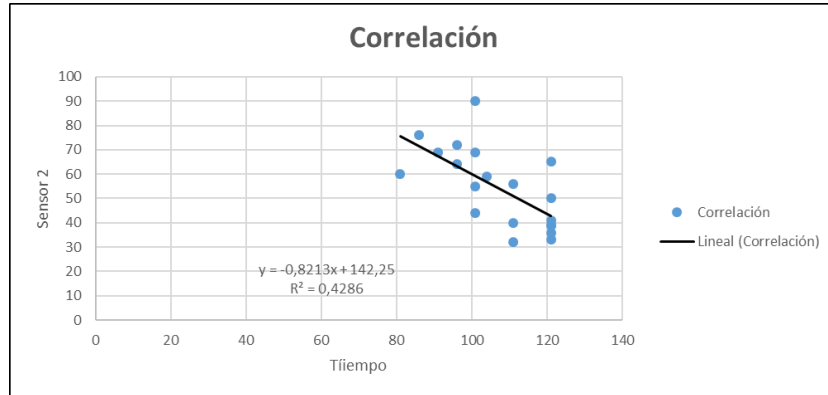


Figura A.29: "Gráfica de correlación de la Palabra Bien Sensor 2"

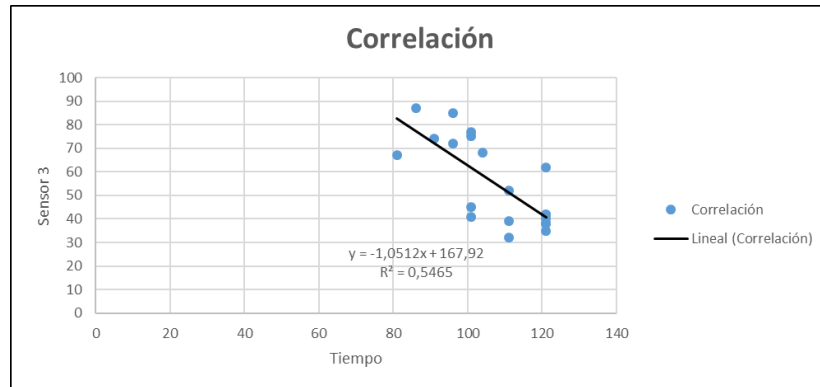


Figura 3.14: "Gráfica de correlación de la Palabra Bien Sensor 3"

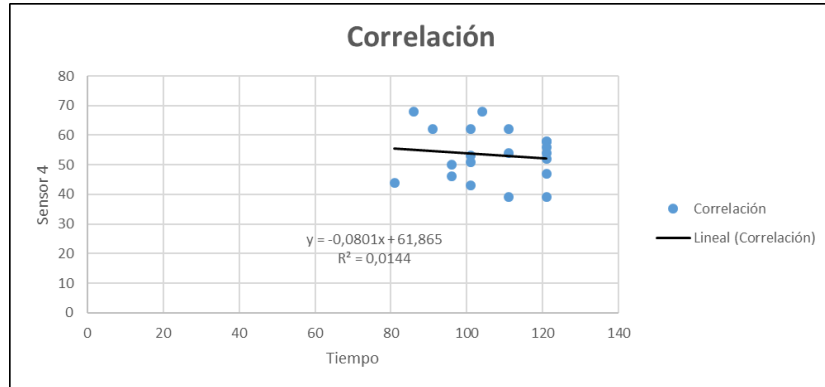


Figura A.30: "Gráfica de correlación de la Palabra Bien Sensor 4"

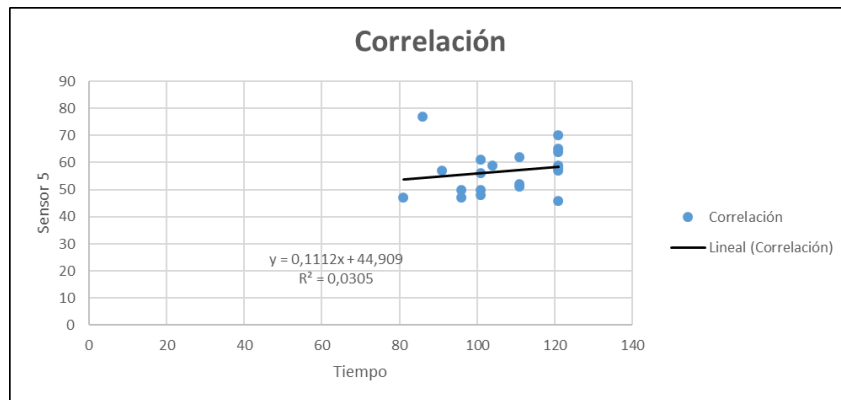


Figura A.31: "Gráfica de correlación de la Palabra Bien Sensor 5"

