



**UNIVERSIDAD DE GUANAJUATO**

---

---

**CAMPUS IRAPUATO - SALAMANCA  
DIVISIÓN DE INGENIERÍAS**

**“Implementación de un sistema para el  
control de un robot zoomórfico utilizando un  
sistema Emotiv Epoc y una plataforma  
SoCKit”**

**TESIS**

Que para obtener el grado de:  
**MAESTRO EN INGENIERÍA  
ELÉCTRICA**

**PRESENTA:**

**Ing. Tat'y Mwata Velu**

**DIRECTORES:**

**Dr. Horacio Rostro González  
Dr. Jorge Alberto Alcaraz**

**Salamanca, Guanajuato**

**Agosto 2018**

*A Lucienne Magazini Baniaya y a nuestros hijos.*

## Agradecimientos individuales

Agradezco sinceramente al Doctor Horacio Rostro González por haber usado mucha paciencia en nuestro beneficio, aceptando la asesoría de esta tesis. Sus orientaciones y consejos fueron un gran apoyo durante estos dos años de maestría.

También estoy agradecido con todo el cuerpo de profesores de la División de Ingenierías Campus Irapuato Salamanca, de quien he beneficiado de conocimientos muy útiles para mi capacitación. Pienso en los doctores Edgar Alvarado Méndez, Miguel Torres Cisneros, Juan Gabriel Aviña Cervantes, Cerda Villafaña Gustavo y a muchos otros. Muchas gracias a todo el personal administrativo de la DICIS por los servicios de calidad que nos brindaron durante este curso de maestría.

Finalmente, un guiño a todos los compañeros con quienes cruzamos estos años de maestría. Saludamos la colaboración de Christian Kazadi Mbikayi, J. Jesús Rivas Jiménez, Adán Alonso Ramírez, Abraham Pérez Trujillo y de Francisco Javier Iñiguez Lomelí.

*Tat'y Mwata Velu*

# Agradecimientos institucionales

Este curso de Maestría en Ingeniería Eléctrica fue totalmente apoyado por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología CONACyT, según la convocatoria “BECAS NACIONALES 2016 PRIMER PERIODO”, bajo el número de becario 763527. Estoy muy agradecido con el CONACyT por el apoyo recibido durante estos 2 años.



Agradezco también la universidad de Guanajuato en general por contarme entre sus egresados y particularmente la División de Ingenierías Campus Irapuato Salamanca, por la calidad de la formación recibida.



***Tat'y Mwata Velu***

# Resumen

En la actualidad se han desarrollado importantes avances en el campo de las Interfaces Cerebro-Computadora (Interfaz BCI en inglés), las cuales buscan en principio mejorar las capacidades en personas que presentan alguna discapacidad, en especial la falta o pérdida de motricidad. En este sentido, uno de los principales retos dentro de esta área, está el poder lograr velocidades de procesamiento cercanas al pensamiento. De manera más específica, con el fin de que la interacción entre el cerebro y una maquina se pueda dar de manera eficiente, es preciso que el procesamiento de la información cerebral se realice de manera casi instantánea.

Es en este sentido que se dirige el presente proyecto, en donde se desarrolla un sistema que permita el control de un robot zoomórfico (en este caso un hexápodo) a partir de dos plataformas, por un lado, un sistema Emotiv EPOC, para la adquisición de señales EEG y por otro un sistema Sockit (procesador + FPGA), el cual permitirá, por un lado, la conexión entre la Emotiv y el robot, y por otro acelerar el procesamiento de las señales EEG en el FPGA.

Esto es, la diadema Emotiv detecta la actividad neuronal generada en las zonas de actuación de los sensores de ésta, las cuales se busca que sean procesadas en la tarjeta Sockit y esta a su vez mande comandos de control a un robot zoomórfico. Para lograr esto, primero se busca la interconexión de los tres equipos, i.e., Emotiv, Sockit y el robot, para que las señales enviadas por la diadema lleguen al hexápodo como ordenes de control, posteriormente se pueden definir técnicas avanzadas para el procesamiento de señales EEG y que sean a su vez implementables en hardware (FPGA).

Como ejemplo de funcionalidad del sistema, se diseñó un experimento donde se detectan eventos faciales a partir de las señales EEG, las cuales a su vez controlan el movimiento de un hexápodo, esto es guiños derecho e izquierdo para mover al robot.

**Palabras clave:** Interfaz BCI, bípedo, cuadrúpedo, hexápodo, Emotiv EPOC, FPGA, Sockit, señales EEG.

# Abstract

Nowadays, important advances have been developed in the field of Brain-Computer Interfaces (BCI), which seek in the first place to improve the capabilities of people with a disability, especially the lack or loss of motor skills. In this sense, one of the main challenges in this area is to achieve processing speeds close to thought. More specifically, to achieve a real and effective interaction between the brain and a machine, it is essential that the processing of brain information takes place almost instantaneously.

In this regard, the present project is directed, which develops a system that allows the control of a zoomorphic robot (hexapod) from two platforms, on one hand, the Emotiv EPOC system, for the acquisition of EEG signals and on the other hand a Sockit system (processor + FPGA), which allows, the connection between the Emotiv and the robot, and accelerate the processing in the FPGA.

To be more specific, the Emotiv system detects the neuronal activity from the area registered by the sensors, which are intended to be processed on the Sockit board and this in turn sends control commands to a zoomorphic robot. To achieve this challenge, we first seek to interconnect the three equipments that are from different manufacturers, so that the signals sent by the headset reach the hexapod as control signals; then define real and effective advanced techniques in the processing of EEG signals and that are at their once implementable in hardware.

As an example of system functionality, an experiment was designed where facial events are detected from the EEG signals, which in turn control the movement of a hexapod, i.e., left and right winks to move the robot.

**Keywords:** BCI interface, biped, hexapod, Emotiv EPOC, FPGA, Sockit, EEG signals.

# Índice general

1.	Introducción.....	1
1.1.	Motivación.....	1
1.2.	Objetivo general.....	2
1.3.	Objetivos específicos.....	2
1.4.	Fases del proyecto.....	3
1.4.1.	Estudio del estado del arte.....	3
1.4.2.	Sistema embebido.....	3
1.4.3.	Procesamiento de las señales EEG.....	4
1.4.4.	Definición de los eventos.....	4
1.4.5.	Validación de resultados.....	4
1.5.	Estructura de la tesis.....	5
2.	Estado del arte.....	7
2.1.	Introducción.....	7
2.2.	Registro de actividad eléctrica o magnética cerebral.....	7
2.3.	Técnicas de captura de actividad eléctrica y magnética cerebral.....	9
2.3.1.	La electroencefalografía (EEG).....	9
2.3.2.	La magnetoencefalografía (MEG).....	13
2.3.3.	La electrocorticografía (ECoG).....	13

2.3.4. La estereoelectroencefalografía (SEEG).....	14
2.3.5. Síntesis de las diferentes técnicas.....	15
2.4. Las señales eléctricas del cerebro.....	15
2.4.1. Los potenciales evocados visuales (VEPs).....	16
2.4.2. Los potenciales relacionados a eventos (ERPs).....	16
2.4.3. Los ritmos sensorial-motores.....	16
2.4.4. Los potenciales corticales lentos (SCPs).....	17
2.4.5. La actividad neuronal.....	17
2.4.6. Los artefactos.....	17
2.5. Interfaz Cerebro - máquina.....	18
2.6. Procesamiento de señales EEG.....	21
2.6.1. Adquisición de señales EEG.....	21
2.6.2. Filtrado de señales EEG.....	21
2.6.3. Extracción de características.....	21
2.6.4. Clasificación de características de señales.....	22
2.6.5. El control.....	25
2.7. Las tecnologías FPGA.....	25
2.8. Los robots zoomórficos.....	26
2.8.1. Robots con patas.....	27
3. Metodología del proyecto.....	29
3.1. Introducción.....	29
3.2. Adquisición de señales EEG.....	31
3.2.1. Selección del equipo de adquisición.....	31

3.2.2. Sistema Emotiv EPOC.....	32
3.2.3. Definición de señales cerebrales a procesar.....	36
3.3. Procesamiento de señales EEG.....	37
3.3.1. Lectura de señales.....	37
3.3.2. Filtrado.....	37
3.3.3. Extracción de características.....	37
3.3.4. Clasificación de características.....	37
3.3.5. Órdenes de control.....	37
3.4. La unidad principal de procesamiento.....	39
3.5. Aplicación del sistema.....	40
3.6. Base de datos de señales EEG.....	41
3.7. Pruebas de desempeño.....	42
3.7.1. Validación cruzada.....	42
3.7.2. Validación cruzada de K iteraciones.....	42
4. Implementación del proyecto.....	44
4.1. Introducción.....	44
4.2. Descripción de materiales usados en el proyecto.....	44
4.2.1. Hardware.....	44
4.2.2. Software.....	45
4.3. Configuración del SoCKit.....	45
4.3.1. La distribución Xilinx.....	45
4.3.2. El Xillybus IP Core.....	46
4.3.3. Instalación de quartus II 13.0sp1.....	48

4.3.4. Preparación de la tarjeta microSD y de SoCKit.....	48
4.3.5. Integración de la lógica personalizada para el proyecto.....	49
4.4. Implementación del proyecto.....	51
4.4.1. Máquina de estados para los FIFOs de Xillybus.....	51
4.4.2. Manejo de archivos.....	52
4.4.3. Probar la comunicación HPS - FPGA.....	53
4.4.4. Implementación del sistema de captura.....	54
4.4.5. Conexión del hexápodo al SoCKit.....	56
4.4.6. Procesamiento de señales.....	57
5. Pruebas y resultados.....	58
5.1. Introducción.....	58
5.2. Pruebas.....	58
5.3. Resultados.....	64
5.3.1. Interconexión Emotiv Epoc - SoCKit - hexápodo.....	64
5.3.2. Porcentaje de reconocimiento de los eventos.....	66
5.3.2.1. Para la iteración $K = 5$ .....	66
5.3.2.2. Para la iteración $K = 10$ .....	75
5.3.3. Base de datos de señales EEG para el proyecto.....	91
Conclusiones.....	92
Trabajos futuros.....	94
Bibliografía.....	95

# Índice de figuras

2.1.	Representación de una neurona [2].....	8
2.2.	Vista del encéfalo.....	8
2.3.	Puesta de electrodos en electroencefalografía [3].....	10
2.4.	Posiciones de electrodos en sistema internacional 10 - 20 [4].....	11
2.5.	Captura de una señal EEG Delta [5].....	11
2.6.	Captura de una señal EEG Theta.....	12
2.7.	Captura de una señal EEG Alpha.....	12
2.8.	Captura de una señal EEG Beta.....	12
2.9.	Captura de señales en magnetoencefalografía (MEG) [7].....	13
2.10.	Puesta de electrodos en electrocorticografía (ECoG) [8].....	14
2.11.	Implantación de electrodos en SEEG [8].....	14
2.12.	Estructura de un sistema BCI, adaptado de [16].....	18
2.13.	El hiperplano separa dos clases: los círculos y las cruces [18].....	22
2.14.	SVM encuentra el hiperplano óptimo para la generalización [18].....	23
2.15.	Estructura de un MLP [22].....	23
2.16.	Arquitectura básica de una FPGA de Xilinx.....	25
2.17.	Ilustración de un robot bípedo.....	27
2.18.	Ejemplo de un robot trípodo.....	27

2.19.	Ejemplo de un robot cuadrúpedo [25].....	28
2.20.	Un robot hexápodo [25].....	28
3.1.	Diagrama global de la metodología usada.....	30
3.2.	Metodología detallada del proyecto.....	30
3.3.	Presentación del equipo Emotiv Epoc [27].....	33
3.4.	Nomenclatura de los electrodos de Emotiv Epoc [27].....	33
3.5.	La puesta de la diadema Emotiv Epoc [27].....	34
3.6.	Pantalla de entrada de Panel de Control, casco desconectado.....	35
3.7.	Ubicación de la corteza visual [24].....	37
3.8.	Electrodos de Emotiv Epoc.....	37
3.9.	Una vista de la tarjeta SoCKit Cyclone V de Altera [30].....	39
3.10.	Publicaciones con diferentes tipos de robots caminadores [32].....	40
3.11.	El hexápodo a controlar del proyecto.....	41
3.12.	Duración de una sesión.....	41
3.13.	Validación cruzada de K-iteraciones y un clasificador.....	43
3.14.	Fórmula para tasa de aciertos.....	43
4.1.	Funcionamiento de Xillybus IP Core [40].....	64
4.2.	Creación de IP Core para el proyecto.....	65
4.3.	Nomenclatura de 7 FIFOs para el proyecto.....	66
4.4.	Funcionamiento de Xillybus [42].....	67
4.5.	Pasos para configurar una IP Core personalizada [40].....	68
4.6.	Máquina de estados del proyecto.....	69
4.7.	Configuración del puerto serial con Xillinux.....	71

4.8.	Ritmos de caminar por el hexápodo [25].....	75
4.9.	Nomenclatura del hexapodo de [25].....	76
4.10.	Concatenación de señales antes de FIFO y separación a la salida de FIFO.	76
5.1.	Capturas del estado mental de los sujetos antes del entrenamiento.....	78
5.2.	Puesta de la diadema y capturas de señales de entrenamiento.....	79
5.3.	Secuencias de capturas de los sujetos.....	80
5.4.	Capturas Guiño derecho canal P7 sesiones 1 - 6 por el sujeto AB.....	80
5.5.	Capturas Guiño derecho canal P7 sesiones 7 - 10 por el sujeto AB.....	80
5.6.	Base en acrílico como soporte de la tarjeta SoCKit.....	81
5.7.	Vista del sistema embebido Sockit-hexápodo.....	84
5.8.	Porcentaje de reconocimiento de Guiño derecho (K=5).....	85
5.9.	Porcentaje de reconocimiento de Guiño izquierdo (K=5).....	86
5.10.	Porcentaje de reconocimiento para ningún gesto (K=5).....	87
5.11.	Porcentaje promedio de eventos con K = 5.....	87
5.12.	Porcentaje de reconocimiento de Guiño derecho (K=10).....	89
5.13.	Porcentaje promedio de reconocimiento de Guiño izquierdo (K=10).....	90
5.14.	Porcentajes promedios de reconocimiento para sin gesto facial (K=10)...	90
5.15.	Porcentaje promedio de eventos con K=10.....	87

# Índice de tablas

2.1.	Técnicas para detectar la actividad electromagnética cerebral [9].....	15
2.2.	Clasificación de señales cerebrales según el tipo de BCI [9].....	20
2.3.	Métodos de clasificación de características de señales EEG [16].....	24
3.1.	Comparación de cuatro sistemas de adquisición de señales EEG [26].....	32
3.2.	Especificaciones del dispositivo Emotiv Eloc [27].....	34
3.3.	Suites de detección y estados que detecta el Emotiv Eloc [26].....	36
5.1.	Partición de sesiones para entrenamiento y validación.....	64
5.2.	Porcentajes de reconocimiento para Guiño derecho con K=5, iter.1 - 2....	66
5.3.	Porcentajes de reconocimiento para Guiño derecho con K=5, iter.3 - 5....	67
5.4.	Porcentaje promedio de reconocimiento para Guiño derecho con K=5.....	68
5.5.	Porcentajes de reconocimiento para Guiño izquierdo (K=5), iter. 1 - 2....	69
5.6.	Porcentajes de reconocimiento para Guiño izquierdo (K=5), iter. 3 - 5....	70
5.7.	Porcentaje promedio de reconocimiento para Guiño izquierdo (K=5).....	71
5.8.	Porcentajes de reconocimiento para ningún gesto facial (K=5), iter.1 - 2..	72
5.9.	Porcentajes de reconocimiento para ningún gesto facial (K=5), iter.3 - 5..	73
5.10.	Porcentaje promedio de reconocimiento para ningún gesto facial con K=5..	74

5.11.	Porcentaje promedio de eventos con K = 5.....	75
5.12.	Porcentaje de reconocimiento para Guiño derecho con K =10, iter. 1 -3....	76
5.13.	Porcentaje de reconocimiento para Guiño derecho con K =10, iter. 4 -6....	77
5.14.	Porcentaje de reconocimiento para Guiño derecho con K =10, iter. 7 -9....	78
5.15.	Porcentaje de reconocimiento para Guiño derecho con K =10, iter. 10....	79
5.16.	Porcentaje promedio de reconocimiento para Guiño derecho con K =10....	79
5.17.	Porcentaje de reconocimiento para Guiño izquierdo con K =10, iter. 1.....	80
5.18.	Porcentaje de reconocimiento para Guiño izquierdo con K =10, iter.2 - 4 .	81
5.19.	Porcentaje de reconocimiento para Guiño izquierdo con K =10, iter.5 - 7 .	82
5.20.	Porcentaje de reconocimiento para Guiño izquierdo con K =10, iter.8 - 10.	83
5.21.	Porcentaje promedio de reconocimiento para Guiño izquierdo con K =10..	84
5.22.	Porcentaje de reconocimiento para ningún gesto facial(K=10), iter.1 - 3...	85
5.23.	Porcentaje de reconocimiento para ningún gesto facial(K=10), iter.4 - 6...	86
5.24.	Porcentaje de reconocimiento para ningún gesto facial(K=10), iter.7 - 9...	87
5.25.	Porcentaje de reconocimiento para ningún gesto facial(K=10), iter. 10.....	88
5.26.	Porcentaje promedio de reconocimiento para ningún gesto facial(K=10)...	88
5.27.	Porcentaje promedio de reconocimiento de eventos con K = 10.....	87
5.28.	Porcentajes promedios de reconocimiento con K = 5 y K = 10.....	90
5.29.	Nomenclatura de los sujetos de la base de datos.....	91

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Motivación

La comunicación es tan antigua como la humanidad. De hecho, desde los lejanos siglos, el ser humano ha buscado diversas técnicas para comunicar. Desde el progreso de la tecnología que impone el manejo de las máquinas, se ha trasladado la necesidad de poder comunicarse a las máquinas, con el fin de poder controlar algún proceso, informarse de situaciones de alarmas o ejecutar acciones de mando. En este sentido, nació entonces el concepto de Interfaces hombre-máquina. Se entiende por este concepto, toda interacción, física, visual, sonora, cognitiva, etc., entre el hombre y alguna máquina por el medio de un interfaz que sea compatible entre ambos, con el fin de comunicarse de manera efectiva.

En esta comunicación hombre – máquina, se consideran los aspectos como las condiciones ambientales, la forma de interactuar, la cantidad de datos y la velocidad a comunicarse, las disposiciones fisiológicas y psíquicas del usuario. Una interfaz hombre-máquina debe adaptarse a las capacidades y potenciales de sus usuarios y de la máquina para poder ser de utilidad. Conociendo las características de la máquina y su funcionamiento, se puede diseñar la parte interactiva (software o hardware) de la interfaz con la máquina. Del otro lado, la interfaz toma en cuenta las condiciones del usuario que controla la máquina, según que tenga efectivas sus capacidades motoras, cognitivas, sonoras o visuales.

Dentro de las Interfaces hombre-máquina se han desarrollado estos últimos años las interfaces cerebro-máquina (BCI, Brain Computer Interface de inglés) en muchos proyectos, para su incidencia en las aplicaciones que ayudan a las personas con discapacidad motriz, a poder moverse o comunicarse con el medio que le rodea.

En este tipo de aplicaciones, los potenciales eléctricos del cerebro como señales EEG (electroencefalograma) son utilizados para el control de las máquinas, éstas pueden ser robots de servicio, sillas de ruedas, drones o alguna otra máquina.

Las señales EEG desde su forma, amplitud, datos frecuencial y temporal, ubicación espacial y otra forma de energía, pueden comunicar información de utilidad sobre los estados

## Capítulo 1. Introducción

mentales correspondientes a muchos tipos de actividades, que sean motoras o sensoriales. Inversamente, se puede crear eventos cognitivos o sensoriales con el fin de reproducir patrones de señales que se usaran más adelante para mandar comandos a un sistema.

La motivación para este proyecto se encuentra en esta área, buscando solucionar el problema de comunicación entre un usuario con discapacidad motriz y una máquina de servicio a través de una interfaz embebida con ella, que le apoye en sus necesidades de movimiento específicamente.

Concretamente en este proyecto, y dado que no se cuenta en estos momentos con una silla de ruedas desarrollamos un sistema de control de un robot zoomórfico (el cual puede cambiarse en un futuro por la silla de ruedas) desde un equipo Emotiv Epoc, que se encarga de capturar y mandar las señales EEG de manera inalámbrica a la plataforma Sockit, la cual es una tarjeta de desarrollo con un FPGA y un procesador A9 de ARM. Estas señales son procesadas por el Sockit, que genera los comandos correspondientes para poder avanzar, parar o retroceder al robot. El Sockit y el robot constituyen un sistema embebido, alimentados cada uno por su fuente de energía.

Los resultados de este proyecto son validados en tiempo real sobre un robot hexápodo. Los criterios de evaluación de este proyecto son el tiempo de procesamiento de las señales, desde la generación del evento hasta la ejecución del comando por parte del robot, el porcentaje de reconocimiento de los eventos y el costo del proyecto, comparando con otros modelos.

### 1.2. Objetivo general

El objetivo de este proyecto de tesis es implementar un sistema de control de un robot zoomórfico a través de un sistema Emotiv Epoc, para la adquisición de señales EEG (electroencefalograma) y de una plataforma Sockit, para acelerar el procesamiento de señales capturadas.

### 1.3. Objetivos específicos

Para poder realizar el objetivo general citado precedentemente, agrupamos los objetivos intermedios en los siguientes pasos:

- Realizar un estudio del arte, recopilando información relevante sobre las tecnologías existentes en el área de las BCI (Brain Computer Interface), sistemas de adquisición de señales EEG, hardware especializado (por ejemplo, FPGA) de los robots zoomórficos.
- Lograr la conexión entre la diadema Emotiv para la captura de señales EEG, la tarjeta Sockit para el procesamiento de señales y el robot que ejecute los comandos recibidos de la tarjeta Sockit.
- Llevar a cabo pruebas de implementación del sistema.
- Reportar los resultados obtenidos en el manuscrito.

### 1.4. Fases del proyecto

#### 1.4.1. Estudio del estado del arte

Para empezar, revisamos todo el estado del arte para aprender más sobre los sistemas actuales de captura y unidades de procesamiento de señales EEG, de hardware reconfigurable, de los algoritmos de filtrado y clasificación de señales EEG y por fin del control de los robots mediante las BCI.

Considerando las plataformas de uso en este proyecto, dominar el manejo de sus herramientas hace también parte de este estudio.

#### 1.4.2. Sistema embebido

El sistema a implementar se entiende embebido en el sentido que la diadema Emotiv Epoc conecte la tarjeta Sockit de manera inalámbrica, es decir las señales capturadas por la diadema son enviadas por radiofrecuencia a una entrada USB de la tarjeta Sockit para ser procesadas.

Por otra parte, la tarjeta y el robot constituyen un conjunto, la tarjeta está colocada sobre el robot. Cuando los tres equipos son conectados como se debe, los eventos expresivos generados por el usuario son procesados como señales por el Sockit y convertidos en acción de avanzar, parar y retroceder por el hexápodo. Eso es lo que se debe lograr principalmente en este proyecto.

### 1.4.3. Procesamiento de las señales EEG

De la etapa anterior a ésta, hay un paso importante. Las señales capturadas tienen mucho ruido; procesarlas así podría complicar la precisión de los comandos a dar al robot y afectar también el tiempo de procesamiento, considerando que el ruido podría ser también procesados sin utilidad. El procesamiento consiste a extraer las características principales y comunes de las señales con el fin de clasificarlas y/o evaluarlas.

Para realizar esto, se puede proceder tanto en el dominio del tiempo como en el de la frecuencia, así como de manera estadística. Pero en este proyecto, trataremos de procesar de manera muestral las señales capturadas nada más para probar la interconexión de los tres equipos.

### 1.4.4. Definición de los eventos

Definir un evento es asignar a cada grupo de patrones o clases de características principales, un atributo de comportamiento o de pensamiento que lo identifica a él mismo. Se requiere la singularidad de cada evento para evitar el conflicto en el procesamiento de las señales. También vigilar en la clasificación de los registros, que las clases o grupos de patrones sean estadísticamente más separadas para evitar el conflicto entre eventos.

Los eventos que deben generar el control del robot del proyecto son:

- El guiño derecho (1), para hacer avanzar al robot,
- Sin evento (2), para parar al robot y
- El guiño izquierdo (3), para hacer retroceder al robot.

Para esto, se necesitan caracterizar los registros de señales EEG en la ausencia del evento y luego cuando se presenta un evento, y así actualizar los datos entendiendo que estas señales no son estacionarias, van variando en el tiempo con el mismo sujeto o entre diferentes sujetos.

### 1.4.5. Validación de resultados

De las validaciones parciales de los resultados de las pruebas, se llevó a cabo la validación total de todo el proyecto. Esta validación confirma hasta este momento un porcentaje superior al 50 % con el robot hexápodo para los eventos definidos. Este porcentaje de clasificación sin duda es bajo, pero es importante remarcar que lo que se busca en esta tesis es la interconexión efectiva de los diferentes sistemas, posteriormente este porcentaje puede y debe mejorar significativamente utilizando alguna técnica avanzada de procesamiento y clasificación de señales.

### 1.5. Estructura de la tesis

Se presenta a continuación un breve resumen de cada capítulo de la presente tesis.

El capítulo 2 se dedica al estudio del arte, donde se presenta un estudio amplio de las actuales tecnologías de captura de señales EEG, los sistemas de procesamientos de dichas señales y una vista general de robots zoomórficos. Presentamos las tecnologías FPGA de las cuales deriva el SoCKit, principal unidad de procesamiento de señales por este proyecto. Esto para familiarizarse con los conceptos generales usados en este proyecto.

El capítulo 3 presenta la metodología de desarrollo del proyecto y la justificación de elección de diferentes equipos que se usan en este proyecto. Se desarrollará con más detalles las tecnologías utilizadas, particularidades y funcionamiento para ir planteando la problemática de su interconexión que se trata posteriormente.

