



Universidad Nacional
Federico Villarreal

**Vicerrectorado de
INVESTIGACIÓN**

**FACULTAD DE INGENIERÍA E INFORMÁTICA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA MECATRÓNICA**

**DISPOSITIVO CLASIFICADOR DE SEÑALES
CEREBRALES, PARA EL CONTROL DE
DISPOSITIVOS ROBÓTICOS BASÁNDOSE EN UN
SISTEMA BCI**

TESIS

PARA OPTAR AL TÍTULO PROFESIONAL DE:

INGENIERO MECATRÓNICO

PRESENTADO POR:

WILBER JOEL DIAZ SOTELO

ASESOR:

DR. JOSÉ JULIO RODRÍGUEZ FIGUEROA

JURADOS:

DR. JUSTO PASTOR SOLIS FONSECA

DR. FREDDY LIZARDO KASENG SOLIS

DR. EDWARD JOSE FLORES MASILLAS

DR. MONICA PATRICIA RAMOS ROMERO

LIMA-PERÚ

2018

DEDICATORIA

Este presente trabajo lo dedico a Dios, por darme la oportunidad de desarrollar el trabajo de investigación que tanto deseaba. A aquellas personas que han sido un soporte y compañía durante el periodo de mis estudios, y por sus esfuerzos que son invaluableles.

AGRADECIMIENTO

A mis padres por preocuparse por mi bienestar día a día, por su confianza y su apoyo incondicional que depositaron en mí, también agradecer a mis hermanas por su apoyo en todo momento.

Al Dr. José Julio Rodríguez Figueroa, por el apoyo durante mi estadía como alumno en la universidad, y por el apoyo brindado durante el desarrollo del presente trabajo de investigación.

RESUMEN

El presente trabajo de investigación surge como respuesta a la necesidad de las personas que padecen importantes deficiencias en sus funciones motoras o en su habla, debido a que estas personas requieren de equipos especiales para movilizarse o comunicarse, como por ejemplo la silla de ruedas o dispositivo que permite responder respuestas cortas de sí y no. En la actualidad existen diferentes prototipos que cumplen con las aplicaciones mencionadas, pero muchos de estos son de costo muy elevado, problema por el cual muchas personas no pueden acceder a este tipo de tecnología. En la presente investigación se propone un dispositivo que tenga la capacidad de amplificar las señales cerebrales EEG (EEG, por electroencefalograma) y a la vez poder discriminar a qué tipo de tarea mental este pertenece, basándose en un método de clasificación de los mapas auto organizativos de Kohonen implementadas en un microcontrolador ARM (ARM, por *Advanced RISC Machine*), el cual realiza los pasos típicos de los sistemas BCI (BCI, por *Brain Computer Interface*). De esta manera se logra reducir los costos de los sistemas BCI y ayudar a cualquier persona que pueda requerir este tipo de sistemas.

Palabras claves: Interfaz Cerebro Computadora, Electroencefalograma, Mapas Auto Organizativos De Kohonen, Transformada Rápida de Fourier, Clasificación de tarea mental, microcontrolador ARM.

ABSTRACT

The present research work arises in response to the need of people who suffer from significant deficiencies in their motor functions or speech, because these people require special equipment to mobilize or communicate, such as a wheelchair or device that allows to answer short answers of yes and no. Currently there are different prototypes that meet the mentioned applications, but many of these are very expensive, a problem for which many people cannot access this type of technology. In the present investigation a device is proposed that has the capacity to amplify the EEG brain signals and at the same time to be able to discriminate what type of mental task this belongs, based on a method of classification of self-organizing Kohonen maps implemented in an arm microcontroller, which performs the typical steps of the BCI systems. In this way it is possible to reduce the costs of BCI systems and help anyone who may require this type of systems

Keywords: Brain Computer Interface BCI, Self-Organizing Maps SOM, Fast Fourier Transform FFT, Electroencephalograph EEG, Mental task classification, microcontroller ARM.

ÍNDICE

DEDICATORIA.....	ii
AGRADECIMIENTO.....	ii
RESUMEN	1
ABSTRACT	2
Lista de Figuras.....	7
Lista de Tablas.....	10
Capítulo I INTRODUCCIÓN	11
1.1. ANTECEDENTES	14
1.2. DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.....	16
1.2.1. Planteamiento del problema	17
1.2.2. Problemas específicos.....	17
1.3. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN.....	18
1.3.1. Objetivo general.....	18
1.3.2. Objetivos específicos.....	18
1.4. JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA DE LA INVESTIGACIÓN.....	18
1.4.1. Justificación	18
1.4.2. Importancia.....	19
Capítulo II: MARCO TEÓRICO	21
2.1. INTERFAZ CEREBRO COMPUTADORA.....	22
2.1.1. Potenciales evocados.....	22
2.1.2. Potenciales lentos.....	23
2.1.3. Componentes frecuenciales	23
2.1.4. Dispositivos de adquisición de señales EEG.....	25
2.2. ELECTROENCEFALOGRAFÍA.....	27
2.3. TRANSFORMADA RÁPIDA DE FOURIER.....	29
2.3.1. Algoritmo de la FFT	30

2.4. CLASIFICACIÓN MEDIANTE MAPAS AUTO ORGANIZADOS DE KOHONEN.....	30
2.4.1. Algoritmo de la SOM.....	31
2.5. MICROCONTROLADORES.....	33
2.6. ADC1299.....	34
Capítulo III MÉTODO	35
3.1. TIPO Y NIVEL DE INVESTIGACIÓN	36
3.1.1. Tipo de investigación	36
3.1.2. Nivel de investigación	36
3.2. ÁMBITO TEMPORAL Y ESPACIAL.....	36
3.2.1. Temporal	36
3.2.2. Espacial.....	37
3.3. VARIABLES	37
3.4. POBLACIÓN Y MUESTRA	37
3.2.3. Población.....	37
3.2.4. Muestra.....	37
3.5. INSTRUMENTOS.....	37
3.6. PROCEDIMIENTO	37
3.6.1. Adquisición de señales EEG	37
3.6.2. Estructura del dispositivo.....	38
3.6.3. Placa ADC1299 – esquemático.....	39
3.6.4. Diseño de la tarjeta PCB	42
3.6.5. Fabricación de la placa.....	44
3.6.6. Adquisición de datos usando el ADC1299.....	44
3.6.7. Base de datos de señales EEG	46
3.7. PROCESADO Y EXTRACCIÓN DE CARACTERES	47
3.7.1. Clasificación de los datos usando los mapas auto organizativos .	50

3.8. SELECCIÓN DEFINITIVA DE LA RED Y PRUEBA CON PATRONES NUEVOS.....	52
3.9. IMPLEMENTACIÓN DE LA RED EN EL MICROCONTROLADOR	53
3.9.1. Datos y simulación de señales EEG.....	54
3.9.2. Procesado y extracción de caracteres en el ARM	56
3.9.3. Clasificación de señales en el ARM.....	59
Capítulo IV RESULTADOS	60
4.1. RESULTADOS DE LA CLASIFICACIÓN USANDO LOS MAPAS AUTO ORGANIZATIVOS	61
4.2. RESULTADOS DE LA PRUEBA CON PATRONES NUEVOS	61
4.3. RESULTADO DE LA CLASIFICACIÓN EN EL MICROCONTROLADOR ARM.....	62
4.4. COMPARACIÓN DE RESULTADOS	63
4.5. RESULTADOS PARA sujetos diferentes	64
Capítulo V DISCUSIÓN DE RESULTADOS.....	67
5.1. RESULTADOS DEL ENTRENAMIENTO	68
5.1.1. Procesado	68
5.1.2. Resultados de entrenamiento	69
5.1.3. Resultados online y resultados del ARM	70
Capítulo VI Conclusiones y Recomendaciones.....	72
6.1. CONCLUSIONES.....	73
6.2. RECOMENDACIONES	74
Capítulo VII REFERENCIAS	75
Capítulo VIII ANEXOS.....	79
8.1. ANÁLISIS DE COSTOS	80
8.1.1. Inversión	80
8.2. ANÁLISIS DE COSTO/BENEFICIO	82

Lista de Figuras

<i>Figura 1 Representación de las señales EEG de los SCP.....</i>	<i>23</i>
<i>Figura 2 Activación de las áreas del cerebro con la relación con alguna tarea mental.</i>	<i>24</i>
<i>Figura 3 Diagrama de bloques de un Sistema BCI.</i>	<i>24</i>
<i>Figura 4 Plataformas de adquisición para BCI.</i>	<i>26</i>
<i>Figura 5 Electrodo colocados sobre el cuero cabelludo con diferentes potenciales.</i>	<i>28</i>
<i>Figura 6 Referencia del sistema internacional 10-20.</i>	<i>29</i>
<i>Figura 7 Arquitectura de la red SOM.....</i>	<i>31</i>
<i>Figura 8 Microcontrolador ARM cortex M4.....</i>	<i>34</i>
<i>Figura 9 Diagrama de bloques del ADC1299.....</i>	<i>34</i>
<i>Figura 10 Diagrama de funcionamiento del Dispositivo.</i>	<i>39</i>
<i>Figura 11 Alimentación del ADC1299.</i>	<i>39</i>
<i>Figura 12 Configuración del ADC1299.....</i>	<i>40</i>
<i>Figura 13 ADC Decoupling.....</i>	<i>40</i>
<i>Figura 14 Configuración de la conexión de los electrodos.....</i>	<i>41</i>
<i>Figura 15 Pines de conexión de los electrodos y control.</i>	<i>41</i>
<i>Figura 16 PCB con los componentes ya ordenados.</i>	<i>42</i>
<i>Figura 17 PCB con las capas añadidas.</i>	<i>43</i>
<i>Figura 18 Capaz de la PCB.....</i>	<i>43</i>
<i>Figura 19 Capa inferior de la placa.</i>	<i>44</i>
<i>Figura 20 Capa superior de la placa.</i>	<i>44</i>
<i>Figura 21 ADC1299 con el Arduino mini pro.</i>	<i>45</i>
<i>Figura 22 Electrodo colocados.</i>	<i>47</i>

<i>Figura 23 Representación de la ventana de procesado para obtener la banda reactiva.....</i>	<i>49</i>
<i>Figura 24 comparación de las señales EEG de los dos canales.....</i>	<i>49</i>
<i>Figura 25 Representación gráfica de las señales EEG capturadas durante 1 segundo para la tarea mental de reposo (a), y para la tarea mental de pensamiento de movimiento de mano derecha (c), y sus respectivas respuestas FFT (b y d).....</i>	<i>50</i>
<i>Figura 26 Resultado del entrenamiento de la red SOM, con un 1.25 % de error. Los números representan el numero de la neurona.....</i>	<i>51</i>
<i>Figura 27 Resultado del testeo usando datos para cada segundo.....</i>	<i>53</i>
<i>Figura 28 Representación de la simulación.....</i>	<i>54</i>
<i>Figura 29 Datos enviados por el arduino Due.</i>	<i>56</i>
<i>Figura 30 Datos enviados por el arduino Due.</i>	<i>56</i>
<i>Figura 31 Diagrama de la función FFT.....</i>	<i>58</i>
<i>Figura 32 procesado y extracción de caracteres.....</i>	<i>58</i>
<i>Figura 33 Calculo de la neurona ganadora</i>	<i>59</i>
<i>Figura 34 Curva de error obtenida tras el entrenamiento.....</i>	<i>61</i>
<i>Figura 35 Curva de error de los mapas de cada segundo.</i>	<i>62</i>
<i>Figura 36 curva de error completa de la prueba de las señales EEG nuevas..</i>	<i>62</i>
<i>Figura 37 Resultado de la clasificación.....</i>	<i>63</i>
<i>Figura 38 Curva de error obtenida por el microcontrolador.....</i>	<i>64</i>
<i>Figura 39 Curva de error sujeto 2.....</i>	<i>64</i>
<i>Figura 40 Curva de error sujeto 3.....</i>	<i>65</i>
<i>Figura 41 Curva de error sujeto 4.....</i>	<i>65</i>
<i>Figura 42 Curva de error sujeto 5.....</i>	<i>65</i>
<i>Figura 43 Curva de error sujeto 6.....</i>	<i>66</i>

<i>Figura 44 Curva de error sujeto 7.....</i>	<i>66</i>
<i>Figura 45 Curva de error sujeto 8.....</i>	<i>66</i>
<i>Figura 46 FFT obtenida de los dos canales.</i>	<i>69</i>
<i>Figura 47 Análisis de la curva de error.....</i>	<i>70</i>
<i>Figura 48 Comparación de resultados ARM y Matlab.</i>	<i>71</i>

Lista de Tablas

<i>Tabla 1 Comparación de los diferentes sistemas de adquisición para BCI.....</i>	<i>27</i>
<i>Tabla 2 Valores de los registros del ADC1299.....</i>	<i>45</i>
<i>Tabla 3 Definición de comandos</i>	<i>46</i>
<i>Tabla 4 Muestra la distribución de los datos antes del procesado. Las columnas representan la cantidad de cesiones, mientras que las filas representan la duración de cada cesión de 8 segundos</i>	<i>48</i>
<i>Tabla 5 Muestra los gastos de capacitación.....</i>	<i>80</i>
<i>Tabla 6 Gastos de recursos materiales.....</i>	<i>81</i>
<i>Tabla 7 Gastos de equipamiento.....</i>	<i>81</i>
<i>Tabla 8 Gastos operativos del proyecto</i>	<i>81</i>
<i>Tabla 9 inversión total del proyecto.....</i>	<i>82</i>

Capítulo I **INTRODUCCIÓN**

En el Perú de acuerdo con los datos proporcionados por el instituto nacional de estadística e informática, un 5.2% de la población padece algún tipo de discapacidad o limitación física o mental, dentro de este porcentaje se encuentran personas con limitación para hablar o comunicarse y otro grupo padece la limitación de locomoción y destreza total o completa. De acuerdo con datos de incidencia de los casos de parálisis cerebral es de, 2 a 3 por cada 1000 nacidos vivos, mientras que estas cifras se elevan a 5 por cada 1000 habitantes en los países desarrollados. El dato de la incidencia de esclerosis lateral amiotrófica (ELA ó ALS por sus siglas en inglés, ALS, por *amyotrophic lateral sclerosis*) es de 2 por cada 100000 habitantes. Estas enfermedades mencionadas y también otras enfermedades como por ejemplo trastornos motores severos, esclerosis lateral amiotrófica, derrame cerebral, parálisis cerebral, lesiones en la medula y parálisis cerebral, son enfermedades que afectan directamente el sistema nervioso periférico, muchas veces llevando a las personas a la muerte, pero las que los padecen pueden llegar a perder control de sus funciones motoras, hasta del mismo habla, debido a estos problemas surge los sistemas BCI o interfaz cerebro computadora para mejorar la calidad de vida de estas personas a través de dispositivos que faciliten la movilidad o el habla.

El principal problema de los sistemas BCI es el limitado acceso que tiene las personas a esta tecnología. Actualmente existen diferentes prototipos o gadgets que se pueden ser usados en este tipo de tecnologías, pero muchas de estas cumplen tareas específicas que requieren de la intervención de una computadora para poder ser empleada en los sistemas BCI y darle la aplicación

que se requiere, o alguno de estos dispositivos son de costos muy elevados limitando el acceso a esta tecnología.

El presente trabajo de investigación plantea un método de clasificación de tareas mentales de bajo costo, integrando un sistema de clasificación basado en el amplificador ADC1299, el cual es de tamaño reducido facilitando el transporte de este, también se plantea un nuevo método de clasificación de tareas mentales basado en los mapas auto organizativos de Kohonen (SOM, por *Self-Organizing Maps*) implementada en un microcontroladores ARM, el cual cumple las mismas funciones que las computadoras reduciendo más el costo de fabricación de estos sistemas y facilitando el acceso a personas de bajos recursos.

El presente documento trata sobre el diseño de dispositivo y la implementación de este, también se detalla los pasos desarrollados para la clasificación de las tareas mentales y los pasos para la implementación de los mapas auto organizativos en un microcontrolador. Para una mejor comprensión se detalla y analiza cada uno de los capítulos del siguiente modo; en el capítulo I, se describe la motivación por la cual desarrolla la investigación, se plantea los principales problemas y problemas específicos, los antecedentes, también se detalla los objetivos principales y específicos a cumplirse, por último la justificación e importancia del trabajo de investigación; en el capítulo II, se muestra el marco teórico de los temas relacionados que ayudaran a entender mejor el desarrollo del presente trabajo de investigación; en el capítulo III, se detalla el método, el tipo de investigación, las variables la población muestra, instrumentos y el desarrollo del trabajo de investigación, partiendo desde el diseño de la placa y su fabricación, posteriormente se detalla el desarrollo de la implementación del método de procesamiento y la clasificación, para finalmente describir la

implementación del clasificador en los microcontroladores; en el capítulo IV, en el presente capítulo se muestra los resultados obtenidos durante el proceso de desarrollo de la investigación; en el capítulo V, se muestra la discusión de los resultados; en el capítulo VI, se detalla las conclusiones de la investigación, en el capítulo VII, se detalla las recomendaciones de la investigaciones.

1.1. ANTECEDENTES

El presente estudio está inspirado en trabajos previos los cuales se describen a continuación.

- a. De acuerdo con (Scarone, Marasco, Castro, & Monte, 2013), se presenta un sistema de adquisición de señales biológicas, el cual puede realizar el procesamiento de las señales en el mismo circuito que adquiere las señales. El sistema está orientado a una clasificación de determinar si las señales son normales o anormales. En este trabajo hace uso del ADC1298, el cual está diseñando para la digitalización de señales biomédicas con un conversor A/D de 24bits, y este es controlado por un microcontrolador ARM de 32 bits, describiendo los pasos para la configuración del ADC1298, la comunicación entre el ARM y los registros a configurarse para un correcto registro de las señales biológicas. Por último, nos presenta el algoritmo de procesado y el filtrado, por último, nos presenta un sistema de adquisición y procesamiento de señales biológicas que sea compacto y versátil.

- b. En (García, 2015), presenta el un método de monitorización de variables fisiológicas en dos aplicaciones, los cuales son desarrolladas mediante la tecnología Android y otras en Matlab. Las señales son recogidas por sensores que están conectados a una plataforma basada en un Arduino y este envía los datos al móvil mediante una comunicación serial. Este trabajo hace uso de E-Health sensor *platform*, el cual se puede usar para recolectar datos de pulso y oxígeno en sangre, la temperatura corporal, respuesta galvánica de la piel y electrocardiograma. Los datos recogidos son enviados al pc y al celular el cual sirve para que las personas puedan ver los datos en tiempo real.
- c. En (Ron, 2005) trabajo de referencia del cual presenta método de retroalimentación en el entrenamiento de un interfaz cerebro computadora, para el control de una silla de ruedas. El trabajo presenta una extensa descripción de la teoría detrás de los interfaces cerebro computadora, y los métodos usados, y referencias a tipos de algoritmos que se usan. El objetivo de este trabajo es analizar el efecto que puede a causar el utilizar un *feedback* basado en la técnica de realidad virtual, en los sistemas BCI. Lo siguiente, hace una descripción de la metodología empleada en la investigación, y la descripción de los diferentes sistemas desarrollados para la evaluación del trabajo de investigación. Por último, se presenta las conclusiones obtenidas

de las pruebas y la comparación de la mejora obtenida al usar el *feedback* virtual con el convencional.

- d. En (Diaz, Joya, Ron, & García-Lagos, 2016) presenta un método de clasificación de tareas mentales basado en los mapas auto organizativos de Kohonen para el control de una silla de ruedas. En este trabajo se describe el método empleado para la clasificación de dos tareas mentales, partiendo desde la adquisición de señales en dos canales, mostrando las posiciones de los electrodos usados. Posteriormente nos muestra el método de procesado y la extracción de caracteres, para luego usar la SOM. por últimos se hace una comparación de los resultados obtenidos con los resultados de otro trabajo investigación.

1.2. DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

Durante los últimos años el desarrollo de la neuro tecnología ha generado la creación de dispositivos que son capaces de crear un canal de comunicación entre el cerebro y la computadora. Estos canales ayudan a obtener datos en tiempo real de la actividad cerebral del hombre, el cual ha permitido el diagnostico de diferentes enfermedades o trastornos que afectan el cerebro, también estos canales ayudan a personas con problemas en su sistema nervioso periférico a comunicarse a través de las máquinas o ayudan a desplazarse, así mejorando su calidad de vida. En la actualidad existen diversos dispositivos que ayudan a crear este tipo de canal de comunicación ya se los equipos especializados de alto costo o *gadgets* de bajo costo, pero dichos aparatos requieren de ordenadores

para asociar las tareas mentales o estimulaciones con comandos que puedan ser empleadas para controlar un dispositivo robótico, el cual puede llegar a mejorar la calidad de las personas con los problemas ya mencionados, estos ordenadores son esenciales para los sistemas BCI el cual hace que los costos de fabricación de los dispositivos se encarezca.