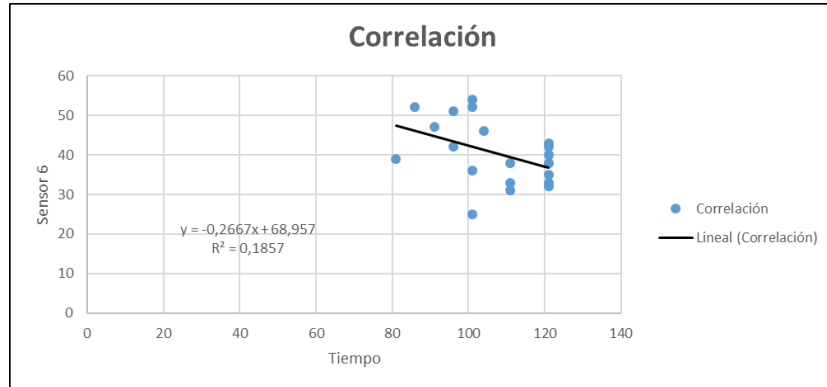


Figura A.32: "Gráfica de correlación de la Palabra Bien Sensor 6"

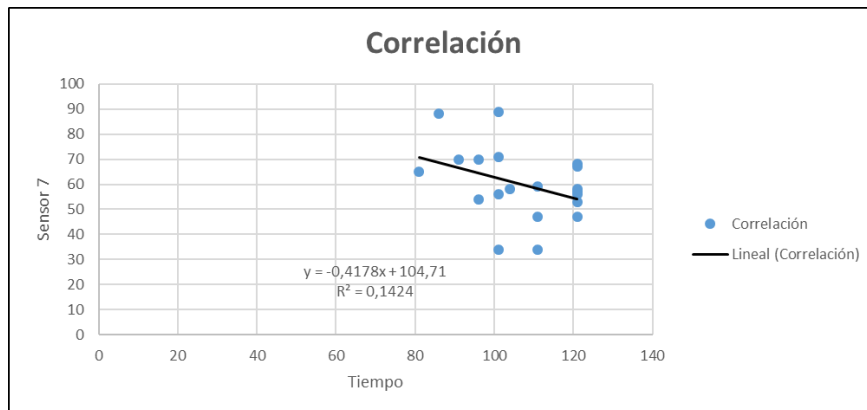


Figura A.32: "Gráfica de correlación de la Palabra Bien Sensor 7"

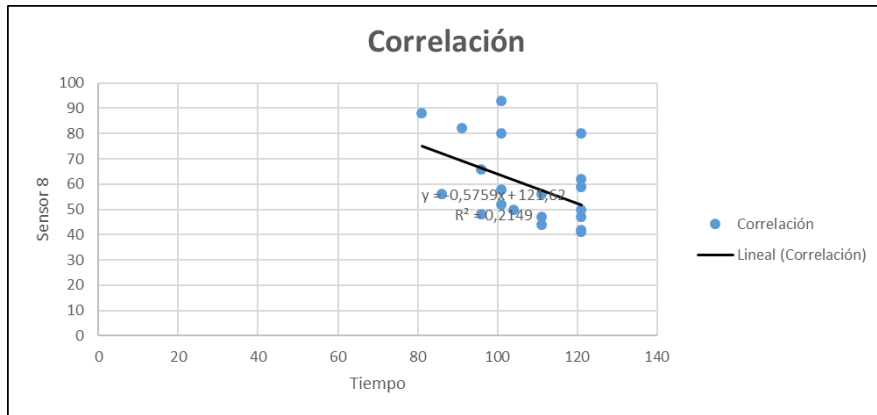


Figura A.33: "Gráfica de correlación de la Palabra Bien Sensor 8"