El capítulo 4 trata de la interconexión de las tres plataformas y explicita el procesamiento de las señales desde la diadema Emotiv, pasando por la tarjeta Sockit hasta el robot. Se describen los pasos de configuración de los sistemas y el procesamiento de las señales.

En el capítulo 5 se presentan los resultados del proyecto y una crítica de ellos mismos y en el capítulo 6 viene una serie de conclusiones sobre el proyecto y aportaciones.

# Capítulo 2

## Estado del arte

### 2.1. Introducción

Este capítulo presenta los conceptos elementos utilizados en este proyecto, con el fin de facilitar el entendimiento y los alcances de éste. Estos conceptos son detallados de manera concisa, tomando como orientación los objetivos a cumplir con este proyecto.

### 2.2. Registro de actividad eléctrica o magnética cerebral

Del concepto natural, el cerebro está formado por millones de neuronas que interactúan entre sí mediante procesos eléctricos y químicos. El cerebro es el nodo importante del sistema nervioso, que es una ramificación de tejidos al interior del cuerpo humano. Éstos captan y procesan las señales propias y externas con el fin de controlar los otros miembros. El elemento de base de este sistema es la neurona, que puede comunicarse eléctricamente con otras células [1].

Las neuronas se interconectan entre ellas para formar redes, y los impulsos eléctricos viajan entre ellas, y es así como la información es procesada. Es importante subrayar que cada uno de los movimientos que realiza el cuerpo humano arranca una actividad cerebral con densidad y valor diferentes.

En el caso particular de la corteza del cerebro existen dos tipos de neuronas: las neuronas piramidales que se colocan paralelamente entre ellas, pero perpendicularmente a la superficie de la corteza y las interneuronas.

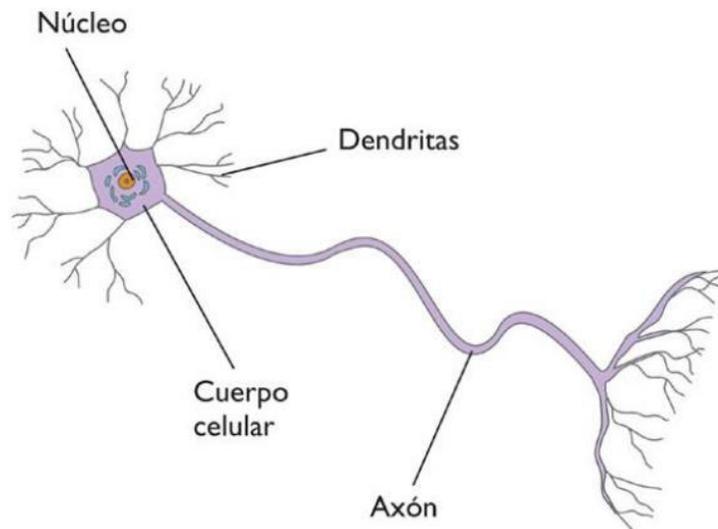


Figura 2.1. Representación de una neurona [2]

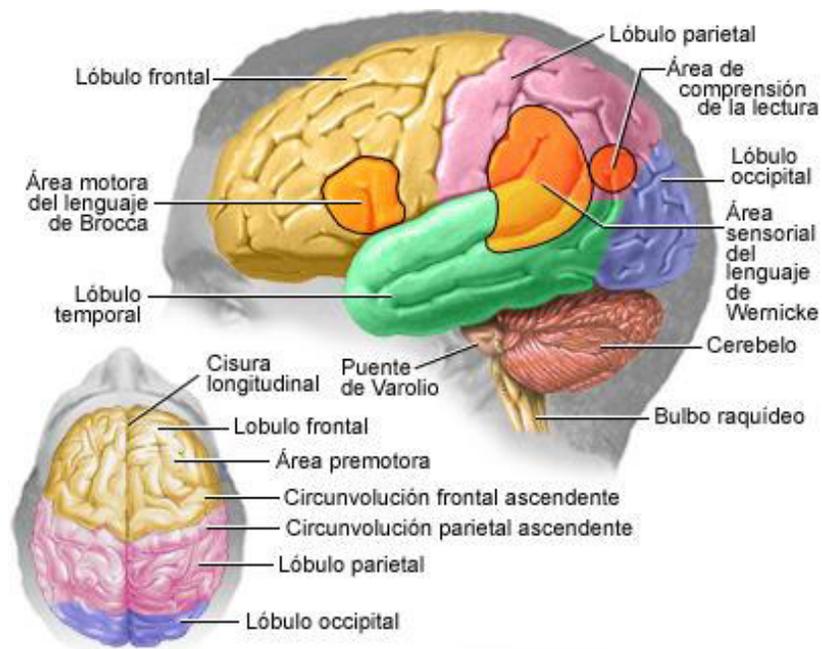


Figura 2.2. Vista del encéfalo.

El cerebro está compuesto de dos partes, un hemisferio izquierdo y otro derecho. Cada uno lleva cuatro lóbulos: uno frontal, otro parietal, otro más occipital y el último temporal.

Viene en la parte interior del cerebro las fibras nerviosas que favorecen las uniones de las zonas corticales y con otras partes del cerebro.

El potencial de membrana es la diferencia de potencial que guardan las neuronas entre su interior y exterior, se mide en millivolts (mV). Las neuronas reciben señales por sus dendritas y soma de otras neuronas, lo que provoca en la neurona postsináptica una variación del potencial de membrana. Se llama entonces a estos potenciales, *potencial excitatorio* y *potencial inhibitorio*. El potencial excitatorio causa un aumento del potencial de la membrana mientras que el potencial inhibitorio induce una caída del mismo potencial.

### 2.3. Técnicas de captura de actividad eléctrica y magnética cerebral

Hace casi un siglo que Hans Berger [1] descubrió la posibilidad de registrar las pequeñas corrientes que se generan al interior del cerebro sin la necesidad de abrir el cráneo, esto mediante el uso de electrodos puestos sobre la superficie de la cabeza. Él etiquetó a este registro como “electroencefalograma” (EEG) y fue la base para el estudio del funcionamiento eléctrico y magnético del cerebro. Esta técnica no invasiva ofrece hoy todavía una buena resolución en el dominio de tiempo, al igual que los procesos fisiológicos de los cuales emana.

De las técnicas actuales, podemos citar la localización de fuentes de actividad cerebral, la cual se encarga de ubicar las fuentes y de caracterizarlas desde un registro de actividad eléctrica o magnética cerebral.

De manera general se usan estas técnicas para captar la actividad bioeléctrica del cerebro:

- Desde el cuero cabelludo;
- En la base del cráneo;
- Abriendo el cerebro;
- En la profundidad del cerebro.

#### 2.3.1. La electroencefalografía (EEG)

De la actividad resultante de millones de neuronas se puede medir los potenciales EEG generados por las corrientes exteriores de células. El valor de estos potenciales depende mucho más del número de neuronas que se activan o desactivan de manera síncrona entre ellas. En el caso de la electroencefalografía, se ponen sensores sobre el cuero cabelludo.

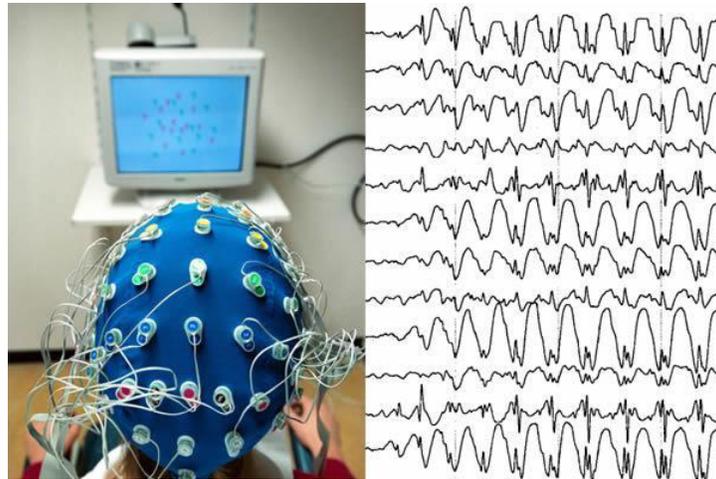


Figura 2.3. Puesta de electrodos en electroencefalografía [3].

El sistema de colocación de los electrodos más usado es el sistema 10 – 20. 10 y 20 significan nada más la distribución de los electrodos cubriendo la cabeza en una distancia de 10 a 20 % entre ellos, según su alineación sobre la cabeza. La nomenclatura de los electrodos nos indica sus ubicaciones en la cabeza:

- Fp para frontoparietal,
- F para frontal,
- C para central,
- T para temporal,
- P para Parietal y
- O para Occipital.

La letra está seguida por un número que indica el tipo de hemisferio correspondiente: los números pares para el hemisferio derecho y los impares en el hemisferio izquierdo. Los electrodos de referencia son puestos cerca de las orejas o en los mastoides cortocircuitados. Para facilitar la captura de las señales se usa un gel o una pasta entre los electrodos y el cuero cabelludo.

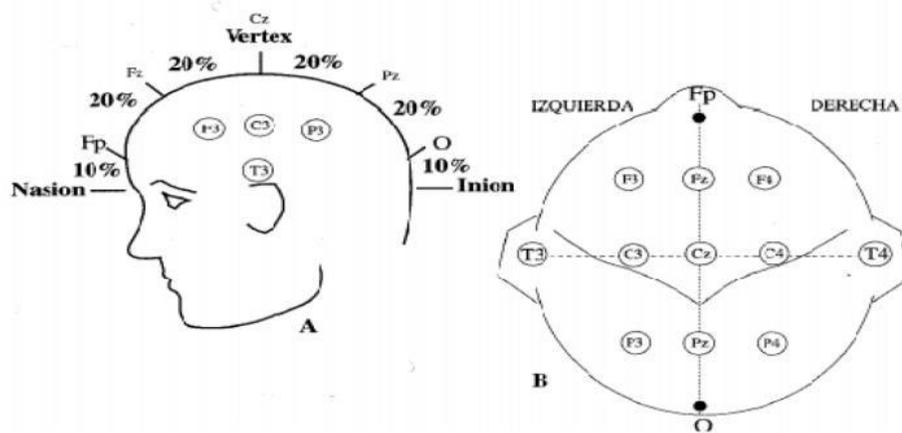


Figura 2.4. Posiciones de electrodos en sistema internacional 10-20 [4]

En actualidad, se están resolviendo dos problemas con la electroencefalografía: el problema directo y el problema inverso. Hablando del problema directo de la electroencefalografía, se trata de encontrar la distribución de potencial de una fuente conocida y bien ubicada, del registro cerebral; mientras que el problema inverso intenta de estimar las posibles características de la fuente de actividad eléctrica mediante las mediciones de potencial.

Las señales EEG son generalmente clasificadas según su frecuencia. Esta frecuencia es la de las ondas producidas por la activación de las neuronas del cerebro y definidas como sigue:

- **Señal Delta ( $\delta$ ):** de frecuencia medida entre 0.5 y 4 Hz, aparecen más en los bebés o en el sueño profundo con los adultos y en unos casos extremos se pueden medir estando despierto.

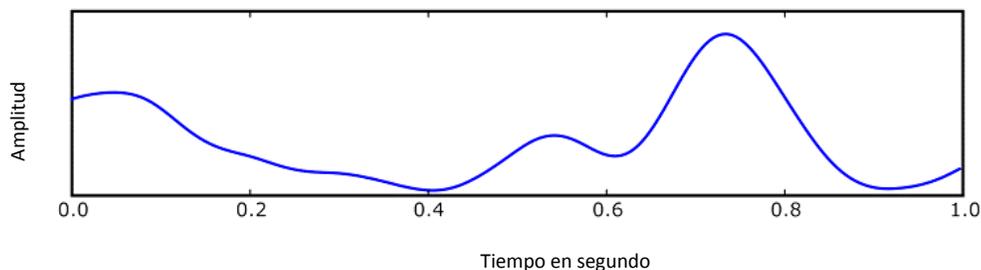


Figura 2.5. Captura de una señal EEG Delta [5]

- **Señal Theta ( $\theta$ ):** se producen en el sueño o en meditación profunda, también en una actividad físico-mental, con frecuencia situada entre 4 y 7 Hz. Estas señales se localizan en la zona parietal-temporal.

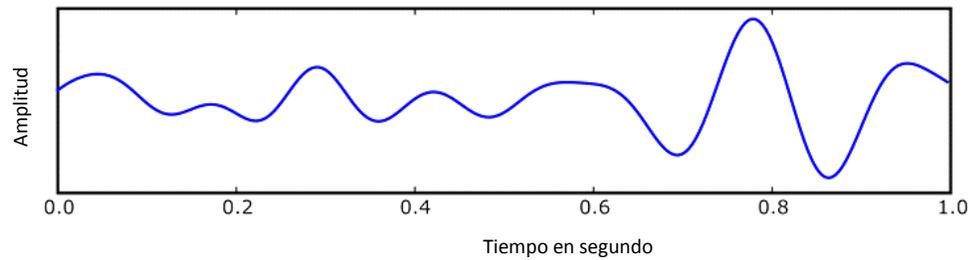


Figura 2.6. Captura de una señal EGG Theta

- **Señales Alpha ( $\alpha$ ) y  $\mu$ ( $\mu$ ):** Estos ritmos se ubican en la zona occipital y regiones posteriores de la cabeza con frecuencia de 8 a 12 HZ. Se probó que su amplitud crece con los ojos cerrados en adultos y en poca actividad mental.

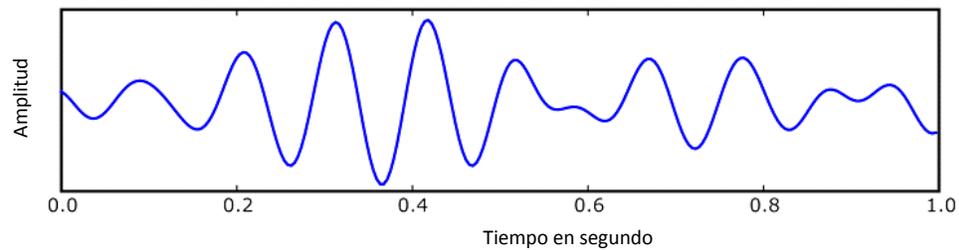


Figura 2.7. Captura de una señal EGG Alpha

- **Señal beta ( $\beta$ ):** Están dentro de la banda de 13 a 30 Hz. Resultan de la actividad consciente y de la concentración activa. Sus amplitudes son menores a las de las señales Alpha y se localizan en zona parietal y frontal.

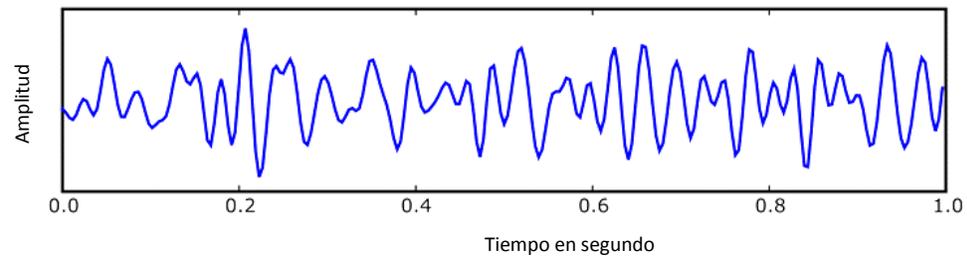


Figura 2.8. Captura de una señal EGG Beta

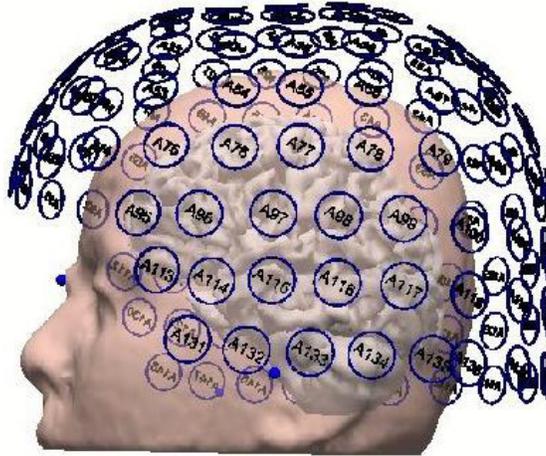
- **Señal gamma ( $\gamma$ ):** de rango entre 30 y 100 Hz, son más empleados en las interfaces cerebro-máquina, ya que estas son generadas a partir del movimiento de los músculos y ojos.

Las formas de onda o señales EEG que se observan en las Figuras 2.6, 2.7 y 2.8 dependen del estado mental del sujeto, de su edad y de la actividad sensorial que se experimenta en el momento de la toma.

### 2.3.2. La magnetoencefalografía (MEG)

Esta técnica consiste en colocar un arreglo de sensores de campo magnético llamados SQUIDS por encima de la superficie de la cabeza. Los sensores son superconductores que facilitan la medición del campo magnético, generado por las neuronas.

Lo que resalta con la MEG es que mide directamente la actividad electromagnética de las neuronas con una resolución temporal de milisegundos y espacial de milímetros [6]. Con esta técnica, ya no es necesario el uso de los electrodos, tampoco la penetración de marcadores en el paciente.



*Figura 2.9. Colocación de electrodos en magnetoencefalografía (MEG) [7]*

### 2.3.3. La electrocorticografía (ECoG)

La electrocorticografía es una técnica invasiva, en donde los electrodos son colocados directamente en la corteza del cerebro, contrario a la electroencefalografía. En esta se abre el cráneo y se remueve el hueso para exponer la superficie del cerebro. En esta técnica se utilizan electrodos colocados quirúrgicamente.

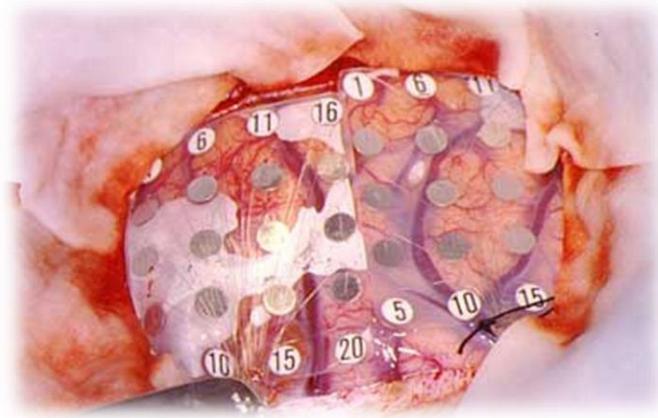


Figura 2.10. Puesta de electrodos en electrocorticografía (ECoG) [8]

Esta técnica permite además la reproducción de las auras habituales del sujeto mediante una estimulación local, implantando los electrodos corticales o profundos.

### 2.3.4. La estereoelectroencefalografía (SEEG)

Esta técnica consiste en implantar muchos electrodos quirúrgicos pequeños en las zonas profundas del cerebro usando una aguja de biopsia. Esta técnica llamada también “electrodos profundos” o “electrodos intracerebrales” alcanza a estimar la actividad cerebral en tres dimensiones.

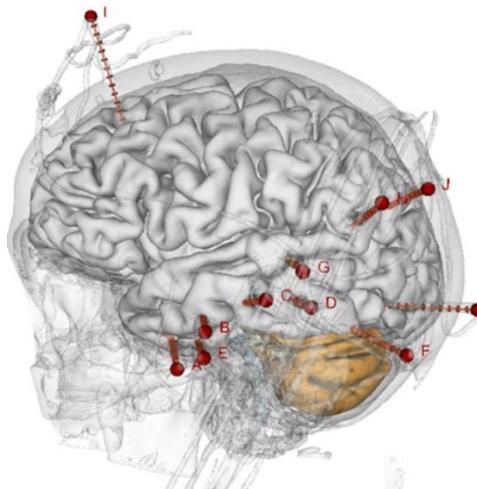


Figura 2.11. Implantación de electrodos en SEEG [8]

### 2.3.5. Síntesis de las diferentes técnicas

Las diferentes técnicas de detección de actividad electromagnética cerebral se clasifican generalmente en técnicas invasivas y no invasivas. Se llaman técnicas no invasivas aquellas que no realizan ningún daño o corte a tejidos u órganos, de manera global se realizan desde afuera del cuerpo del sujeto; mientras que, con las técnicas invasivas, se introducen aparatos al interior de la cabeza para captar la actividad cerebral.

Dentro de las técnicas no invasivas, se encuentra la electroencefalografía (EEG) y la magnetoencefalografía (MEG) que se operan afuera de la cabeza. De las técnicas invasivas, vienen la electrocorticografía (ECoG) y la estereoelectroencefalografía (SEEG), que se proceden por la apertura del cerebro. Esto se resume en la tabla 2.1.

Técnica	Actividad medida	Medición directa o indirecta	Resolución temporal	Resolución espacial	Estimación del riesgo	portabilidad
EEG	Eléctrica	Directa	$\sim 0.05 s$	$\sim 10 mm$	No invasiva	<b>Portable</b>
MEG	Magnética	Directa	$\sim 0.05 s$	$\sim 5 mm$	No invasiva	<b>No portable</b>
ECoG	Eléctrica	Directa	$\sim 0.003 s$	$\sim 1 mm$	Invasiva	<b>Portable</b>
SEEG	<b>Eléctrica</b>	<b>Directa</b>	$\sim 0.003 s$	(0.05 – 0.5) mm	<b>Invasiva</b>	<b>Portable</b>

Tabla 2.1. Principales técnicas para detectar la actividad electromagnética cerebral. [9]

## 2.4. Señales eléctricas del cerebro

De las principales señales eléctricas que se captan del cerebro, podemos citar los potenciales evocados visuales (VEPs), los potenciales relacionados a eventos (ERPs), los ritmos sensorial-motores, los potenciales corticales lentos y la actividad neuronal.

### 2.4.1. Potenciales evocados visuales (VEPs)

Los VEPs son registrados en el cuero cabelludo sobre la corteza visual, operando desde la dirección de la mirada del sujeto de prueba, con el fin de poder controlar, por ejemplo, el movimiento de un cursor sobre una pantalla [10]. Una de las formas más usadas de estas señales son Los VEPs de estado estacionario (SSVEP, del inglés *Steady State Visual Evoked Potentials*). La distinción entre VEP transitorios y SSVEP es la frecuencia de repetición del estímulo. Para producir un VEP, la frecuencia de estímulo es menor a 2 Hz y para los valores superiores a 6 Hz, se produce un SSVEP.

### 2.4.2. Potenciales relacionados a eventos (ERPs, *Event-Related Potentials*)

Son resultados de la estimulación continua de una población neuronal determinada, en una región bien definida. Una característica de estas señales son las pequeñas variaciones de voltaje que presentan con muy buena resolución en el tiempo. Eso permite captar instantáneamente los cambios eléctricos que se generan en el cerebro [10].

En muchas aplicaciones los potenciales evocados P300 son usados, los cuales se definen por una constituyente de polaridad positiva la cual toma 300 ms al aparecer después de una estimulación.

Los potenciales relacionados a eventos ofrecen la posibilidad de poder analizar la latencia entre la activación del estímulo o evento y la ejecución de la respuesta [11].

### 2.4.3. Ritmos sensorial-motores

Son los ritmos cerebrales evocados en el punto 2.3.1., de los cuales el ritmo *mu* presenta un interés particular, ya que las magnitudes de sus oscilaciones van disminuyendo cuando se actúa o se imagina un movimiento [12]. Estos ritmos varían cuando se ejecute un movimiento concreto o cuando se lo imagine, también cuando se prepare para un movimiento.

### 2.4.4. Potenciales corticales lentos (*Slow Cortical Potential, SCPs*)

Los potenciales corticales lentos son voltajes registrados con el EEG colocando los electrodos en la región del vértice de la cabeza y que se captura con frecuencias de 1 a 2 Hz. Existen dos modelos [13]:

- Los SCP negativos, que corresponden a la activación cortical relativa al cumplimiento de movimientos y,
- Los SCP positivos relacionados con la reducción de la activación cortical.

Se puede controlar voluntariamente los SCPs por un entrenamiento apropiado del sujeto.

### 2.4.5. Actividad neuronal

La comunicación neuronal en el cerebro se hace por medio de los potenciales de acción, que podemos considerar como el conjunto de información básica. Se puede usar la cantidad de estos potenciales para predeterminar por ejemplo el comportamiento del sujeto [14].

### 2.4.6. Los artefactos

Se definen como artefactos en registros EEG las señales no deseadas que se cuean en los registros mientras se captura la actividad cerebral. Estos artefactos disminuyen el rendimiento de los sistemas BCI. Los artefactos fisiológicos son de tres tipos [15]:

- Muscular: debido a la actividad eléctrica provocada por la contracción muscular;
- Ocular: causados por el movimiento de los ojos;
- Cardíaca: reflejando la actividad cardíaca que influye sobre la actividad cerebral.

Conviene avisar al sujeto de evitar movimientos del cuerpo durante las capturas de la actividad cerebral. Los artefactos no fisiológicos son causados generalmente por los ruidos externos, también por la variación de las impedancias de los electrodos.

### 2.5. Interfaz Cerebro - máquina

Por interfaz cerebro-máquina (BMI, del inglés *Brain-machine interface*) se entiende todo dispositivo que establece una comunicación entre el cerebro y el mundo externo, sin la ayuda de los nerviosos periféricos o de la actividad motora [16]. En pocas palabras, una interfaz cerebro-máquina convierte las intenciones del usuario en acciones ejecutadas por un dispositivo. Intenciones son entonces las señales neuronales que se trató en los puntos anteriores y por las cuales especificamos el método de captación.

Esta interfaz debe cumplir las siguientes características para pretender comunicarse con el cerebro:

- Una tecnología apropiada para la interfaz, permitiendo una buena adaptación entre el cerebro de un lado y de otro con la máquina que ejecuta las acciones.
- Maximizar la transferencia de información a una alta velocidad.
- Fidelidad a reproducir las equivalentes des señales de registro captadas. Esto es decir, poder detectar con gran exactitud los diferentes estados mentales.

La estructura general de un Interfaz cerebro-máquina se presenta en la figura 2.12.