En la actualidad existen diversos motivos por los cuales muchas personas pueden llegar a obtener enfermedades como por ejemplo el ELA o accidentes que pueden llegar a afectar drásticamente el normal funcionamiento de su sistema nervioso periférico, dificultando el desarrollo de las actividades cotidianas de las personas, como por ejemplo en la comunicación haciendo que las personas puedan perder el habla; mientras que en el desplazamiento las personas pierden el control de sus músculos llegando a limitar parcial o completamente.

1.2.1. Planteamiento del problema

Diseñando un dispositivo portable de bajo costo permitirá clasificar dos tareas mentales.

1.2.2. Problemas específicos

P.E.1: Implementando un dispositivo portable de bajo costo permitirá procesar dos tareas mentales.

P.E.2: Desarrollando un algoritmo permitirá procesar dos tareas mentales.

P.E.3: Implementando un algoritmo clasificador de dos tareas mentales basado en redes neuronales mejorara la clasificación de tareas mentales.

1.3. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

1.3.1. Objetivo general

Diseñar un dispositivo portable de bajo costo para clasificar dos tareas mentales.

1.3.2. Objetivos específicos

O.E.1: Implementar un dispositivo portable de bajo costo que permita procesar dos tareas mentales.

O.E.2: Desarrollar un algoritmo de procesado de dos tareas mentales.

O.E.3: Implementar un algoritmo clasificador de dos tareas mentales basado en redes neuronales.

1.4. JUSTIFICACIÓN E IMPORTANCIA DE LA INVESTIGACIÓN

1.4.1. Justificación

De acuerdo con los datos mostrados por Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI) en la primera encuesta nacional especializada sobre discapacidad, el 5.2% de la población en el Perú padece algún tipo de discapacidad o limitación física o mental, mientras que el 14.7% de personas de este grupo tienen limitación para hablar o comunicarse y el 4.2% de este grupo tiene limitaciones de locomoción y destreza total o completa (INEI, Marzo, 2014). De acuerdo con los datos a nivel mundial la incidencia de los casos de parálisis cerebral es de 2 a 3 por cada 1000 nacidos vivos, mientras que en los países desarrollados pueden llegar a 5 por cada 1000 nacidos vivos (Taboada-Lugo, y otros, 2013), mientras que la

incidencia de ELA es de 2 por cada 100000 habitantes al año, y la prevalencia de este es de 6 casos por cada 100000 habitantes (Madrigal-Muñoz, 2017).

En consecuencia, el presente estudio se justifica porque es necesario mejorar la calidad de vida de aquellas personas que llegaron a contraer dichas enfermedades sin importar el nivel socioeconómico en el que estos se encuentren.

1.4.2. Importancia

Actualmente muchos trabajos de investigación tratan de desarrollar prototipos que mejoren la calidad de vida de las personas con discapacidad o deficiencia en sus funciones motoras, pero muchos de estos utilizan equipos (amplificador, computadora, electrodos, etc.) de costos altos. El presente trabajo de investigación presenta un método de clasificación con el cual se puede llegar a reducir el costo en uno de los equipos de este tipo de prototipos. Hay grupos que comercializan equipos de bajo costos (OpenBCI, Emotiv, neurosky mindwave, etc.) (Ávila-Buitrago, 2016) los cuales registran señales cerebrales en diferentes áreas del cerebro dependiendo de las especificaciones, pero aun requieren de equipos como la computadora para clasificar las tareas mentales u otra aplicación que se desee.

La importancia del presente trabajo de investigación es el diseño de un método clasificación para los sistemas BCI, evitando usar la computadora en dicho paso.

Capítulo II: MARCO TEÓRICO

2.1. INTERFAZ CEREBRO COMPUTADORA

El desarrollo del interfaz cerebro-computadora (BCI), no es un propósito reciente, este es uno de los retos principales de las últimas décadas. El sistema BCI puede permitir la comunicación y control de las personas con discapacidad en sus funciones motoras, ayudando a que estos mejoren su calidad de vida. En los últimos años ha crecido considerablemente el número de investigadores, en el cual nuestro país no ha sido ajeno a dicho interés, consiguiendo importantes avances y aportes (Ron, 2005).

El interfaz cerebro computadora es un medio de comunicación que se basa principalmente en la interpretación de los pensamientos o la actividad eléctrica generada en el cerebro o también conocido como el electroencefalograma a consecuencia de este último. Con este sistema las personas pueden comunicar sin la necesidad de usar sus músculos, lo que hace que este sistema se ideal para las personas que sufren trastornos motores severos, tales como la esclerosis lateral amiotrófica, derrame cerebral, parálisis cerebral, lesiones en la medula u otras enfermedades que afecten el sistema nervioso periférico (Marcos-García, Julio 2015). el sistema BCI y el electroencefalograma son conceptos que están muy relacionados, ya el primero parte del segundo. actualmente los sistemas BCI determinan la intención del sujeto, basándose principalmente en las medidas de la señal, como: los potenciales evocados (EPs, por *evoked potentials*), los potenciales lentos (SCPs, por *Slow Cortical Potentials*) y los ritmos cerebrales o componentes frecuenciales (Ron, 2005).

2.1.1. Potenciales evocados

Los sistemas basados en estas señales, hacen uso de los VEPs (VEPs ,por *visual evoked potential*) o los p300, estas señales son de tipo exógena son sistemas basados en potenciales relacionados a eventos y depende directamente de la actividad electrofisiológica evocada por estímulos externos. Estos sistemas no requieren de una etapa de entrenamientos intensiva, y dependen de estímulos externos para ser operativo (Ron, 2005) (Estado del Arte de las Interfaces Cerebrales, May 2014).

2.1.2. Potenciales lentos

Estos sistemas son de tipos de exógenos, y requieren de un tiempo prolongado e intensivos de entrenamiento, los sujetos pueden lograr a producir variaciones positivas o negativas en el EEG, ver figura 1. Los SCP son cambio de voltaje que se generan en la corteza del cerebro, y estos pueden llegar a durar de 1 más segundos (Hornero-Sánchez, Corralejo-Palacios, & Álvarez-González, 2012).

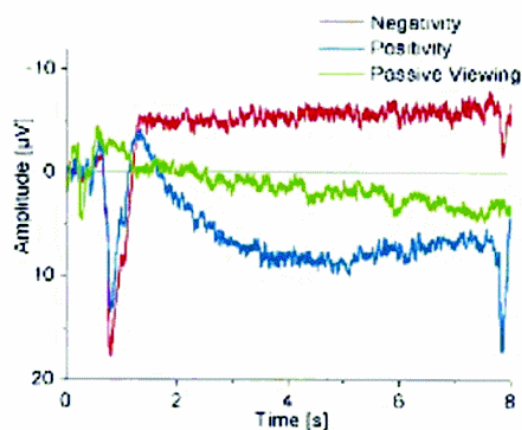


Figura 1 Representación de las señales EEG de los SCP.

2.1.3. Componentes frecuenciales

Este sistema se basa en los diferentes ritmos que se producen en el cerebro cuando un sujeto realiza una tarea mental específica, ver figura 2, el cual puede llegar a ser controlados luego de un periodo de entrenamiento. por lo general los ritmos sensoriomotores varia cuando la actividad cerebral (por lo general los ritmos mu y beta) se relaciona con alguna tarea motora (Ron, 2005).

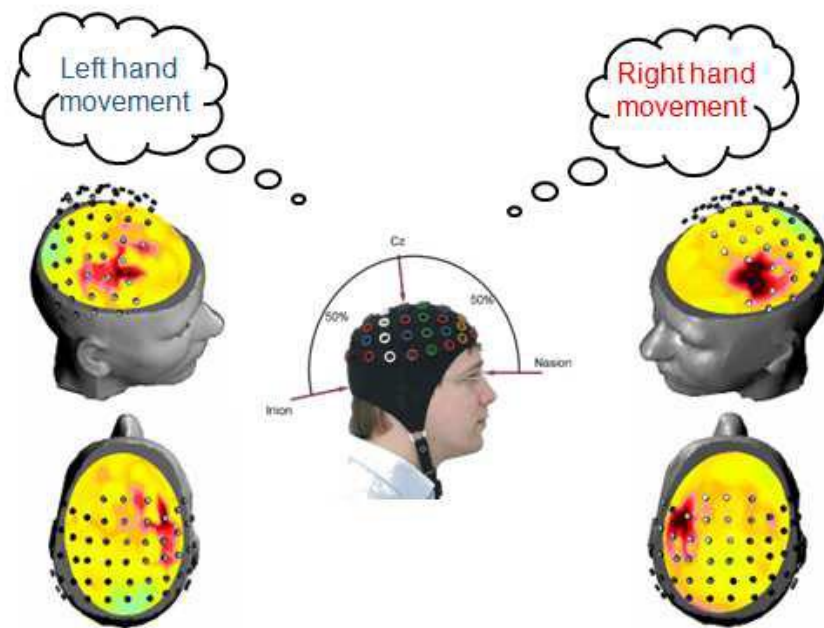


Figura 2 Activación de las áreas del cerebro con la relación con alguna tarea mental.

Un interfaz cerebro computadora (BCI) tiene ciertas etapas las cuales se describen en la figura 3.

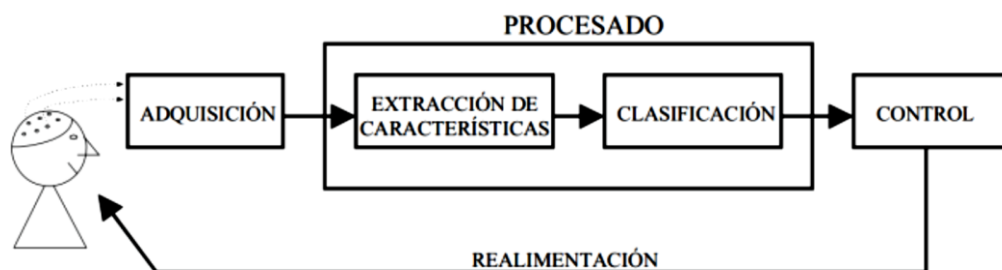


Figura 3 Diagrama de bloques de un Sistema BCI.

- Adquisición de señales: Etapa en la cual se registra las señales cerebrales a través de los electrodos colocados directamente en el cuero cabelludo, el cual es amplificado y digitalizado por un ADC para luego pasar por un filtro con la finalidad de eliminar ruido o artefactos.
- Procesado: En esta etapa involucran dos partes, las cuales son la extracción de características y la clasificación. En la extracción de características, se centra en la extracción de un conjunto de características necesarias para la clasificación. En la clasificación se hace uso de los datos extraídos en la etapa anterior para entrenar un clasificador, para que este sea capaz de discriminar las diferentes tareas mentales.
- Control: Esta etapa comprende el control que se le da al sistema BCI el cual puede variar dependiendo del objetivo, como, por ejemplo, control de silla de ruedas, la comunicación, domótica, control de brazo robótico, video juegos, etc.

2.1.4. Dispositivos de adquisición de señales EEG

Aquí tenemos algunos de los dispositivos que se encuentran en el mercado, ver figura 4 y tabla 1 (Hlinka, 2017).



a) Emotiv Insight	b) Muse
	
c) NeuroSky MindWave	d) Emotiv EPOC
	
f) OpenBCI	g) Aurora Dream Headband
	
h) Melon Headband	i) g.MOBIlab+

Figura 4 Plataformas de adquisición para BCI.

Nombre	Electrodos	Sensor
Emotiv Insight	5	Bluetooth 4.0 LE
Muse	4	7 sensors; 5 front (2 active, 2 DRL, 1 reference), 2 active behind ears. Bluetooth 2.1
NeuroSky MindWave	1	2 mental states (based on 4 brainwaves), eyeblinks. Bluetooth 2.1
Emotiv EPOC	14	3 mental states (based on brainwaves), 13 conscious thoughts, facial expressions, head movements (sensed by 2 gyros). Bluetooth 4.0 LE
OpenBCI	16	EEG, EMG, EKG, y datos de acelerómetros. Bluetooth 4.0 LE
Aurora Dream Headband	1	sensor frontal EEG/EOG, open SDK, embedded 4-stage sleep tracking, 2 LEDs near the eyes
Melon Headband	4	L+R hemisphere prefrontal EE
g.MOBIlab+	8	g.tec

Tabla 1 Comparación de los diferentes sistemas de adquisición para BCI

2.2. ELECTROENCEFALOGRAFÍA

El electroencefalograma es el método de adquisición de señales empleada por los sistemas BCI, ya que es una exploración neurofisiológica que se basa en el registro de la actividad bioeléctrica del cerebro, midiendo el flujo de corriente durante la excitación sináptica de las neuronas piramidales de la corteza cerebral, y como resultado el EEG es el resultado de la actividad de millones de neuronas que trabajan juntas. Las señales EEG son borrosas a comparación de la actividad eléctrica real ya que la señal pasa a través de varias capas de tejido (fluido, cráneo, piel, etc.) (Fernando Lopes, 2010). Los EEG son registrados a través de electrodos que son colocados en el cuero cabelludo, ver figura 4, y estos a la vez pueden ser de diferentes materiales (Teplan, 2002) como, por ejemplo, oro, plata, acero inoxidable, estaño, etc. El método de

colocación de los electrodos es basándose en el sistema 10-20 internacional, ver figura 5.

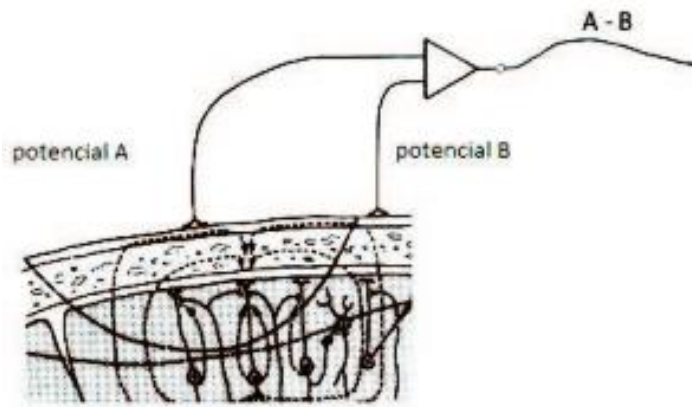


Figura 5 Electrodo colocados sobre el cuero cabelludo con diferentes potenciales.

Las señales EEG, pueden en diferentes rangos de frecuencia, las ondas delta están hasta los 3 Hz, estas tienden a ser los más altos en amplitud y las ondas más lentas, normalmente estas ondas delta son vistas en adultos en profundo sueño. Las ondas theta están en el rango de frecuencia de 4hz hasta 7 Hz – 8 Hz, las ondas theta están normalmente en niños, mientras que en adultos se ve en somnolencia, sueño, meditación o despertar. Las ondas Alpha están en el rango de frecuencia de 8 Hz a 12 Hz, las ondas Alpha se pueden ver cuándo se cierra los ojos, la meditación y es atenuada por la actividad mental. Los ritmos Mu es una actividad Alpha que se puede ver sobre la corteza sensoriomotor. Las ondas Beta están en el rango de la frecuencia 12 Hz hasta los 30 Hz, estas son ondas de baja amplitud con frecuencia múltiples y variables, a menudo se asocia con pensamientos activos, ocupado o ansioso y la concentración activa. El ritmo Gamma está en el rango aproximadamente 26 – 100 Hz, debido a las propiedades de filtración del cráneo y el cuero cabelludo el ritmo es atenuado en el EEG. Este representa la

la banda reactiva, el cual muestra un incremento o decremento de la potencia en el periodo activo al periodo de referencia (Ron, 2005) (Akin, 2002).

2.3.1. Algoritmo de la FFT

El algoritmo que se plantea es el siguiente:

$$Y_{k+1} = \sum_{j=0}^{N-1} W^{jk} x_{j+1}$$

Donde $W = e^{-2\pi i/n}$ es una de las n complejas raíces de la unidad donde i es la unidad imaginaria.

Para x y y sus índices j y k van de 0 hasta $n - 1$.

2.4. CLASIFICACIÓN MEDIANTE MAPAS AUTO ORGANIZADOS DE KOHONEN

Los mapas auto organizativos son un de las redes neuronales artificiales, el cual posee una constitución un tanto diferente al resto de las redes neuronales existentes. Los mapas auto organizativos de Kohonen (SOM, por *Self-Organizing Maps*), pertenecen al tipo de red con aprendizaje no supervisado, en ellas las conexiones son entre las neuronas no representan una vía de comunicación el cual se modifica en el proceso de aprendizaje, más bien este representa una especie de “lazo físico” y este a su vez define la relación de vecindad entre las neuronas. En esencia la SOM realiza una distribución del espacio continuo n-dimensional a un espacio discreto de 2 o 1 dimensión (García Lagos, 2003), el cual llega a representar el espacio original, facilitando la observación del espacio original el cual es imposible de ver (Kohonen, 1990).

Las neuronas de la SOM forman una estructura que se basa en la relación de vecindad espacial, ver figura 6, cada una de las neuronas tiene un vector peso con la misma dimensión que el espacio original. El proceso de aprendizaje de esta red hace que, tras muchas presentaciones de los vectores de entrada, las neuronas cambien el valor de sus vectores de pesos, en el sentido que este se acerque al valor de entrada. Al resultado final tras el entrenamiento será que los grupos de las neuronas físicamente vecinas en la red tengan similares vectores de pesos, esto quiere decir que dos vectores de entrada próximos en el espacio de entrada, activaran la misma neurona o la neurona vecina, y dos neuronas se activaran con vectores que estarán próximos en el espacio de entrada (Díaz, Joya, Ron, & García-Lagos, 2016) (Joya, García Lagos, & Sandoval, 2010).

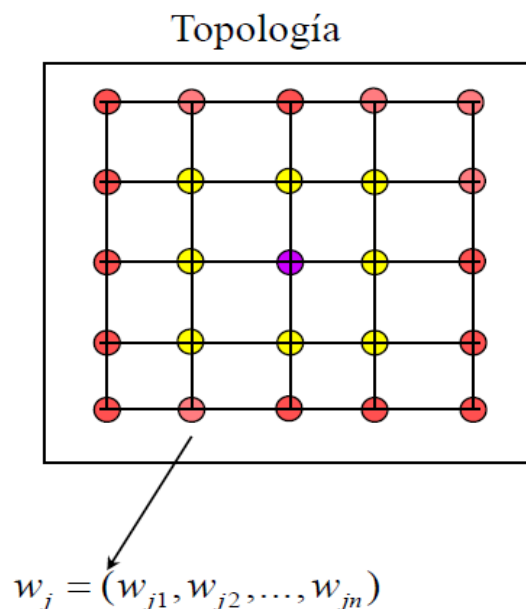


Figura 7 Arquitectura de la red SOM.

2.4.1. Algoritmo de la SOM

El algoritmo usado para esta red se describe aquí (Joya, García Lagos, & Sandoval, 2010).

- a) Inicialización aleatoria de los pesos de la red.
- b) Inicialización de los parámetros de entrenamiento:
- Radio de vecindad r_v
 - Tasa de aprendizaje l_r
 - Número máximo de interacciones MI
- c) Desde $t = 1$ hasta MI

- Presentar un patrón a la red

$$x_k = (x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn})$$

- Obtener la neurona ganadora

$$\min_j (|x_i - w_j|)$$

- Encontrar las neuronas vecinas de la ganadora, según el valor actual del parámetro

$$r_v$$

- Actualizar los pesos de la neurona y sus vecinas en el sentido de acercarse al vector de entrada

$$w_j(t + 1) = w_j(t) + a(x_k - w_j)$$

- Actualizar los parámetros

$$l_r \text{ y } r_v$$

El algoritmo de adaptación del vector de pesos es dado por:

$$\vec{w}_i(t + 1) = \vec{w}_i(t) + l_r h_{iv}(\vec{x} + \vec{w}_i(t))$$

donde $w_i(t)$ es el vector de peso de la neurona i en la interacción

t . El vector $w_i(t)$ tendrá la misma dimensión que el vector de entrada

$x \cdot h_{iv}()$. El área de la vecindad se determina por el cuadrado centrado en la neurona ganadora, mientras que su lado disminuye de manera discreta hasta llegar a cero a lo largo del aprendizaje (García Lagos, 2003).

2.5. MICROCONTROLADORES

Un microcontrolador es un circuito programable, con la capacidad de realizar diferentes tareas programas en su memoria. Actualmente diferentes tipos de arquitectura de microcontroladores y uno de ellos son los ARM (*Advanced RISC Machine*) los cuales poseen una arquitectura RISC (*Reduced Instruction Set Computer*) de 32 bits. La arquitectura ARM fue diseñado para hacer implementación de tamaño reducido y a la vez de alto rendimiento, como por ver la figura 7.