Palabra mal

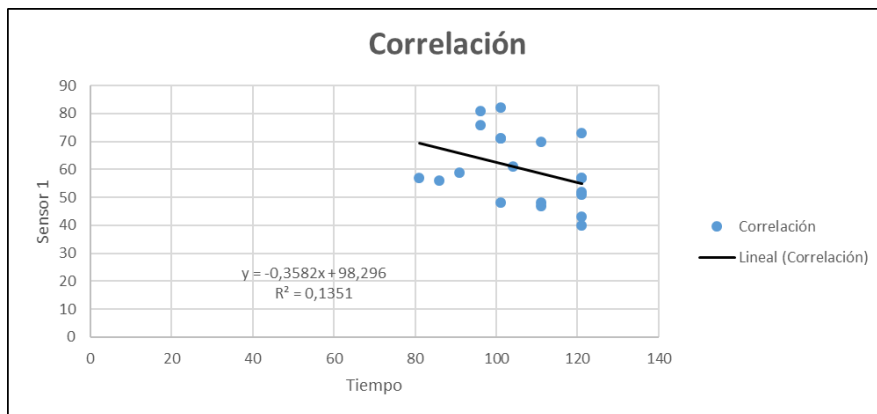


Figura A.34: "Gráfica de correlación de la Palabra Mal Sensor 1"

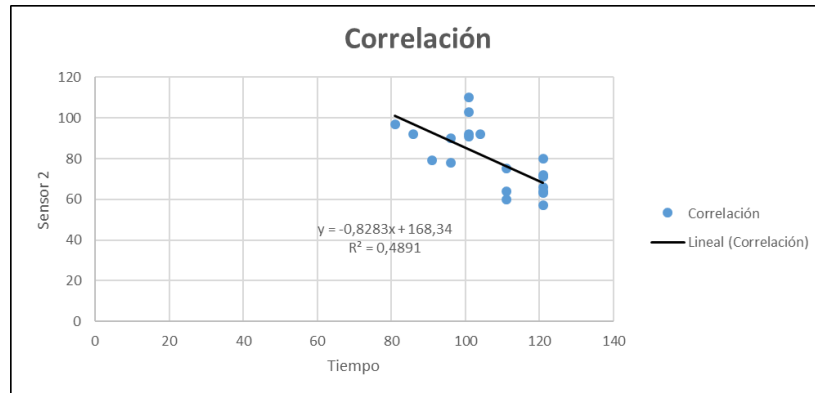


Figura A.35: "Gráfica de correlación de la Palabra Mal Sensor 2"

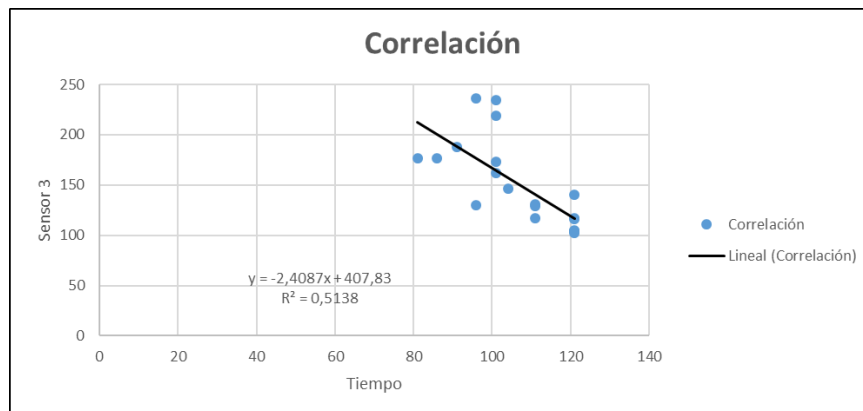


Figura A.36: "Gráfica de correlación de la Palabra Mal Sensor 3"

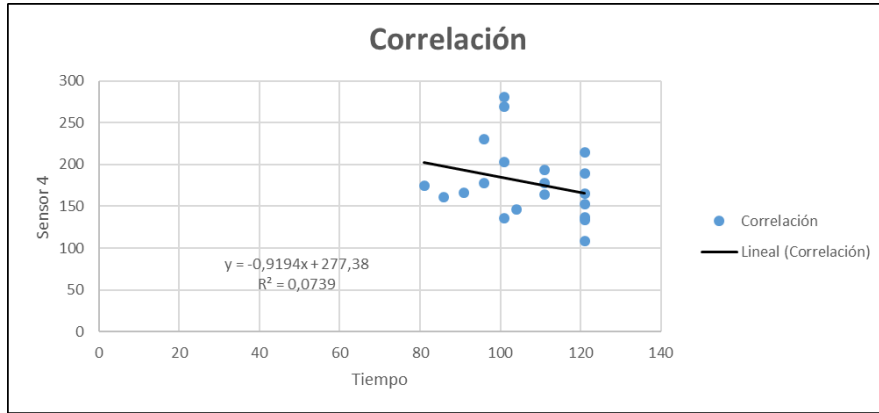


Figura A.37: "Gráfica de correlación de la Palabra Mal Sensor 4"