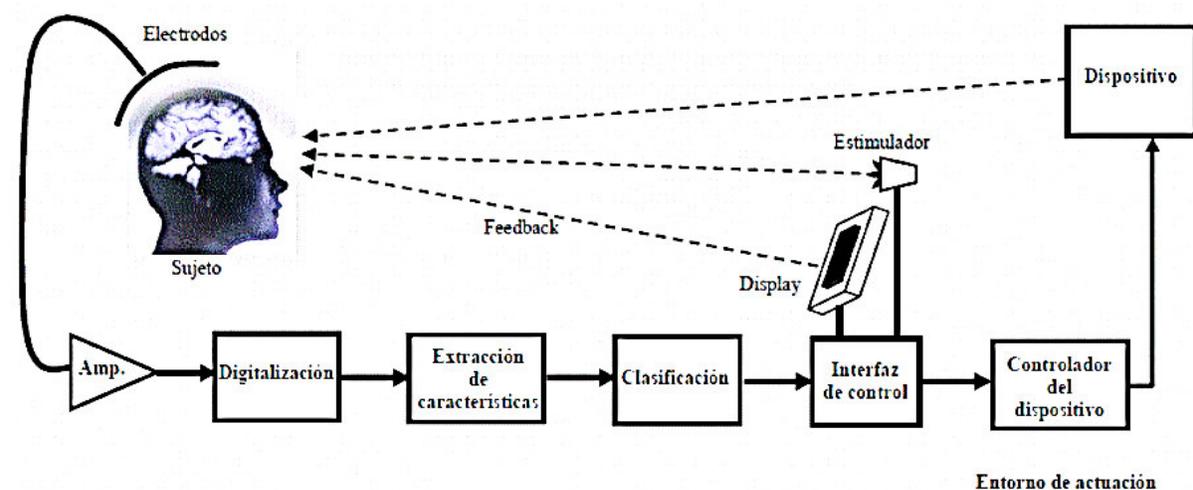


Figura 2.12. Estructura de un sistema BCI, adaptado de [16]

## Capítulo 2. Estado del arte

Se resume de esta manera la estructura presentada en la figura 2.12:

- **Sujeto:** es la persona que varía intencionalmente su estado cerebral con el propósito de generar las señales de control del sistema.
- **Electrodos:** es el sensor de la actividad eléctrica cerebral del sujeto. El tipo de los electrodos permite clasificar los BCI en sistemas invasivos y no invasivos.
- **Amplificadores:** su función es de acondicionar las señales captadas mediante los filtros adaptados y amplificadores.
- **Extracción de las características:** Es el nodo importante de este sistema. Se encarga de transformar la señal acomodada en valores de características evaluables, con el fin de entender sus variaciones.
- **Clasificación:** su función es de asignar a las variaciones de las características evaluables, un estado cerebral del sujeto y una salida correspondiente, lista para la interfaz de control.
- **Interfaz de control:** Convierte las señales en señales de control más adaptada al tipo de dispositivo a controlar.
- Se puede conectar a esta interfaz un sistema opcional de realimentación, tal como una pantalla, con el fin de ajustar la señal que traduce el estado cerebral.
- **Controlador del dispositivo:** adapta las señales del clasificador saliendo de la interfaz de control en señales físicas de control más apropiada al dispositivo a controlar.
- **Dispositivo:** el sistema a controlar por la actividad cerebral. Puede ser una silla de ruedas, un interfaz a Internet, un sintetizador de voz u otro sistema a controlar.
- **Entorno de actuación:** Es el ambiente alrededor del sujeto, tomando en cuenta también los ruidos.

Se clasifican de manera general los BCI en tipo exógeno y BCI endógenos, tomando en cuenta la naturaleza de la señal de entrada; se usa también la nomenclatura dependiente e independiente.

## Capítulo 2. Estado del arte

En los BCI endógenos, la actividad electrofisiológica está controlada por el usuario, por ejemplo, observando las amplitudes de las señales en una banda de frecuencia definida y con electrodos puestos en una zona concreta del córtex cerebral. Estos BCI requieren de un periodo de entrenamiento intensivo [17]. Los BCI basados en imágenes motoras o en potenciales corticales lentos (SCP) son sistemas endógenos.

En cambio, en los sistemas BCI exógenos, la actividad electrofisiológica está estimulada de manera externa y sin un proceso de entrenamiento. Se encuentran en este grupo los potenciales evocados P300 y los potenciales evocados visuales de estado estable (SSVEP).

Tipo	Señales cerebrales	Ventajas	Desventajas
BCI exógenos	SSVEP	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Entrenamiento mínimo,</li> <li>- Control de señal de arranque fácil y rápido.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Atención permanente al estímulo externo,</li> <li>- Puede causar cansancio en algunos usuarios.</li> </ul>
	P300	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Alta tasa de transferencia (60 bits/min).</li> <li>- Solo se requiere un canal EEG.</li> </ul>	
BCI endógenos	SCPs	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Independiente de cualquier tipo de estimulación.</li> <li>- Puede ser operado libremente.</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Tiempo de entrenamiento muy largo (meses o semanas).</li> <li>- No todos los usuarios son capaces de obtener el control.</li> <li>- Necesaria la adquisición de señal EEG por múltiples canales.</li> <li>- Baja tasa de bit (20-30 bit/min).</li> </ul>
	Ritmos sensoriomotores	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Útil para usuarios con órganos sensoriales afectados.</li> <li>- Adecuado para aplicaciones de control de cursor.</li> </ul>	

Tabla 2.2. Clasificación de señales cerebrales según el tipo de BCI. Adaptada de [9]

### 2.6. Procesamiento de señales EEG

Las señales EEG son interpretadas en sus capturas como pequeños valores de corriente o voltaje. Se requiere entonces un tratamiento con el fin de disponer de señales EEG puras en su uso, para esto se realizan los siguientes pasos:

#### 2.6.1. Adquisición de señales

Primero se captura la actividad cerebral mediante los electrodos. Estas señales son amplificadas y luego digitalizadas. En esta etapa, se puede almacenar las señales registradas o no, dependiendo que el sistema sea en tiempo real o no. De manera general, las dos posibilidades son activadas en los actuales equipos de captura.

#### 2.6.2. Filtrado de señales EEG

Este paso consiste a eliminar lo máximo de ruido que se agrega a las señales usando los filtros adaptados. Sabiendo que estas señales son captadas por electrodos, es conveniente filtrar cada canal según las características de la salida que se buscan. Son importantes determinar por el lado del filtro, su modo y sus frecuencias de funcionamiento. El diseño de los filtros debe proteger las frecuencias que componen la actividad bioeléctrica del cerebro y no sustraerlas.

#### 2.6.3. Extracción de características

Esta etapa permite crear unos vectores que caracterizan en el tiempo las cualidades de las señales adquiridas. Analizar los componentes principales permiten limpiar el conjunto de señales y facilitar su tratamiento reduciendo sus dimensiones; así apoyarse en las que son las características importantes de las señales y orientar útilmente los recursos disponibles.

Existen diferentes métodos para extraer estas características, se puede proceder en el dominio del tiempo, en el dominio de frecuencia o incluso en ambos. La elección de un método depende más del tipo de señales a procesar y de las características que se buscan.

Analizando los datos en el dominio tiempo-frecuencia, se puede usar los métodos de Transformadas de Fourier por intervalos (STFT), Transformada Wavelet (WT), Modelos

autorregresivos (AR) y Filtro Adaptivo (MF). Para encontrar la característica más relevante de la señal, se puede hacer una representación lineal de datos procediendo por los métodos de Análisis de Componentes Independientes (ICA) o de Patrón Espacial Común (CSP) [18].

### 2.6.4. Clasificación de características de señales

En este proceso, se clasifican las características obtenidas en la etapa anterior según diferentes modelos o clases. Esta clasificación depende mucho de cómo se han elegido las características principales de señales que traducen la actividad cerebral, de la capacidad del sujeto para controlar las mismas características y de la disponibilidad de los algoritmos a operar esta clasificación.

Es obvio que manejar una cantidad elevada de estados mentales implicaría el desarrollo de algoritmos de clasificación robustos, lo que se traduce por una fuerte llamada de los recursos de tratamiento. También exigiría del sujeto más esfuerzo para generar diferentes patrones de señal por cada estado mental. El algoritmo de clasificación depende del número de clase de características y de su adaptabilidad a las condiciones del sujeto. Existen muchos métodos de clasificación respecto a las características de las señales EEG aplicadas en los BCI.

Existen los clasificadores lineales y los clasificadores no lineales [17]. Con los clasificadores lineales, los datos son separados de manera lineal y esto justifica la robustez de estos clasificadores, comparativamente a los clasificadores no lineales. De los clasificadores lineales para los BCI, destacan el Análisis Discriminante Lineal (*Linear Discriminant Analysis* de inglés, LDA) y la Máquina de vectores de Soporte (SVM de inglés *Support Vector Machine*) [18].

Con los clasificadores LDA se usa un hiperplano con el fin de separar los datos de cada clase [19, 20].

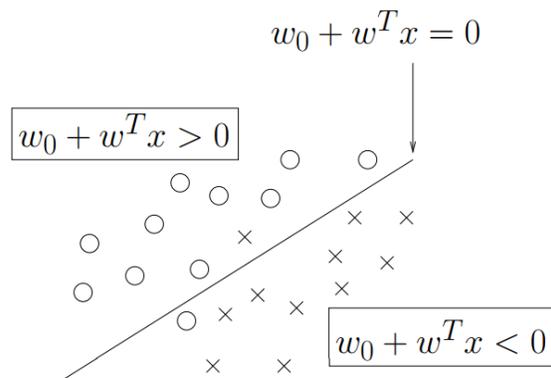


Figura 2.13. El hiperplano separa dos clases: los círculos y las cruces [18].

La máquina de vectores de soporte (SVM) por su parte, procede también por la identificación de las clases [21], pero seleccionando el hiperplano que tenga lo más posible de márgenes; eso quiere decir encontrar todos los puntos de entrenamiento los más cercano.

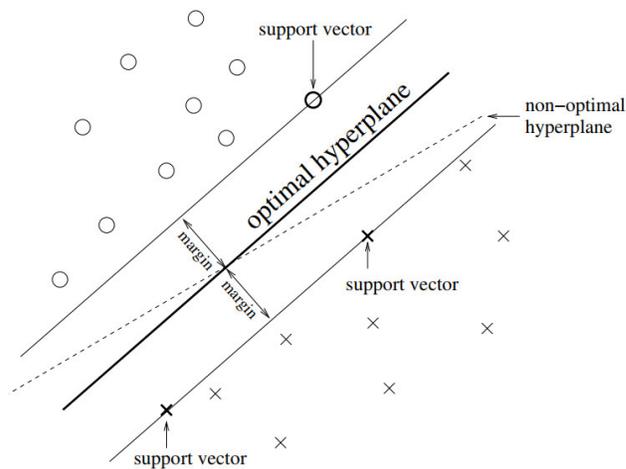


Figura 2.14. SVM encuentra el hiperplano óptimo para la generalización [18].

De los clasificadores no lineales, se encuentran las redes neuronales artificiales (de inglés *Artificial Neural Network*, ANN) utilizando una analogía del sistema nervioso. Una red neuronal se ve como un conjunto de elementos simples interconectados que procesan la información. Las conexiones entre diferentes nodos están dadas por "Pesos", los cuales tienen un rol fundamental en la manera en que la red procesa la información. Estos pesos se obtienen/modifican en base a un proceso de entrenamiento.

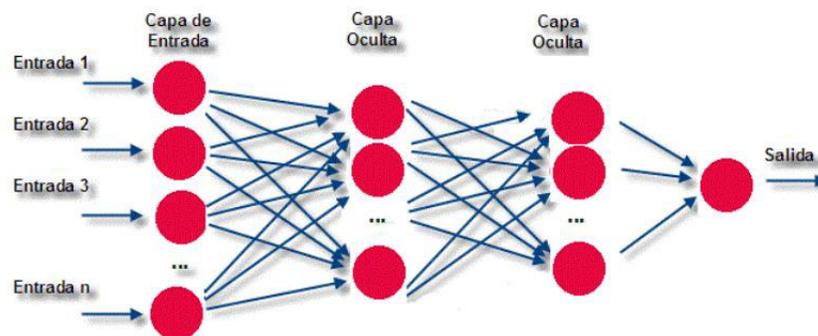


Figura 2.15. Ejemplo: Estructura de un MLP con una capa de entrada y tres capas activas [22]

## Capítulo 2. Estado del arte

Otro tipo de clasificadores no lineales son los clasificadores Bayesianos, por ejemplo, Bayes cuadrático y modelos de Markov (HMM, de inglés *Hidden Markov Model*) [28]. Este tipo de modelos no ha sido aún tan aplicado en sistemas BCI como los clasificadores lineales o las redes neuronales artificiales [18].

Otro tipo de clasificadores son los K-vecinos más cercanos (o en inglés *Nearest Neighbour*, K-NN), éstos de una manera sencilla asignan a un dato seleccionado como referencia, la clase dominante entre sus K-vecinos más cercanos dentro del conjunto de entrenamiento [23].

La letra K en K-NN expresa el número de patrones que se tomen en cuenta por la prueba. Con estos clasificadores se usa principalmente el criterio de distancia métrica, entre las cuales las más utilizadas son la distancia euclidiana, de Manhattan, de Chebychev y la distancia de Mahalanobis. De manera general, para un número importante de datos, es más aconsejable el uso de los métodos lineales [18]. A continuación, se presenta una tabla con las principales propiedades de estos clasificadores:

Tipo	Enfoque	Propiedades
Modelo generativo	Análisis bayesiano	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Asigna el vector de característica observado a la clase de mayor probabilidad de pertenencia.</li> <li>• Produce los límites de decisión no lineales.</li> <li>• No es muy popular en los sistemas BCI.</li> </ul>
Clasificadores lineales	LDA	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Es un clasificador simple con una precisión aceptable.</li> <li>• Bajo recurso computacional</li> <li>• Falla en presencia de valores atípicos o ruido fuerte. Regularización requerida.</li> <li>• Por lo general tiene dos clases. Extiende la versión extendida multi clase.</li> <li>• Tiene versiones mejoradas como BLDA o FLDA.</li> </ul>
	SVM	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Modalidades lineales y no lineales (gaussianas)</li> <li>• Método binario o multi clase</li> <li>• Maximiza la distancia entre las muestras de entrenamiento más cercanas y el hiperplano.</li> <li>• Falla en presencia de valores atípicos o ruido fuerte. Regularización requerida.</li> <li>• Clasificador rápido.</li> </ul>
Clasificadores no lineales	K-NNC	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Utiliza las distancias métricas entre la función de prueba y sus vecinos.</li> <li>• Multi clases</li> <li>• Eficiente con vectores de características de baja dimensión.</li> <li>• Muy sensible a la dimensión de los vectores de características.</li> </ul>
	ANN	<ul style="list-style-type: none"> <li>• Clasificador muy flexible.</li> <li>• Multi clase.</li> <li>• Múltiples arquitecturas.</li> </ul>

Tabla 2.3. Resumen de clasificadores de características de señales EEG. Adaptado de [16].

### 2.6.5. El control

Es la aplicación que interactúa con el usuario, realizando las acciones que pueden ser controlar una silla de ruedas, mover una prótesis, controlar el funcionamiento de cualquier dispositivo. Es importante señalar que, en muchas de estas aplicaciones, se evalúan la velocidad de procesamiento de señales y la precisión de ejecución de los comandos, motivos por los cuales es que en este proyecto se opta por utilizar un sistema SoCKit, el cual cuenta con un FPGA, esto último se describe a continuación.

## 2.7. Las tecnologías FPGA

En los años 80's, Xilinx presentó la arquitectura FPGA (*Field Programmable Gate Array*) la cual maneja interconexiones programables entre compuertas, éstas también programables. La tecnología FPGA está constituida por una matriz de bloques lógicos interconectados y reprogramables. El conjunto de interconexiones programables facilita las interconexiones de bloques lógicos del FPGA según el diseño del sistema a implementar.

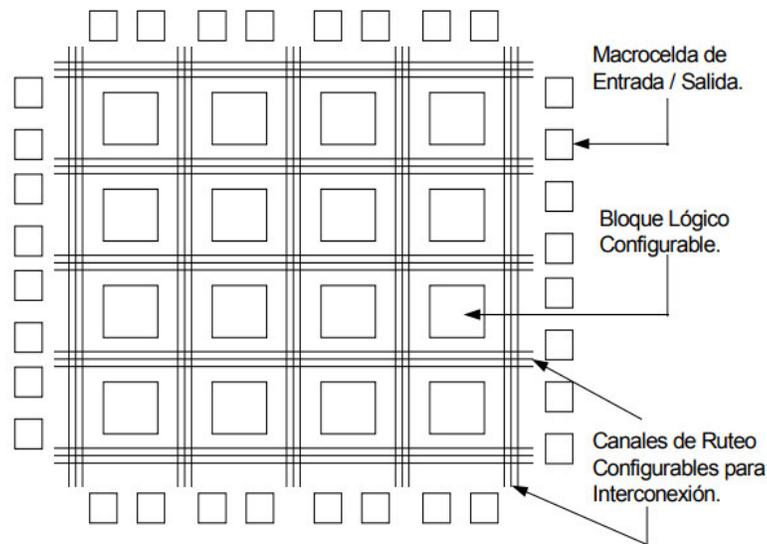


Figura 2.16. Arquitectura básica de una FPGA de Xilinx.

Para programar la función lógica que deban realizar los bloques lógicos programables en una FPGA, se usan los lenguajes de descripción de hardware que

## Capítulo 2. Estado del arte

son los HDL (Hardware Description Language). Vienen el VHDL (de la sigla VHSIC Very High Speed Integrated Circuits), Verilog, Abel y otros. Los principales fabricantes de FPGA son Xilinx, Altera, Lattice Semiconductor, Actel, QuickLogic, Atmel, Achronix Semiconductor y MathStar, Inc.

Un resumen de las principales ventajas ofertas por las FPGAs es presentada a continuación:

- El número de componentes a diseñar por separado es minimizado y por consecuencia directa la reducción de los gastos colaterales (costo, inventario y mantenimiento) y del tiempo de diseño para las interconexiones.
- Capacidad de reconfiguración, pueden adaptarse a las modificaciones del diseño.
- Variedad de las herramientas de diseño asistido por computadora.
- Dado la multiplicidad de los bloques lógicos que son independientes y el número de entradas/salidas, se puede programar en paralelo muchos diseños al mismo tiempo.
- Bajo consumo en energía, se puede alimentar con fuentes independientes.

En sus presentaciones actuales, muchos FPGA combinan los FPGAs tradicionales con microprocesadores y otros periféricos, lo cual constituye lo que se conoce como un “Sistema programable en un chip”. En los FPGA actuales una característica que presentan es que estos pueden ser reconfigurados mientras se encuentran ejecutando algún diseño, esto es de particular interés en este proyecto ya que podemos modificar nuestro algoritmo cuando identificamos nuevas señales de interés.

### 2.8. Los robots zoomórficos

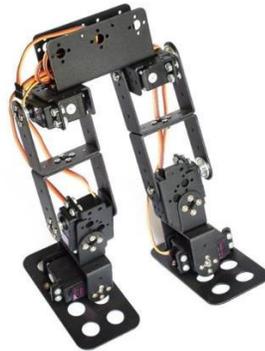
Se denominan robots zoomórficos a los robots que imitan anatomía y/o comportamiento de algunos animales. De igual manera se entiende como robot, todo el dispositivo reprogramable y multifuncional diseñado para mover materiales, piezas, herramientas o dispositivos especializados a través de movimientos programados [24].

Dentro de los robots zoomórficos en esta tesis nos enfocamos a aquellos en los que se puede controlar la locomoción, esto con el fin de traducir nuestras señales EEG en señales motoras.

### 2.8.1. Robots con patas

Los robots con patas se clasifican según el número de servos que comandan. Entre ellos existe la siguiente clasificación:

- Los bípedos: son robots de dos patas.



*Figura 2.17. Ilustración de un robo bípedo*

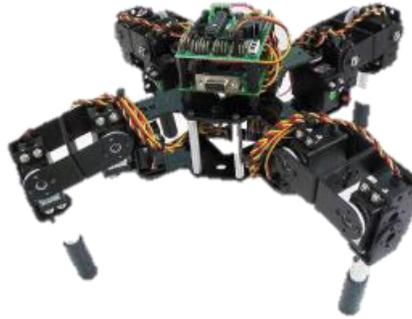
- Los trípodos: que manejan tres patas.



*Figura 2.18. Ejemplo de un robo trípedo.*

## Capítulo 2. Estado del arte

- Los cuadrúpedos: robots de cuatro patas.



*Figura 2.19. Ejemplo de un robo cuadrúpedo [25]*

- Los hexápodos: robots que tienen seis patas.



*Figura 2.20. Un robo hexápodo [25]*

En este capítulo, se presentaron las principales herramientas/dispositivos usamos en el presente proyecto, definiendo sus principales características. El próximo capítulo detalla la metodología que se siguió para el desarrollo de este proyecto.

# Capítulo 3.

## Metodología del proyecto

### 3.1. Introducción

La metodología usada en este proyecto se enfoca en la integración de un sistema BCI (Emotiv, Sockit y robot), para transformar señales EEG en señales de control mediante el uso de un sistema Sockit y su aplicación en la locomoción de un robot zoomórfico (en particular un robot hexápodo). En este capítulo, se detallan los elementos de la metodología y justificamos la elección de cada una de sus componentes.

Con el objetivo principal de controlar el Hexápodo utilizando señales EEG, el primer paso en este proyecto fue el escoger el sistema de adquisición de señales, para lo cual escogimos un sistema Emotiv Epoc, el cual además de ser de bajo costo, tiene la capacidad de transmitir las señales vía bluetooth, lo que permite una fácil interacción con los otros sistemas, en particular con la tarjeta Sockit.

Posteriormente, se escogió un subsistema de procesamiento para las señales EEG capturadas por el sistema de adquisición y que pudiera ser embebido al robot Hexápodo. Se buscó que el dispositivo contará con capacidad de almacenamiento de datos y de reconfiguración. Finalmente, se identificó la aplicación o sistema a controlar, en este caso en robot hexápodo, aunque esto puede ser extendido a otros sistemas.

Se ha esquematizado la metodología en las figuras 3.1 y 3.2.

### Capítulo 3. Metodología del proyecto



Figura 3.1. Diagrama general de la metodología usada

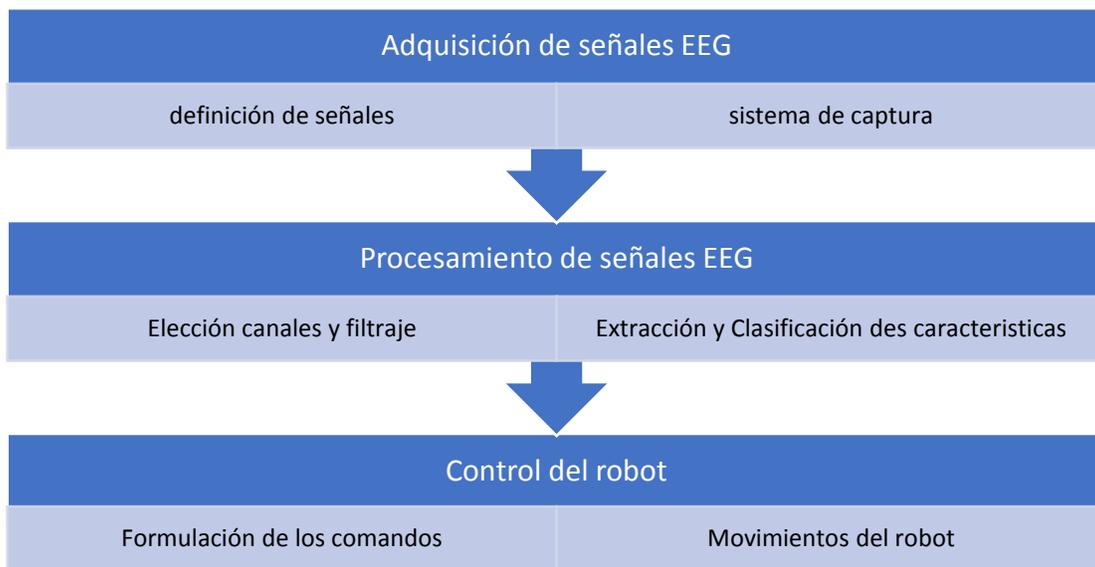


Figura 3.2. Metodología detallada del proyecto

### 3.2. Adquisición de señales EEG

#### 3.2.1. Selección del equipo de adquisición

En la actualidad se puede encontrar una gran variedad de equipos para la captura de señales EEG, entre ellos los más populares son los siguientes:

- g.BCIsys de g.tec, fabricado en Australia;
- EEG Powerlab Data Acquisition System, un producto de Nueva Zelanda;
- Emotiv Epoc EEG, producido en Australia;
- Neurosky Mindwave fabricado en Estados Unidos.

Estos equipos son los más usados para la captura de las señales EEG tomando en cuenta los criterios de accesibilidad en el mercado, de capacidad, portabilidad, resolución, muestreo, compatibilidad, fiabilidad y de escalabilidad [26].

Por el criterio de capacidad, se entiende el número de canales de adquisición que lleva el sistema. La portabilidad se refiere al tipo de conexión alámbrica o inalámbrica que ofrece su modo de uso. El número de bits de lectura de señales capturadas define la resolución del sistema. El muestreo es la frecuencia de adquisición de las señales y la compatibilidad es la facilidad de interconectabilidad con otras plataformas o software. La fiabilidad se apoya en la marca, la garantía y también a los trabajos y referencias al sistema. Hablando de la flexibilidad, este criterio explicita el tipo de sensores que se pueden usar y de la especificidad de señales a capturar. La escalabilidad es la característica que hace evolucionar las librerías y funcionalidades del equipo.