Algunas de las principales características de los ARM son que todas las instrucciones se ejecutan en un ciclo de reloj, y el procesamiento de datos solo opera con contenidos en registros, mas no directamente de la memoria. Posee carga y almacenamiento de múltiples instrucciones, para maximizar el rendimiento de los datos. Alguno de los procesadores ARM tienen la arquitectura *Thumb*, que sirve para aplicaciones que necesiten mejorar la densidad de código, esto quiere decir que consiste en usar un set de instrucciones de 16bits que es una forma comprimida del set de instrucciones ARM de 32 bits. Alguna de estas mejoras pimenten a los ARM adquirir un buen equilibrio entre alto rendimiento, escaso código, bajo consumo y poca área de silicio (Canel, 2017).



Figura 8 Microcontrolador ARM cortex M4.

2.6. ADC1299

Este ADC1299 es un amplificador de señales bioeléctricas como el electroencefalograma EEG, electrocardiograma ECG, *Sleep Study Monitor*, *Bispectral Index (BIS)*, *Evoked Audio Potential (EAP)*, etc. con 8 canales los cuales pueden configurarse de modo bipolar o monopolar. El conversor es de 24-bits con una frecuencia máxima de muestreo de 250hz (Texas Instruments, 2017).

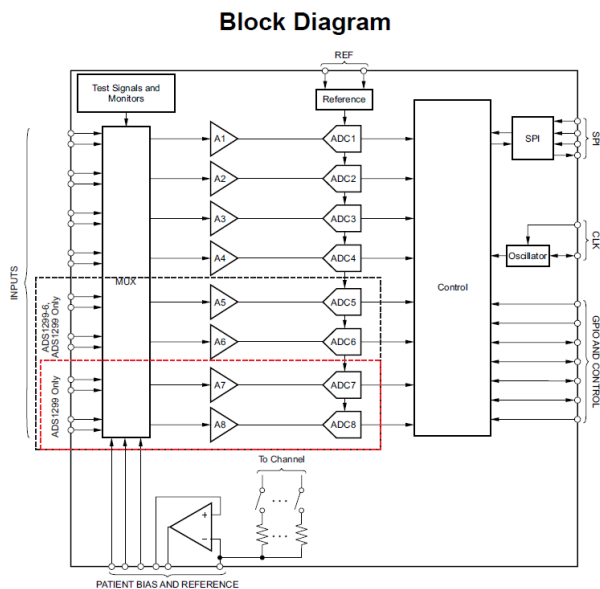


Figura 9 Diagrama de bloques del ADC1299.

Capítulo III **MÉTODO**

Para el método del presente trabajo de investigación, se verá primero el tipo de investigación, ámbito espacial temporal, las variables, la población y muestra, y por último el desarrollo de la investigación el cual se basó en los pasos a seguir de los proyectos de BCI, los cuales son: adquisición, el procesado y el control (ver figura 3). En el primer paso del desarrollo de la investigación se lleva a cabo un estudio de los métodos de adquisición y los puntos de la ubicación de los electrodos. Con el objetivo de adquirir las señales EEG se busca un amplificador y digitalizador de señales de tamaño reducido para ello se hace una comparación de algunos dispositivos existentes en el mercado, para luego ofrecer una alternativa en de dispositivo. En la segunda etapa se hace referencia al método de procesado y entrenamiento que se empleara para el desarrollo del sistema BCI. Por último, en la tercera etapa del desarrollo se presenta el método de clasificación empleando el microcontrolador ARM, y su aplicación.

3.1. TIPO Y NIVEL DE INVESTIGACIÓN

3.1.1. Tipo de investigación

Por el tipo de la investigación, y de acuerdo con las variables propuestas y el objetivo general y específico de la investigación es de tipo: APLICADA.

3.1.2. Nivel de investigación

De acuerdo con la naturaleza de la investigación el presente trabajo es tiene el nivel de investigación: DESCRIPTIVA.

3.2. ÁMBITO TEMPORAL Y ESPACIAL

3.2.1. Temporal

Se han obtenido datos para la presente investigación entre el periodo de Enero de 2017 a Agosto del 2017.

3.2.2. Espacial

La investigación comprendió el diseño e implementación en el Laboratorio INTILAB y los laboratorios de la facultad de ingeniería electrónica e informática (FIEI).

3.3. VARIABLES

- Variable independiente: Tareas mentales.
- Variable dependiente: Dispositivo portable de bajo costo, algoritmo de procesado y algoritmo clasificador.

3.4. POBLACIÓN Y MUESTRA

3.2.3. Población

Equivale a 80 datos de sujetos (UNIVERSIDAD DE MÁLAGA, 2017).

3.2.4. Muestra

La técnica de muestreo para la presente investigación es el muestreo no probabilístico, de tipo conveniencia (Canal Díaz, 2017). La muestra es de 8 datos de sujetos.

3.5. INSTRUMENTOS

- El presente trabajo de investigación emplea como instrumentos los electrodos los cuales se utilizan para la recolección de registros de señales cerebrales, ver figura 22.

3.6. PROCEDIMIENTO

3.6.1. Adquisición de señales EEG

Existen diferentes dispositivos que realizan la amplificación y digitalización de las señales cerebrales, por ejemplo, tenemos: Emotiv Insight, Muse, NeuroSky MindWave, Emotiv EPOC, OpenBCI, Aurora Dream Hadaban, Melon Headband, g. MOBIlab+ entre otros. De los dispositivos mencionados los datos recolectados son enviados a la PC o a un dispositivo móvil.

Para la adquisición de señales de este proyecto se hará uso del ADC1299 el cual proporcionara las EEG tanto hacia la computadora como al microcontrolador, basándose en el dispositivo de OpenBCI (OpenBCI, 2017), ya que estos proporcionan los archivos esquemáticos de su dispositivo *Cyton Biosensing Board (8-channels)*, estos archivos son *Open-Source* de este modo puede ser utilizado por cualquier persona y puede ser modificado para la aplicación que se desee (OpenBCI-Open-Source, 2017). El diseño se realizó en *Design Spark* el cual es software libre y este puede ser conseguido desde la página oficial.

3.6.2. Estructura del dispositivo

El dispositivo por diseñarse debe cumplir con los siguientes requisitos: adquisición de señales EEG y también clasificarlas, para ello se plantea el diagrama de funcionamiento ver, figura 10.

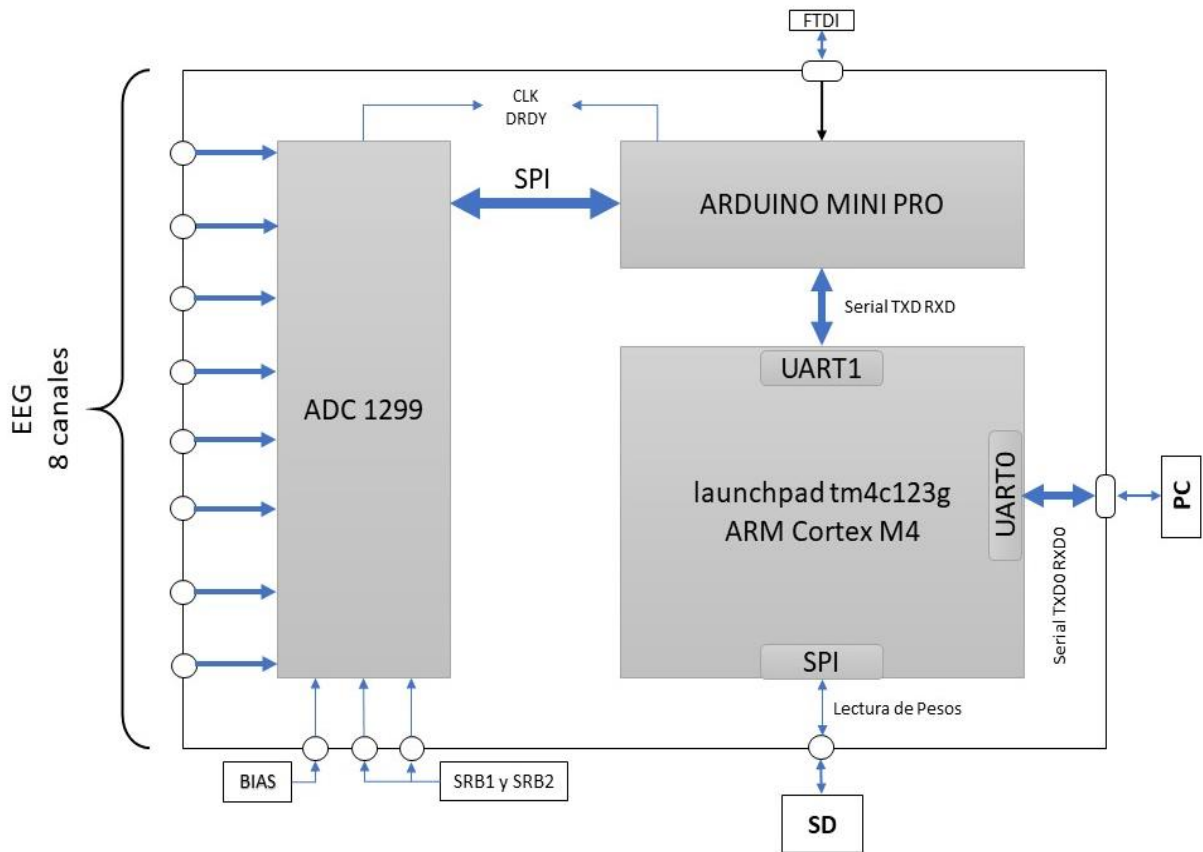


Figura 10 Diagrama de funcionamiento del Dispositivo.

3.6.3. Placa ADC1299 – esquemático

El diseño de la placa encargada del ARC se desarrolla en el software *Design Spark*, el cual se divide en 5 partes ver, figuras (11 - 15).

1) Power Supply

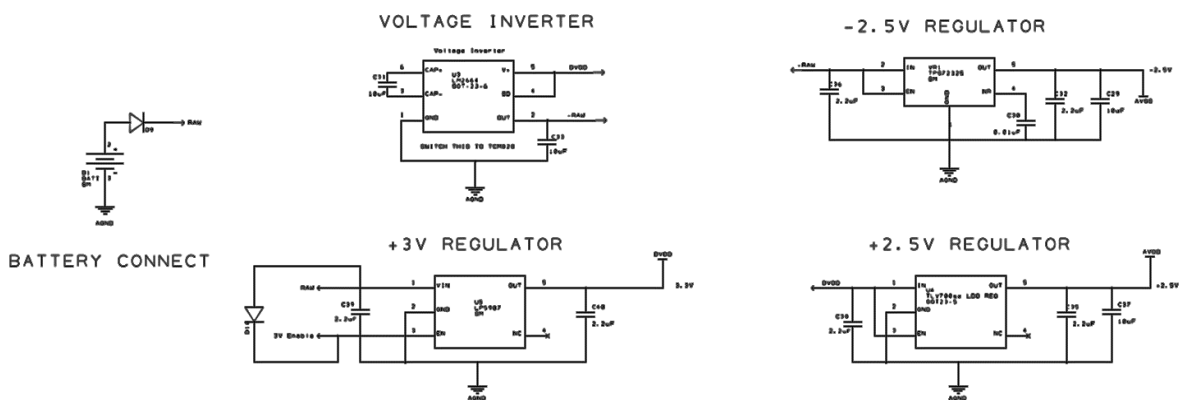


Figura 11 Alimentación del ADC1299.

2) ADC1299

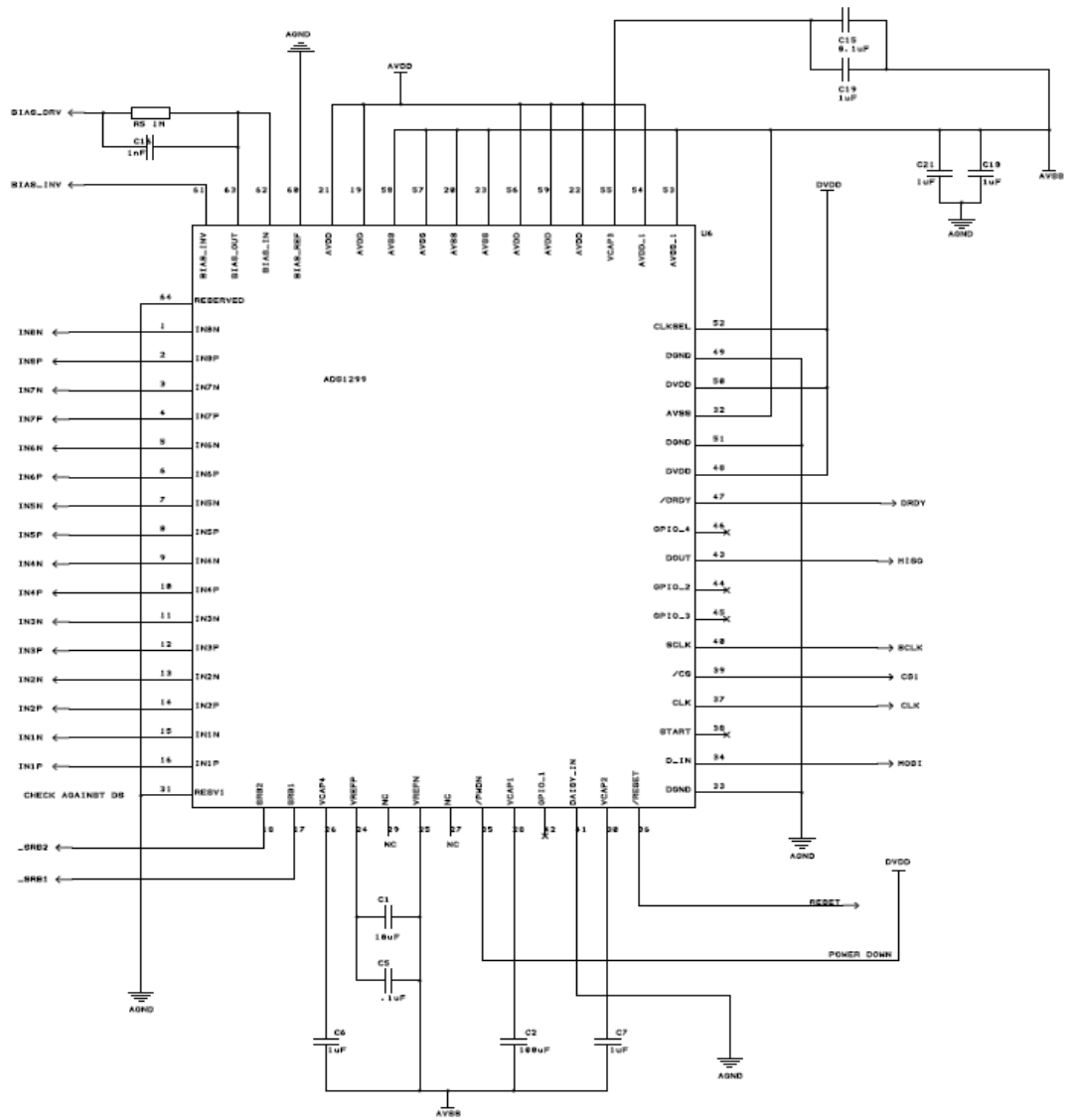


Figura 12 Configuración del ADC1299

3) ADC Decoupling

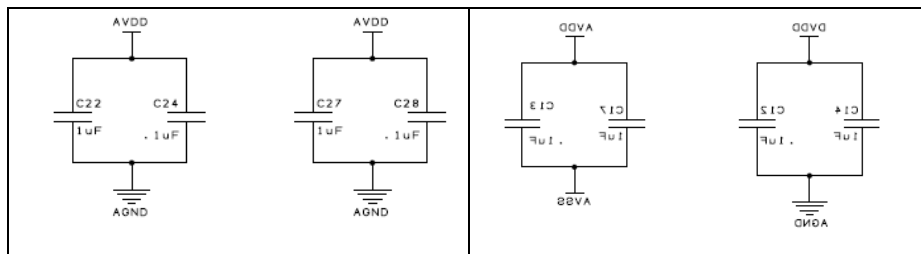


Figura 13 ADC Decoupling.

4) Configuración de los canales del ADC1299

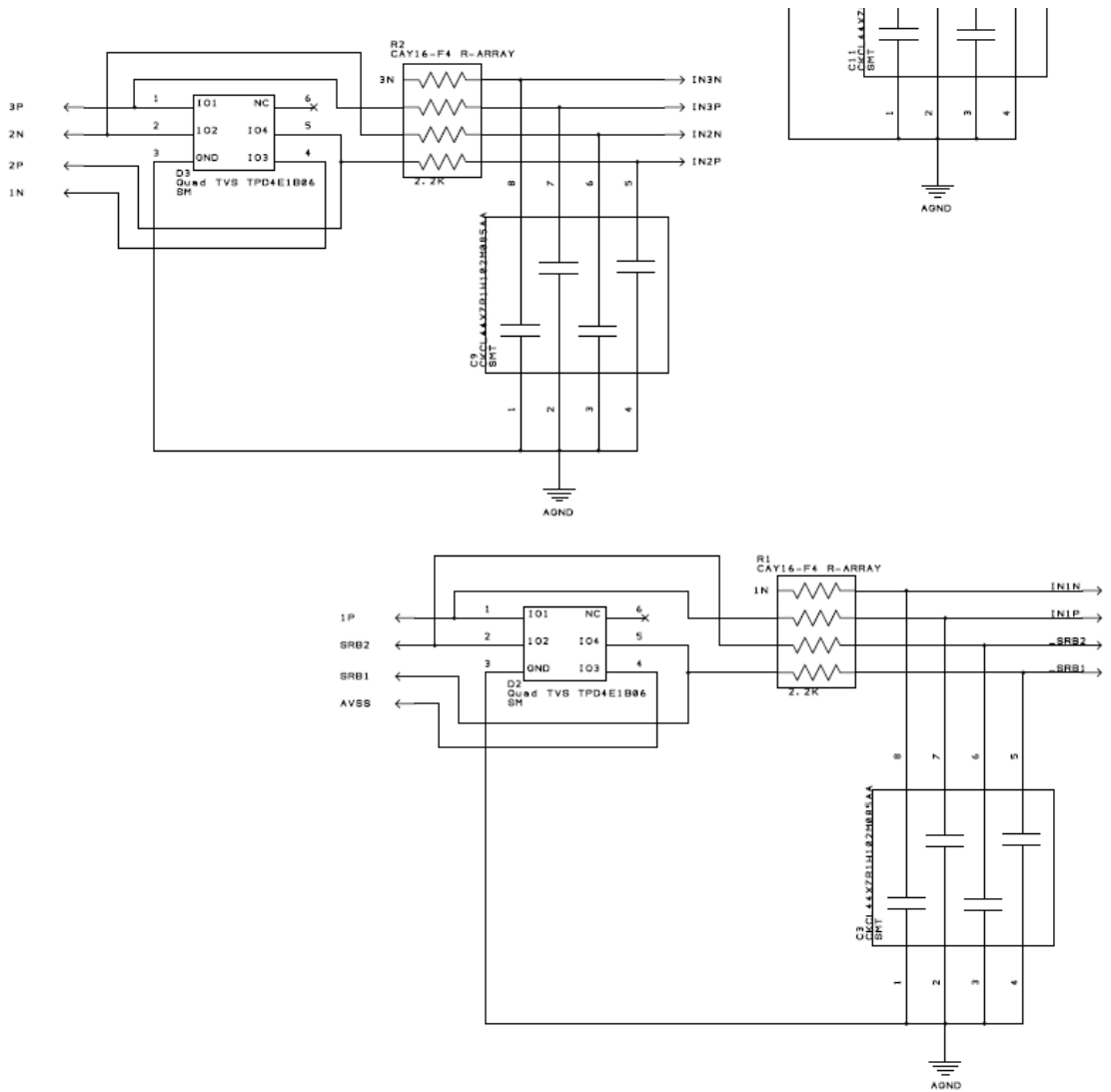


Figura 14 Configuración de la conexión de los electrodos.