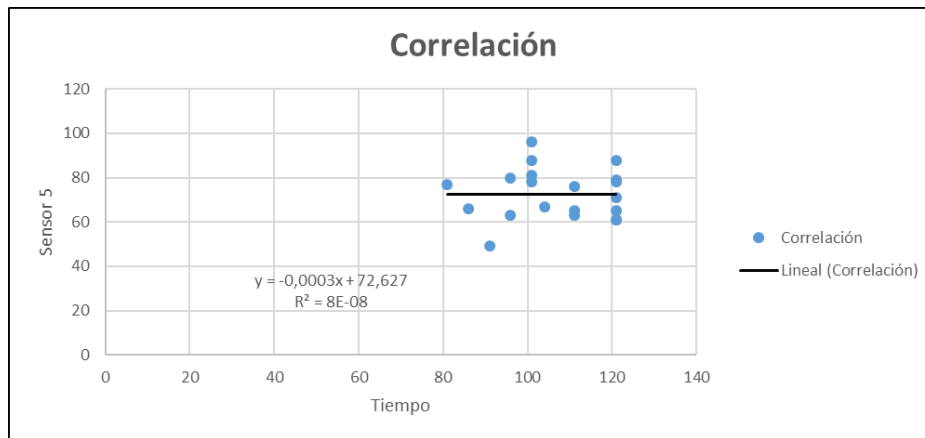


Figura A.38: "Gráfica de correlación de la Palabra Mal Sensor 5"

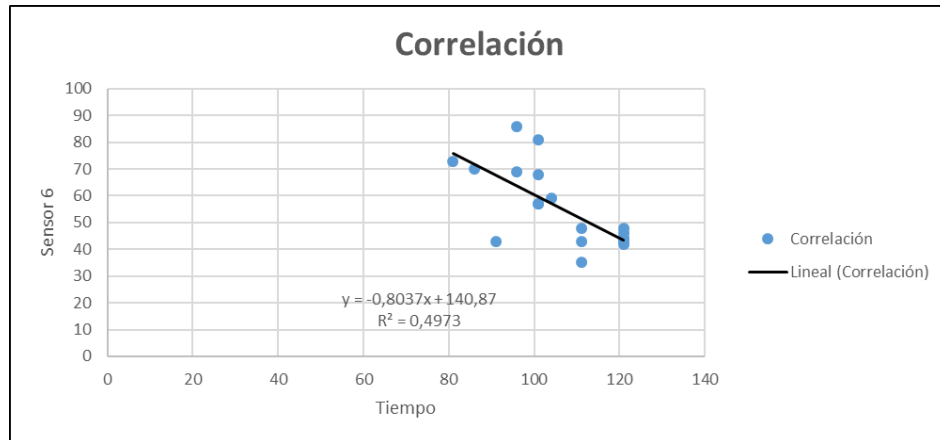


Figura A.39: "Gráfica de correlación de la Palabra Mal Sensor 6"

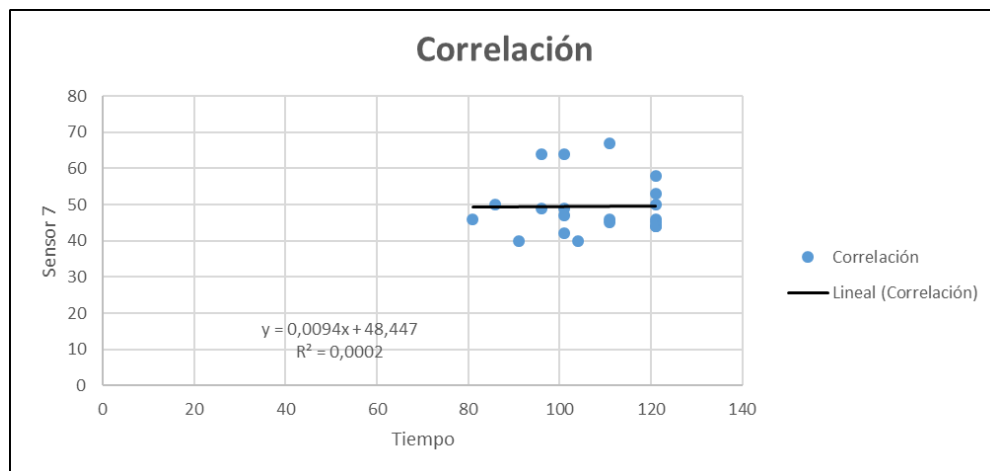


Figura A.40: "Gráfica de correlación de la Palabra Mal Sensor 7"