Evaluando los cuatros sistemas de adquisición con una ponderación de 0 a 5, se tiene a la siguiente tabla:

## Capítulo 3. Metodología del proyecto

Criterios	Ponderación	Equipos			
		g.USBamp	Powerlab	Emotiv EPOC	Neurosky
Capacidad	10%	5,0	5,0	4,0	1,0
Accesibilidad	20%	1.0	1.0	4.0	5.0
Portabilidad	18%	1.0	1.0	4.5	5.0
Resolución	5%	5.0	4.5	4.5	5.0
Muestreo	5%	5.0	4.5	3.5	3.0
Compatibilidad	15%	4.5	2.0	4.5	5.0
Fiabilidad	10%	5.0	4.5	5.0	4.5
Flexibilidad	5%	5.0	5.0	4.0	2.0
Escalabilidad	12%	5.0	1.0	5.0	5.0
<b>Total ponderado</b>	<b>100%</b>	<b>3.41</b>	<b>2.45</b>	<b>4.39</b>	<b>4.25</b>

Tabla 3.1. Comparación de cuatro sistemas de adquisición de señales EEG [26].

A partir de los elementos presentados en la tabla 3.1 se optó por elegir el sistema Emotiv EPOC.

### 3.2.2. Sistema Emotiv EPOC

El dispositivo Emotiv EPOC consiste de 16 sensores que se colocan en el cuero cabelludo según la norma de posicionamiento de electrodos del sistema internacional 10 – 20, explicado en el capítulo 2.

## Capítulo 3. Metodología del proyecto



Figura 3.3. Presentación del equipo Emotiv Epoc [27]

Con este sistema, 2 de los electrodos son referencias, CMS para el hemisferio izquierdo y DRL para el derecho, todos son ubicados detrás de las orejas. La señal se captura de manera independiente con cada uno de los electrodos, se reconoce, así como registro monopolar.

Los restantes 14 electrodos vienen con la siguiente nomenclatura: AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4. Estos electrodos funcionan a una frecuencia de muestreo de 128 SPS (Samples *per second* de inglés, sean 2048 Hz interno), con un ancho de banda de 0.2 a 45 Hz.

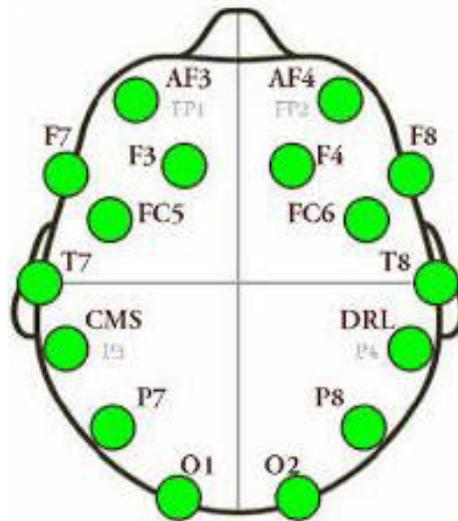


Figura 3.4. Posición y nomenclatura de los electrodos de Emotiv Epoc [27].

Los electrodos están conformados de pequeños discos metálicos, los cuales, en su parte de contacto con el cuero cabelludo, se realiza un proceso de hidratación con solución,

### Capítulo 3. Metodología del proyecto

esto se realiza con el fin de reducir la impedancia de contacto, ya que las señales capturadas son de baja amplitud. Además de los electrodos, el Emotiv EPOC posee un giroscopio de dos acelerómetros (ejes X e Y) para registrar la posición de la cabeza en el espacio.

El equipo cuenta también con un receptor USB que establece una conexión inalámbrica con la unidad de procesamiento y de una batería recargable.

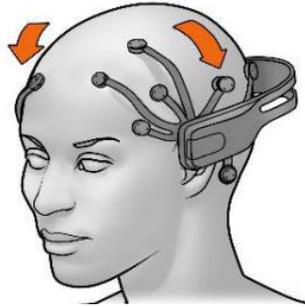


Figura 3.5. La puesta de la diadema Emotiv Epoc [27].

Las características del equipo Emotiv EPOC se presentan en la tabla 3.2.

Número de canales	16 donde 2 son referencias
Método de muestro	Secuencial
Frecuencia de muestreo	128 SPS
Resolución	14 bits 1 LSB=0.51micro V (16 bit ADC)
Ancho de banda	0.2 – 48 Hz, filtros digitales a 50 Hz y 60 Hz.
Filtrado	Filtro digital de 5ta orden síncrono
Rango dinámico	8400 micro voltios (pp)
Modo de acoplamiento	AC
Conectividad	Sistema inalámbrico propietario de 2.4 GHz
Tipo de batería	Li-poly
Autonomía	12 horas
Medición de impedancia	Contacto en tiempo real de calidad

Tabla 3.2. Especificaciones del dispositivo Emotiv Epoc [27].

## Capítulo 3. Metodología del proyecto

El dispositivo Emotiv EPOC cuenta con una API (*Application Programming Interface*) y un kit de desarrollo (SDK de inglés, *Software Development Kit*). También cuenta con archivos fuente para la implementación de aplicaciones. La API permite la visualización de las señales captadas por los neurosensores, y esta puede ser utilizada para el desarrollo de aplicaciones didácticas.

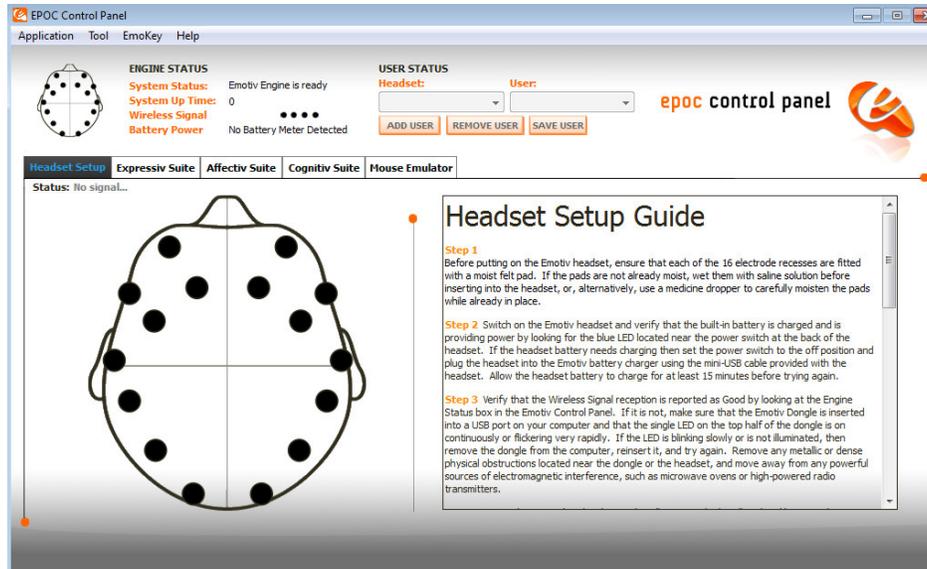


Figura 3.6. Pantalla de entrada de Panel de Control, diadema desconectada.

El Panel de Control por ejemplo puede gestionar más de una diadema; en la pantalla de entrada se puede observar:

- La selección de la diadema en uso;
- El nombre del usuario y su entrenamiento;
- El estado del sistema, conectado o no con el software;
- La intensidad de la señal inalámbrica;
- La visualización de la localización de los electrodos y la calidad de la señal adquirida, expresada en color. El negro traduce que no hay señal captada por el sensor, el rojo una señal muy pobre, el naranja expresa una señal pobre, el amarillo una señal aceptable y el verde la buena señal;

## Capítulo 3. Metodología del proyecto

- Un menú con cuatro opciones: Headset setup, Expresiv Suite, Affectiv Suite, Cognitiv suite.

Son muy importantes estos datos por la caracterización de las señales de control de la aplicación. En la tabla 3.3. se presenta la descripción de los estados que Emotiv Epoc puede detectar mediante los complementos de detección y EmoStates.

Suite	Descripción	EmoStates
Expresiv	Para detectar gestos faciales	Parpadear, guiño izquierdo, guiño derecho, mirar a la izquierda, mirar a la derecha, ceja levantada, surco, sonrisa, apretar, reír, sonrisa a la izquierda, sonrisa a la derecha.
Affectiv	Permite detectar estados emocionales	Emoción instantánea, Emoción prolongada, concentración.
Cognitiv	Para detectar estados cognitivos desde los pensamientos	Neutral, Empujar, Tirar, Levantar, Soltar, Izquierda, Derecha, Girar a la izquierda, Girar a la derecha, Girar en el sentido de las agujas del reloj, Girar en el sentido contrario a las agujas del reloj, Girar hacia delante, Girar hacia atrás, Desaparecer.

Tabla 3.3. Suites de detección y estados que permite detectar el Emotiv EPOC [26].

### 3.2.3. Definición de señales cerebrales a procesar

En este trabajo, se usará los ritmos cerebrales alfa, beta y mu. Esta selección de dichos ritmos se base en los tipos de EmoStates definidos por el proyecto y también en la cantidad de aplicaciones en las cuales se usan [10, 14, 15, 18].

Considerando la naturaleza de los EmoStates a detectar, que son Guiño derecho, Guiño izquierdo y sin evento facial, solo se tomará en cuenta las señales procesadas por los

## Capítulo 3. Metodología del proyecto

canales correspondientes a la zona de corteza que las produce. Se ubicarán las regiones del cerebro que gobiernan cada tipo de evento, esto facilitará la adquisición de señales generadas por dichos eventos.

Para los eventos de guiño derecho e izquierdo, que son eventos expresivos visuales, se usarán los potenciales evocados visuales (VEPs) que se capturan en la corteza visual [28 – 29, 35]. Realizando una atención visual, se observa una supresión del ritmo Alpha ( $\alpha$ ) en la corteza visual, llamada Desincronización relacionada a evento (EDR, sigla inglesa). El ritmo aparece mientras se cierran los ojos (ERS, de sigla inglesa).

Desde la figura 3.7., se localiza la corteza visual en el lóbulo occipital y en la figura 3.8., se encuentran la ubicación de los electrodos P7, O1, O2 y P8 además de las referencias de Emotiv Epoc. Entonces, para estos EmoStates de “Guiño derecho e izquierdo”, las características de señales procesadas por estos canales serán explotadas.

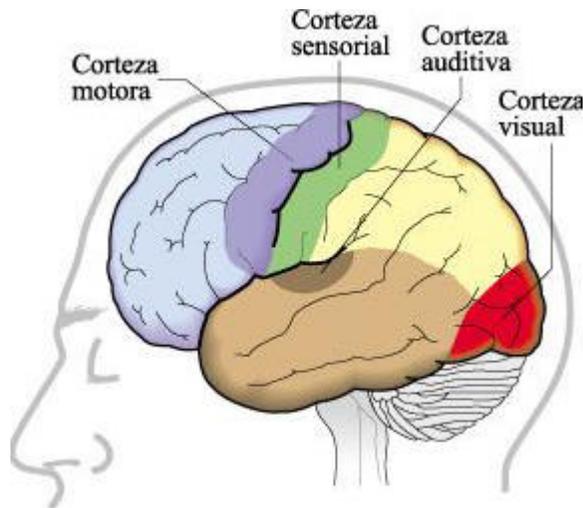


Figura 3.7. Ubicación de la corteza visual [24].

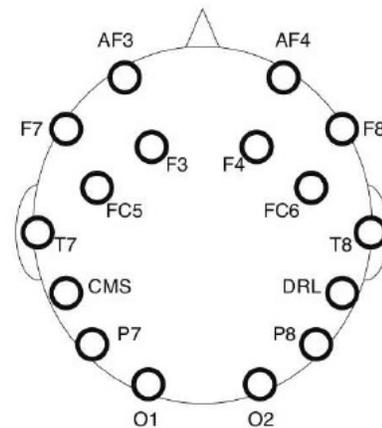


Figura 3.8. Electrodos de Emotiv Epoc.

### 3.3. Procesamiento de señales EEG

El dispositivo Emotiv Epoc integra en su hardware y software, los módulos de preprocesamiento para los EmoEvents predefinidos, como el filtrado, la digitalización y la visualización de las señales.

## Capítulo 3. Metodología del proyecto

### 3.3.1. Lectura de señales

La captura de señales se hará desde el dispositivo Emotiv y los valores capturados correspondientes a los EmoStates definidos para este proyecto, serán desplegados a una pantalla conectada a la plataforma Sockit. Primeramente, los valores de prueba serán visualizados desde EmotivXavier y Panel de Control después que los sujetos habrán logrado el entrenamiento de los eventos.

### 3.3.2. Filtrado

El filtrado se hará al nivel de hardware de Emotiv que cuenta con 3 filtros: un filtro pasa baja con una frecuencia de corte de 85 Hz, otro pasa alta con corte a 0.16 Hz y un tercer filtro rechaza bandas en 50 y 60 Hz. Como se mencionó anteriormente, la tasa de muestreo es de 2048 Hz, reducida a 128 Hz para facilitar la transmisión inalámbrica [26]. En un futuro se pretende que todo este procesamiento se lleve a cabo en el Sockit.

### 3.3.3. Extracción de características

Se decidió aplicar un método particular en este trabajo, lo cual consistió en encontrar por cada sujeto después de diez capturas, un rango promedio que comprendiera los valores de las capturas por cada evento; y luego se aplicó lo mismo para todos los sujetos con el mismo evento.

### 3.3.4. Clasificación de características

Para la extracción de las características, se encontró un rango único de valores de todos los sujetos por el mismo evento, lo que permitió etiquetar esta clase con el evento cumplido. Se procedió de la misma manera para los otros EmoStates, clasificándolos según el rango común a todos los sujetos después de las diez sesiones. Aquí fue importante controlar los límites de estas clases con el fin de que no se superpusieran éstas y evitar confusiones entre señales de eventos distintos.

### 3.3.5. Órdenes de control

Las ordenes de control del robot serán las señales clasificadas en rango y que el robot recibirá como señales de entradas. Estas clases son incorporadas en el código de control del robot.

### 3.4. La unidad principal de procesamiento

Para el futuro procesamiento de las señales adquiridas con la diadema Emotiv Epoc se considera la tarjeta Sockit. El Sockit es una versión mejorada de las tecnologías FPGA, que dispone de un procesador ARM Cortex-A9, una memoria RAM y de otras herramientas para el desarrollo de las aplicaciones.

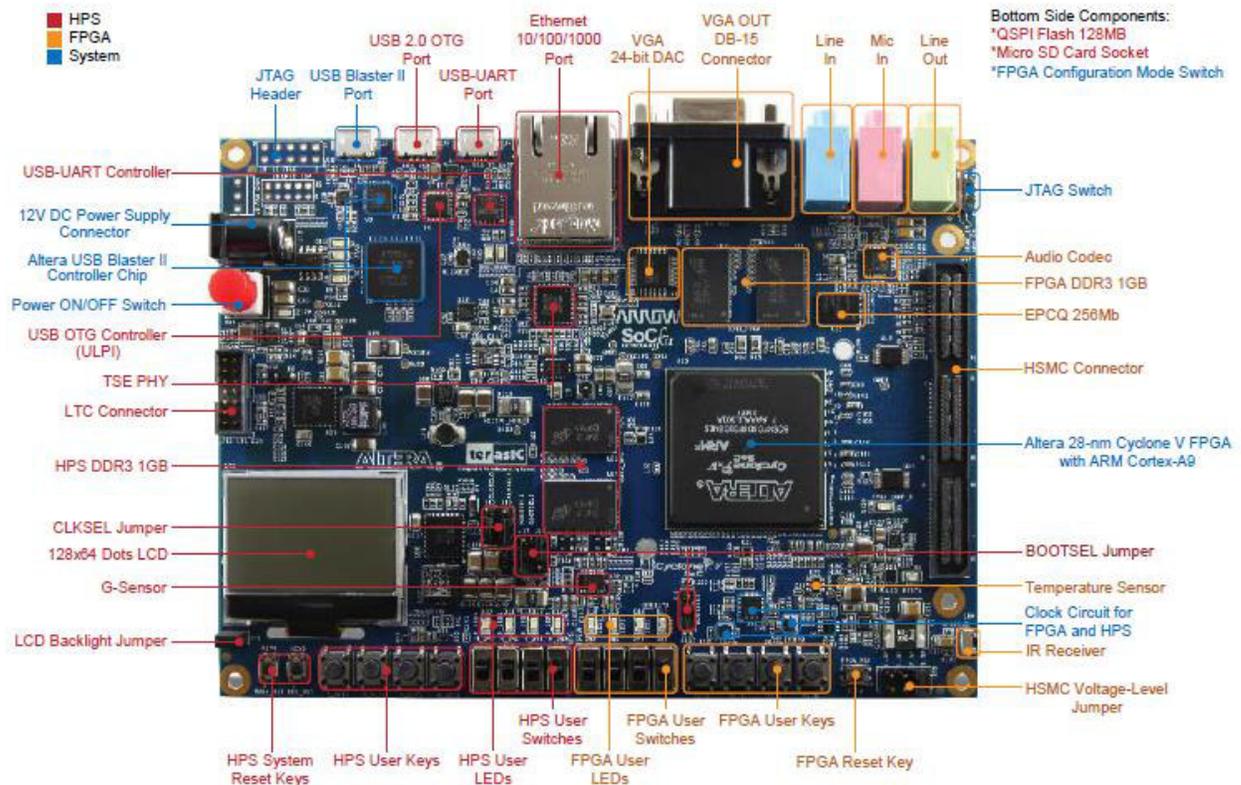


Figura 3.9. Una vista de la tarjeta Sockit Cyclone V de Altera [30]

La Guía del SoCKit contiene una descripción general de la configuración de hardware y software, que incluye procedimientos paso a paso, desde la instalación de las herramientas de software necesarias hasta la integración de la aplicación deseada. El único sistema operativo que se ejecuta sobre el Sockit de Altera es Linux.

El paquete de diseño embebido SoC de Altera (EDS) [31] contiene las herramientas de desarrollo, los programas de utilidad, software de tiempo de ejecución y ejemplos de aplicaciones para el desarrollo integrado sobre la tarjeta Altera SoC.

## Capítulo 3. Metodología del proyecto

La selección de la tarjeta SoCKit de Altera se justifica por integrar un procesador de la última tecnología de ARM (velocidad y capacidad de procesamiento) y la facilidad de ser embebido con el robot, además las ventajas que tiene por ser básicamente una tarjeta FPGA.

### 3.5. Aplicación del sistema

El sistema de control para este proyecto será el robot hexápodo. Esta estructura ha sido usada en mucha de aplicaciones en robótica debido a su asequibilidad de movimiento en superficies no estructuradas [32], [37] y [38].

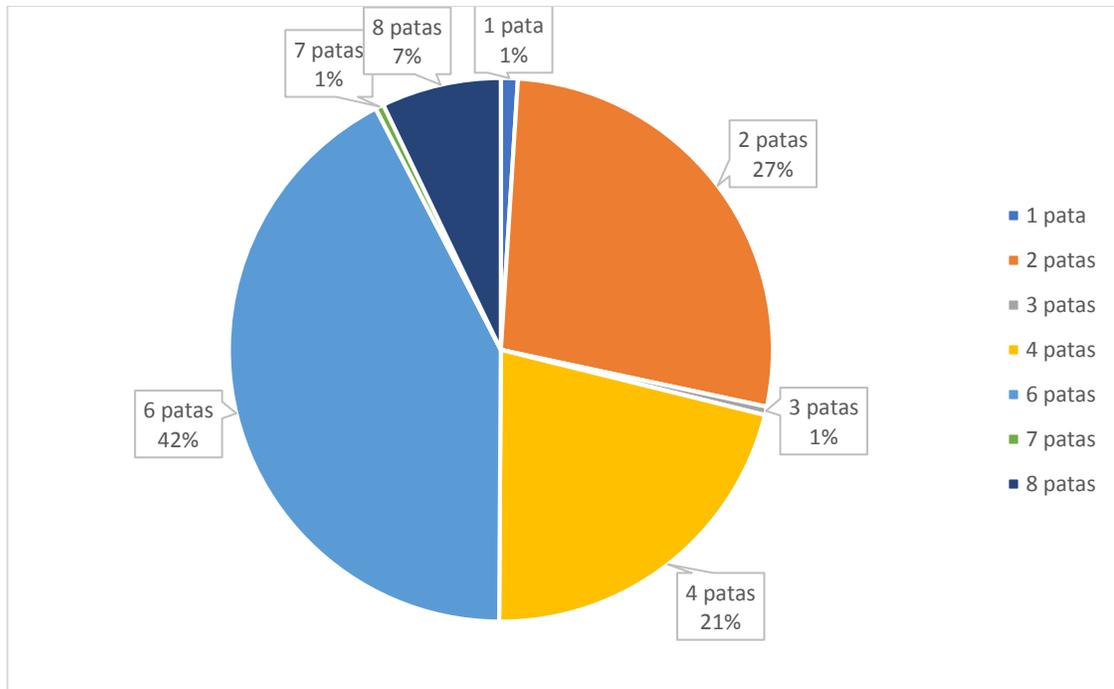


Figura 3.10. Publicaciones con diferentes tipos de robots caminadores [32]

Se puede observar en la tabla 3.10 que la proporción de las publicaciones con implementación sobre robot hexápodos es dominante, comparativamente a los otros tipos de robot caminadores. Esto se debe principalmente a que son los que presentan mejor relación entre estabilidad y número de motores a controlar.

El hexápodo a controlar en este proyecto, se presenta en la figura 3.11, éste tiene dos grados de libertad en cada una de sus patas y 12 servos para lograr su estabilidad estática y cinemática.

## Capítulo 3. Metodología del proyecto

El hexápodo cuenta además con una batería NiMH de 7.2 V, 3000 mAh y una tarjeta SSC-32 ver 2.0 para la alimentación y el control de los servos.

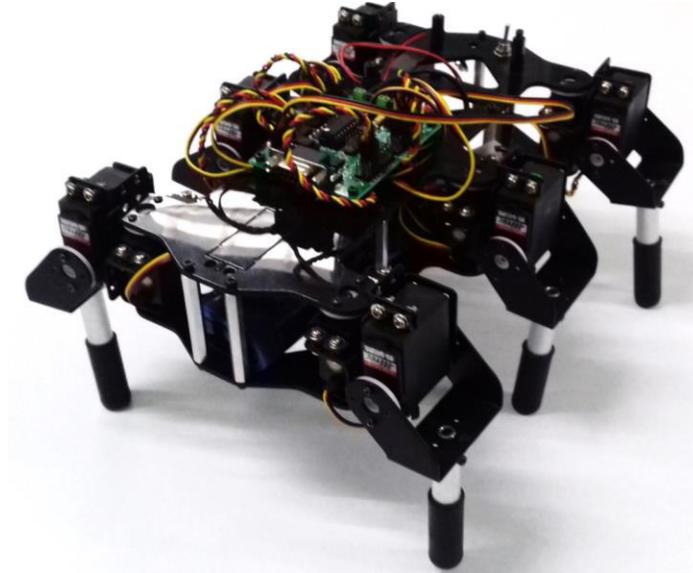


Figura 3.11. Robot hexápodo

### 3.6. Base de datos de señales EEG

El proyecto se diseñó con posibilidad de trabajar en tiempo real, es decir las señales serán procesadas en el mismo momento de su captura. La base de datos será constituida por las capturas de sujetos de pruebas con estado neurológico supuesto sano y cada muestra será etiquetada.

Se seleccionaron 7 sujetos con variedad de edad, considerando que el cerebro del niño tiene mayor actividad eléctrica por la cantidad de sinapsis, que el cerebro de adulto [29], y 4 hombres contra 3 mujeres [33, 34].

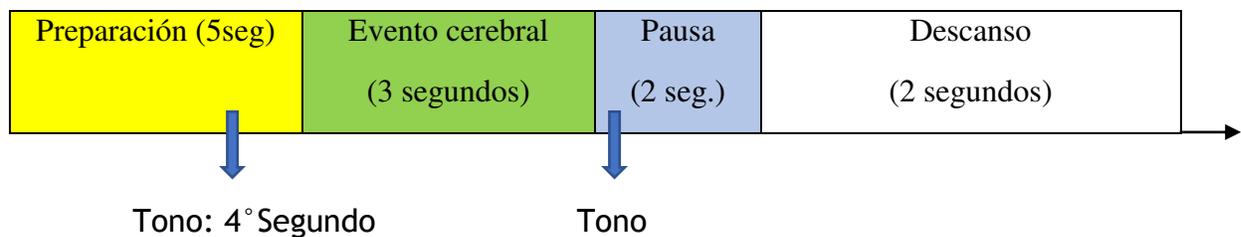


Figura 3.12. Duración de una sesión

## Capítulo 3. Metodología del proyecto

Las sesiones se harán con retroalimentación. Entrenado en sesiones anteriores, el sujeto será preparado al experimento e informado del inicio de la sesión con un tono al cuarto segundo de la preparación. El gesto facial a generar se capturará en 3 segundos. Otro tono se dará al terminar la captura t seguirá una pausa de 2 segundos antes de concluir la sesión. Se guardarán las capturas de cada sesión en la base datos.

### 3.6. Pruebas de desempeño

#### 3.7.1. Validación cruzada

Para validar el desempeño en la clasificación de señales se realizó una validación cruzada de los datos capturados. La validación cruzada es una técnica estadística que permite evaluar la eficiencia de un clasificador. Se basa en el cálculo de la media aritmética de cómo se evalúa los rangos de datos.

Existen muchas técnicas de proceder a la validación cruzada, como en práctica:

- La validación cruzada dejando uno fuera, de inglés Leave-one-out cross-validation LOOCV;
- La validación cruzada de K iteraciones (K-fold cross-validation) y
- La validación cruzada aleatoria.

En este proyecto se utilizó la validación cruzada de K iteraciones, por el tipo de datos que se procesa (mismo tamaño, con parámetros biofísicos) y por ser el más sencillo de los métodos de validación cruzada cuando el conjunto de datos es pequeño [36].

#### 3.7.2. Validación cruzada de K iteraciones

Con la validación cruzada de K iteraciones, el conjunto de datos se divide en K subconjuntos. Uno de los subconjuntos sirve de datos de validación y el resto, es decir (K-1) subconjuntos se utiliza como datos de entrenamiento. El número de subconjuntos define el número de iteraciones.

## Capítulo 3. Metodología del proyecto

En [36] se afirma que con  $K = 10$  se puede obtener buenos resultados y tomando en cuenta el tamaño de la base de datos del proyecto, 70 sesiones por evento, se decidió proceder con 5 y 10 iteraciones para evaluar el desempeño del sistema. Al final se calcula la media aritmética de las iteraciones.