5) Pines conectores

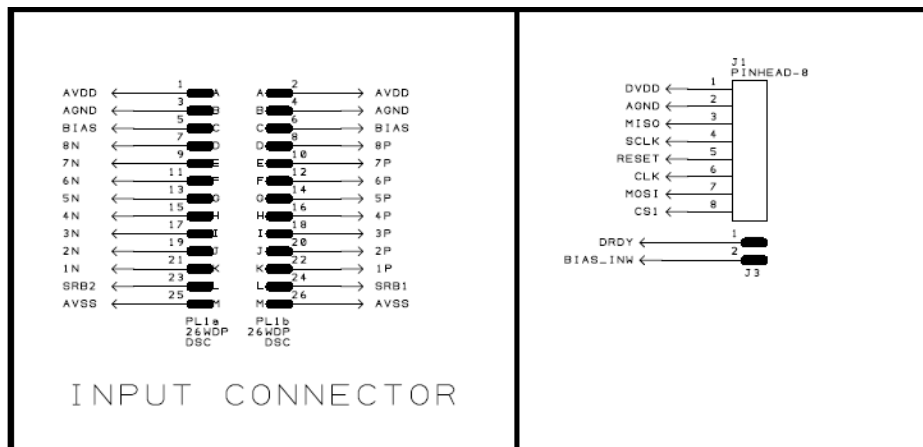


Figura 15 Pines de conexión de los electrodos y control.

3.6.4. Diseño de la tarjeta PCB

Se diseña la tarjeta PCB para su posterior fabricación. La placa tendrá un aproximado de 25cm^2 y este tendrá 4 capas ver, figura (16 - 18).

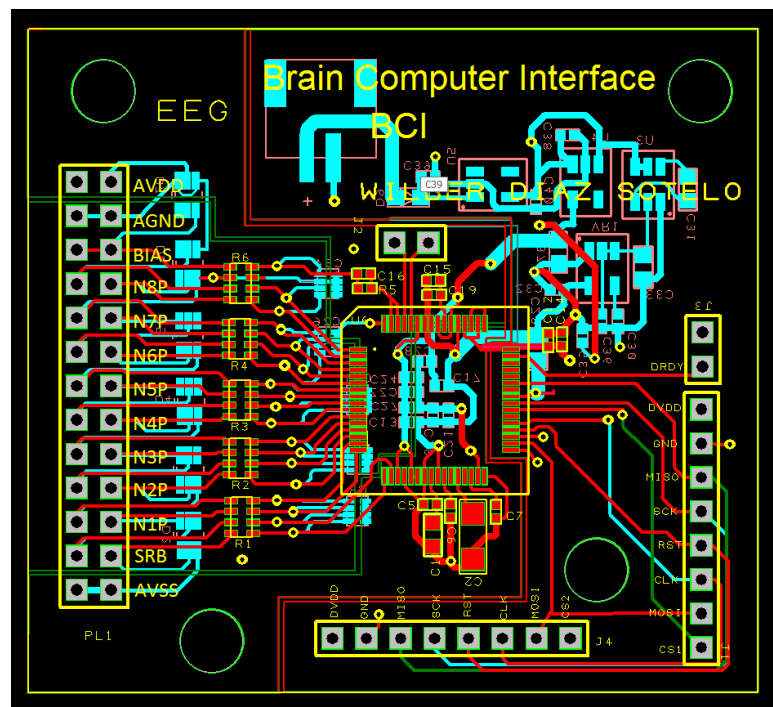


Figura 16 PCB con los componentes ya ordenados.

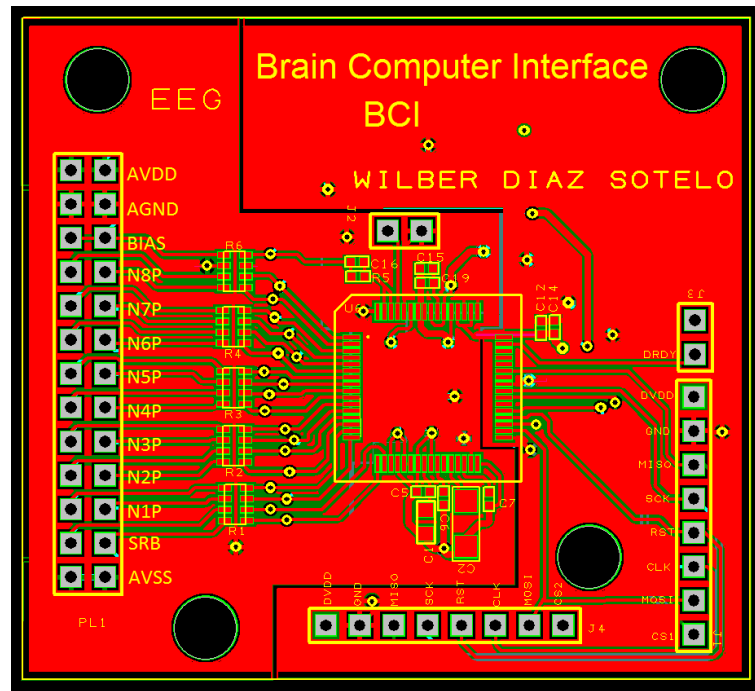


Figura 17 PCB con las capas añadidas.

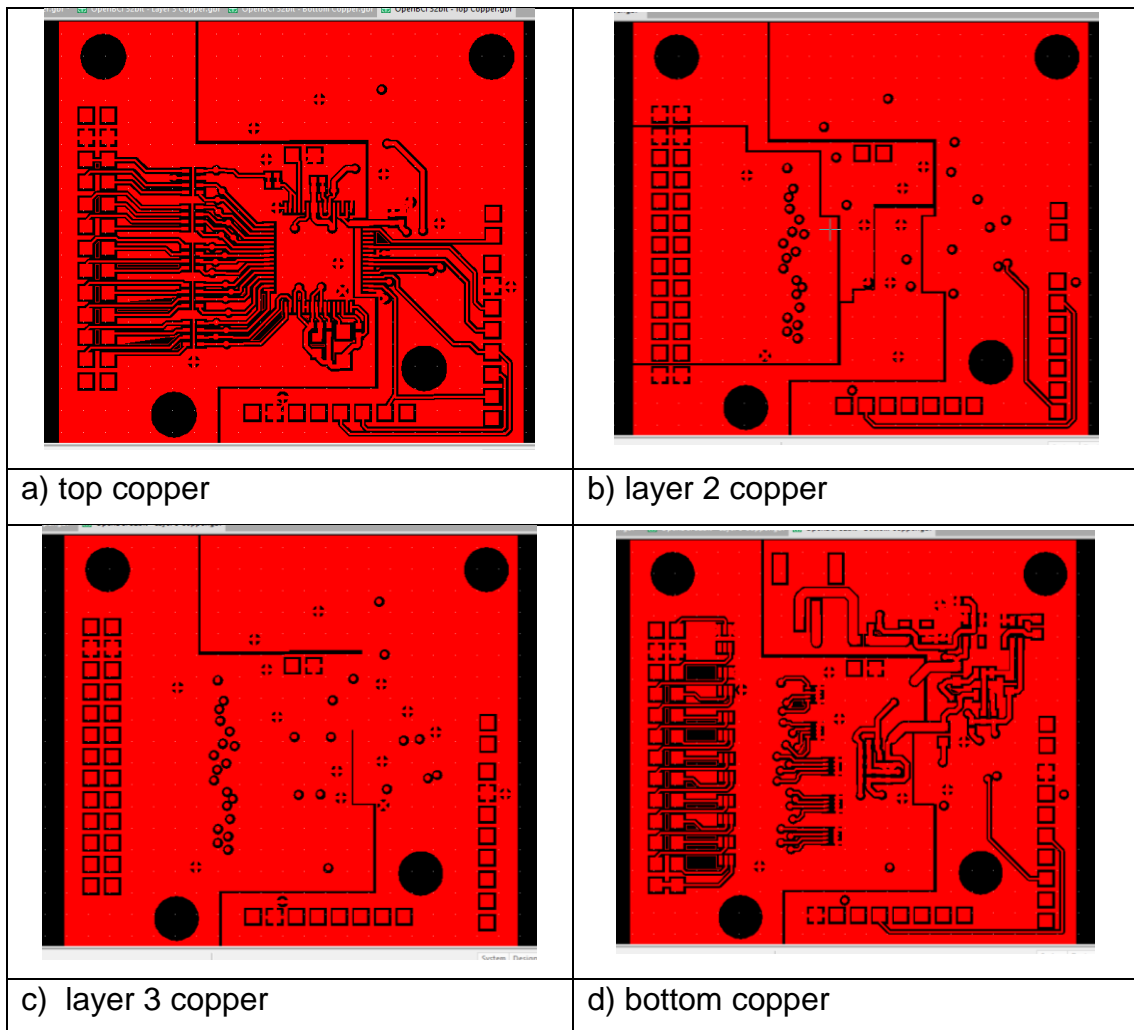


Figura 18 Capaz de la PCB.

3.6.5. Fabricación de la placa

Una vez concluido con el ruteo del PCB se genera los archivos *Gerber* con los cuales se manda para su fabricación, y soldado de los componentes superficiales, ver figuras (19 - 20).

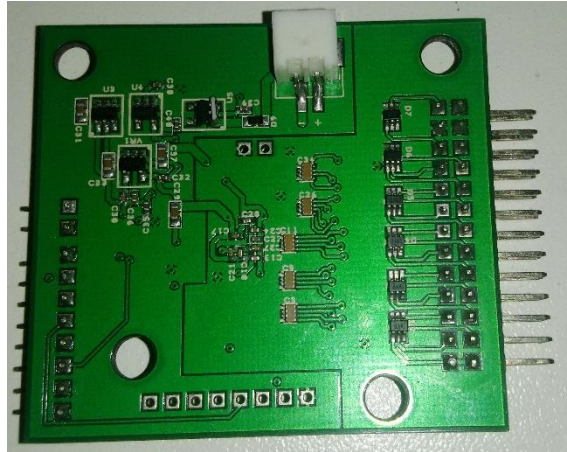


Figura 19 Capa inferior de la placa.

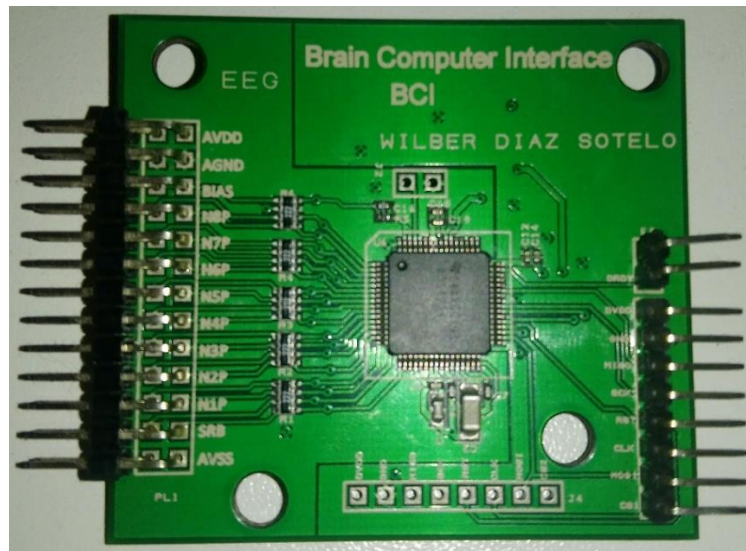


Figura 20 Capa superior de la placa.

3.6.6. Adquisición de datos usando el ADC1299

Tal como se muestra en la figura 10, se usará un Arduino nano para la comunicación vía SPI, ver figura 12, el cual servirá para hacer las configuraciones necesarias de los registros del ADC1299, ver tabla 2

(Jackson, 2013), la configuración de los canales se usó el valor de 0x60, de acuerdo la hoja de datos del dispositivo.

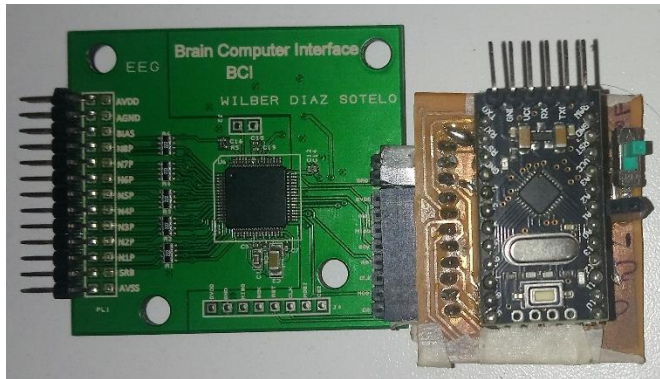


Figura 21 ADC1299 con el Arduino mini pro.

Registro	Dirección	Valor	D7	D6	D5	D4	D3	D2	D1	D0
ID	0x00	0x3E	0	0	1	1	1	1	1	0
CONFIG1	0x01	0x96	1	0	0	1	0	1	1	0
CONFIG2	0x02	0xC0	1	1	0	0	0	0	0	0
CONFIG3	0x03	0xFC	1	1	1	1	1	1	0	0
OFF	0x04	0x00	0	0	0	0	0	0	0	0
CH1SET	0x05	0x60	1	1	0	0	0	1	1	1
CH2SET	0x06	0x60	1	1	0	0	0	1	1	1
CH3SET	0x07	0x60	1	1	0	0	0	1	1	1
CH4SET	0x08	0x60	1	1	0	0	0	1	1	1
CH5SET	0x09	0x60	1	1	0	0	0	1	1	1
CH6SET	0x0A	0x60	1	1	0	0	0	1	1	1
CH7SET	0x0B	0x60	1	1	0	0	0	1	1	1
CH8SET	0x0C	0x60	1	1	0	0	0	1	1	1
BIASSENSP	0x0D	0x06	0	0	0	0	0	1	1	0
BIASSENSN	0x0E	0x02	0	0	0	0	0	0	1	0
LOFF_SENSP	0x0F	0x00	0	0	0	0	0	0	0	0
LOFF_SENSN	0x10	0x00	0	0	0	0	0	0	0	0
LOFF_FLIP	0x11	0x00	0	0	0	0	0	0	0	0
LOFF_STATP	0x12	0x00	0	0	0	0	0	0	0	0
LOFF_STATN	0x13	0x00	0	0	0	0	0	0	0	0
GPIO	0x14	0x00	0	0	1	0	0	0	0	0
MISC1	0x15	0x20	0	0	0	0	0	0	0	0
MISC2	0x16	0x00	0	0	0	0	0	0	0	0
CONFIG4	0x17	0x00	0	0	0	0	0	0	0	0

Tabla 2 Valores de los registros del ADC1299

Una vez configurada el ADC se hace uso la tabla de comandos (Texas Instruments, 2017) que tiene el ADC ver tabla 3, primero se inicializa, haciendo referencia a los pines que se usaran, DRDY, MISO, MOSI, CS y SCK los pines a usarse son 9, 12, 11, 10 y 13 respectivamente. Los registros están en modo *Default* y para configurar el ADC con los registros de la tabla 2 se hace uso del comando WREG. Una vez configurado se usa el comando de RDATC y START con el cual se da la orden de enviar los datos de los 8 canales del ADC a una frecuencia de muestreo de 250Hz.

COMMAND	DESCRIPTION	FIRST BYTE	SECOND BYTE
System Commands			
WAKEUP	Wake-up from standby mode	0000 0010 (02h)	
STANDBY	Enter standby mode	0000 0100 (04h)	
RESET	Reset the device	0000 0110 (06h)	
START	Start and restart (synchronize) conversions	0000 1000 (08h)	
STOP	Stop conversion	0000 1010 (0Ah)	
Data Read Commands			
RDATAC	Enable Read Data Continuous mode. This mode is the default mode at power-up. ⁽¹⁾	0001 0000 (10h)	
SDATAC	Stop Read Data Continuously mode	0001 0001 (11h)	
RDATA	Read data by command; supports multiple read back.	0001 0010 (12h)	
Register Read Commands			
RREG	Read <i>n nnnn</i> registers starting at address <i>r rrrr</i>	001 <i>r rrr</i> (2xh) ⁽²⁾	000 <i>n nnnn</i> ⁽²⁾
WREG	Write <i>n nnnn</i> registers starting at address <i>r rrrr</i>	010 <i>r rrr</i> (4xh) ⁽²⁾	000 <i>n nnnn</i> ⁽²⁾

Tabla 3 Definición de comandos

3.6.7. Base de datos de señales EEG

Debido a problemas con la Placa de adquisición de Señales, se hace uso de datos ya previamente registrados de dos tareas mentales de imaginación motora, imaginación de mano derecha y reposo (Ron, 2005). La imaginación de mano derecha quiere decir que el sujeto de prueba tiene que imaginar que realiza alguna actividad usando la mano derecha cuando se le indique durante la prueba, mientras que, en el pensamiento de reposo, el sujeto de prueba debería pensar en algún punto en el horizonte o tratar de relajarse. Las señales constan

de 160 registros de 8 segundos de duración a una frecuencia de muestreo de 200 Hz, estos datos se registraron en dos canales laplacianos del área sensoriomotor alrededor de los puntos C3 y C4 (F3/F4, Cz, C3/C4, T7/T8 y P3/P4), ver figura 22. Los datos pertenecen a la Universidad de Málaga, Dpto. de Tecnología Electrónica (UNIVERSIDAD DE MÁLAGA, 2017).

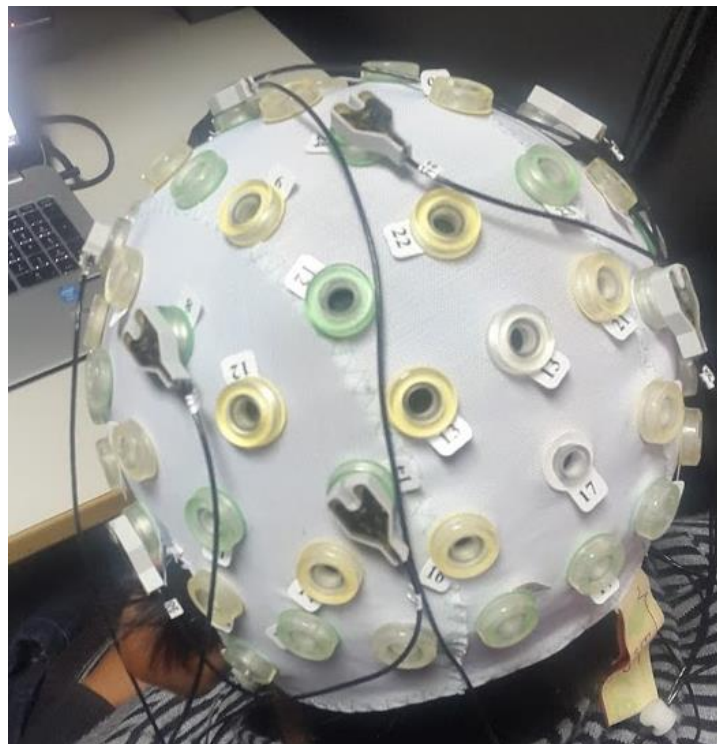


Figura 22 Electrodos colocados.

3.7. PROCESADO Y EXTRACCIÓN DE CARACTERES

Los sistemas BCI tienen dos etapas *online* y *offline*. La primera etapa *online* es donde se adquieren los datos EEG para el entrenamiento del clasificador, mientras que, en la segunda etapa, se clasifican los datos en tiempo real. El procesamiento y extracción de caracteres se realiza en ambas etapas.

Los datos por usarse se encuentran desordenados, ya que son capturados aleatoriamente, por este motivo los datos son ordenados en una matriz de 160x1600 ver tabla 4, para cada canal.

1	1	2	3	4	...	1597	1598	1599	1600
2	1	2	3	4	...	1597	1598	1599	1600
3	1	2	3	4	...	1597	1598	1599	1600
...
157	1	2	3	4	...	1597	1598	1599	1600
158	1	2	3	4	...	1597	1598	1599	1600
159	1	2	3	4	...	1597	1598	1599	1600
160	1	2	3	4	...	1597	1598	1599	1600
N°	Sesión de 8 segundos de datos								

Tabla 4 Muestra la distribución de los datos antes del procesado. Las columnas representan la cantidad de cesiones, mientras que las filas representan la duración de cada cesión de 8 segundos

Una vez obtenido los datos ordenados, se hace uso de la transformada rápida de Fourier de las señales para obtener para obtener la respuesta en frecuencia de las señales, se toma una ventana de 256 datos y se aplica la FFT, ver figura 23. Una vez obtenida la FFT de los dos canales, se extrae la banda reactiva que son los valores de 15 a 20 Hz y 31 a 35 Hz, ver Figura 25, los cuales son obtenidos a través de previo estudio de las señales procesadas con la FFT, haciendo comparación entre los dos canales y obtener el promedio de donde se diferencian. Ver figura 24. Los datos obtenidos, son grabados en una matriz de 160x11 para cada canal.