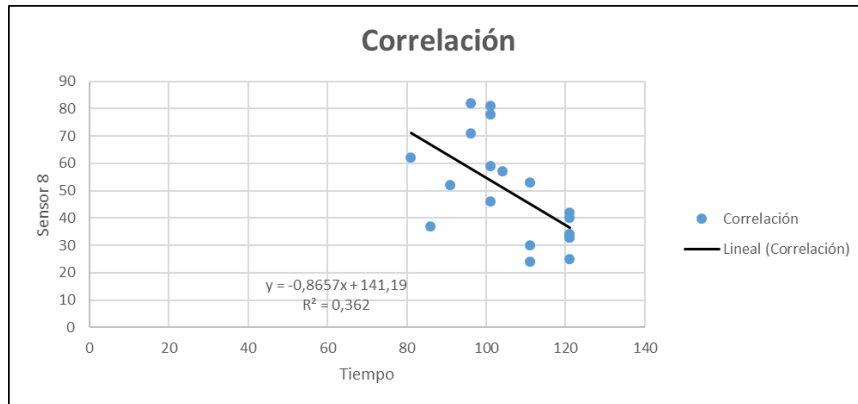


Figura A.41: "Gráfica de correlación de la Palabra Mal Sensor 8"

Palabra más o menos

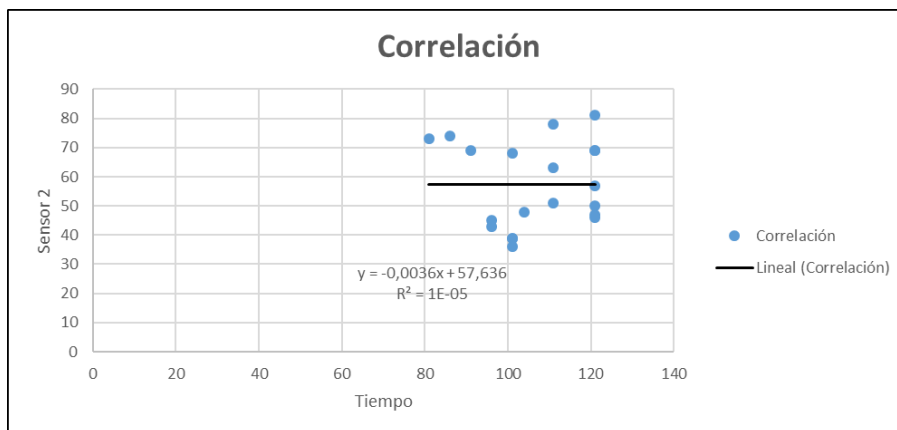


Figura A.45: "Gráfica de correlación de la Palabra Más O Menos Sensor 2"

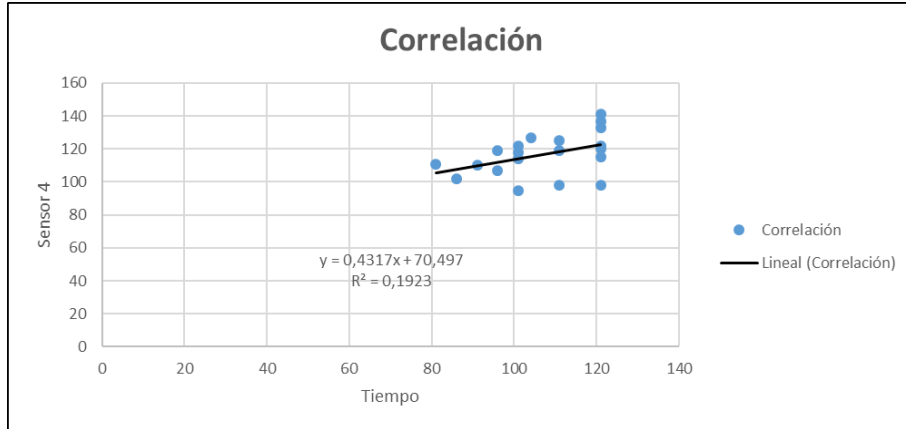


Figura A.46: "Gráfica de correlación de la Palabra Más O Menos Sensor 4"