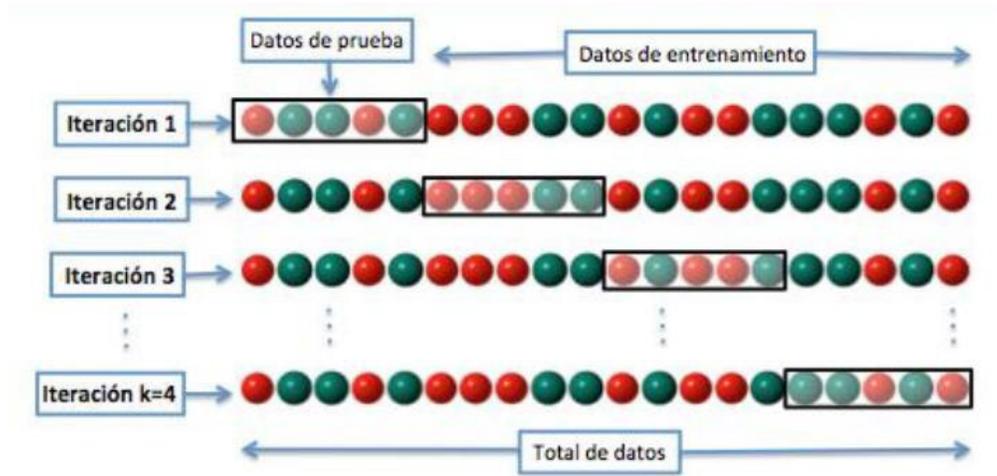


Figura 3.13. Validación cruzada de  $K$ -iteraciones

Cabe mencionar que la validación cruzada ofrece resultados significativos mientras que los datos de los dos conjuntos, de entrenamiento y de validación son extraídas en la misma población.

Se define la tasa de aciertos según la fórmula de la ecuación de la figura 3.14. Aquí, se considera como error, una orden dada pero no ejecutada por el hexápodo o una orden no dada pero ejecutada por el hexápodo.

$$\text{Aciertos (\%)} = \left[ 1 - \frac{\text{número errores}}{\text{número de sesiones}} \right] \times 100$$

Figura 3.14. Fórmula para tasa de aciertos

En este capítulo, se detalló la metodología que usamos en este proyecto. Justificamos la elección de diferentes equipos y sus particularidades respectivas. El siguiente capítulo expone la implementación de dicho proyecto, haciendo un énfasis sobre la configuración de los equipos y su interconexión.

# Capítulo 4.

## Implementación del proyecto

### 4.1. Introducción

En este capítulo se presenta la implementación de las diferentes etapas del proyecto, esto es las configuraciones de SoCKit, diadema Emotiv y hexápodo con el fin de que puedan interactuar entre ellas. Es importante destacar la precedencia de la configuración de SoCKit desde lo cual se interconectan los otros equipos, en razón que tiene los componentes esenciales de procesamiento de datos.

### 4.2. Descripción de materiales usados en el proyecto

Para implementar el proyecto, se usaron los siguientes dispositivos:

#### 4.2.1. Hardware

- Tarjeta SoCKit de Altera Cyclone V SoC serie ESXFGJJI
- Computadora portátil HP 2000 con sistema operativo Windows 7 Home Premium 64 bits, procesador AMD E-300 APU, HD Graphics 1.30 GHz y 6 GB de RAM
- Monitor compatible con VESA 1024x768 @ 60Hz con entrada analógica VGA
- Cable VGA analógico para el monitor
- Teclado USB
- Ratón USB
- Concentrador USB reconocido por Linux 3.8.0
- Cable USB a la tarjeta SoCKit, tipo A (hembra) a conector USB Micro B
- Tarjeta microSD confiable Sandisk de 64 GB. No se recomiendan otras marcas, ya que se han reportado problemas al usarlas con Xilinx,

## Capítulo 4. Implementación del proyecto

- Adaptador USB entre una tarjeta microSD y una PC, para escribir la imagen y el archivo de inicio en la tarjeta.

### 4.2.2. Software

- Quartus II 13.0sp1 edition Web 64 bits,
- FileZilla\_3.15.0.1,
- Putty,
- Xilinx,
- Win32 Disk Imager,
- Python Spider 2.7,
- Ubuntu 12.04 LTS y 14.04,
- Altera SoC EDS v13.0sp1 y
- Notepad++.

## 4.3. Configuración del SoCKit

### 4.3.1. La distribución Xilinx

Para la configuración del Sockit es necesario una versión particular de Linux conocida como Xilinx, la cual es una distribución completa y gráfica de Linux. Esta se basa en Ubuntu 12.04 LTS y permite agilizar la integración de proyectos mixtos software - lógica. Al igual que cualquier distribución de Linux, Xilinx es una colección de software que soporta aproximadamente las mismas capacidades que una computadora de escritorio personal que ejecuta Linux. A diferencia de las distribuciones comunes de Linux, Xilinx también incluye parte de la lógica de hardware, en particular, el adaptador VGA [30]. Xilinx integra el tejido lógico FPGA del dispositivo y las aplicaciones de espacio de usuario que se ejecutan en los procesadores ARM.

Con el núcleo y controlador de Xillybus IP incluidos, Xilinx completa el diseño de la aplicación donde la lógica de FPGA y el software basado en Linux funcionan en conjunto. Se configura Xilinx para este proyecto según las instrucciones iniciales contenidas en [39].

## 4.3.2. El Xillybus IP Core

Los núcleos Xillybus IP Core eliminan la necesidad de lidiar con las funciones internas de bajo nivel de la programación del núcleo y la interfaz con el procesador, presentando un entorno de trabajo simple pero eficiente para diseñar aplicaciones.

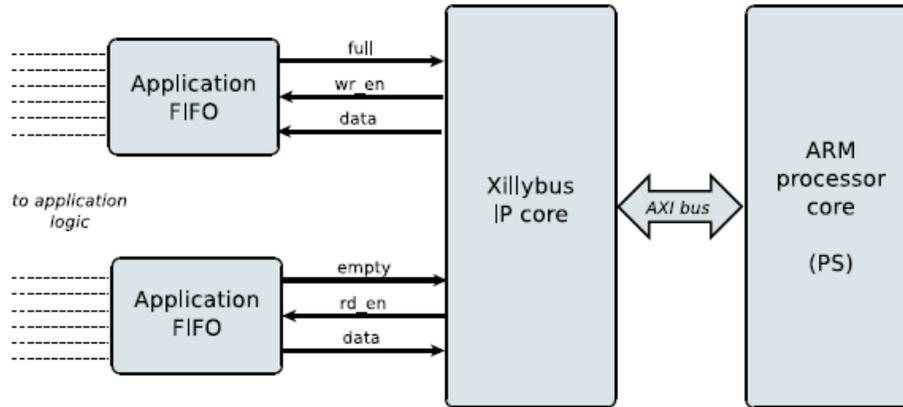


Figura 4.1. Funcionamiento de Xillybus IP Core [40]

Escribiendo datos en el FIFO inferior (ver figura IV.1.) hace que el núcleo del Xillybus IP detecte que los datos están disponibles para la transmisión en el otro extremo del FIFO. Lo que permite a Xillybus leer los datos del FIFO y enviarlos al núcleo, haciéndolos legibles por el software desde el lado del usuario. El mecanismo de transporte de datos es transparente para la lógica de la aplicación en el FPGA, que simplemente interactúa con el FIFO.

Por otro lado, el núcleo Xillybus IP implementa el flujo de datos utilizando el bus AXI, generando solicitudes DMA (Direct Memory Access, de sigla inglesa) en el bus central de la CPU. El núcleo IP se crea al instante de acuerdo con las especificaciones del diseñador, utilizando una interfaz web en línea.

IP Core Factory — Your saved IP cores

Hello, tatyvelu@gmail.com ( [manage](#) ) [Log out](#)

[My saved IP cores](#)

Name	Status	Target device family	Operating system
tatycore (5)	Download	Altera Cyclone V SoC (SoCKit)	Linux only
tatycoreDemo (5)	Download	Altera Cyclone V SoC (SoCKit)	Linux only
myipcore (3)	Download	Altera Cyclone V SoC (SoCKit)	Linux only
tatycoreDemo1 (2)	Download	Altera Cyclone V SoC (SoCKit)	Linux only

Figura 4.2. Creación de IP Core para el proyecto.

## Capítulo 4. Implementación del proyecto

Se crea y se descarga el núcleo IP personalizado del proyecto desde [40], después de seguir el flujo de demostración que se describe en [41]. Fue decidido crear para este IP Core del proyecto, 7 entradas de 32 bits y 7 salidas de 32 bits también. Esta decisión fue motivada por las señales de 14 bits que generan los 14 sensores de la diadema Emotiv Epoc+, y por el buen desempeño del núcleo IP Core cuando se trabaja con 32 bits.

### Device files

Name	Direction	Data width	Expected BW	Autoset	Details
<code>xillybus_read_32_1</code> ( <a href="#">edit</a>   <a href="#">replicate</a>   <a href="#">delete</a> )	Upstream (FPGA to host)	32 bits	10 MB/s	Yes	Data acquisition / playback (5 ms)
<code>xillybus_write_32_1</code> ( <a href="#">edit</a>   <a href="#">replicate</a>   <a href="#">delete</a> )	Downstream (host to FPGA)	32 bits	10 MB/s	Yes	Data acquisition / playback (5 ms)
<code>xillybus_read_32_2</code> ( <a href="#">edit</a>   <a href="#">replicate</a>   <a href="#">delete</a> )					

Figura 4.3. Nomenclatura de 7 FIFOs para el proyecto.

Entonces, se añaden 2 bits de valor 0 en la posición más significativa de cada sensor, y se envían 2 señales en cada entrada de FIFO de Xillybus. Estas 2 señales concatenadas en el mismo FIFO vienen de la misma región cerebral, según los eventos de guiño derecho e izquierdo esencialmente, de manera que sean recuperadas fácilmente desde el FPGA, a la salida del FIFO correspondiente.

La distribución de Xilinx consta de dos partes:

1. una imagen cruda de la tarjeta microSD que consiste en el sistema de archivos que Linux debe ver en el inicio, y
2. un conjunto de archivos de implementación de herramientas de Altera para generar una primera imagen de arranque.

Los núcleos IP personalizados se configuran, se compilan y se descargan automáticamente mediante la interfaz web IP Core Factory.

## Capítulo 4. Implementación del proyecto

### 4.3.3. Instalación de quartus II 13.0sp1

Para construir Xilinx sobre el SoCKit, solo quartus II 13.0sp1 es recomendable. Se reportaron muchos errores con otras versiones de quartus II. Como el procesador ARM es nuevo para los dispositivos Altera, las herramientas de software de soporte están cambiando con bastante rapidez, por lo que la única manera de garantizar un resultado confiable es utilizar exactamente la misma revisión con la que Xilinx ha sido probado adecuadamente.

Por lo que precede, se descargó y se instaló para este proyecto, el quartus II 13.0sp1 edición web de 64 bits, con todas sus dependencias.

### 4.3.4. Preparación de la tarjeta microSD y de Sockit

En esta parte se creó el entorno listo para el desarrollo y la integración de la lógica personalizada durante su ejecución en hardware.

La distribución Xilinx desde una tarjeta microSD tiene tres componentes:

- Un primer entorno de imagen de arranque, que reside en una partición especial, consistiendo en el cargador de arranque en U-boot loader;
- Un pequeño sistema de archivos FAT, con archivos que contienen el flujo de bits de configuración para la parte de FPGA, el binario del núcleo de Linux y su árbol;
- Un sistema de archivos raíz montado por Linux. Todo esto, excepto el flujo de bits del FPGA, ya está incluido en la imagen microSD por Xilinx.

Las diversas operaciones de preparación de microSD que deben realizarse, vienen en el orden que sigue:

1. Descomprimir el kit de imagen de arranque;
2. Generar la encapsulación y la infraestructura de bus del procesador;
3. Implementar el proyecto principal de FPGA y convertir el flujo de bits al formato correcto (.rbf);
4. Escribir la imagen cruda de Xilinx en la tarjeta microSD;
5. Copiar el archivo de flujo de bits en la tarjeta microSD y
6. Montar la tarjeta microSD en el SoCKit y configurar su funcionamiento.

## Capítulo 4. Implementación del proyecto

### 4.3.5. Integración de la lógica personalizada para el proyecto

La interfaz para conectar el procesador y el FPGA es “xillydemo. v” o “xillydemo.vhd”, dentro de los archivos descargados desde [41]. Todos los demás archivos HDL en el Startup Image Kit son ignorados con el fin de utilizar el núcleo Xillybus IP como un transporte de datos, entre el núcleo Linux y la FPGA.

Para iniciar el sistema con el código del proyecto, se convierte el archivo principal xillydemo.vhd en archivo soc\_system.rbf como está descrito en la sección 3.4. y se escribe en el microSD. El archivo soc\_system.rbf generado contiene toda la configuración de xillybus para el proyecto.

En la figura 4.4, se muestran los FIFOs devolviendo datos del anfitrión. Ambos lados de los FIFOs están conectados al núcleo Xillybus IP, que hace función básica como su propia fuente de datos y pozos.

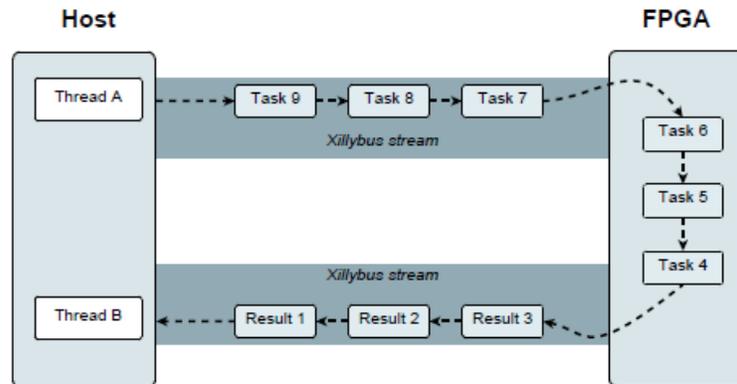


Figura 4.4. Funcionamiento de Xillybus [42]

Los FIFOs implementados tienen el mismo reloj, ya sea para la lectura o la escritura. En la figura 4.5. se muestran los pasos para proceder a la configuración e instalación del IP Core del proyecto.

## Capítulo 4. Implementación del proyecto

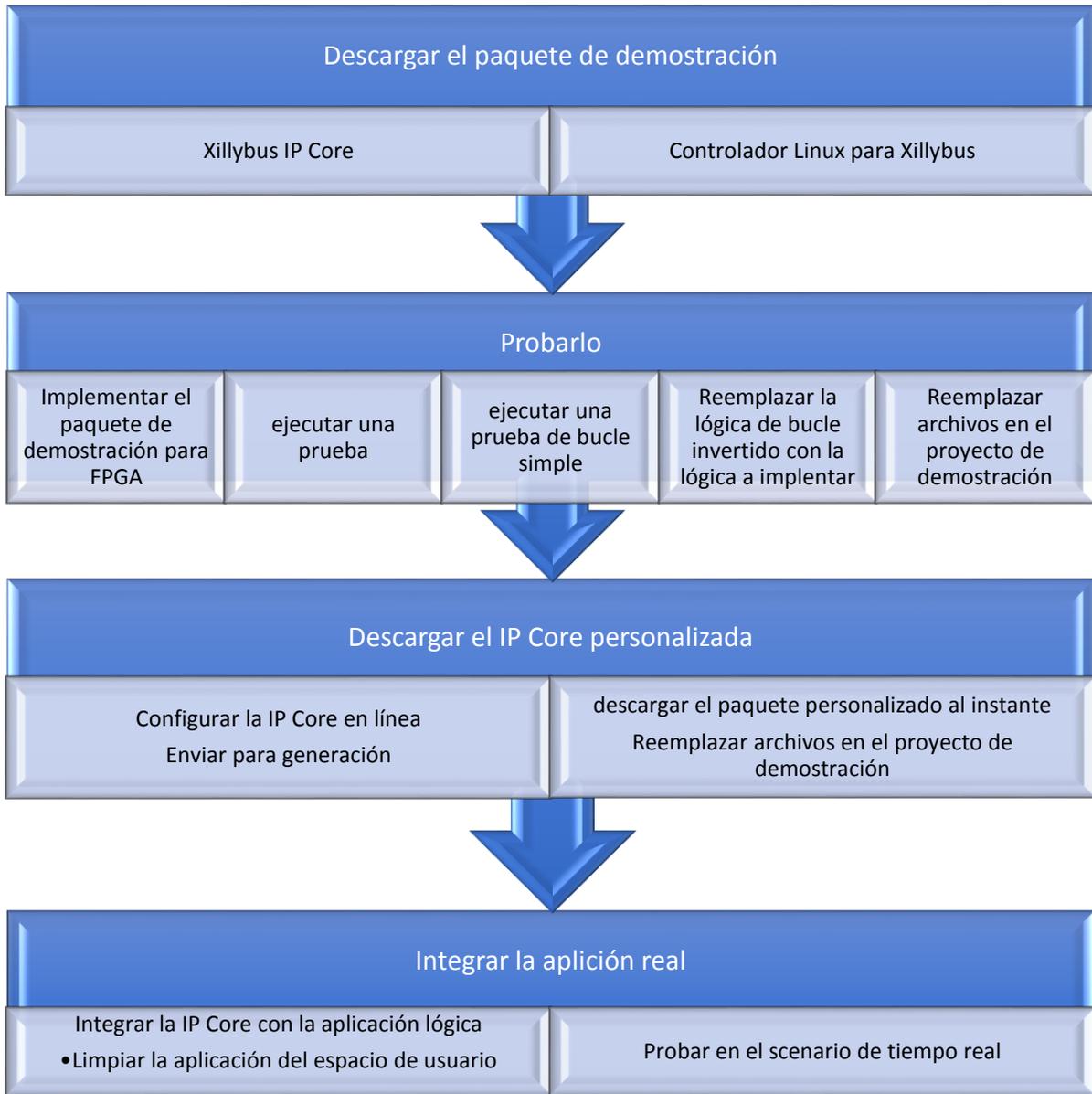


Figura 4.5. Pasos para configurar una IP Core personalizada, adaptado de [40]

## 4.4. Implementación del proyecto

### 4.4.1. Máquina de estados para los FIFOs de Xillybus

Al archivo principal “xillydemo.vhd” se le añadieron dos componentes:

1. Mix\_signals que completa dos ceros en las posiciones más significativas de cada salida de los sensores de Emotiv Epop+, completando una señal de 16 bits.
2. El otro llamado “black\_box” utiliza una máquina de estados para obtener señales concatenadas de sensores a la entrada de cada FIFO. Las señales necesarias para implementar los FIFOs, así como la lógica que se debe seguir para transferir datos dentro de los FIFOs se consultaron en [42].

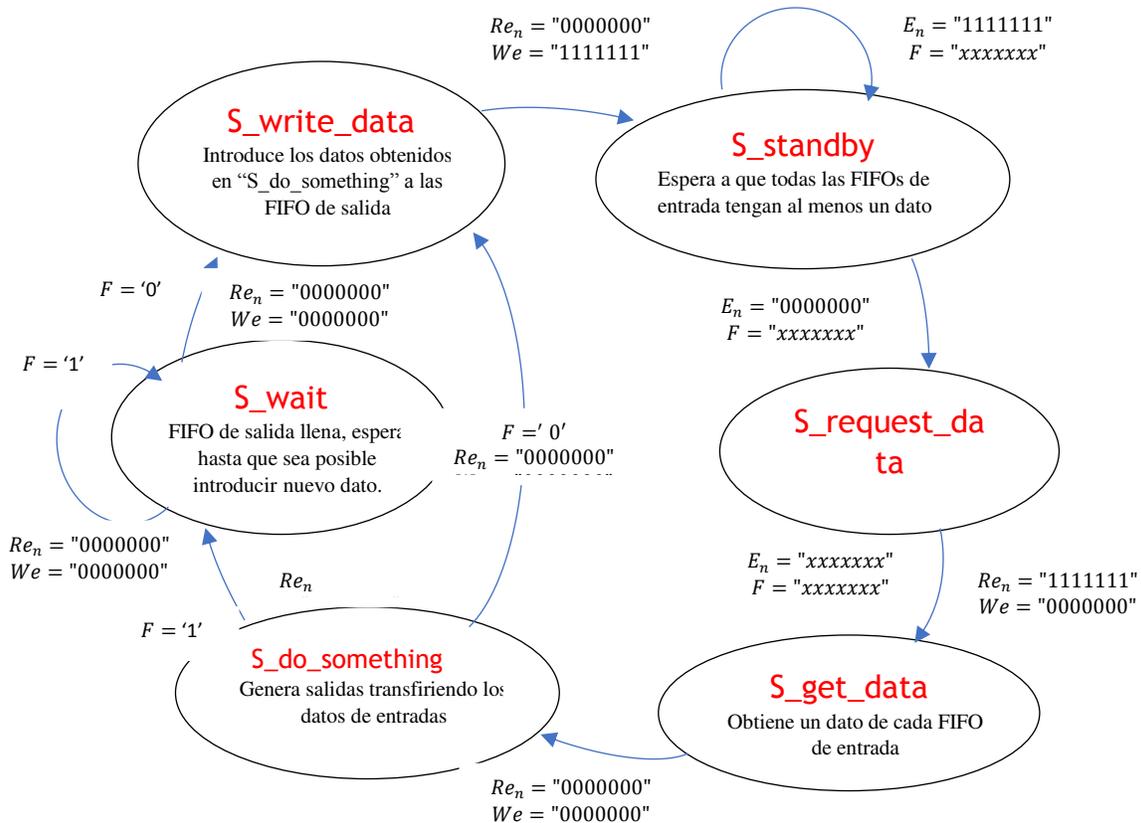


Figura 4.6. Máquina de estados del proyecto.

## Capítulo 4. Implementación del proyecto

Con  $E_n$  : señal de vaciade la FIFO n de entreda

$F_n$  : señal de lleno" de la FIFO n de salida,

$Re_n$  : señal de lectura de la FIFO n de entrada,

$We$  : señal de escritura a la FIFO n de salida.

El archivo soc\_system.rbf generado para el proyecto con las modificaciones del archivo inicial “xillydemo.vhd”, fue cargado en la memoria junto con la imagen de arranque de Linux, para configurar las salidas de señales desde FPGA.

### 4.4.2. Manejo de archivos

Se utilizó el programa “Putty” para configurar la conexión serial con Xillinux. Esto permite intercambiar los archivos con la computadora principal se usa el programa “FileZilla\_3.15.0.1”.

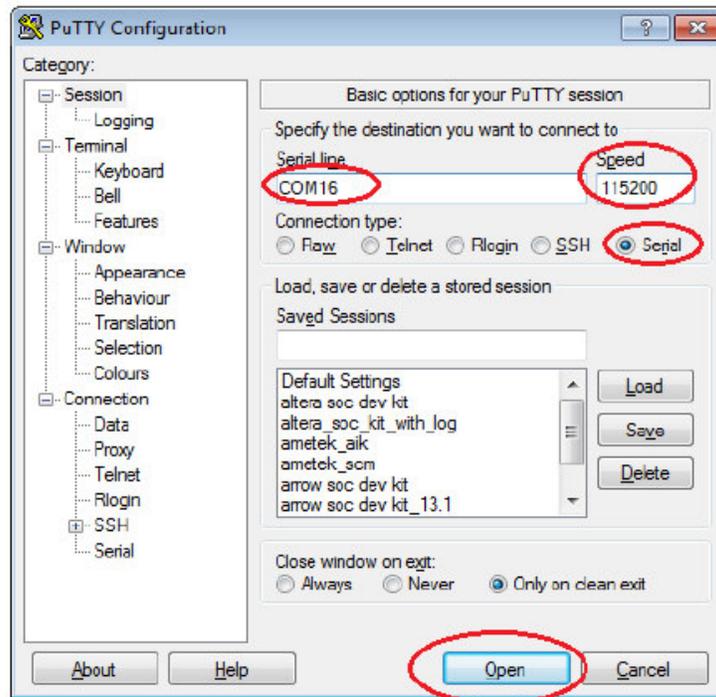


Figura 4.7. Configuración del puerto serial para Xillinux.

## Capítulo 4. Implementación del proyecto

Con el Xillybus, el canal de comunicación con la FPGA se ve como un fichero más del sistema, por lo que se puede escribir y leer de él con las funciones típicas de ficheros.

En el otro lado, el FPGA ve la comunicación como el FIFO, lo que se puede escribir en ella llegará al procesador y lo que lea será lo que el procesador le ha enviado, en el caso del proyecto. Desde la terminal serial, se utiliza el comando “passwd” para configurar la contraseña “1234” y el usuario “root”. Este paso es necesario para poder usar el programa FileZilla.

### 4.4.3. Probar la comunicación HPS - FPGA

Se instala un servidor ssh conectando el SoCKit en Internet, para poder ejecutar los archivos desde la consola Linux. Primero el servidor ssh:

```
sudo apt-get install openssh-server.
```

Par la comunicación entre el IP Core (núcleo de Xilinx) y el FPGA, se utilizan operaciones de lectura y escritura de archivos. Para introducir datos en cualquiera de las FIFOs de entrada, se precisa el número N de la FIFO en el archivo “/dev/xillybus\_w\_write\_32\_N”, con N = 1 para la FIFO 1, N = 2 para la FIFO 2, ..., hasta N=7 para la FIFO 7. Es decir, se envían los datos en la FIFO 1 escribiendo en el archivo “/dev/xillybus\_w\_write\_32\_1”.

De manera similar, los datos de la FIFO 2 recibidos por el FPGA se obtienen leyendo el archivo “/dev/xillybus\_r\_read\_32\_2”. Cabe mencionar que según la lógica de comunicación entre el procesador y el FPGA, y considerando también la máquina de estados implementada, las FIFOs esperan hasta que los datos sean de 32 bits, antes de pasarlos de las entradas a las salidas, en vez. La transferencia de datos se hace por byte.