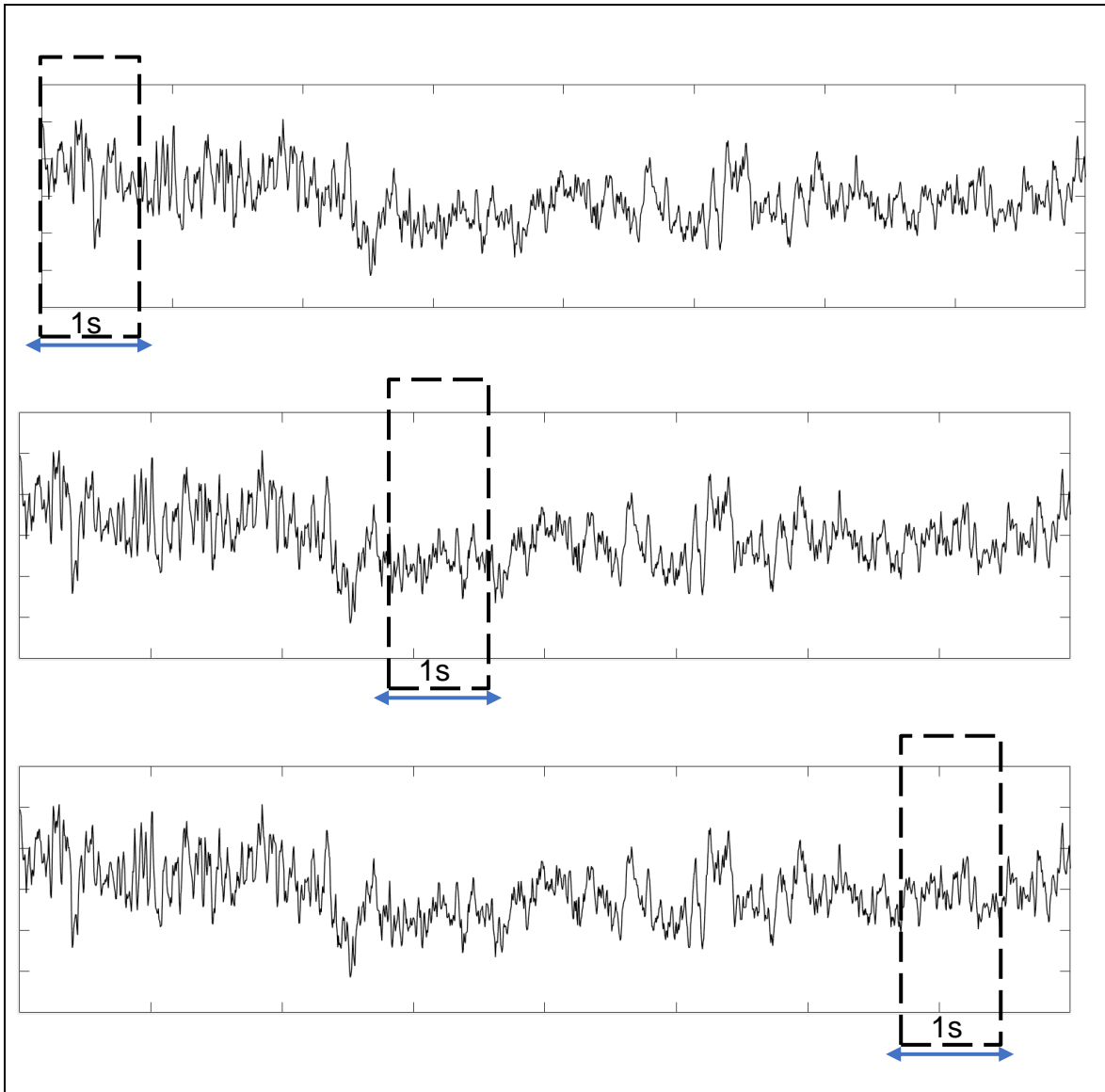


Figura 23 Representación de la ventana de procesamiento para obtener la banda reactiva.

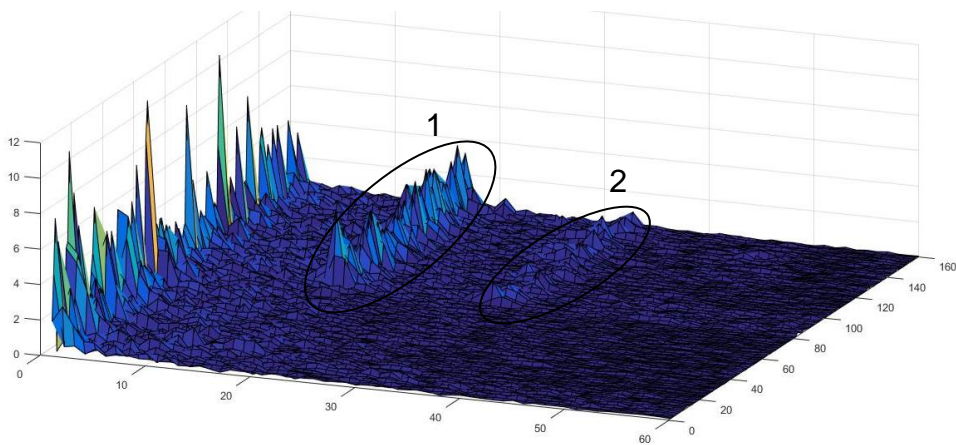


Figura 24 comparación de las señales EEG de los dos canales.

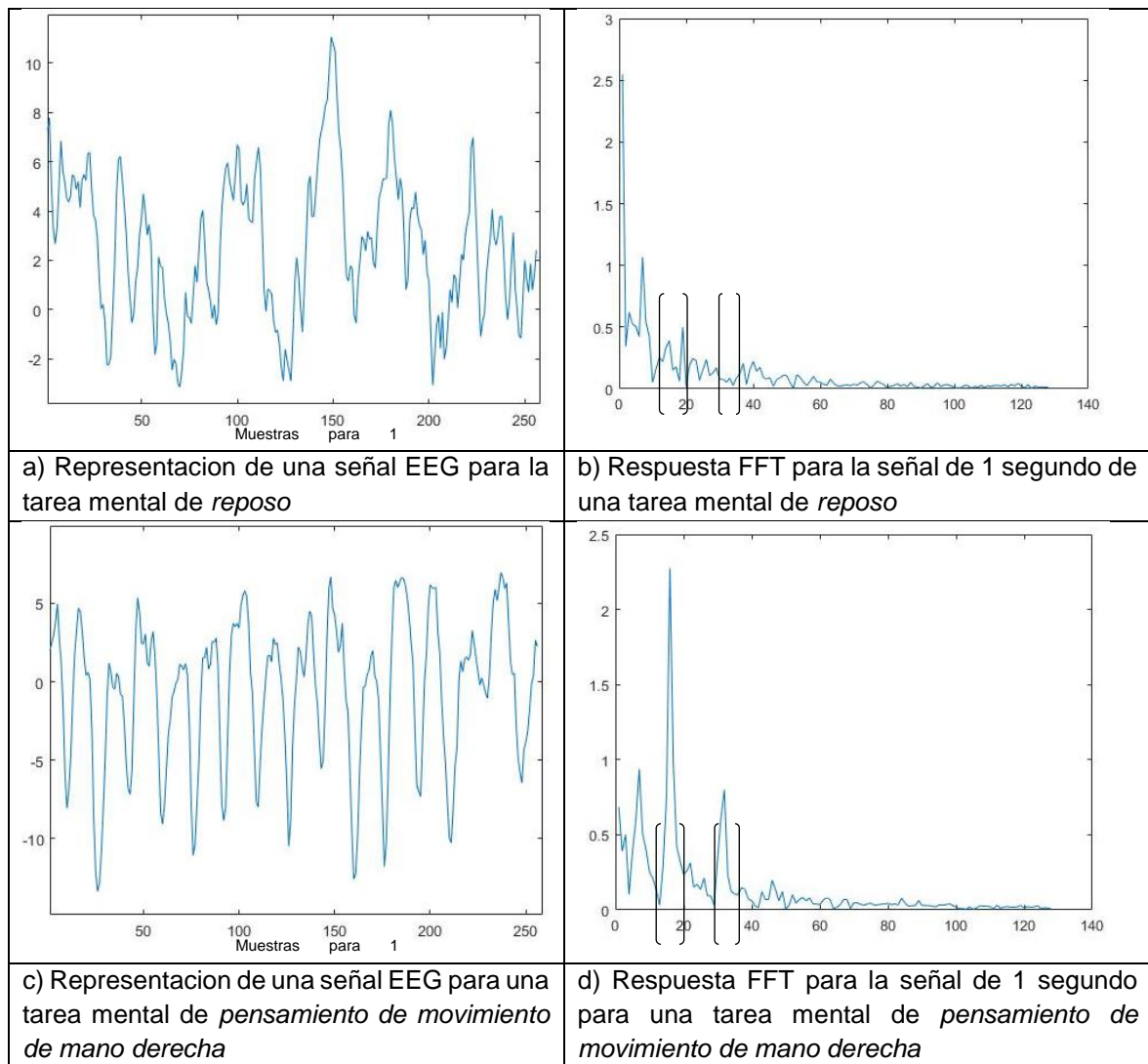


Figura 25 Representación gráfica de las señales EEG capturadas durante 1 segundo para la tarea mental de reposo (a), y para la tarea mental de pensamiento de movimiento de mano derecha (c), y sus respectivas respuestas FFT (b y d).

3.7.1. Clasificación de los datos usando los mapas auto organizativos

Una vez obtenida los datos con la banda reactiva en la matriz, los datos de ambos canales se unen en un solo vector para formar una matriz de 160×22 de los cuales se usaran el 90% (144 datos) para el entrenamiento y el 10% (16 datos) restante para probar la red entrenada (Diaz, Joya, Ron, & García-Lagos, 2016). El entrenamiento se realizará un total de 10 veces por punto. Para así obtener una curva de error con el cual se podrá identificar en que

segundo el sujeto hizo una buena diferenciación de las tareas mentales (Ron, 2005).

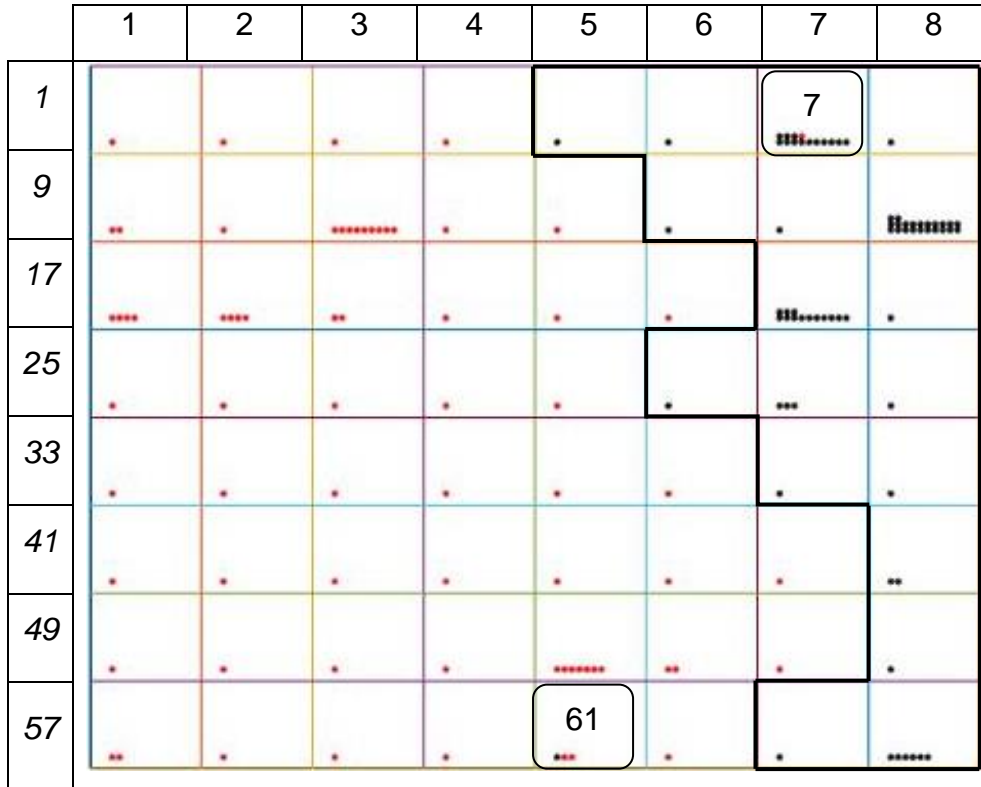


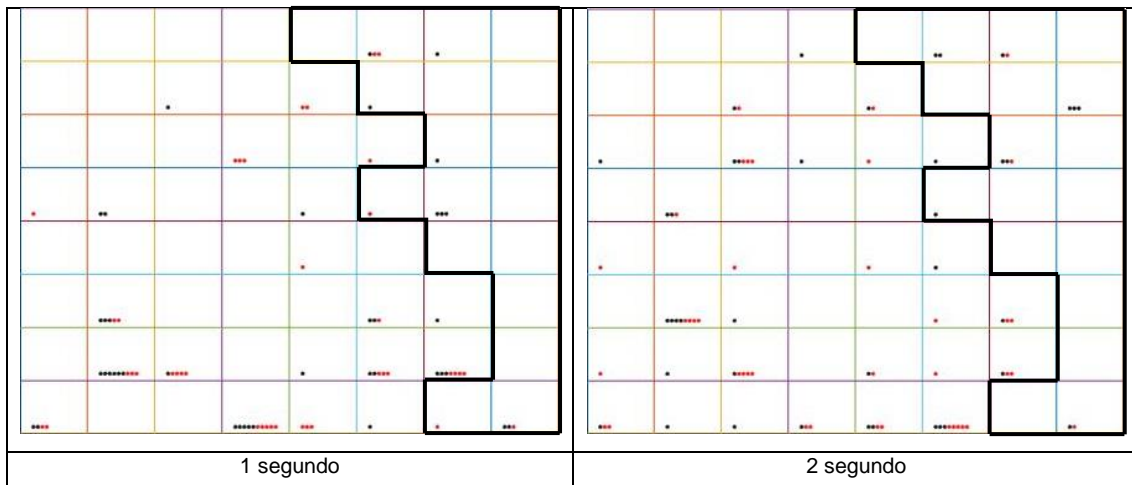
Figura 26 Resultado del entrenamiento de la red SOM, con un 1.25 % de error. Los números representan el numero de la neurona.

La prueba se realiza con una red de 8x8, ver figura 26, y su radio de vecindad es de 4. Los puntos rojos corresponden a la actividad “reposo” y los negros a la actividad “movimiento de mano derecha”, como se observa, la red se ha dividido en dos zonas, el cual está marcado por líneas negras, de los cuales se puede observar que la neuronas 7 y 61 tiene un dato que no pertenece a dicha zona, pero como se observa, la neurona fue activada en su mayoría por datos de la zona a la que pertenece por este motivo se considera a dichas neuronas de la zona a de mayor numero de datos.

3.8. SELECCIÓN DEFINITIVA DE LA RED Y PRUEBA CON PATRONES NUEVOS

Una vez obtenida la curva de error se procede a identificar en menor valor de esta red, y se selecciona la red mejor entrenada, para ponerlo a prueba con datos nuevo de señales EEG pertenecientes al mismo sujeto. Las bases de datos a emplearse fueron capturadas en menor proporción que los usados en el entrenamiento, un total de 40 periodos de 8 segundos para cada clase.

El testeo de la red entrenada con datos nuevos pasa por los mismos pasos que el entrenamiento, se ordenan y se extraen la banda reactiva de los datos, y estos son puestos a prueba para así obtener una nueva curva de error con la cual confirmaremos si la red es capaz de discriminar las señales EEG con datos no usados en el entrenamiento.



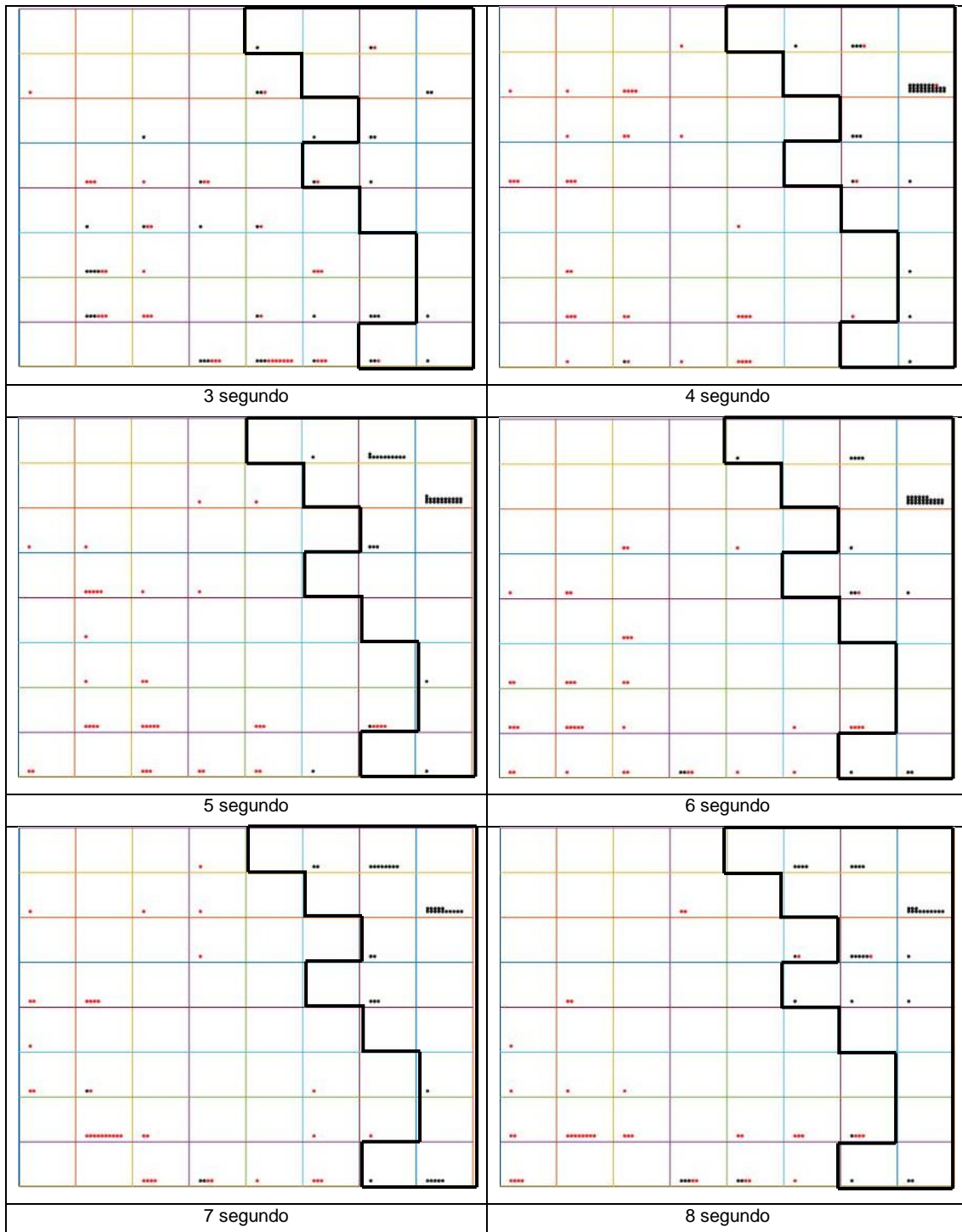


Figura 27 Resultado del testeo usando datos para cada segundo.

3.9. IMPLEMENTACIÓN DE LA RED EN EL MICROCONTROLADOR

Una vez obtenida la red entrenada y comprobar que este es capaz de diferenciar las tareas mentales del sujeto de prueba, se implementara la clasificación en el microcontrolador con la finalidad de independizar este

trabajo de la computadora. De acuerdo con la figura 10, los datos de las señales EEG de ambos canales deberían ser recibidos al microcontrolador *launchpad tm4c123g ARM Cortex M4* mediante comunicación serial, desde el microcontrolador Arduino pro mini, el que se encarga de gestionar la data, para esta etapa se reemplazar el microcontrolador *pro mini* por un Arduino Due el cual se encargara de simular la amplificación de los datos EEG. El Arduino due recolecta los datos reales desde una micro SD con los datos previamente grabados, ver figura 28.