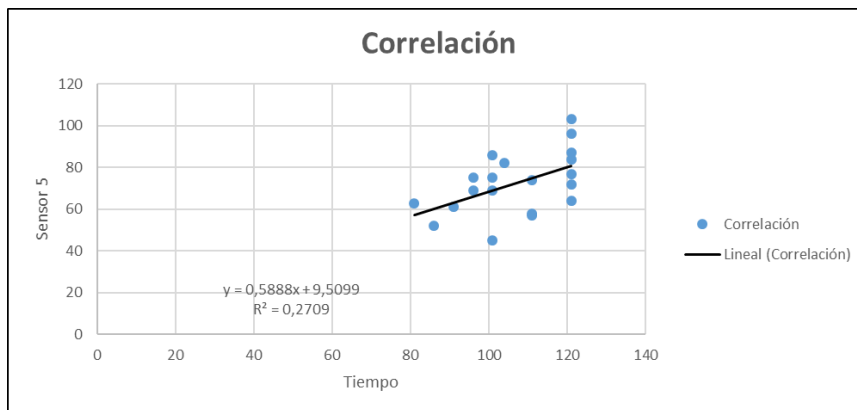


Figura A.47: "Gráfica de correlación de la Palabra Más O Menos Sensor 5"

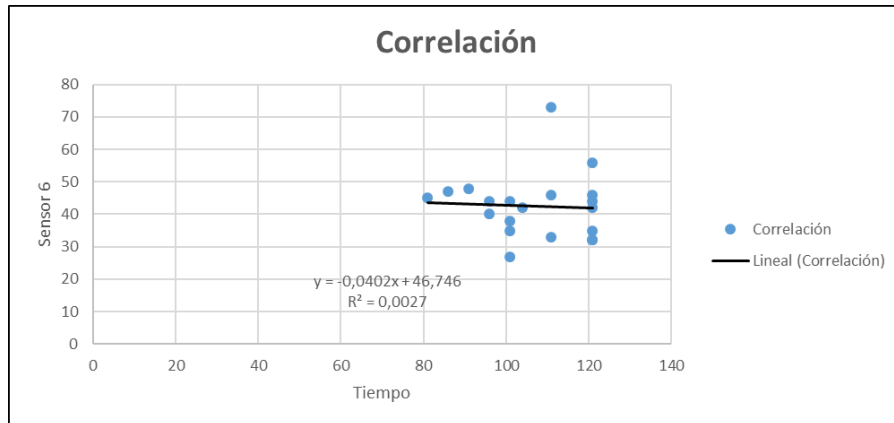


Figura 3.31: "Gráfica de correlación de la Palabra Más O Menos Sensor 6"

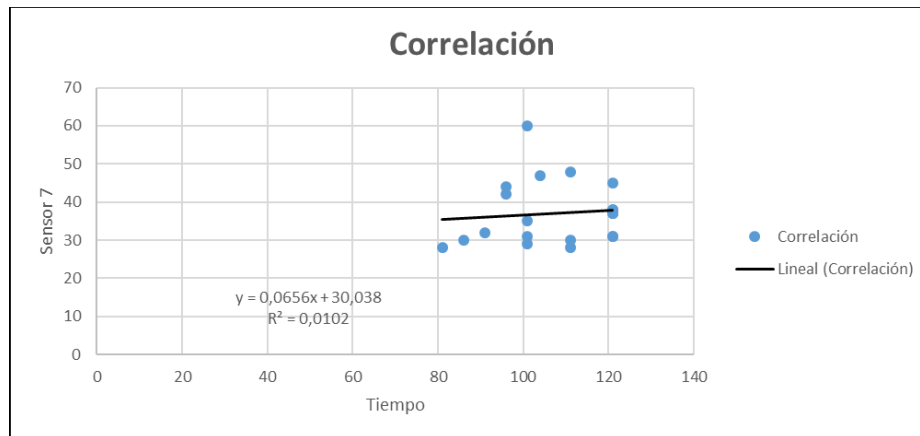


Figura A.48: "Gráfica de correlación de la Palabra Más O Menos Sensor 7"

Para ver la programación y código fuente ingrese al siguiente link

https://drive.google.com/drive/folders/1rISuzo0ouyAcjoNMv4_sY7f74tBa5Xgd?usp=sharing