Se abren dos ventanas de terminal haciendo doble "clic" en el elemento de escritorio "Terminal", o se busca en los menús si no está presente en el escritorio. En la primera ventana de terminal se escribe en el símbolo del sistema, siendo root:

```
“./streamread /dev/xillybus_r_read_32_N”
```

Esta es la parte que se lee desde el archivo del dispositivo. Se toma en cuenta la necesidad de señalar el directorio explícitamente con el prefijo “./” al elegir el ejecutable. Y luego, en la segunda ventana (suponiendo que sea necesario un cambio de directorio):

## Capítulo 4. Implementación del proyecto

```
cd /demoapps [Enter]
./streamwrite /dev/xillybus_w_write_32_N [Enter]
```

Desde este momento, todo lo que se escribe en segunda pantalla se lee en la primera, ofreciendo la segunda pantalla como entrada de datos del lado del procesador, es decir entrada de FIFO\_N y la primera como salida de datos o de FIFO\_N del FPGA.

"streamwrite" intenta trabajar de carácter por carácter, y no esperar a ENTER para mandar los datos al otro extremo de la FIFO\_N. Esto se hace en una función llamada "config console ()", que puede descartarse: está allí simplemente por el efecto inmediato de escribir.

"streamread" y "streamwrite" realizan sus entradas - salidas en trozos de 128 bytes para mantener la implementación simple. Se deben usar almacenamientos intermedios más grandes cuando importa la velocidad de datos.

Desde la segunda pantalla se ejecuta el archivo "captura.py" que permite leer las señales capturadas de Emotiv Epoc, la lectura se puede ver desde las 2 pantallas en tiempo real.

### 4.4.4. Implementación del sistema de captura

Se instalan las siguientes bibliotecas y dependencias para poder usar la diadema de Emotiv Epoc con Python desde Linux:

```
apt-get install python [Enter]
apt-get install python-dev [Enter]
apt-get install python-setup tools [Enter]
apt-get install git [Enter]
```

En root se cree un directorio para descargar todo "emotiv-py".

```
[en "emotiv-py"]
wget https://codeload.github.com/openyou/emokit/zip/master
mv master emokit-master.zip
unzip emokit-master.zip
```

```
[en "emotiv-py"]
wget https://ftp.dlitz.net/pub/dlitz/crypto/pycrypto/pycrypto-2.6.1.tar.gz
```

## Capítulo 4. Implementación del proyecto

```
tar xvfz pycrypto-2.6.1.tar.gz
cd pycrypto-2.6.1
python setup.py build
python setup.py install
```

[en "emotiv-py"]

```
sudo apt-get install libudev-dev libusb-1.0-0-dev libtool dh-autoreconf
wget https://github.com/signal11/hidapi/archive/master.zip
mv master.zip hidapi-master.zip
unzip hidapi-master.zip
cd hidapid-master
./bootstrap
./configure
make
sudo make install
```

[en "emotiv-py"]

```
git clone https://github.com/NF6X/pyhidapi
cd pyhidapi
python setup.py install
```

[en "emokit-master/python"]

```
python setup.py install
ln -s /usr/local/lib/libhidapi-libusb.so.0 /usr/lib/libhidapi-libusb.so.0
```

[en "emokit-master/python"]

Para probar que funcione el demo: `python example.py`

Una vez que se ha instalado todo lo necesario, se puede ejecutar el archivo “captura.py”, una modificación del demo, adaptado a Emotiv Epoc. Para finalizar su ejecución, se oprime “CTRL+C”.

Se habrán creado dos archivos nuevos: “data.txt” y “raw\_data.txt”. El primero de ellos contiene números decimales, y el segundo contiene los datos recibidos en representación binaria. Cada renglón representa un paquete de datos, la explicación del protocolo de estos paquetes se encuentra en [43].

## Capítulo 4. Implementación del proyecto

### 4.4.5. Conexión del hexápodo al SoCKit

A fin de validar el funcionamiento total del sistema se lleva a cabo el control de un robot hexápodo, el cual basa su locomoción en Generador de Patrones Centrales (CPG, *Central Pattern Generator* de inglés). En [25], han experimentado exitosamente la locomoción de robots con patas mediante los CPG's, incluso en entornos irregulares. Según la misma fuente, biológicamente los CPG son la base de varios procesos biológicos tales como la digestión, la respiración, la locomoción, entre otros.

En el presente proyecto, se utilizan los patrones de movimientos generados en [25], que es una combinación específica de redes neuronales de tiempo discreto, como propósito de poder mover al hexápodo, implementando los ritmos como correr, caminar o trotar.

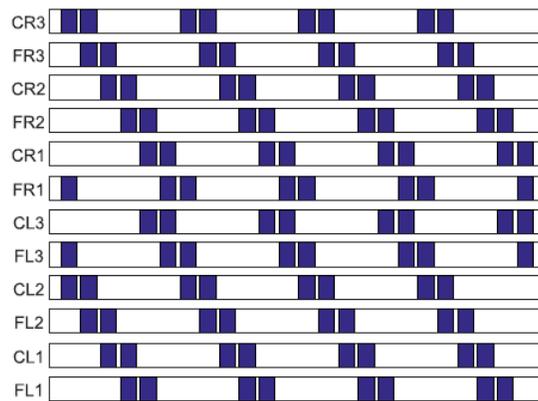


Figura 4.8. Ritmos de caminar por el hexápodo [25].

Los servomotores CR3, FR3, CR2, FR2, CR1, FR1, CL3, FL3, CL2, FL2, CL1 y FL1 en [25] se activan según la ley de locomoción definida en los CPG's. En este sentido nuestro objetivo simplemente es dar las ordenes de movimiento y el robot activará el patrón de locomoción indicado por el CPG.

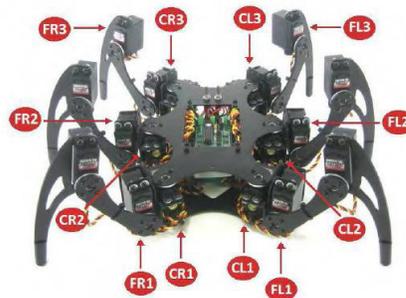


Figura 4.9. Nomenclatura del hexápodo de [25].

## Capítulo 4. Implementación del proyecto

Aquí, al recibir los datos en el núcleo de xillybus, se llama al archivo que ejecute la función de control del hexápodo. Para esto, se usa el puerto USB y un adaptador USB – TTL (Transistor Transistor Logic) para conectar el SoCKit desde la tarjeta SSC-32 V2.0 de control de servos del hexápodo. El hexápodo y el SoCKit constituye un sistema embebido, mientras que la diadema Emotiv manda las señales capturadas de manera inalámbrica.

### 4.4.6. Procesamiento de señales

Se consideran para esa parte del proyecto las salidas FIFO\_1 y FIFO\_2 de xillybus, que transportan las señales de sensores P7, O1, O2 y P8. Estos canales son de interés para los eventos de guiño derecho e izquierdo. En la salida de la FIFO\_1, desde la FPGA, la señal de xillybus\_r\_read\_32\_1 contiene señales originales de sensores P7 y O1 y xillybus\_r\_read\_32\_2 las de sensores O2 y P8. Luego se separan las señales de P7 y O1 para encontrar las señales originales de la entrada de FIFO\_1. Se procede de la misma manera para el FIFO\_2.

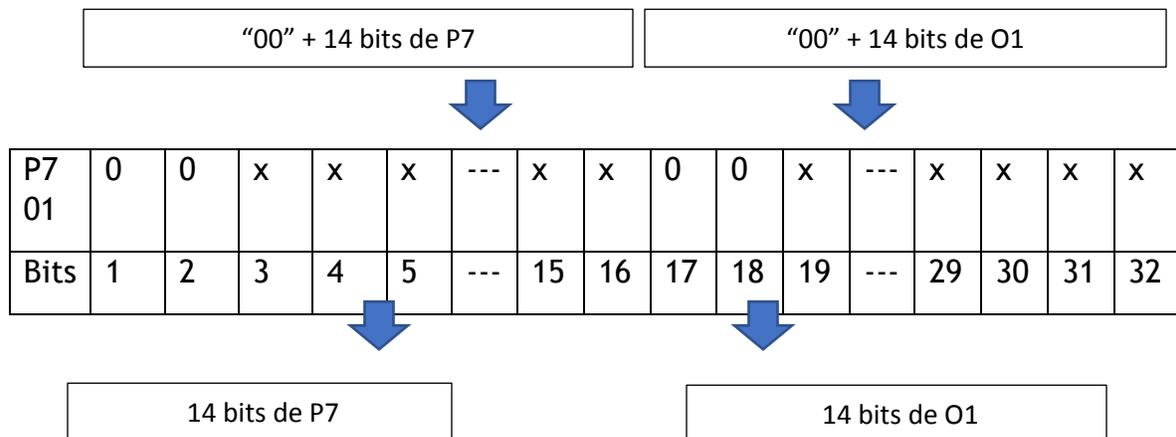


Figura 4.10. Concatenación de señales antes de FIFO y separación a la salida de FIFOs.

El rango de valores encontrado con los sujetos de prueba para cada iteración (ver 3.3.3. y 3.3.4.) es introducido como condición de arranque del CPG en el archivo principal, que a su vez manda los patrones de movimientos al hexápodo para moverse.

Lo que se busca más en este proyecto es primeramente lograr la interconexión entre las tres plataformas que son de fabricantes diferentes y dominar las herramientas de sus implementaciones respectivas. Por lo que solamente se realiza una etapa básica de procesamiento de señales, como trabajo

## *Capítulo 4. Implementación del proyecto*

a futuro para esta etapa en particular se pueden proponer técnicas más avanzadas que nos permitan tener un mejor nivel de clasificación o inclusive el uso de más canales para procesar.

# Capítulo 5.

## Pruebas y resultados

### 5.1. Introducción

Los criterios de evaluación del desempeño de un BCI son generalmente la precisión, la eficiencia, la robustez, la interpretabilidad y la rapidez de procesamiento de señales, entre otros. Y dentro de las principales métricas comúnmente usadas se encuentran, la Matriz de Costos, la Matriz de Confusión, la Velocidad de Transferencia de Información (ITR, de inglés Information Transfer Rate) y las gráficas ROC (de inglés Receiver Operating Characteristic) y DET (Detection error trade off de inglés).

El desempeño del presente proyecto se evaluó principalmente según la interconexión de los tres equipos (Emotiv Epoc+ - SoCKit – hexápodo), el porcentaje de reconocimiento de los eventos generados y la disponibilidad de la base de datos EEG para el control del robot.

### 5.2. Pruebas

Se buscó que los eventos faciales Guiño derecho, Guiño izquierdo fueran reconocidos por el hexápodo como ordenes de avanzar y retroceder. Cuando no hubiera ningún gesto, el hexápodo se detuviera. La base de datos para el entrenamiento y validación fue constituida por las señales capturadas de 7 sujetos, de ambos sexos, de 19 a 38 años de edad, en 10 sesiones de 10 segundos para cada evento.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Los sujetos de prueba fueron considerados en buen estado mental en los momentos de captura, los cuales además no fueron consecutivos. Los momentos de entrenamiento son determinantes para la fiabilidad y calidad de las señales a capturar (Figura 5.1). Para cada evento, los sujetos de prueba son entrenados a reproducir los gestos de Guiño derecho e izquierdo durante 5 minutos, con los ojos fijados al hexápodo y de permanecer sin ningún otro movimiento del cuerpo.

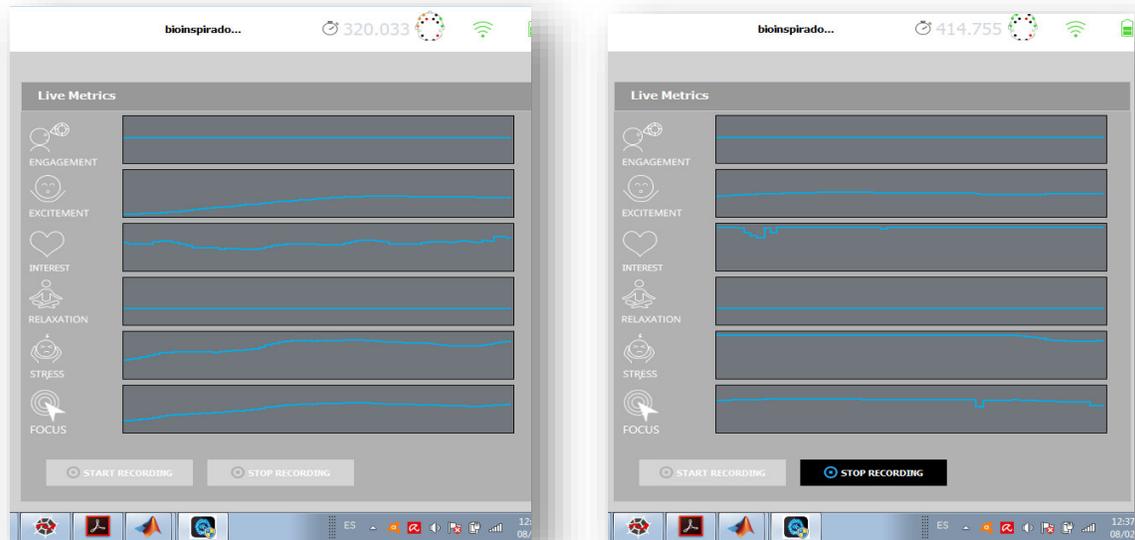


Figura 5.1. Capturas del estado mental de los sujetos antes del entrenamiento.



Figura 5.2. Puesta en marcha de la diadema y capturas de señales de entrenamiento.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Para comprobar la calidad del contacto entre los sensores de la diadema y el cuero cabelludo, así como la intensidad de la conexión inalámbrica entre la diadema y su receptor USB conectada a la tarjeta Sockit, se usó la interfaz Xavier de Emotiv.

Las capturas de señales de entrenamiento se hicieron en un laboratorio normal (con esto se demuestra la robustez del sistema), es decir no acondicionado para las sesiones. Cada evento contó con 5 segundos de preparación que terminaron con un tono de inicio de captura. Después de 3 segundos, otro tono marcó el fin de la captura y el inicio del reposo, como viene en la figura 5.3.

Mientras se realizaban las capturas, los sujetos no debían mover ninguna parte de su cuerpo. Las sesiones fueron separadas de al menos 2 horas, para contemplar eventualmente otros aspectos que influyen sobre el estado mental.

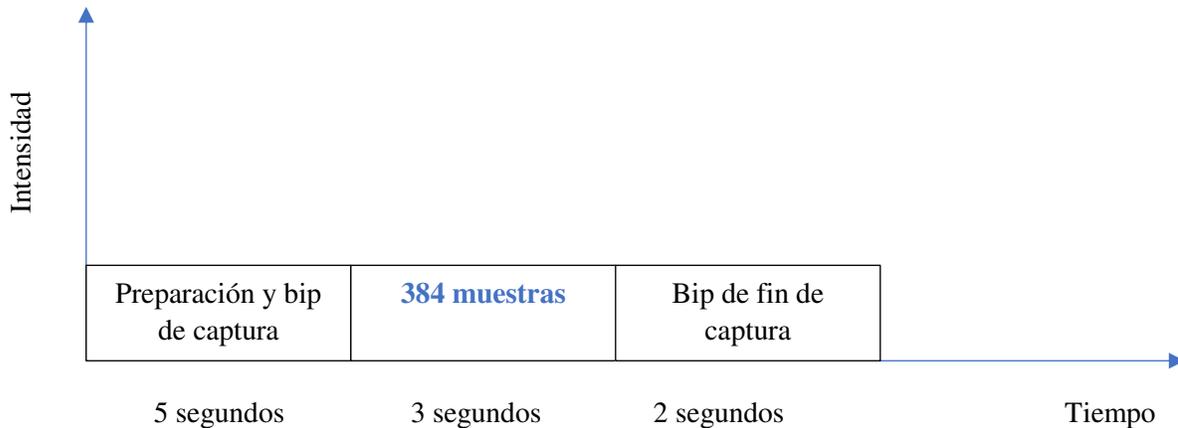
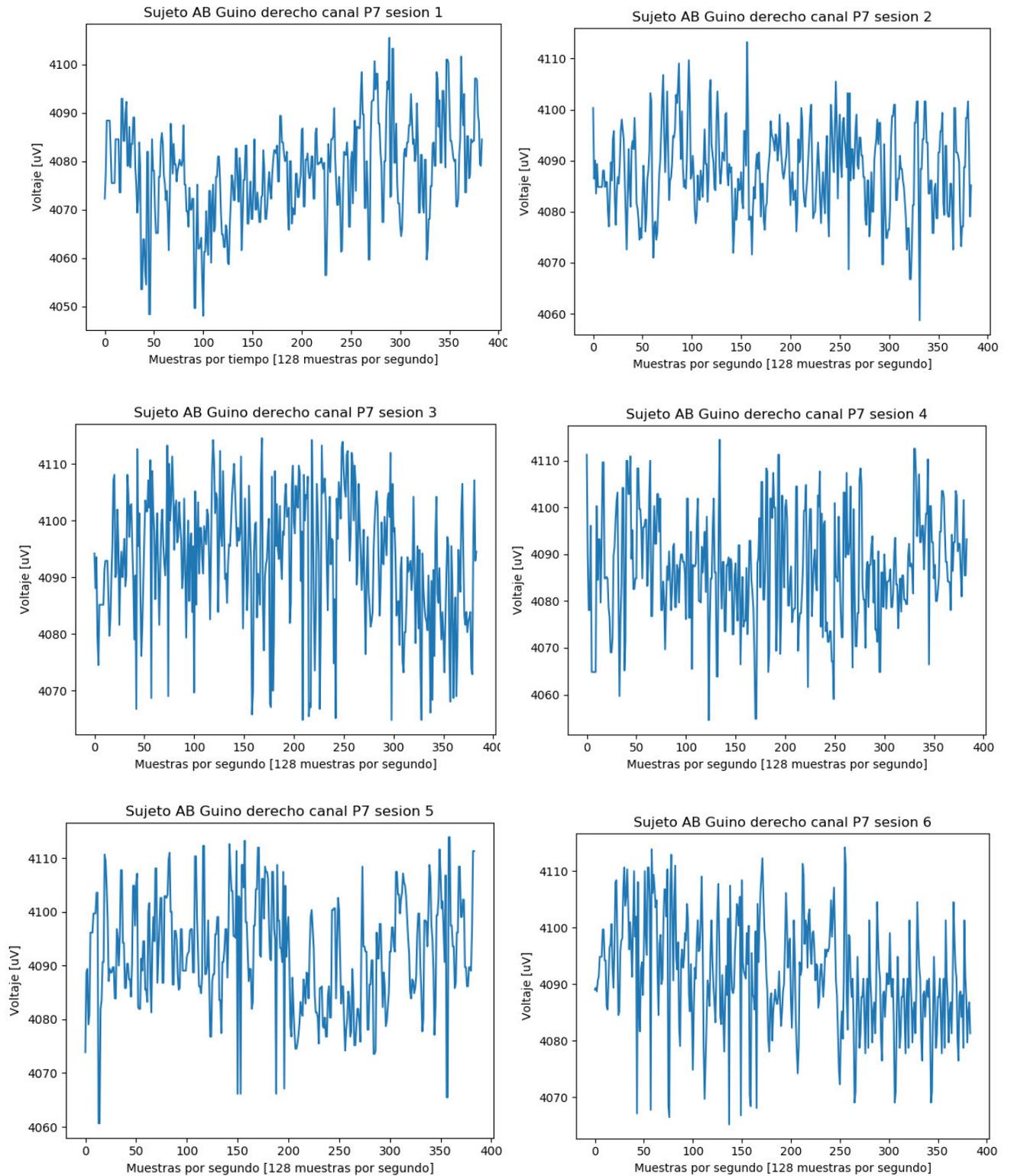


Figura 5.3. Secuencias de capturas de los sujetos

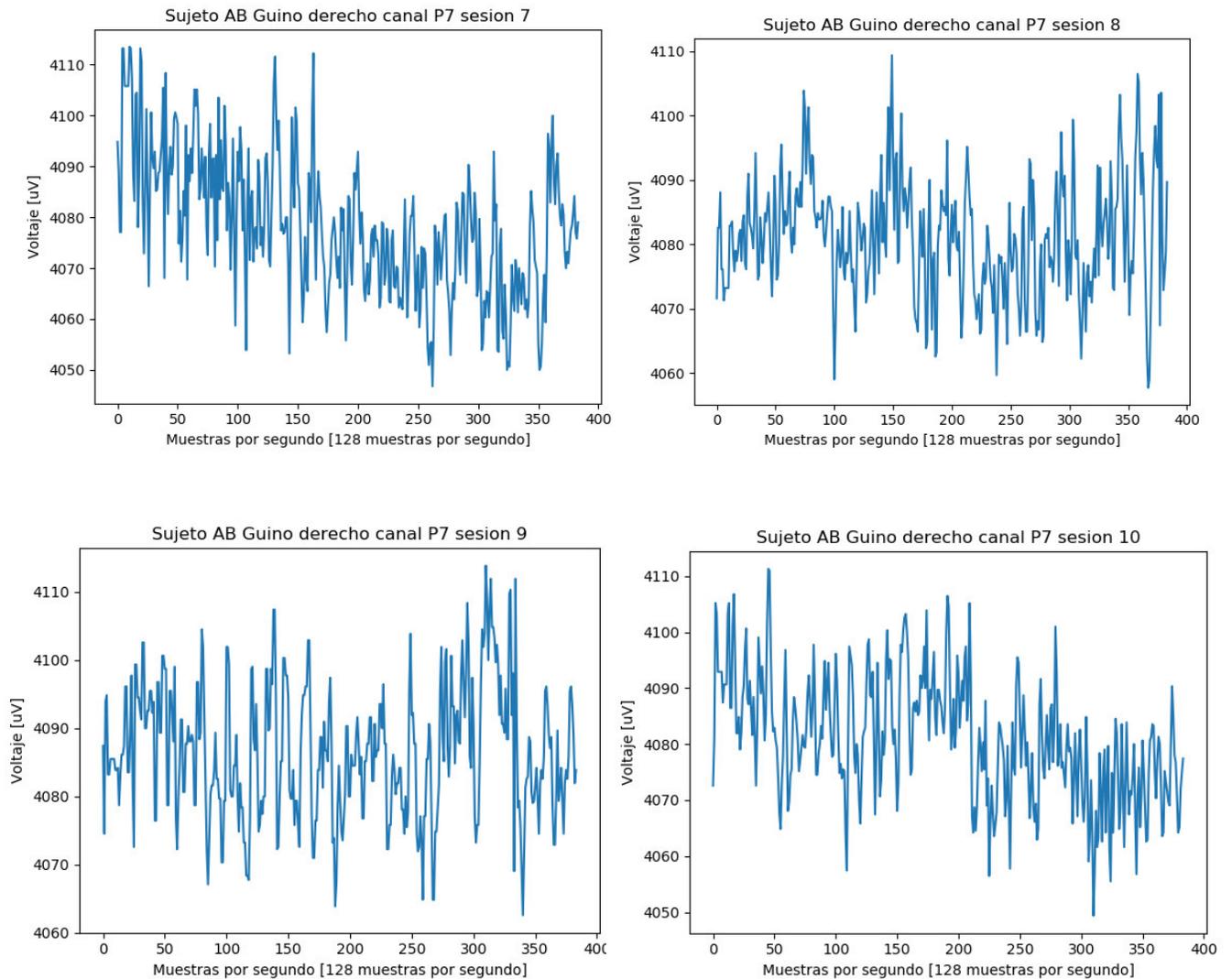
En las figuras 5.4. y 5.5., se puede apreciar las gráficas de señales capturadas en las pruebas desde el sensor P7 de uno de los 4 que son de interés para los eventos definidos. De igual manera se hicieron las capturas con los 3 otros sensores. En total se obtuvieron 384 muestras en 3 segundos con el dispositivo Emotiv. Reproduciendo el mismo evento con el mismo sujeto de prueba, se observaron muchas variaciones de señales captadas desde el mismo canal, de aquí la importancia de tener posteriormente un buen algoritmo de filtrado y clasificación de señales

## Capítulo 5. Pruebas y resultados



Figuras 5.4. Capturas Guiño derecho canal P7 sesiones 1 – 6 por el sujeto AB.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados



Figuras 5.5. Capturas Guño derecho canal P7 sesiones 7 – 10 por el sujeto AB.

Se realizaron un total de 70 capturas por evento con los 7 sujetos de prueba y en momentos diferentes, las cuales permitieron obtener las muestras representativas para el entrenamiento del sistema. Después de la captura, se extrajeron los rangos comunes de señales en los sensores P7, O1, O2 y P8, con el fin de determinar las clases relativas a los comandos del hexápodo.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Posteriormente se usó la validación cruzada de k-iteraciones, tomando 5 y 10 iteraciones para evaluar el desempeño del sistema. Con la iteración 5, se usaron 56 sesiones para entrenar al sistema contra 14 para la prueba, cambiando en turno la clase de validación. Y con la iteración 10, los datos se compartieron en 7 subconjuntos de los cuales 63 sesiones se usaron para el entrenamiento y 7 para la prueba 10 veces.

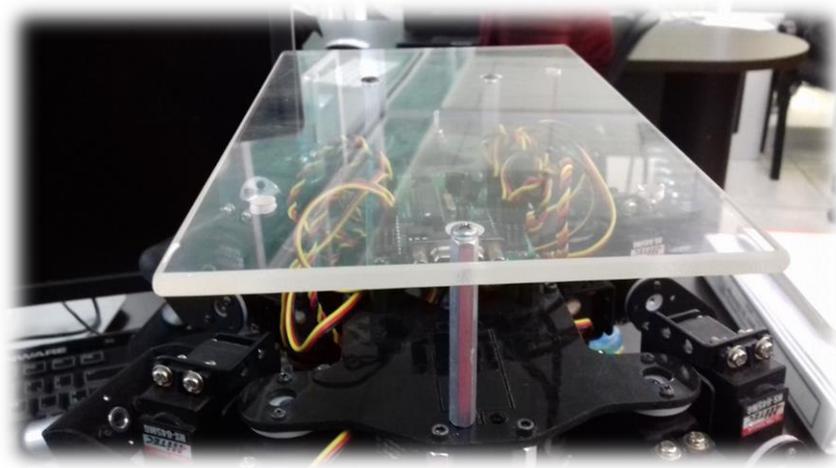
Iteraciones	Base de datos	
	Entrenamiento por evento	Validación por evento
i= 5	80%	20%
i=10	90%	10%

Tabla 5.1. Partición de las sesiones para entrenamiento y validación

### 5.3. Resultados

#### 5.3.1. Interconexión Emotiv Epoc – SoCKit – hexápodo

Se diseñó una base en acrílico con resistencia suficiente para soportar la tarjeta Sockit y poder fijarse sobre el hexápodo, como se ilustra en la figura 5.7. El conjunto SoCKit – hexápodo constituye un sistema embebido y el casco Emotiv mantiene la conexión inalámbrica con la tarjeta SoCKit.