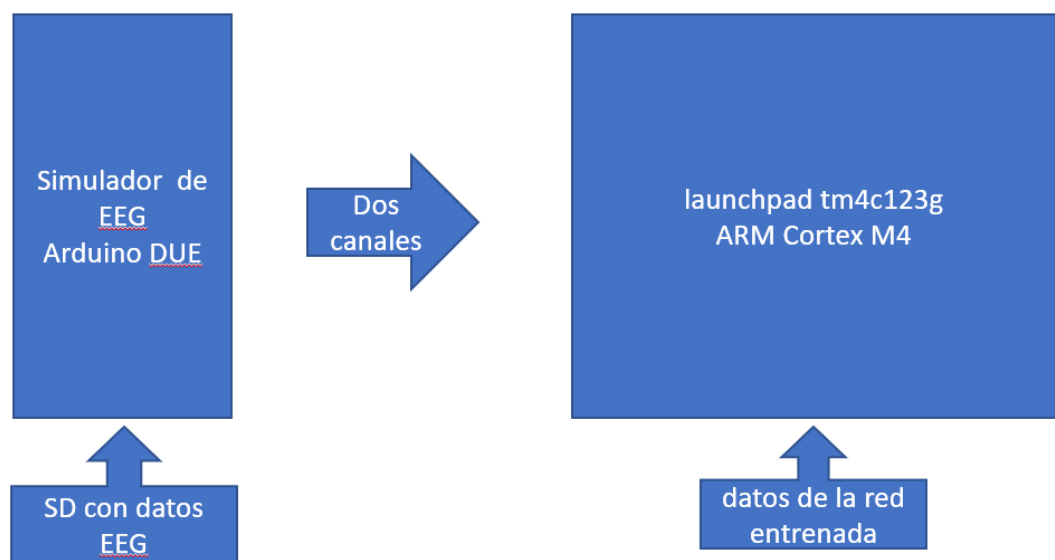


Figura 28 Representación de la simulación.

3.9.1. Datos y simulación de señales EEG

Los datos por usarse para la simulación son datos empleados en la prueba de la red neuronal, los cuales serán grabados en la micro SD. Como se sabe los datos esta registrados de forma aleatoria, por ese motivo se ordena como se muestra en la tabla 4, de forma que los primeros 40 periodos de datos pertenecen a una clase y los

siguientes pertenecen a otra clase. Una vez ya ordenado se graban los datos para cada segundo como se muestra en la figura 29, teniendo matrices de 80×256 para ambos canales, los cuales son grabados en un archivo texto, de la forma que estos datos para ambos canales estén intercalados de forma que al final se tenga una matriz de 160×256 . Los datos son leídos a través de la comunicación SPI de la microSD para luego enviárselo al ARM a través de la comunicación serial.

El modo de funcionamiento del Arduino es el siguiente: primero se carga la librería `#include <SD.h>`, y las variables `File myFile`, `int UltimaPocicion=0`. En el `void Setup` se inicializan los puertos seriales `Serial.begin(115200)` y `Serial.begin1(115200)`, también se inicializa la microSD con el comando `SD.begin(10)`. El `void loop` se encarga de alternar la salida de los datos ya que estos fueron unidos en una sola matriz de tal forma que en los primeros 256 datos pertenecen a un canal mientras que los siguientes 256 al segundo canal así sucesivamente. El `void loop` hace uso de una función creada `void SD_Read()` el cual se encarga de leer los datos almacenados, primero abre el archivo con `myFile = SD.open("datos1.txt")` y con el comando `int totalBytes=myFile.size()` se almacena la cantidad de datos, el siguiente paso es confirmar si el archivo fue correctamente abierto a través de una condicional `if`, una vez dentro de la condicional se crea un bucle `for` de 256, este se encarga de leer los datos de la primera cadena carácter por carácter, para ser enviado por un puerto serial.

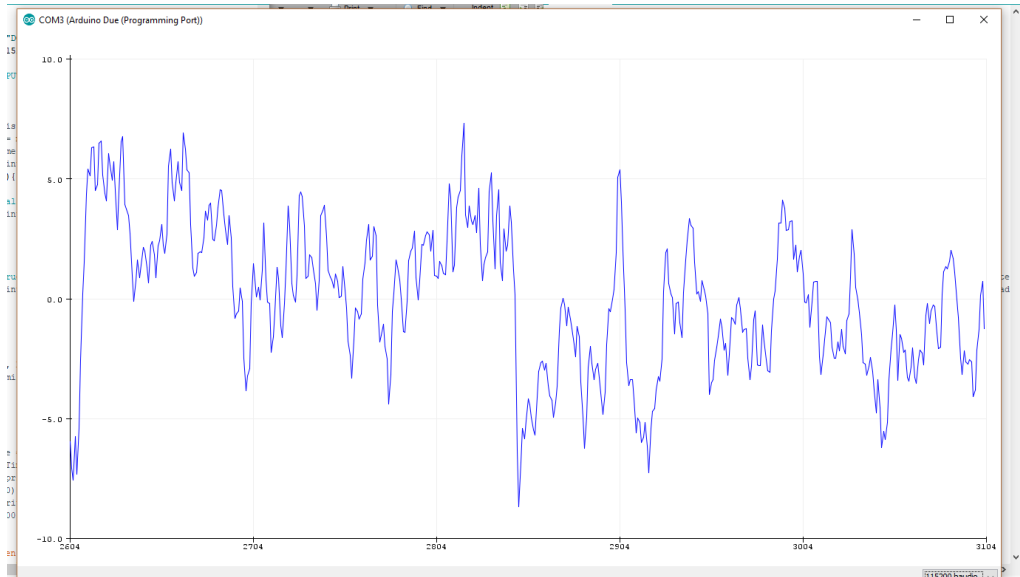


Figura 29 Datos enviados por el arduino Due.

3.9.2. Procesado y extracción de caracteres en el ARM

Los datos son recibidos directamente por el puerto serial 1 del microcontrolador, ver figura 30. Los datos se reciben por el puerto `uart1` mediante una interrupción cuando los datos sean enviados desde el Arduino Due, los datos son grabados en un arrays de 256 datos `testInput[j]` los cuales son convertidos primeramente a enteros tal como se ve en la figura 30.

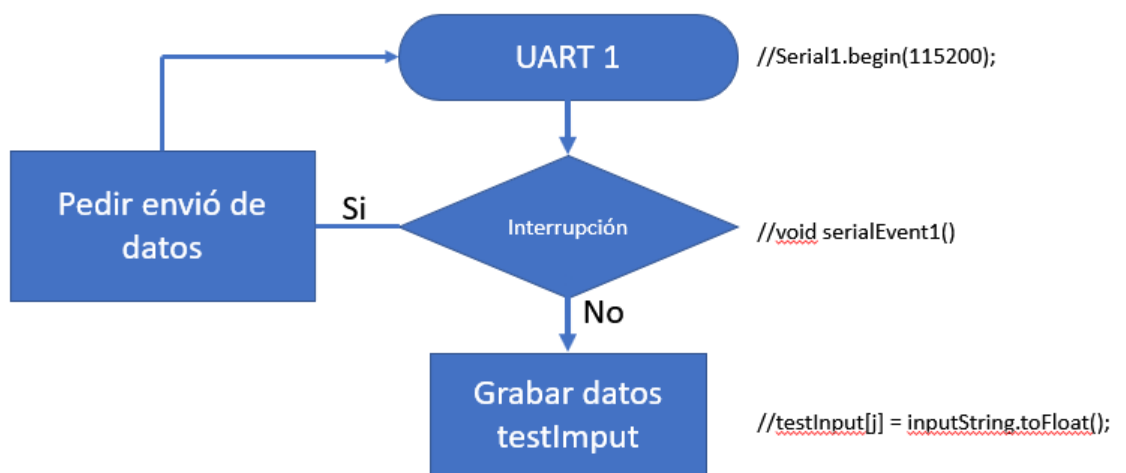


Figura 30 Datos enviados por el arduino Due.

De acuerdo con la figura 32, se pregunta si los datos guardados son 256 datos, para luego preguntar si los datos guardados pertenecen a canal 1 o canal 2. Independientemente si se pertenece al canal 1 o canal 2 se extrae la banda reactiva cuando se extrae la FFT, llamando a la función `void fourier(uint8_t x)`, en la cual se obtiene la FFT de los datos guardados en la variable `testInput`. La función FFT se describe en la figura III:25, como primer paso es la intercalación de los datos de la siguiente manera $X = (R_1, I_1, R_2, I_2, R_3, I_3, \dots, R_j, I_j)$, donde $i = 0$, para luego aplicar la FFT a los datos, para tener los datos en $testOutput = (R_1, I_1, R_2, I_2, R_3, I_3, \dots, R_j, I_j)$, a estos datos imaginarios se le extrae la norma de la siguiente manera $R_i = \sqrt{(R_i)^2 + (I_i)^2}$, para así tener la salida $Output = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_j)$ de los cuales se extrae la banda reactiva. Los datos obtenidos de la FFT se guardan en la variable `testOutput` y de esta se extrae los datos pertenecientes a la banda reactiva en las bandas de 15 a 20 Hz y 31 a 35 Hz, estos pasos se repiten para cada canal. Al realizar la extracción de datos del canal 2, se juntan los datos en un solo vector.

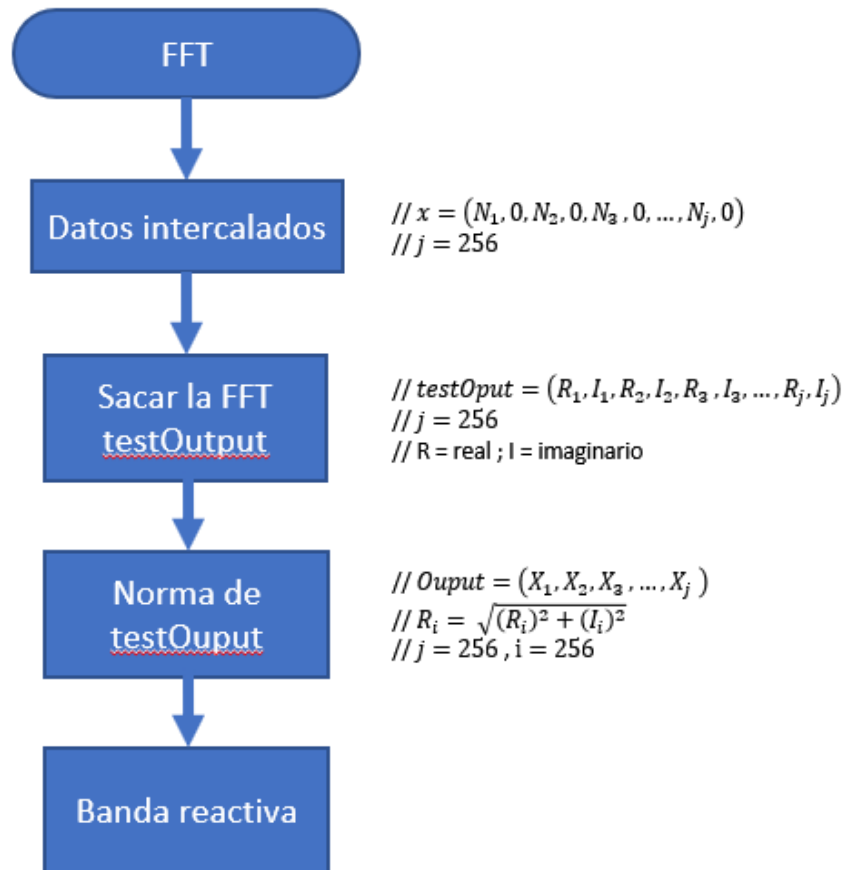


Figura 31 Diagrama de la función FFT

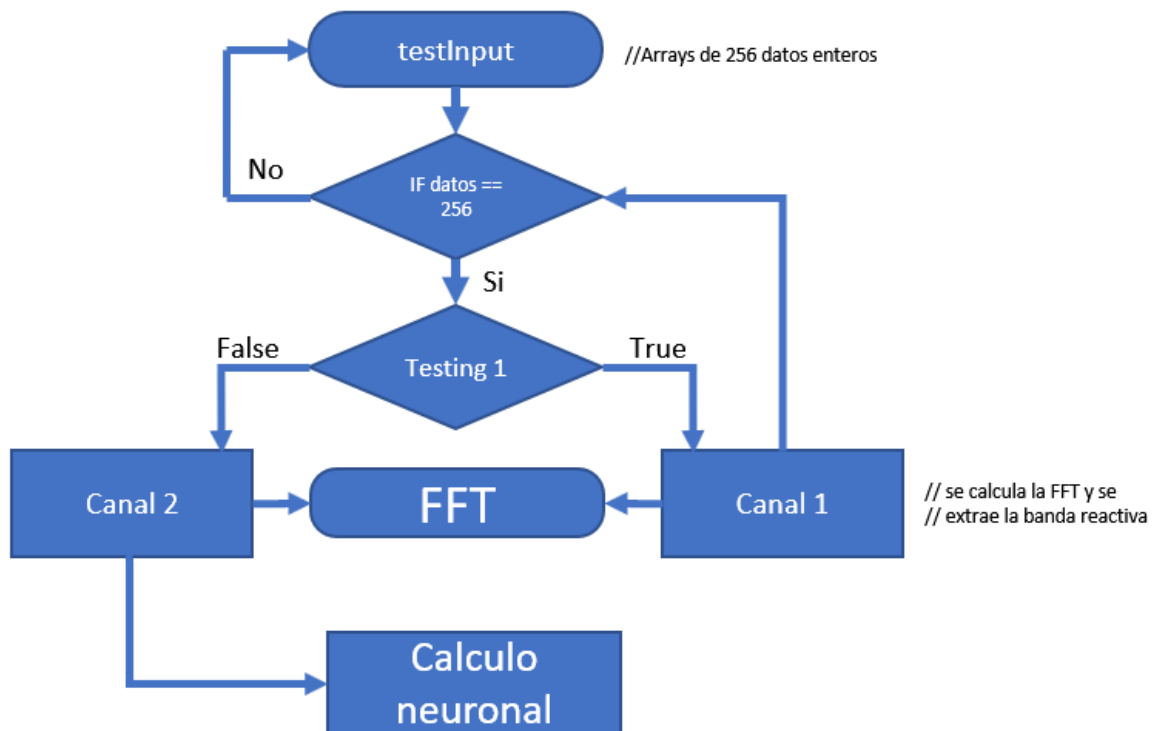


Figura 32 procesado y extracción de caracteres.

3.9.3. Clasificación de señales en el ARM

Una vez ya obtenida el vector con las bandas reactivas de ambos canales, se pasas a la etapa de la clasificación para así obtener la clase a la que este dato pertenece, tal como se describe en la figura 33. Como primer paso es la lectura de los pesos de la neurona a través del puerto de comunicación SPI para luego realizar el cálculo de $|x_i - w_j|$ dicho cálculo se realiza para cada neurona y se graba en un vector de salida, para posteriormente culminada los cálculos se obtiene el menor valor del vector de salida para obtener la neurona ganadora. Por último, se lee la micro sd para obtener información de la neurona ganadora y así obtener la clase a la que pertenece, dichos cálculos tienen un total de 950 milisegundos de retardo.

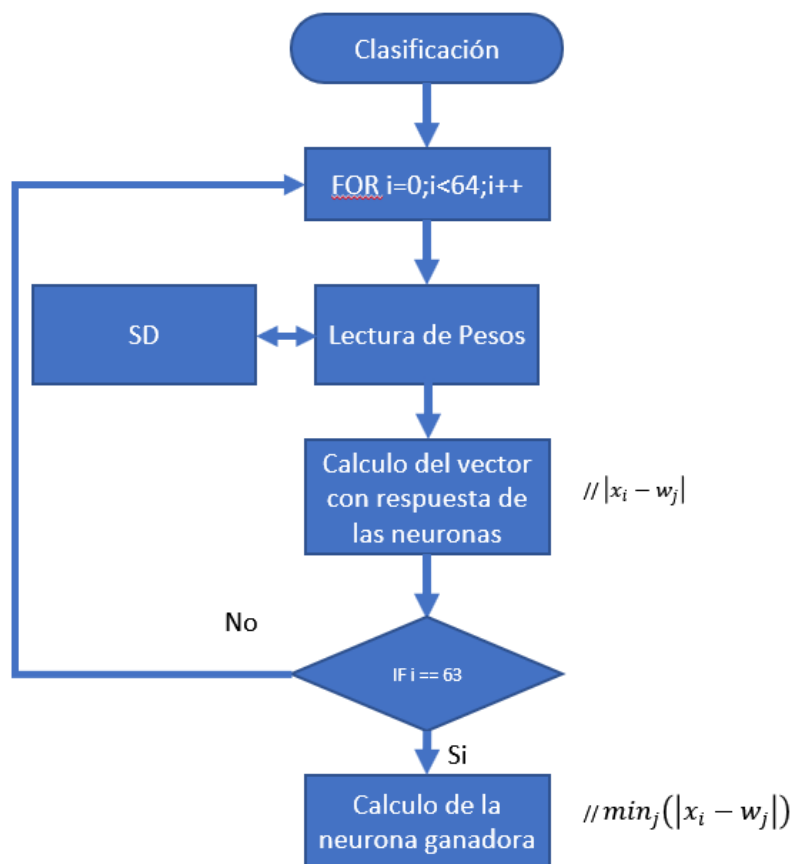


Figura 33 Calculo de la neurona ganadora

Capítulo IV **RESULTADOS**

En esta capítulo se presentarán los resultados obtenidos a lo largo del procedimiento seguido en la investigación, los resultados analizados pertenecen al sujeto con menor porcentaje de error, al final se mostrará los resultados para toda la muestra.

4.1. RESULTADOS DE LA CLASIFICACIÓN USANDO LOS MAPAS AUTO ORGANIZATIVOS

Los datos de test se presentan a la red cada vez que se entrena la red y estos son escogidos de forma aleatoria, eso quiere decir que cada una de las 10 veces que se entrena la red por punto, también se presenta a la red entrena da sus datos de test con el cual se puede obtener el promedio de errores con el cual se obtiene finalmente la curva de error, ver figura 34, con el cual se puede obtener la red mejor entrenada, ver figura 26, donde se puede observar la mejor distribución de las neuronas con los datos.

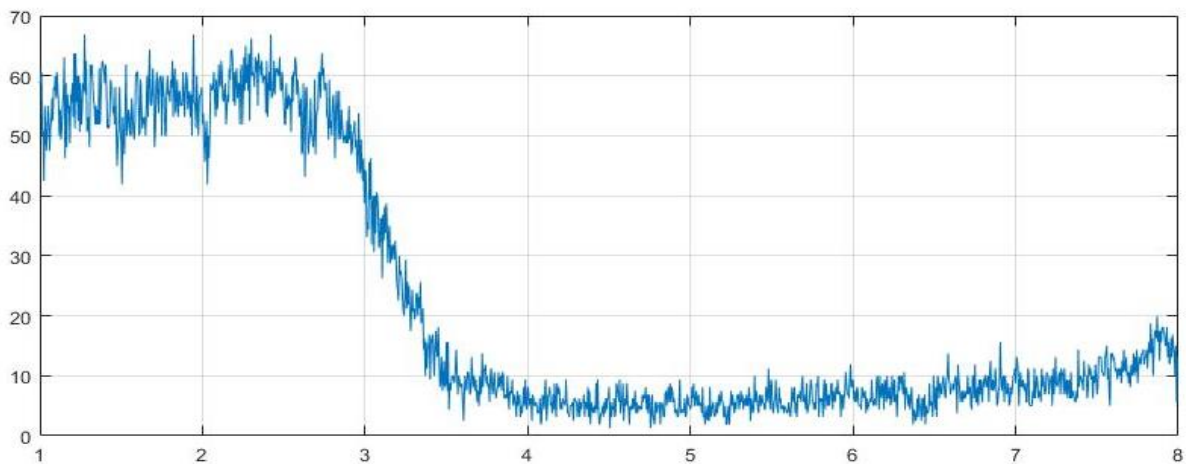


Figura 34 Curva de error obtenida tras el entrenamiento.

4.2. RESULTADOS DE LA PRUEBA CON PATRONES NUEVOS

Debido a que la cantidad de resultados de la curva de error son 1344, se muestra los resultados de los mapas para cada segundo, ver figura 27 donde se puede observar cómo se activan las neuronas con los datos nuevos que se presentan, los errores respectivos de los mapas se pueden

visualizar en la figura 35. La curva de error completa se muestra en la figura 36, donde se observa que los errores llegan a mantenerse por varios segundos por debajo del 5% de error.

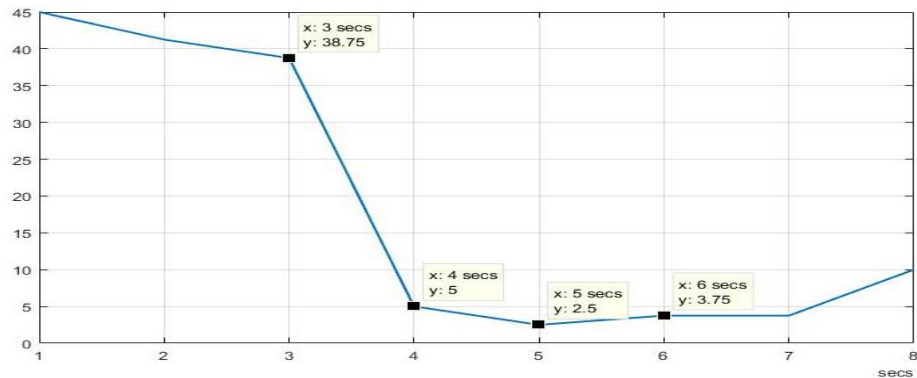


Figura 35 Curva de error de los mapas de cada segundo.

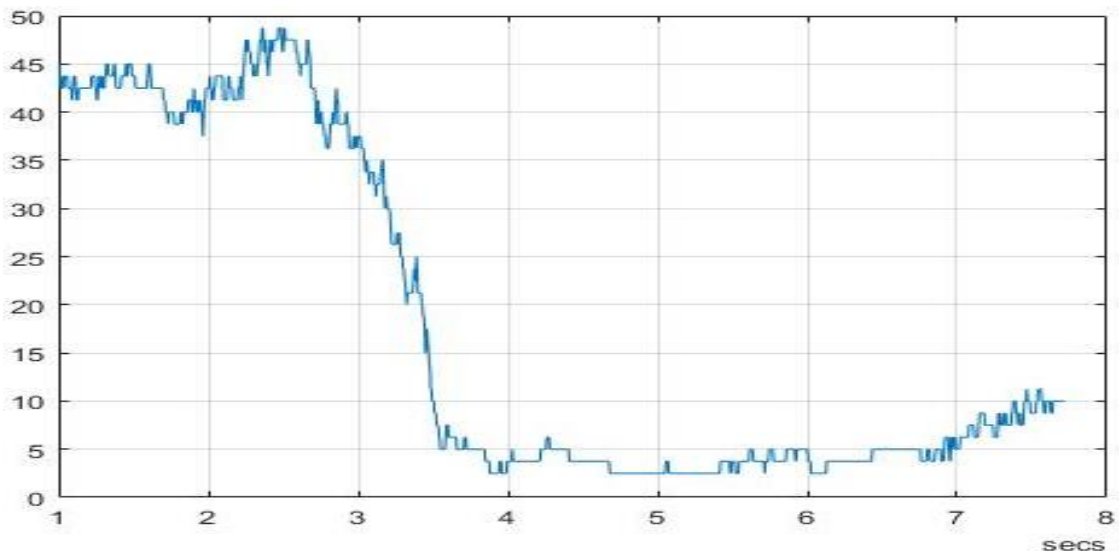


Figura 36 curva de error completa de la prueba de las señales EEG nuevas.

4.3. RESULTADO DE LA CLASIFICACIÓN EN EL MICROCONTROLADOR ARM

Los cálculos que se obtiene se graban en un archivo texto, y también se usa el puerto serial 0 para mostrar los resultados obtenidos, tal como se muestra en la figura 37. Los datos ordenados se presentan a la red de la siguiente manera, los primeros 40 pertenecen a la clase mano derecha, y

los siguientes 40 datos a la clase reposo. El porcentaje de error para el quinto segundo es de 2.25%, ya que solo hubo dos fallas en la clasificación (1 dato y 7 dato), con estos errores se generan la curva de error para cada segundo, con el cual se compara los resultados obtenidos por el microcontrolador y los obtenidos por el software Matlab.

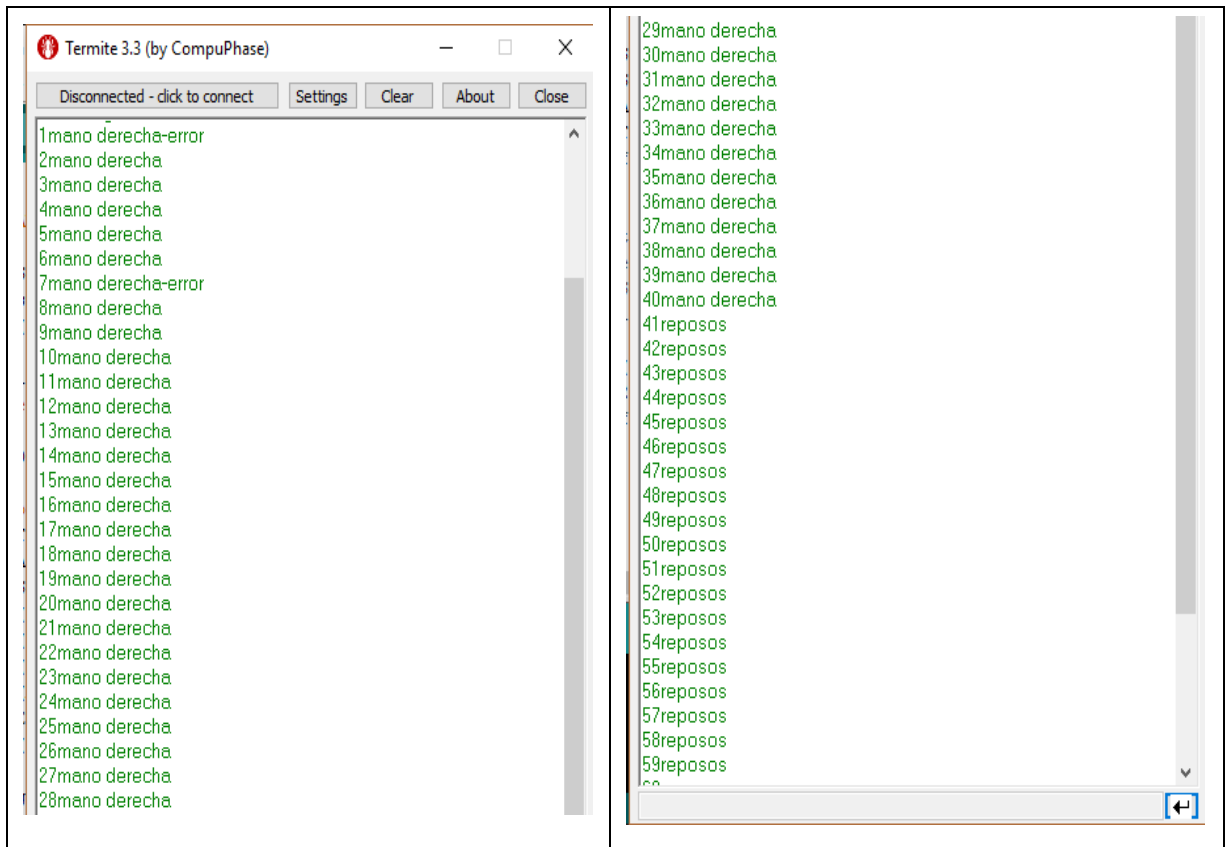


Figura 37 Resultado de la clasificación.

4.4. COMPARACIÓN DE RESULTADOS

Tal como se puede apreciar en la figura 38, curva de error obtenida por el microcontrolador, los resultados de este son similares en la simulación en el software, ver figura 35.

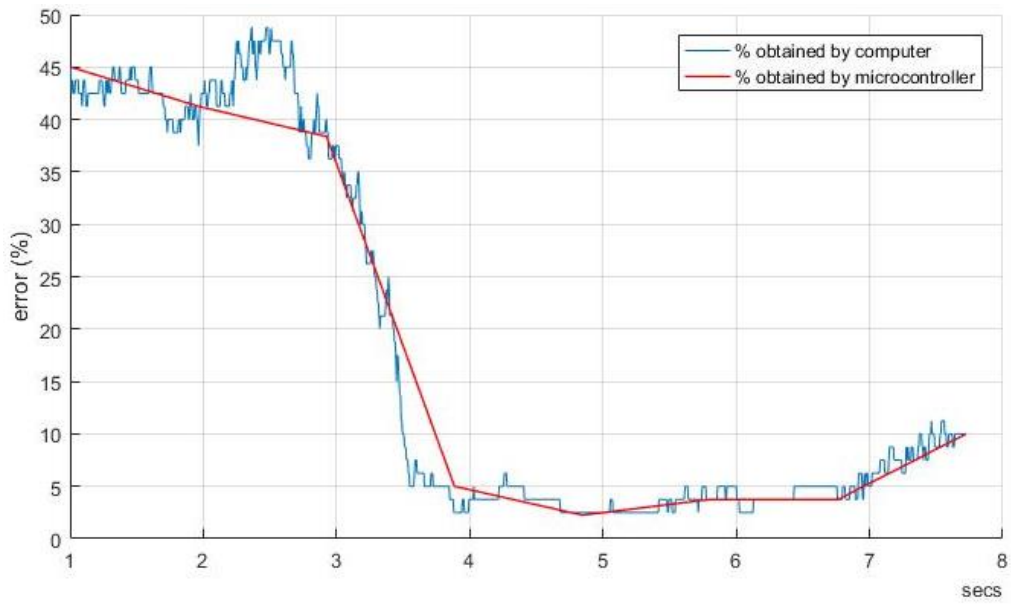


Figura 38 Curva de error obtenida por el microcontrolador

4.5. RESULTADOS PARA SUJETOS DIFERENTES

A continuación, se muestran las curvas de error para los sujetos 2 al 8, ver figuras del 2 – 8.

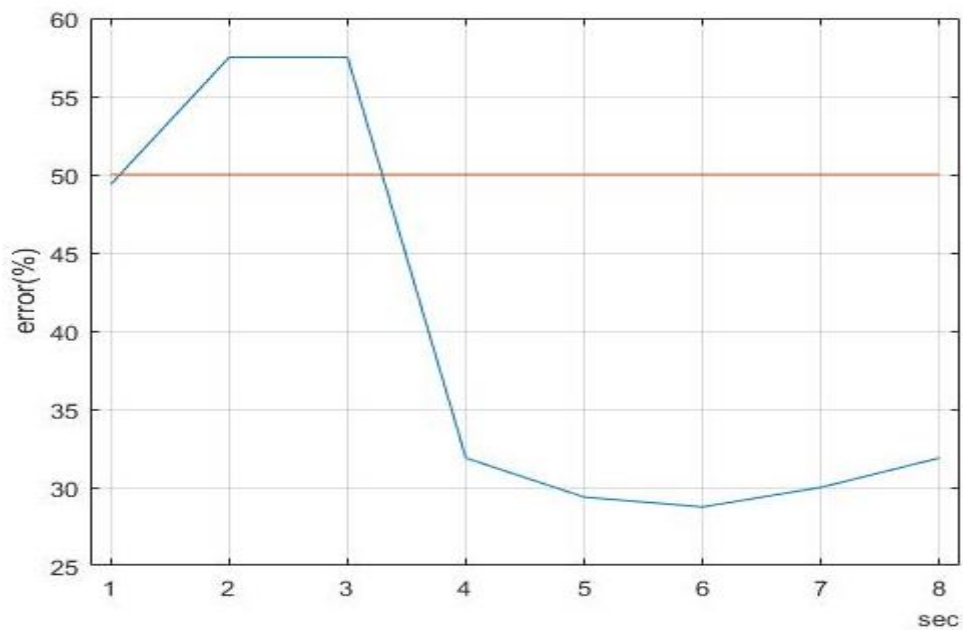


Figura 39 Curva de error sujeto 2.

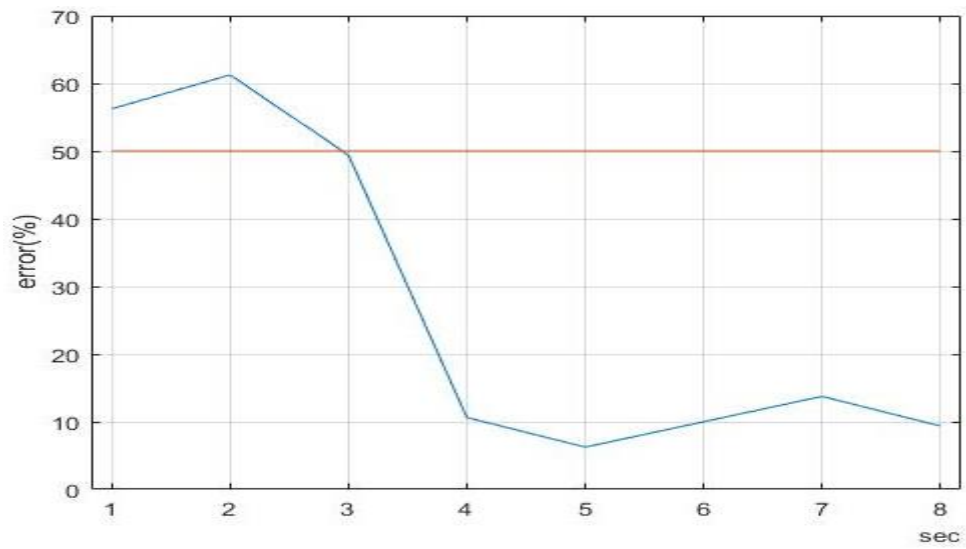


Figura 40 Curva de error sujeto 3.

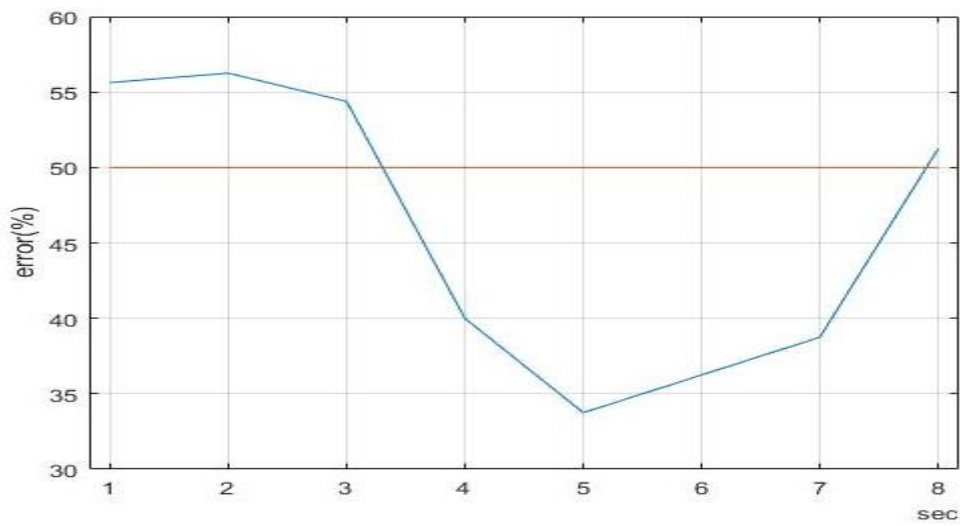


Figura 41 Curva de error sujeto 4.

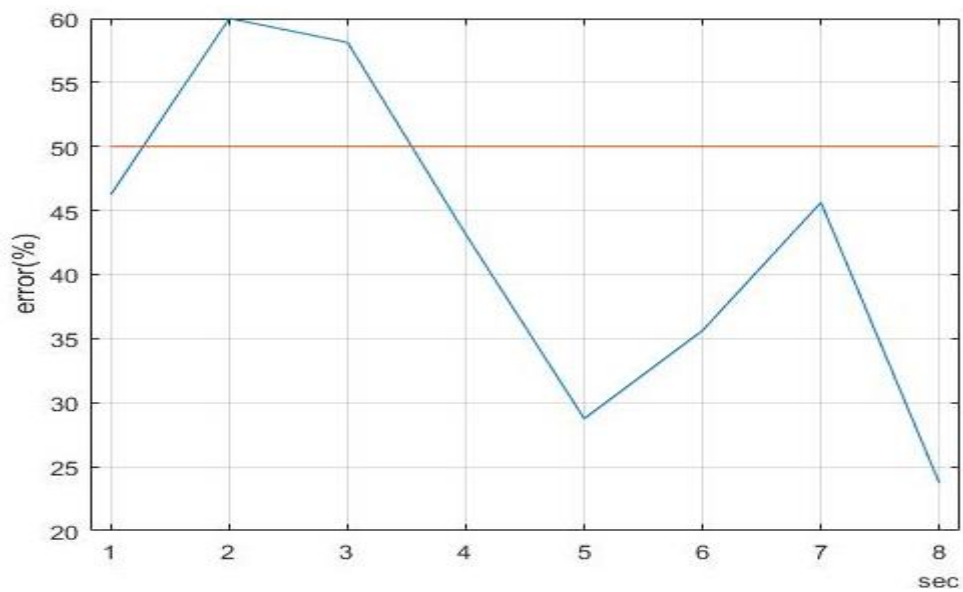


Figura 42 Curva de error sujeto 5.

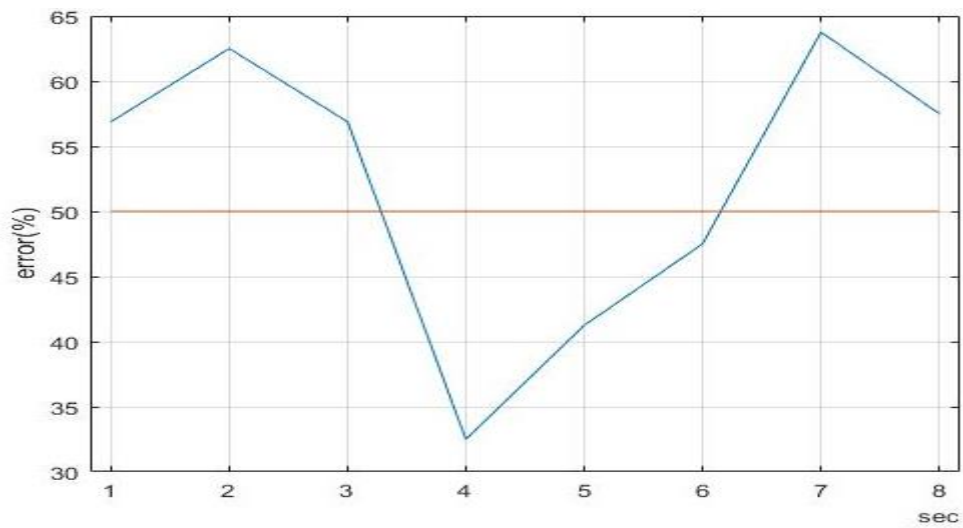


Figura 43 Curva de error sujeto 6.

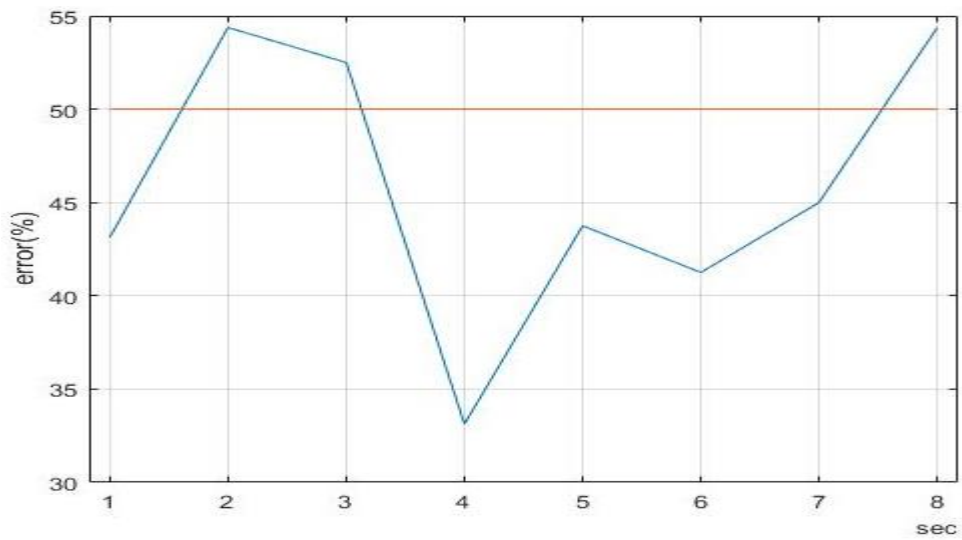


Figura 44 Curva de error sujeto 7.

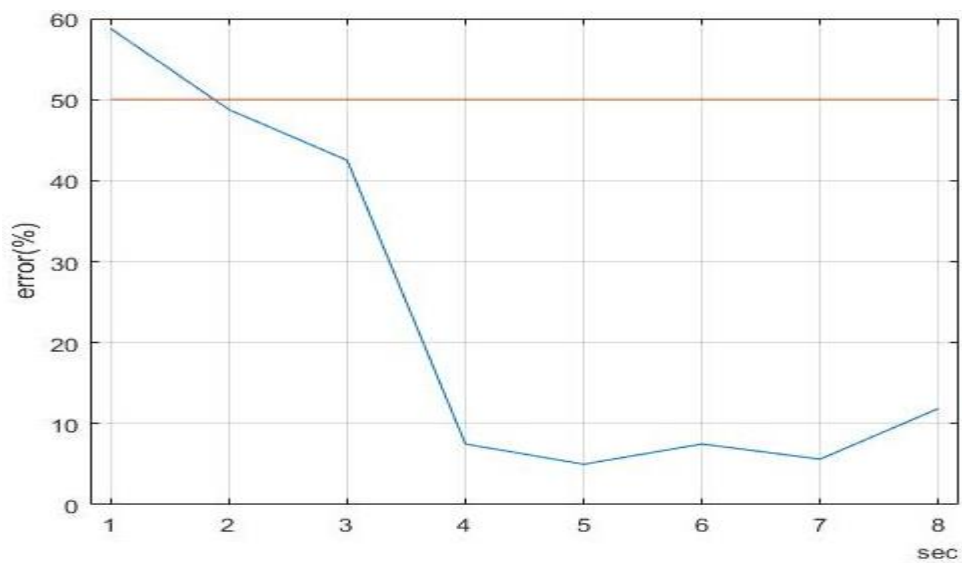


Figura 45 Curva de error sujeto 8.