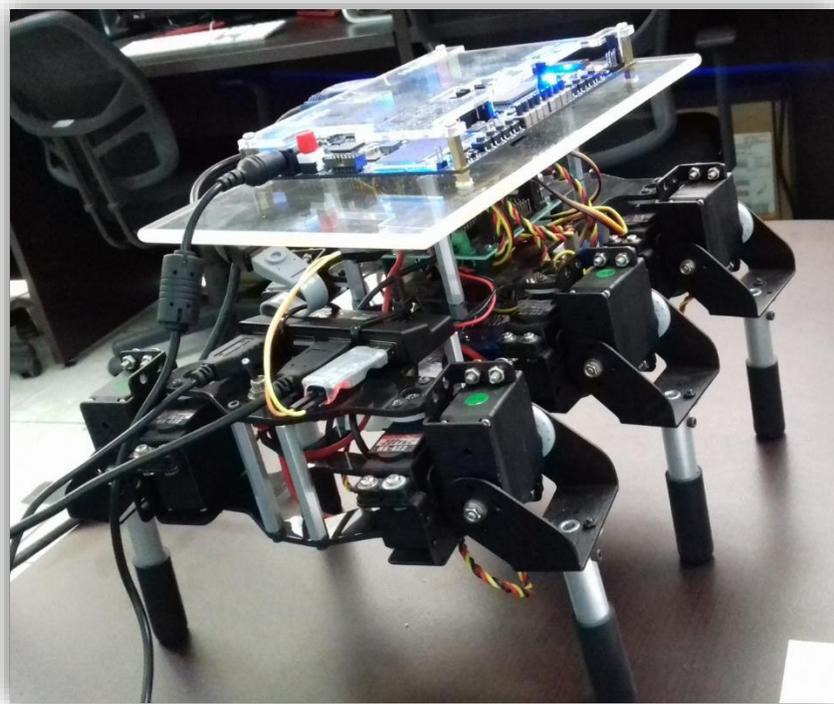
Figuras 5.6. Base en acrílico como soporte de la tarjeta Sockit.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

El puerto USB mini A de la tarjeta Sockit, por medio de un adaptador conecta una extensión USB para recibir distintos componentes como el ratón, el teclado y otros dispositivos de entrada y salida de la tarjeta.

La conexión alámbrica entre la tarjeta Sockit y el hexápodo usa uno de los puertos USB de la extensión, pasando por un convertidor TTL (de inglés Transistor-Transistor Logic) que manda señales al hexápodo por la tarjeta de control de los servos. El sistema embebido constituido se presenta en la figura 5.7.

Se probó que la interconexión entre el sistema embebido hexápodo-tarjeta y la diadema Emotiv EPOC+ funcionará al 100%. Al apagar la diadema Emotiv, el hexápodo se detiene y los 4 LEDs que indican las salidas de FPGA se apagan. Al arrancarla, en cuando reciba señales de sensores ejecute la instrucción dada y los LEDs se encienden.



Figuras 5.7. Vista del sistema embebido Sockit-hexápodo.

### 5.3.2. Porcentaje de reconocimiento de los eventos

Para evaluar el desempeño del sistema en cuanto de la precisión en la ejecución de las órdenes emitidas por los eventos faciales, se usó la validación cruzada de K iteraciones,

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

con  $K = 5$  y luego con  $K = 10$  y un solo clasificador, separando la base de datos en sesiones de entrenamiento y de validación.

### 5.3.2.1. Para la iteración $K = 5$

Con  $K = 5$  y un solo clasificador, la base de datos fue dividida en 5 subconjuntos de 14 sesiones cada uno. 56 sesiones sirvieron a entrenar el sistema y 14 para las pruebas. La validación fue completa cuando todos los subconjuntos pasaron como “conjunto de validación”.

Para el evento de guiño derecho, los resultados son ilustrados en las tablas 5.2. con diferentes iteraciones.

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
	Subconjunto 2	15 a 28	64.2	35.8
	Subconjunto 3	29 a 43	78.5	21.5
	Subconjunto 4	43 a 56	50.0	50
<b>validación</b>	Subconjunto 5	56 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 1:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
	Subconjunto 2	15 a 28	64.2	35.8
	Subconjunto 3	29 a 43	78.5	21.5
<b>validación</b>	Subconjunto 4	43 a 56	50.0	50
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 5	56 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 2:</b> La validación se hace con 50.0 % de aciertos				

Tablas 5.2. Porcentajes de reconocimiento para Guiño derecho con  $K=5$ , iteraciones 1 – 2.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
	Subconjunto 2	15 a 28	64.2	35.8
<b>validación</b>	Subconjunto 3	29 a 43	78.5	21.5
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 4	43 a 56	50.0	50
	Subconjunto 5	56 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 3:</b> La validación se hace con 78.5 % de aciertos				

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
<b>validación</b>	Subconjunto 2	15 a 28	64.2	35.8
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 3	29 a 43	78.5	21.5
	Subconjunto 4	43 a 56	50.0	50
	Subconjunto 5	56 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 4:</b> La validación se hace con 64.2 % de aciertos				

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>validación</b>	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 2	15 a 28	64.2	35.8
	Subconjunto 3	29 a 43	78.5	21.5
	Subconjunto 4	43 a 56	50.0	50
	Subconjunto 5	56 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 5:</b> La validación se hace con 71.4 % de aciertos				

Tablas 5.3. Porcentajes de reconocimiento para Guiño derecho con K=5, iteraciones 3 - 5.

Desde la tabla 5.4., por la primera iteración, las sesiones de 56 a 70 constituye el subconjunto de validación con una tasa de aciertos de 57.1. Se puede observar que el mejor reconocimiento es logrado con el subconjunto 3 y que el subconjunto 4 nos ofrece la tasa más alta de falsos.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones de validación para las 5 iteraciones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
	Subconjunto 2	15 a 28	64.2	35.8
	Subconjunto 3	29 a 43	78.5	21.5
	Subconjunto 4	43 a 56	50.0	50
	Subconjunto 5	56 a 70	57.1	42.9
<b>Promedio para las 5-iteraciones</b>			64.3	35.7

Tablas 5.4. Porcentaje promedio de reconocimiento para Guiño derecho con K=5.

En la segunda iteración, el subconjunto 4 pasa por la validación (50.0 %) y los otros sirven de entrenamiento. Así de seguido hasta las cinco iteraciones. El promedio de reconocimiento por el evento de guiño derecho es de 64.3 de aciertos y de 35.7 % de falsos.

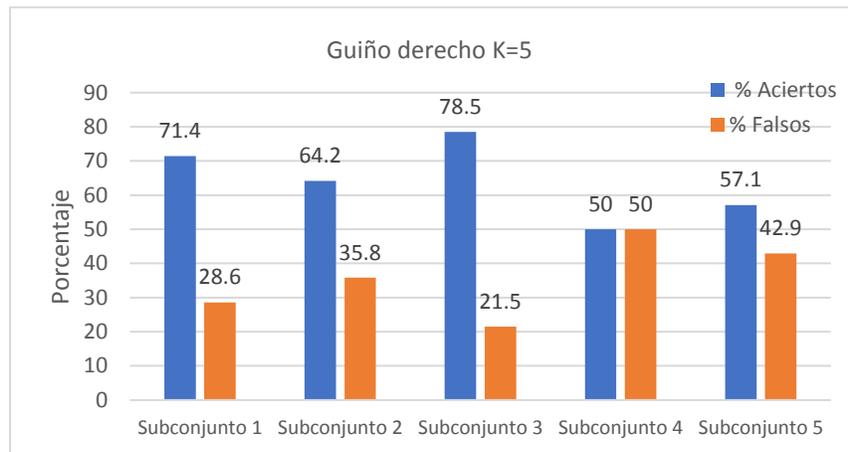


Figura 5.8. Porcentajes de reconocimiento de Guiño derecho (K=5).

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Con el evento de guiño izquierdo, los resultados son ilustrados en las tablas 5.5. y 5.6.

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
	Subconjunto 2	15 a 28	78.5	21.5
	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
<b>validación</b>	Subconjunto 5	56 a 70	64.2	35.8
<b>Iteración 1:</b> La validación se hace con 64.2 % de aciertos				

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
	Subconjunto 2	15 a 28	78.5	21.5
	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
<b>validación</b>	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 5	56 a 70	64.2	35.8
<b>Iteración 2:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Tablas 5.5. Porcentajes de reconocimiento para Guiño izquierdo (K=5), iteraciones 1 – 2.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
	Subconjunto 2	15 a 28	78.5	21.5
<b>validación</b>	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 5	56 a 70	64.2	35.8
<b>Iteración 3:</b> La validación se hace con 64.2 % de aciertos				

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
<b>validación</b>	Subconjunto 2	15 a 28	78.5	21.5
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 5	56 a 70	64.2	35.8
<b>Iteración 4:</b> La validación se hace con 78.5 % de aciertos				

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>validación</b>	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 2	15 a 28	78.5	21.5
	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 5	56 a 70	64.2	35.8
<b>Iteración 5:</b> La validación se hace con 71.4 % de aciertos				

Tablas 5.6. Porcentajes de reconocimiento para Guiño izquierdo (K=5), iteraciones 3 – 5.

Procediendo con 5 iteraciones de la misma manera que por el guiño derecho, el subconjunto 2 ofrece la mejor tasa de aciertos (78.5) contra 21.5 de falsos. El promedio de aciertos sube a 67.1 % que con el guiño derecho.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones de validación para las 5 iteraciones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
	Subconjunto 1	1 a 14	71.4	28.6
	Subconjunto 2	15 a 28	78.5	21.5
	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 5	56 a 70	64.2	35.8
<b>Promedio para las 5-iteraciones</b>			67.1	32.9

Tabla 5.7. Porcentaje promedio de reconocimiento para Guiño izquierdo con K=5.

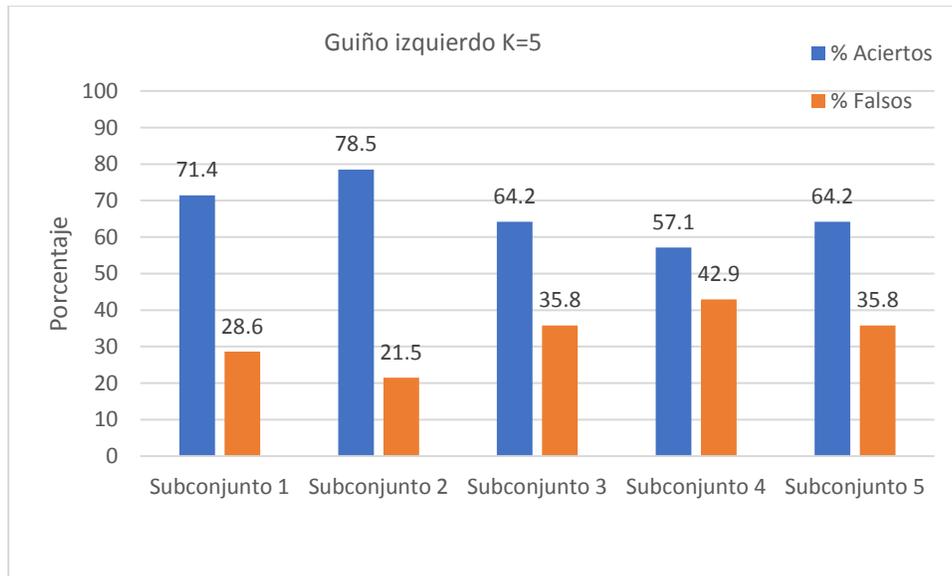


Figura 5.9. Porcentajes de reconocimiento de Guiño izquierdo (K = 5).

Para el evento de ningún gesto facial que debe detener al hexápodo, los resultados vienen en las tablas 5.8 y 5.9.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	78.5	21.5
	Subconjunto 2	15 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
<b>validación</b>	Subconjunto 5	56 a 70	71.4	28.6
<b>Iteración 1:</b> La validación se hace con 71.4 % de aciertos				

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	78.5	21.5
	Subconjunto 2	15 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
<b>validación</b>	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 5	56 a 70	71.4	28.6
<b>Iteración 2:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Tablas 5.8. Porcentajes de reconocimiento para ningún gesto facial (K=5), Iteraciones 1 - 2.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	78.5	21.5
	Subconjunto 2	15 a 28	57.1	42.9
<b>validación</b>	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 5	56 a 70	71.4	28.6
<b>Iteración 3:</b> La validación se hace con 64.2 % de aciertos				

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 14	78.5	21.5
<b>validación</b>	Subconjunto 2	15 a 28	57.1	42.9
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 5	56 a 70	71.4	28.6
<b>Iteración 4:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>validación</b>	Subconjunto 1	1 a 14	78.5	21.5
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 2	15 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 5	56 a 70	71.4	28.6
<b>Iteración 5:</b> La validación se hace con 78.5 % de aciertos				

Tablas 5.9. Porcentajes de reconocimiento para ningún gesto facial (K=5), Iteraciones 3 - 5.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Encontrando el promedio de las validaciones para el evento ningún gesto facial:

Sesiones de validación para las 5 iteraciones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
	Subconjunto 1	1 a 14	78.5	21.5
	Subconjunto 2	15 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 3	29 a 43	64.2	35.8
	Subconjunto 4	43 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 5	56 a 70	71.4	28.6
<b>Promedio para las 5-iteraciones</b>			65.7	34.3

Tabla 5.10. Porcentaje promedio de reconocimiento para ningún gesto facial con K=5.

El evento “ningún gesto facial” ofrece un buen porcentaje de reconocimiento en el subconjunto 1 (78.5), como iteración de validación. El promedio de aciertos por este evento es de 65.7 %.

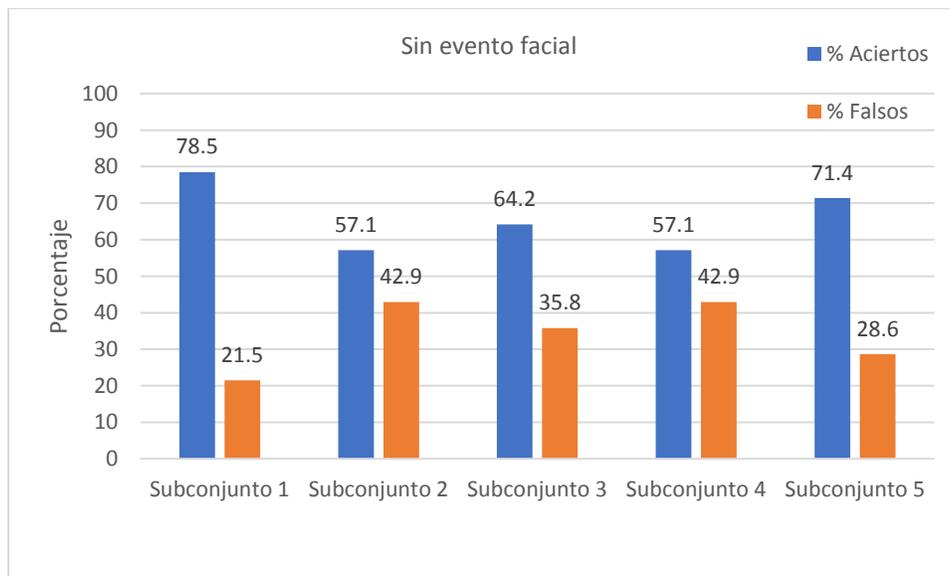


Figura 5.10. Porcentajes de reconocimiento para ningún gesto (K=5).

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Considerando las diferentes pruebas reportadas en las tablas y figuras anteriores relativas a 5-iteraciones, el mejor reconocimiento se observa con el evento de guiño izquierdo, seguido de “sin evento” y el guiño derecho es el que ofrece mayor tasa de falsos (35.7 %).

Eventos	K = 5	
	% Aciertos	% Falsos
Guiño derecho	64.3	35.7
Guiño izquierdo	67.1	32.9
Sin evento	65.7	34.3
Promedio	65.7	34.3

Tabla 5.11. Porcentaje promedio de los eventos con K = 5.

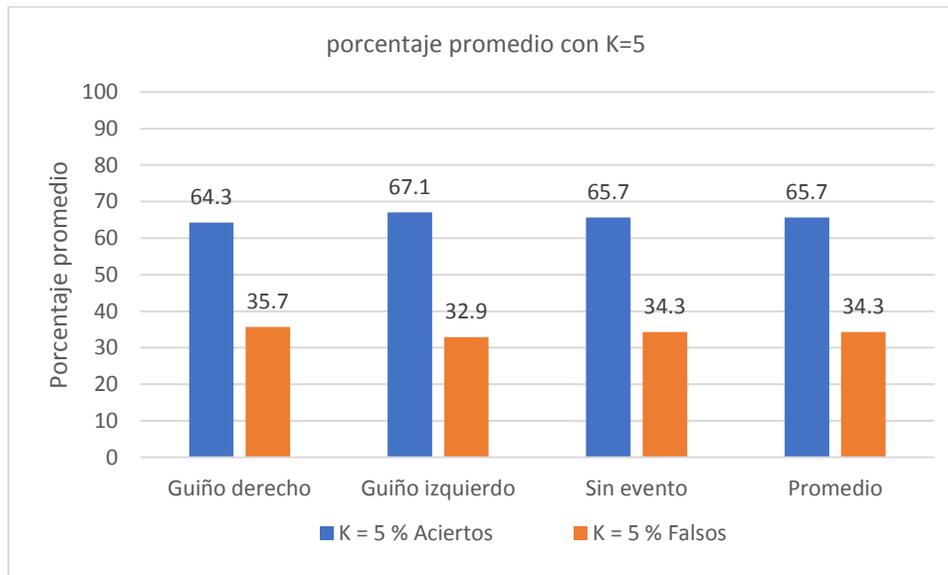


Figura 5.11. Porcentaje promedio de eventos con K = 5.

### 5.3.2.2. Para la iteración K = 10

Con K = 10 y un solo clasificador, la base de datos fue dividida en 10 subconjuntos de 7 sesiones cada uno. Se usaron 63 sesiones para el entrenamiento y 7 para la validación. Cada subconjunto pasa por ser el “conjunto de validación” y al final se calcula la media aritmética que corresponde al porcentaje de reconocimiento por los eventos.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Para el guiño derecho, la mayor tasa de falsos fue el subconjunto 7 y para el guiño izquierdo, se nota con el subconjunto 1. Se ilustran enseguida las tablas y figuras correspondientes.

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	71.4	28.6
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	71.4	28.6
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
<b>validación</b>	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 1:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	71.4	28.6
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	71.4	28.6
<b>validación</b>	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 2:</b> La validación se hace con 71.4 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	71.4	28.6
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
<b>validación</b>	Subconjunto 8	50 a 56	71.4	28.6
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 3:</b> La validación se hace con 71.4 % de aciertos				

Tablas 5.12. Porcentajes de reconocimiento para Guiño derecho con K =10, iteraciones 1 -3.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	71.4	28.6
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
validación	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
entrenamiento	Subconjunto 8	50 a 56	71.4	28.6
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 4:</b> La validación se hace con 42.8 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	71.4	28.6
validación	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
entrenamiento	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	71.4	28.6
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 5:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
validación	Subconjunto 5	29 a 35	71.4	28.6
entrenamiento	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	71.4	28.6
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 6:</b> La validación se hace con 71.4 % de aciertos				

Tabla 5.13. Porcentajes de reconocimiento para Guiño derecho con K =10, iteraciones 4 -6

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
<b>validación</b>	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 5	29 a 35	71.4	28.6
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	71.4	28.6
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 7:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
<b>validación</b>	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	71.4	28.6
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	71.4	28.6
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
	<b>Iteración 8:</b> La validación se hace con 71.4 % de aciertos			

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
<b>validación</b>	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	71.4	28.6
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	71.4	28.6
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 9:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Tablas 5.14. Porcentajes de reconocimiento para Guiño derecho con K =10, iteraciones 7 -9

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>validación</b>	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	71.4	28.6
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	71.4	28.6
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
	<b>Iteración 10:</b> La validación se hace con 71.4 % de aciertos			

Tabla 5.15. Porcentajes de reconocimiento para Guiño derecho con K =10, Iteración 10.

	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>Sesiones de validación para las 10 iteraciones</b>	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	71.4	28.6
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	71.4	28.6
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Promedio para las 10-iteraciones (Guiño derecho)</b>			62.8	37.2

Tablas 5.16. Porcentaje promedio de reconocimiento para Guiño derecho con K=10.

Se observa desde la tabla 5.16 que el porcentaje promedio de aciertos es de 62.8.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

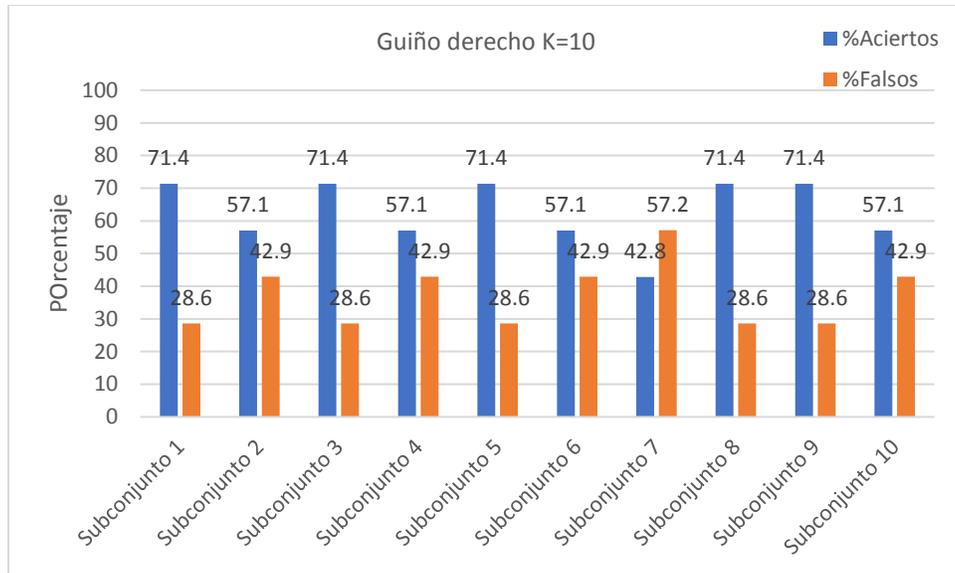


Figura 5.12. Porcentajes de reconocimiento de Guiño derecho (K=10).

Con el Guiño derecho, se logró el promedio de 62.8 % de aciertos contra 37.2 % de falsos. Se destaca que en el conjunto 7, hubo una baja tasa de aciertos, pero de manera general, con este evento, que el promedio está arriba de 50 %.

En las tablas 5.17 – 5.21 son reunidos los resultados para el Guiño izquierdo.

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	%Aciertos	%Falsos
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 1	1 a 7	28.5	71.5
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	42.8	57.2
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
<b>validación</b>	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 1:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Tabla 5.17. Porcentaje de reconocimiento para Guiño izquierdo con K =10, iteración 1

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	28.5	71.5
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	42.8	57.2
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	57.1	42.9
validación	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
entrenamiento	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 2:</b> La validación se hace con 71.4 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	28.5	71.5
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	42.8	57.2
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
validación	Subconjunto 8	50 a 56	57.1	42.9
entrenamiento	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 3:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	28.5	71.5
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	42.8	57.2
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
validación	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
entrenamiento	Subconjunto 8	50 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 4:</b> La validación se hace con 42.8 % de aciertos				

Tabla 5.18. Porcentajes de reconocimiento para Guiño izquierdo con K =10, iteraciones 2 - 4

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	28.5	71.5
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	42.8	57.2
validación	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
entrenamiento	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 5:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	28.5	71.5
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
validación	Subconjunto 5	29 a 35	42.8	57.2
entrenamiento	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
	<b>Iteración 6:</b> La validación se hace con 42.8 % de aciertos			

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	28.5	71.5
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
validación	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
entrenamiento	Subconjunto 5	29 a 35	42.8	57.2
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 7:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Tabla 5.19. Porcentajes de reconocimiento para Guiño izquierdo con K =10, iteraciones 5 - 7

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	28.5	71.5
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
validación	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
entrenamiento	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	42.8	57.2
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 8:</b> La validación se hace con 71.4 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	28.5	71.5
validación	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
entrenamiento	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	42.8	57.2
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 9:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
validación	Subconjunto 1	1 a 7	28.5	71.5
entrenamiento	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	42.8	57.2
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 10:</b> La validación se hace con 28.5 % de aciertos				

Tabla 5.20. Porcentajes de reconocimiento para Guiño izquierdo con  $K = 10$ , iteraciones 8 - 10

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones de validación para las 10 iteraciones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
	Subconjunto 1	1 a 7	28.5	71.5
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	71.4	28.6
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	42.8	57.2
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	42.8	57.2
	Subconjunto 8	50 a 56	57.1	42.9
	Subconjunto 9	57 a 63	71.4	28.6
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Promedio para las 10-iteraciones (Guiño izquierdo)</b>			54.3	45.7

Tabla 5.21. Porcentaje promedio de reconocimiento para Guiño izquierdo con K =10.

El promedio de aciertos con el guiño izquierdo es de 54.3 contra 45.7 de falsos. Como sesiones de validación, se destacan los porcentajes de subconjuntos 3 y 9.