Capítulo V **DISCUSIÓN DE RESULTADOS**

La discusión de los resultados se presenta de manera integrada considerando los objetivos propuestos en la presente investigación.

Los resultados a analizar son tomados del capítulo 4 y se presentan en el orden de estos.

5.1.RESULTADOS DEL ENTRENAMIENTO

En la etapa del entrenamiento se posee dos resultados, los que pertenecen al procesado y los resultados del entrenamiento.

5.1.1. Procesado

De acuerdo con la figura 25, luego de una correcta obtención de la transformada de Fourier, se logra obtener respuestas de la frecuencia en diferentes bandas, los cuales son muestra del correcto trabajo realizado por el sujeto de prueba al momento de indicarle que este realice la tarea mental específica, ver figura 46. Las respuestas en estas bandas están relacionadas directamente con el tipo de tarea mental que se indica durante el proceso de captura de datos. La imaginación del movimiento de las extremidades está directamente relacionada con las bandas en corchetes, debido a esto cuando el sujeto realiza la tarea mental de pensamiento de mano derecha se logra observar la respuesta en la frecuencia.

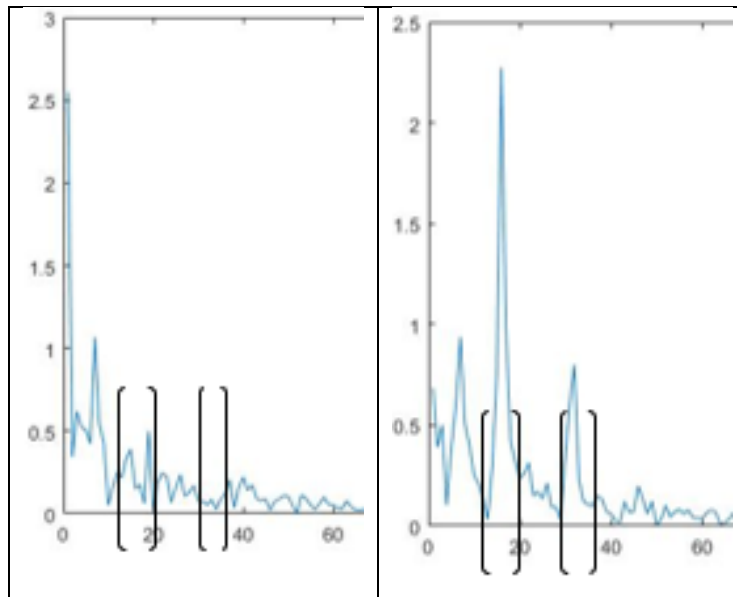


Figura 46 FFT obtenida de los dos canales.

5.1.2. Resultados de entrenamiento

De acuerdo con la figura 47 se observa la curva de error tras el entrenamiento, donde se muestra la elipse “a” el cual encierra la caída de la curva hasta por debajo de un 10% de error, esto sucede debido a que al momento de recolectar las señales EEG, se le indica al sujeto de prueba que este realice una tarea específica a partir del tercer segundo, mientras que en los 3 primeros segundo el sujeto de prueba debe permanecer en la tarea mental de reposo, resultados pueden ser corroborados en (Díaz, Joya, Ron, & García-Lagos, 2016). El propósito de la obtención de esta curva es conocer el momento exacto donde el sujeto realizo una buena clasificación para luego usar dicha red para el clasificado. De acuerdo con la imagen se observa que la curva de error empieza a caer por debajo del 10% de error a partir del 3.5 segundo y este se logra mantener hasta el 7 segundo, de esta sección se identifica el punto más bajo de error el

cual tiene un valor de 1.25% de error, y la red que se obtiene con este porcentaje se puede apreciar en la imagen 26.

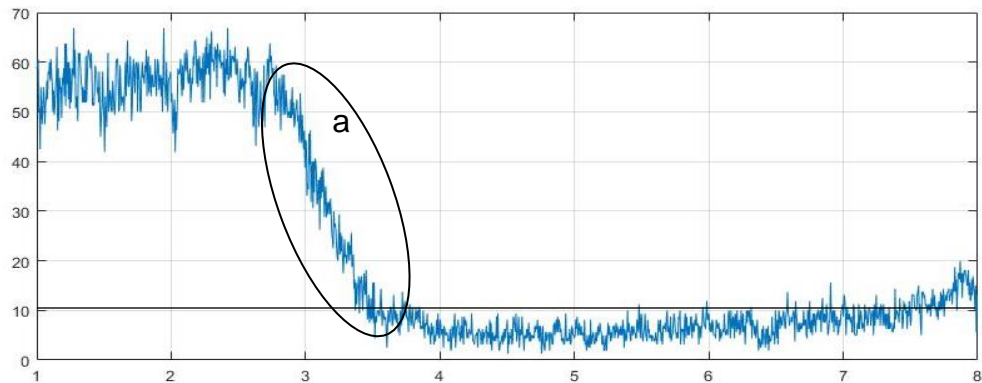


Figura 47 Análisis de la curva de error.

5.1.3. Resultados online y resultados del ARM

Para la obtención de la figura 36 se hace uso de la red obtenida mejor entrenada de la curva de error de la anterior sección, y este se usa para clasificar nuevos datos capturados en un segundo día para el mismo sujeto de prueba. La curva de error del resultado posee la misma tendencia que la curva de error del entrenamiento, con el cual se puede comprobar que la red escogida para la prueba fue capaz de diferenciar las dos clases de tareas mentales con las que fue entrenada.

Los resultados arrojados por el microcontrolador ARM se muestran en la figura 38, estos resultados son obtenidos al clasificar los datos EEG del sujeto de prueba, con la diferencia que para esta clasificación se presenta los datos del sujeto como para cada segundo, tal como se usó para la obtención de los mapas en la figura 27. Los resultados son corroborados con la figura 35, los cuales son

idénticos en activación de las neuronas y en el resultado obtenido de las ecuaciones de activación de la neurona por Matlab, ver figura 48, en la parte “a” es el resultado obtenido por Matlab, mientras que la parte “b” es obtenida por el ARM, siendo la única diferencia de estos el tiempo de cálculo, ya que el ARM requiere de 950 ms para tener el resultado de la neurona ganadora.

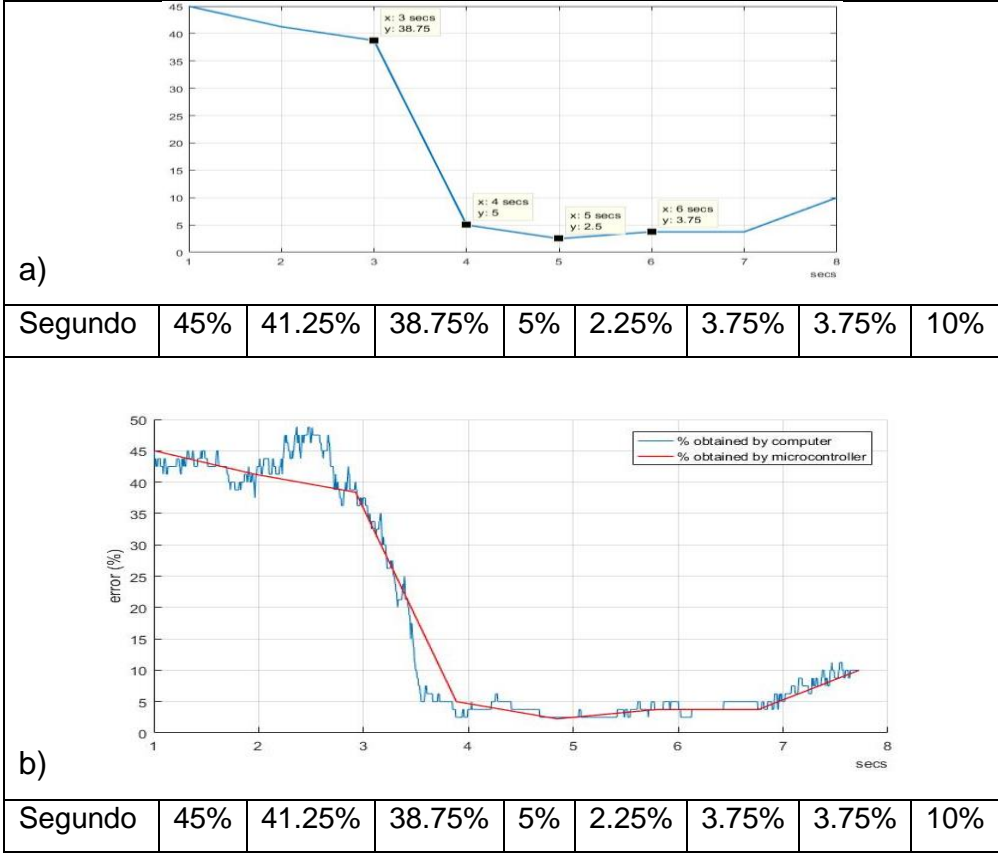


Figura 48 Comparación de resultados ARM y Matlab.

Capítulo VI **Conclusiones y Recomendaciones**

6.1. CONCLUSIONES

Después de la evaluación de las curvas de error se demuestra que los mapas auto organizativos de Kohonen son capaces de discriminar dos tareas mentales, y que proporcionan un método alternativo en la clasificación de los sistemas BCI. El diseño del amplificador de las señales EEG es capaz de proporcionar señales hasta en 8 canales diferentes siendo este de tamaño reducido y el costo de la fabricación por debajo de los dispositivos que proporciona el mercado, este amplificador ayuda a reducir más el costo de este tipo de proyectos los cuales son requeridos por personas que padecen alguna deficiencia en sus funciones motoras o limitaciones para su comunicación.

El método presentado de la clasificación de las tareas mentales haciendo uso los microcontroladores ARM, proporcionan una alternativa al momento de clasificar tareas mentales, sea cual sea la aplicación en la que se utilice. Las aplicaciones clásicas a las que se planea este dispositivo es el control de la silla de ruedas y las respuestas cortas de SI y NO, los cuales por lo general requieren de dispositivos de elevado costo como por ejemplo las computadoras, los cuales tienen un costo elevado a comparación de un microcontrolador el cual es capaz de sustituir al momento de clasificar las tareas mentales en estos tipos de sistemas y teniendo el mismo rendimiento que una computadora.

El dispositivo planteado cumple con las etapas necesarias para un sistema BCI y este posee las cualidades de ser portable por su tamaño reducido y de costo bajo siendo este su principal ventaja, con lo cual se concluye que se alcanzó los objetivos planteados.

6.2. RECOMENDACIONES

El presente trabajo puede llegar a ser muy ambicioso, se recomienda a los interesados realizar el diseño una placa única donde se unan todas las partes presentadas (amplificador y microcontroladores), el cual podría reducir el ruido eléctrico y mejorar la calidad de las señales.

También se recomienda emplear un nuevo método de clasificación o usar un microcontrolador que posea una velocidad de reloj superior, con el cual ayudaría al sistema a trabajar en tiempo real, mejorando la rápida clasificación del sistema.

Otra recomendación es, ampliar el número de tareas mentales, con el cual se podría mejorar la aplicabilidad del dispositivo.

Capítulo VII **REFERENCIAS**

- Akin, M. (2002). Comparison of Wavelet Transform and FFT Methods in the Analysis of EEG Signals. *Journal of Medical Systems*, 26(3), 241-247.
- Ávila-Buitrago, G. E. (2016). *Adaptación de Técnicas de Interacción de HCI enfocada a Interfaces Cerebro-Computador*. Bogotá, Colombia: Pontificia Universidad Javeriana.
- Canal Díaz, N. (1 de diciembre de 2017). Recuperado de Sociedad Española de Enfermería Nefrológica: <http://www.revistaseden.org/files/9-CAP%209.pdf>
- Canel, S. M. (1 de diciembre de 2017). Recuperado de Depto. Electrónica - FRBA - UTN: http://www.electron.frba.utn.edu.ar/upload/Materias/95-0429/archivos/Cap10_2009_ARM7_apunte.pdf
- Díaz, W. J., Joya, G., Ron, R., & García-Lagos, F. (2016). Clasificación de dos tareas mentales haciendo uso mapas autoorganizativos de kohonen (SOM). *Cátedra Villarreal*, 4(1), 115-124.
- Estado del Arte de las Interfaces Cerebrales. (May 2014). *VIII Congreso Internacional de Ingeniería Mecánica y Mecatrónica* (págs. 22-33). Mexico: Asociacion Mexicana de Mecatronica A.C.
- Fernando Lopes, S. (2010). EEG: Origin and Measurement. En *EEG - fMRI* (págs. 19-38). Berlin: Springer.
- García Lagos, F. (2003). *Redes neuronales artificiales para la gestión de sistemas de energía eléctrica*. Tesis doctoral, Universidad de Málaga, Málaga.
- García, L. P. (2015). *Monitorización de variables fisiológicas mediante plataforma de bajo costo*. La Laguna: Departamento de Ingeniería Informática y de Sistemas de la Universidad de La Laguna.
- Hlinka, M. (2017). *Motor Imagery based Brain-Computer Interface used in a simple Computer Game*. Masaryk University Faculty Of Informatics.
- Hornero-Sánchez, R., Corralejo-Palacios, R., & Álvarez-González, D. (2012). Brain-Computer Interface (BCI) aplicado al entrenamiento cognitivo y

- control domótico para prevenir los efectos del envejecimiento. : *Lychnos. Cuadernos de la Fundación General del CSIC*, 29-34.
- INEI. (Marzo, 2014). *Primera Encuesta Nacional Especializada Sobre Discapacidad 2012*. Perú: Biblioteca Nacional del Perú.
- Jackson, G. (2013). *Towards a Wireless EEG System for Ambulatory Mental Health Applications*. Toronto: Institute of Biomaterials & Biomedical Engineering.
- Joya, G., García Lagos, F., & Sandoval, F. (2010). Contingency evaluation and monitorization using artificial neural networks. *Neural Computing and Applications*, 19(1), 39-150.
- Kohonen, T. (1990). The self-organizing map. *in Proceedings of the IEEE*, 78(9), 1464-1480.
- Madrigal-Muñoz, A. (23 de noviembre de 2017). Recuperado de Servicio de Información sobre Discapacidad: <http://sid.usal.es/idocs/F8/FDO7213/ELA.pdf>
- Marcos-García, M. (Julio 2015). *Diseño Y Control De Un Robot Mediante Interfaz Cerebro-Máquina Usando La Tecnología Ssvep*. Madrid: Universidad Autónoma De Madrid.
- OpenBCI. (1 de diciembre de 2017). *OpenBCI*. Recuperado de OpenBCI: <http://openbci.com/>
- OpenBCI-Open-Source. (1 de diciembre de 2017). *OpenBCI*. Recuperado de GitHub: <https://github.com/OpenBCI>
- Ron, R. (2005). *Retroalimentación en el entrenamiento de una interfaz cerebro-computadora usando técnicas basadas en realidad virtual*. Tesis doctoral, Universidad de Málaga, Málaga.
- Scarone, S., Marasco, D., Castro, N., & Monte, G. (2013). Sistema de Adquisición y Procesamiento Inteligente de Señales Biológicas. *IV Congreso Microelectrónica Aplicada*, (págs. 6-11). Neuquén.

- Taboada-Lugo, N., Quintero-Escobar, K., Casamajor-Castillo, M., González-Torres, K., Marrero-Infante, J., Cruz-Ubeda, S., & Díaz-Robles, E. (2 de AGOSTO de 2013). Epidemiología de la parálisis cerebral en el Estado Plurinacional. *Revista Peruana De Epidemiología*, 17, 1-7.
- Teplan, M. (2002). Fundamentals of eeg measurement. *Measurement science review*, 2, 1-11.
- Texas Instruments. (1 de diciembre de 2017). Recuperado de Texas Instruments Incorporated: <http://www.ti.com/lit/gpn/ads1299>
- Universidad De Málaga. (1 de diciembre de 2017). Recuperado de Human-Computer Interaction and Virtual Reality: http://www.diana.uma.es/index.php?option=com_jresearch&view=researcharea&task=show&id=3&Itemid=40&lang=es
- W.T. , C., J.W. , C., D.L. , F., H.D. , H., R.A. , K., W.W. , L., . . . P.D. , W. (1967). What is the fast Fourier transform? *Proceedings of the IEEE*, 1664-1674.

Capítulo VIII **ANEXOS**

8.1. ANÁLISIS DE COSTOS

8.1.1. Inversión

a) Gastos de capacitación

El diseño y la implementación de dispositivo requiere de una persona capacitada en los aspectos electrónicos, ya sea en diseño electrónico o programación. Es por tal motivo que se requirió llevar un curso de programación de microcontroladores ARM.

Nombre	Horas	Costo
Curso práctico de microcontroladores ARM-M4	25	s/ 250.00
	Total	s/ 250.00

Tabla 5 Muestra los gastos de capacitación.

b) Gasto de recursos materiales

Para el presente proyecto se requirió diferentes componentes electrónicos y servicios de fabricación.

Componente	Descripción	Costo
Componentes electrónicos	ADC1299, resistencias, condensadores, diodos, Tiva launchpad tm4c123g, reguladores de voltaje, diodos en arrays, resistencia en arrays, condensadores en arrays.	s/ 1129.50
Fabricación placas	Fabricación de placa y soldado de componentes	s/ 750.00
Placas Arduino	Arduino due, Arduino pro mini.	s/ 100.00

Socket de microSD	Dos portas memorias de micro SD.	s/ 20.00
Electrodos para EEG	Juego de 6 electrodos para eeg	s/ 200.00
	total	s/ 2199.5

Tabla 6 Gastos de recursos materiales

c) Gastos de equipamiento

Involucran el costo de los equipos que se necesitan para realizar pruebas e implementación del proyecto.

Componente	Descripción	Costo
Osciloscopio	Tektronix	s/ 2000.00
Generador de funciones	Tektronix	s/ 1500.00
Multímetro	PRASEK PR-301C	s/ 50.00
Cautín		s/ 20.00
Taladro para circuito	DREMEL	s/ 300.00
Emotiv	Epoc de 14 canales	s/ 1830.00
Laptop	HP	s/ 3000.00
Pasta	Elefix pasta para EEG	s/ 200.00
	Total	s/ 8900.00

Tabla 7 Gastos de equipamiento

d) Gastos operativos

Componentes	Descripción	Total
Transporte	Transporte Urbano Cotización, compra, asesoría, laboratorio, universidad.	s/ 700.00

Tabla 8 Gastos operativos del proyecto

e) Costo total de la inversión

Descipcion	Costo
Gastos de capacitación	s/ 250.00
Gasto de recursos materiales	s/ 2199.5
Gastos de equipamiento	s/ 8900.00
Gastos operativos	s/ 700.00
Total	s/ 12.049.5

Tabla 9 inversión total del proyecto

8.2. ANÁLISIS DE COSTO/BENEFICIO

Como se muestra en la sección 4.1.3. el microcontrolador fue capaz de obtener datos similares a los obtenidos por la computadora, de este modo el dispositivo ARM podría reemplazar a la computadora en las aplicaciones es típicas de los sistemas BCI, trayendo como consecuencia un ahorro significativo del costo de este tipo de sistemas, muy requeridos por personas discapacitadas. El microcontrolador tiene un costo aproximado de 20 dólares mientras que las computadoras usadas en este tipo de proyectos superan los s/ 3000.00. de acuerdo con los diseños de amplificador en la sección 3.1.2. este tiene un costo aproximado de 1500.00 soles, mientras que los dispositivos típicos usado podrían oscilar entre los \$400 y los \$10000.00, siendo este proyecto una respuesta a la necesidad de un costo accesible para personas de bajo recursos. Los proyectos típicos de sistemas BCI son las sillas de ruedas que es controlada a través de los pensamientos y los sistemas que permiten a las personas responder respuestas cortas como si o no, y por lo general equipos usados en estos dispositivos son costosos y limita el acceso a cualquier persona de bajos recursos.