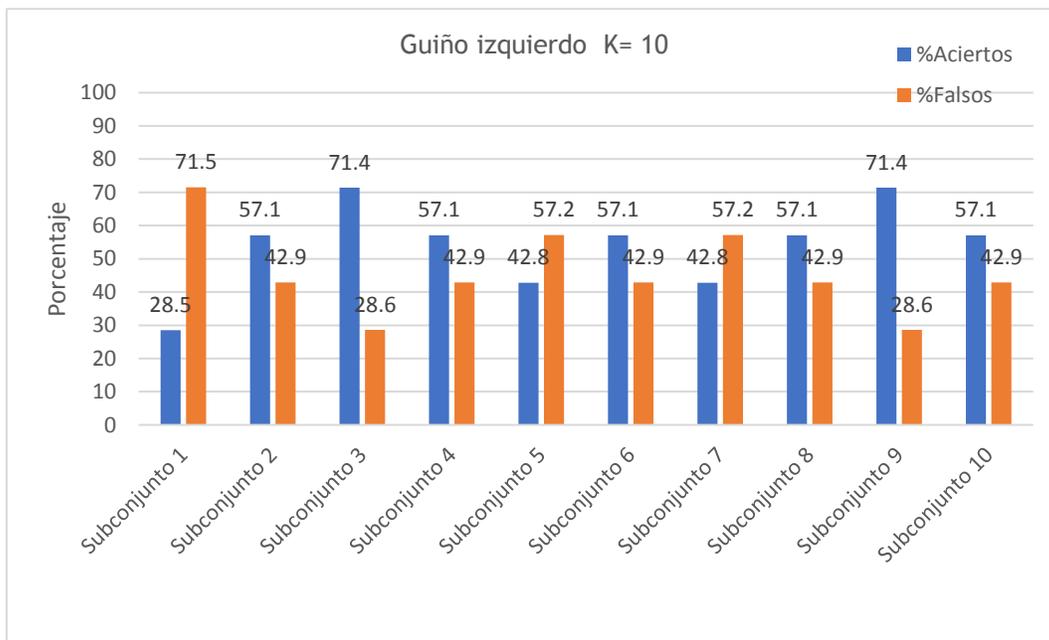


Figura 5.13. Porcentaje promedio de reconocimiento de Guiño izquierdo (K=10).

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Para ningún gesto facial, los resultados son reportados en las tablas 5.22 – 5.26.

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	42.8	57.2
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	28.5	71.5
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	57.1	42.9
	Subconjunto 8	50 a 56	42.8	57.2
	Subconjunto 9	57 a 63	85.7	14.3
validación	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 1:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	42.8	57.2
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	28.5	71.5
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	57.1	42.9
	Subconjunto 8	50 a 56	42.8	57.2
validación	Subconjunto 9	57 a 63	85.7	14.3
entrenamiento	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 2:</b> La validación se hace con 85.7 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	42.8	57.2
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	28.5	71.5
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	57.1	42.9
validación	Subconjunto 8	50 a 56	42.8	57.2
entrenamiento	Subconjunto 9	57 a 63	85.7	14.3
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 3:</b> La validación se hace con 42.8 % de aciertos				

Tablas 5.22. Porcentajes de reconocimiento para ningún gesto facial (K=10), iteraciones 1 -3

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	42.8	57.2
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	28.5	71.5
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
validación	Subconjunto 7	43 a 49	57.1	42.9
entrenamiento	Subconjunto 8	50 a 56	42.8	57.2
	Subconjunto 9	57 a 63	85.7	14.3
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 4:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	42.8	57.2
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	28.5	71.5
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
validación	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
entrenamiento	Subconjunto 7	43 a 49	57.1	42.9
	Subconjunto 8	50 a 56	42.8	57.2
	Subconjunto 9	57 a 63	85.7	14.3
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 5:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	42.8	57.2
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
validación	Subconjunto 5	29 a 35	28.5	71.5
entrenamiento	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	57.1	42.9
	Subconjunto 8	50 a 56	42.8	57.2
	Subconjunto 9	57 a 63	85.7	14.3
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
	<b>Iteración 6:</b> La validación se hace con 28.5 % de aciertos			

Tablas 5.23. Porcentajes de reconocimiento para ningún gesto facial (K=10), iteraciones 4 -6

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	42.8	57.2
validación	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
entrenamiento	Subconjunto 5	29 a 35	28.5	71.5
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	57.1	42.9
	Subconjunto 8	50 a 56	42.8	57.2
	Subconjunto 9	57 a 63	85.7	14.3
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 7:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
validación	Subconjunto 3	15 a 21	42.8	57.2
entrenamiento	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	28.5	71.5
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	57.1	42.9
	Subconjunto 8	50 a 56	42.8	57.2
	Subconjunto 9	57 a 63	85.7	14.3
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
	<b>Iteración 8:</b> La validación se hace con 42.8 % de aciertos			

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
entrenamiento	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
validación	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
entrenamiento	Subconjunto 3	15 a 21	42.8	57.2
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	28.5	71.5
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	57.1	42.9
	Subconjunto 8	50 a 56	42.8	57.2
	Subconjunto 9	57 a 63	85.7	14.3
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Iteración 9:</b> La validación se hace con 57.1 % de aciertos				

Tablas 5.24. Porcentajes de reconocimiento para ningún gesto facial (K=10), iteraciones 7 – 9.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>validación</b>	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
<b>entrenamiento</b>	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	42.8	57.2
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	28.5	71.5
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	57.1	42.9
	Subconjunto 8	50 a 56	42.8	57.2
	Subconjunto 9	57 a 63	85.7	14.3
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
	<b>Iteración 10:</b> La validación se hace con 71.4 % de aciertos			

Tabla 5.25. Porcentajes de reconocimiento para ningún gesto facial (K=10), iteración 10.

Sesiones	Subconjuntos	Sesiones	% Aciertos	% Falsos
<b>de validación para las 10 iteraciones</b>	Subconjunto 1	1 a 7	71.4	28.6
	Subconjunto 2	8 a 14	57.1	42.9
	Subconjunto 3	15 a 21	42.8	57.2
	Subconjunto 4	22 a 28	57.1	42.9
	Subconjunto 5	29 a 35	28.5	71.5
	Subconjunto 6	36 a 42	57.1	42.9
	Subconjunto 7	43 a 49	57.1	42.9
	Subconjunto 8	50 a 56	42.8	57.2
	Subconjunto 9	57 a 63	85.7	14.3
	Subconjunto 10	64 a 70	57.1	42.9
<b>Promedio para las 10-iteraciones (sin gesto facial)</b>			55.7	44.3

Tabla 5.26. Porcentaje promedio de reconocimiento para ningún gesto facial con K =10.

El porcentaje promedio para el ningún gesto facial es de 55.7 de aciertos mientras que, para los falsos, se nota 44.3. los conjuntos 1 y 9 ofrecen buenas tasas para la validación.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

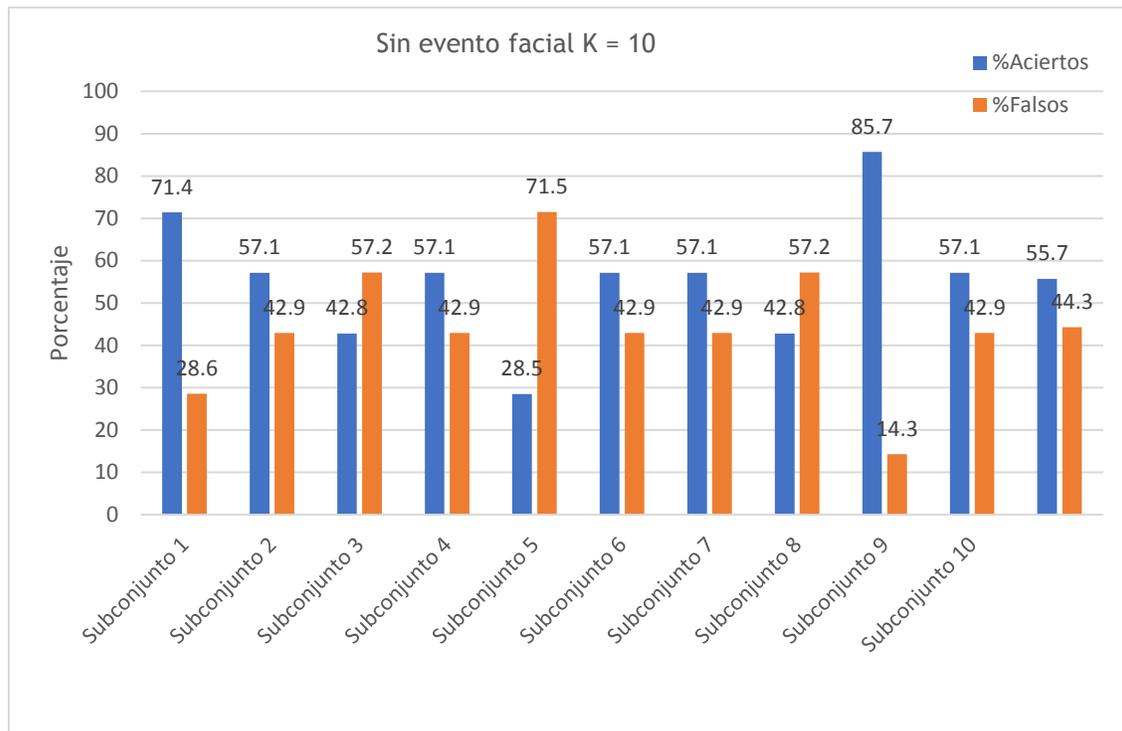


Figura 5.14. Porcentajes promedios de reconocimiento para “sin evento” (K=10).

Se resume en la tabla 5.27. el porcentaje de reconocimiento para los eventos definidos, para K = 10. Con 10-iteraciones y un solo clasificador, el mejor reconocimiento es logrado con el guiño derecho (62.8 % de aciertos) y el guiño izquierdo indica una menor tasa de aciertos (54.3 %).

Eventos	K = 10	
	% Aciertos	% Falsos
Guiño derecho	62.8	37.2
Guiño izquierdo	54.3	45.7
Sin evento	55.7	44.3
Promedio	57.6	42.4

Tabla 5.27. Porcentaje promedio de reconocimiento de los eventos con K = 10.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

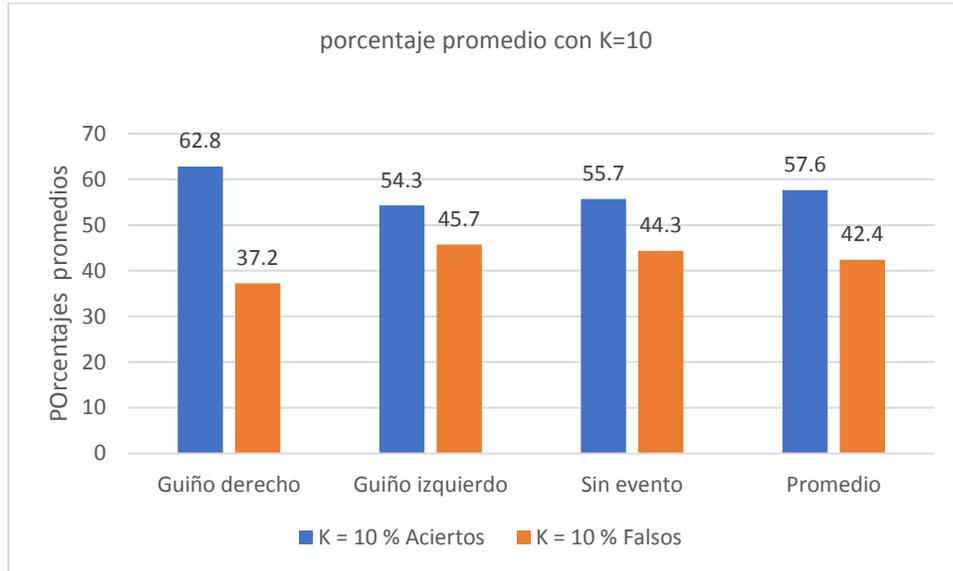


Figura 5.15. Porcentaje promedio de eventos con K = 10.

A continuación, se muestra la comparación entre el porcentaje promedio del reconocimiento con K = 5 y para K = 10. De manera general, el buen reconocimiento de los eventos para este proyecto, fue validado con 5-iteraciones (65.7 % de aciertos promedios).

Eventos	K = 5		K = 10	
	% Aciertos	% Falsos	% Aciertos	% Falsos
Guiño derecho	64.3	35.7	62.8	37.2
Guiño izquierdo	67.1	32.9	54.3	45.7
Sin evento	65.7	34.3	55.7	44.3
Promedio	65.7	34.3	57.6	42.4

Tabla 5.28. Porcentaje promedio de reconocimiento con K = 5 y K = 10.

## Capítulo 5. Pruebas y resultados

### 5.3.3. Base de datos EEG para el proyecto

Se creó una base de datos, la cual podrá ser utilizada en futuros proyectos. Para esta base de datos, los aspectos resaltados para su constitución fue la edad, el género, la duración de capturas y el estado mental de sujetos en los momentos de captura.

<b>Numero</b>	<b>Identificación</b>	<b>Edad</b>	<b>Género</b>	<b>Ocupación</b>
1	AB	38	Masculino	Estudiante
2	CD	26	Masculino	Estudiante
3	EF	29	Masculino	Estudiante
4	GH	30	Femenino	Estudiante
5	IJ	19	Masculino	Estudiante
6	KL	19	Femenino	Estudiante
7	MN	19	Femenino	Estudiante

Tabla 5.29. Nomenclatura de los sujetos de la base de datos

# Conclusiones

Se planteó en este proyecto el objetivo de controlar el robot hexápodo desde las señales cerebrales, capturadas por la diadema Emotiv Epoc y procesadas por la tarjeta Sockit Cyclone V de Altera, lo que se cumplió logrando primeramente la interconexión Emotiv Epoc – SoCKit – hexápodo y posteriormente el procesamiento de señales de manera sencilla, el porcentaje promedio de reconocimiento de eventos es mayor a 50 %, lo que en principio deberá mejorarse para mejorar por consecuencia el funcionamiento del sistema, sin embargo este no era el objetivo principal de esta tesis. Así mismo se creó una base de datos para los eventos definidos, la cual puede ser utilizada en proyectos futuros.

El principal paso en este proyecto fue el de interconectar la diadema Emotiv Epoc, el SoCKit y el hexápodo, ya que provienen de proveedores diferentes. Y del estado de artes, los trabajos relacionados con el presente proyecto se apoyaron más en el procesamiento de señales cerebrales que en la interconexión de equipos.

La transmisión de datos desde el procesador al FPGA implica una pérdida significativa de control del flujo de datos, lo que hace imposible predecir el rendimiento real del sistema, ya que depende de la capacidad de respuesta del procesador para leer las solicitudes del anfitrión. Además, el FPGA comúnmente disponible tiende a responder en patrones relativamente restringidos, por lo que es difícil probar el diseño lógico frente a los escenarios legales que pueden existir actualmente.

Como resultado, el diseño lógico que garantiza una funcionalidad adecuada, más allá del procesador - FPGA, requiere un cierto grado de sofisticación que puede parecer redundante a primera vista, pero garantizará la integridad de datos transmitidos. Conviene encontrar un compromiso entre la complejidad del sistema llamando a otros componentes como memorias y el tiempo de procesamiento que se busca ser muy breve para unas aplicaciones.

## *Conclusiones*

Se diseñó un soporte en acrílico para constituir el conjunto embebido SoCKit – hexápodo; es muy importante reducir la distancia entre los dos para minimizar los errores de transmisión de señales.

Todos los equipos usados en el presente proyecto son de tipo comercial, lo que facilita la adquisición de componentes y su fácil manipulación. Los sujetos de la base de datos son personas en condiciones de vida ordinaria y las capturas se hicieron en un laboratorio también sencillo, a pesar de que se repitieron muchas veces por falta de concentración de sujetos al entrenamiento. Las señales procesadas fueron las de sensores de interés para los tres eventos de avanzar, retroceder y detenerse. Las señales de otros sensores no fueron procesadas.

De lo anterior, se afirma que es posible controlar los movimientos del robot hexápodo, desde las señales cerebrales EEG capturadas por la diadema Emotiv EPOC y procesadas por la tarjeta SoCKit.

## Trabajos futuros

Proyectamos muchas mejoras del presente trabajo de investigación, con el fin de procesar muchas más señales:

1. Aumentar el número de eventos para procesar más señales.
2. Mejorar el procesamiento de señales capturadas, hablando del filtraje, extracción de características y clasificación.
3. Sustituir el hexápodo por una silla de ruedas, usando otras técnicas de análisis de señales EEG.
4. Usar bases de datos publicadas en otros trabajos con el mismo sistema.

# Bibliografía

- [1] Hu YH, Tompkins WJ, Urrusti JL, Afonso VX, Applications of artificial neuronal networks for ECG signal detection and classification, *Journal of Electrocardiology*, 01 jan 1993 Suppl:66-73. PMID :8189150.
- [2] T. Robertson, *Neuroanatomical Research Techniques*, 1st Edition, Academic Press, 1978, p.462.
- [3] By Shanbao Tong and Nitish Vyomesh Thakor. *Quantitative EEG analysis methods and clinical applications*: Artech house; 2009.
- [4] Jasper HH. The ten-twenty electrode system of the International Federation, *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 1958; 10:371-5.
- [5] J Satheesh Kumar and P Bhuvaneswari, “of Electroencephalography (EEG) Signals and Its Categorization – A Study”, *International Conference on Modeling, Optimization and Computing (ICMOC 2012)*, *Procedia Engineering Elsevier* 38 (2012) 2525-2536.
- [6] Arjen Stolk, Sandom M. Griffin, Roemer van der Meij, Callum Dewar, Ignacio Saez, Jack J.Lin, Giovanni Piantonni, Jan-Mathijs Schoffelen, Robert T. Knight & Robert Oostenveld, *Integrated analysis of anatomical and electrophysiological human intracranial data*, *Neuroscience Methods*, dec. 2017, DOI. 10.1101/230912.
- [7] Mustaki JP, Villemure JG, Ravussin P. Anesthesia for epilepsy surgery. *Ann Fr Anesth Reanim* 2001; 20(2): 145-58.
- [8] Francisco Villarejo Ortega, *Tratamiento de la epilepsia*, Ediciones Diaz de santos, S.A., Madrid, 1998, ISBN: 84-7978-325-7, p.169.
- [9] L. F. Nicolas-Alonso and J. Gomez-Gil, “Brain Computer Interfaces, a Review”, *Sensors*, vol. 12, no. 2, pp. 1211-1279, 2012.
- [10] Odette Terol, Miguel Álvarez Noelia; Elgar, Antonio L. Manzanero, *Detección de información oculta mediante potenciales relacionados con eventos*, *Anuario de*

Psicología Jurídica, volume 24, Issue 1, 2014, pages 49-55.  
<https://doi.org/10.1016/j.apj.2014.06.004>.

- [11] B. Kotchoubey, Event-related potentials, cognition, and behavior: a biological approach, *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 30(1)(2006), pp. 42-65.
- [12] Josefina Gutiérrez-Martínez, Jessica Cantillo-Negrete, Rubén I Cariño- Escobar, David Elías-Viñas, Los sistemas de interfaz cerebro-computadora: una herramienta para apoyar la rehabilitación de pacientes con discapacidad motora, *Investigación en Discapacidad*, Vol. 2, Núm. 2 Mayo-Agosto 2013 pp 62-69.
- [13] Neuper C, Müller GR, Kübler A, Birbaumer N, Pfurtscheller G. Clinical application of an EEG-based brain-computer interface: a case study in a patient with severe motor impairment. *J Clin Neurophysiol*. 2003; 114: 399-409.
- [14] Wolpaw J, Birbaumer N, McFarland DJ, Pfurtscheller G, Vaughan TM. Brain-computer interfaces for communication and control. *J Clin Neurophysiol*. 2002; 113: 767-791.
- [15] Hochberg L, Serruya MD, Friehs GM, Mukand JA, Saleh M, Caplan AH et al. Neuronal ensemble control of prosthetic devices by a human with tetraplegia. *Nature*. 2006; 442: 164-171.
- [16] *Sensors* 2012, 12(2), 1211 – 1279; doi:10.3390/s120201211. Consulta de 8 de noviembre de 2017.
- [17] Palaniappan, R., Syan, C. S., and Paramesran, R. Current practices in electroencephalogram-based brain-computer interfaces.
- [18] Fabien Lotte, Marco Congedo, Anatole Lécuyer, Fabrice Lamarche, Bruno Arnaldi. A review of classification algorithms for EEG-based brain-computer interfaces. *Journal of Neural Engineering*, IOP Publishing, 2007, 4, pp.24. <inria-00134950>.
- [19] R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork. *Pattern Recognition*, second edition. WILEYINTERSCIENCE, 2001.
- [20] K. Fukunaga. *Statistical Pattern Recognition*, second edition. ACADEMIC PRESS, INC, 1990.

- [21] C. J. C. Burges. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Knowledge Discovery and Data Mining*, 2, 1998.
- [22] Muller, K.-R., Anderson, C. W., and Birch, G. E. Linear and nonlinear methods for brain-computer interfaces. *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on* 11, 2 (2003), 165–169.
- [23] S. Lemm, C. Schafer, and G. Curio. Bci competition 2003–data set iii: probabilistic modeling of sensorimotor mu rhythms for classification of imaginary hand movements. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(6):1077–1080, 2004.
- [24] Robot Institute of America, 1979.
- [25] Erick Israel Guerra-Hernandez, Andrés Espinal, Patricia Batres-Mendoza, Carlos Hugo García-Capulín, René de J. Romero-Troncoso, (Senior Member, IEEE), and Horacio Rostro-Gonzalez, “A FPGA-Based Neuromorphic Locomotion System for Multi-Legged Robots”, *IEEE Access*, June 7, 2017. DOI: 10.1109/ACCESS.2017.2696985.
- [26] Resumen. ARANGO, Juan Esteban; MAZO, Julián Cárdenas e PALACIO, Alejandro Peña. Sistema para Rehabilitación del Síndrome del Miembro Fantasma utilizando Interfaz Cerebro-Computador y Realidad Aumentada. *RISTI*. 2013, n.11, pp.93-106. ISSN 1646-9895. <http://dx.doi.org/10.4304/risti.11.93-106>. DOI: 10.4304/risti.11.93-106.
- [27] Emotiv, 2017 consultas del 1 de diciembre de 2017.
- [28] BASHASHATI, A; FATOURECHI, M y WARD, R. A Survey of signal processing algorithms in brain computer interfaces based on electrical brain signals. *Journal of Neural Engineering*, vol. 4, pp. R32-R57, 2007.
- [29] HONG, Bo., WANG, Yijun., GAO, Xiaorong., y GAO, Shang kai. Quantitative EEG-Based Brain Computer Interface. En: TONG, Shanbao. *Quantitative EEG Analysis Methods and Applications*. MA: Artech House Publishers, 2009. p.193-224.
- [30] SoCKit\_Getting\_Started\_Guide.pdf.
- [31] <https://www.altera.com/products/>

- [32] Martínez De Oraá, N. Fernández Gómez, P. (2003), Robot Hexápodo [proyecto], Catalunya, España. Escuela Universitaria Politécnica de Vilanova i la Geltrú, Ingeniería Técnica En Electrónica Industrial. Disponible en : <http://em-d.upc.edu/diposit/material/26459/25469.pdf>.
- [33] Esmeralda Matute, Tendencias actuales de las Neurociencias Cognitivas, 2ª edición, Manual Moderno, México, 2012, p. 22.
- [34] Víctor Manuel Alcaraz Romero, Emilio Gumá Díaz, Texto de Neurociencias Cognitivas, Editorial El Manuel Moderno, México D.F., 2001, pp 34-35.
- [35] Bertrand, O; PERRIN, F y PERNIER, J. A Theoretical Justification of the Average Reference in Topographic Evoked Potential Studies. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 62:462-64. 1985.
- [36] Pérez-Planells, Li., Delegido, J.; Rivera-Caicedo, J.P., Berrelst, J., Análisis de métodos de validación cruzada para la obtención robusta de parámetros biofísicos, *Revista de teledección*, (2015) 44, 55-65, ISSN 1133-0953, <http://dx.doi.org/10.4995/raet.2015.4153>.
- [37] Houssem Abdellatif, Bodo Heimann, “Advanced Model-Based Control of a 6-DOF Hexapod Robot: A Case Study”, *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics* 15(2):269 – 279. DOI:10.1109/TMECH.2009.2024682.
- [38] Sathya Kaliyamoorthy, Roger D. Quinn, Sasha Zill, “Force Sensors in Hexapod Locomotion”, *The International Journal of Robotics Research* 24:563-574, January 2005. DOI:10.5772/4736.
- [39] [xillybus\\_getting\\_started\\_socket.pdf](#).
- [40] Xillybus site. [http://xillybus.com/customip-factory\\_](http://xillybus.com/customip-factory_)
- [41] <http://xillybus.com/xillinux/>
- [42] [xillybus\\_fpga\\_api.pdf](#).
- [43] <http://www.es.ele.tue.nl/education/ci/project/files/lab4/UserManual.pdf>.



**Asunto:** Notificación de Dictamen de Propuesta de Tesis

**C. MWATA VELU TAT'Y**

Estudiante de la Maestría en Ingeniería Eléctrica (opción Instrumentación y Sistemas Digitales)  
**PRESENTE.**

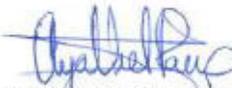
Una vez concluido el análisis y discusión sobre la propuesta del proyecto de tesis titulada: **Implementación de un sistema para el control de un robot zoomórfico utilizando un sistema Emotiv Epoc y una plataforma SocKit** bajo la revisión del *Asesor(es)*: Rostro González Horacio, Dr. y Soria Alcaraz Jorge Alberto, Dr.; en su reunión ordinaria del cuatrimestre Enero-Abril 2018, la Comisión de Titulación del Consejo Divisional acordó la siguiente resolución:

Con fundamento en las fracciones primera a cuarta del Artículo 67 y el Artículo 68 del Estatuto Académico, esta comisión acordó **POR UNANIMIDAD DE VOTOS ACEPTAR SU PROPUESTA DE TESIS** designando el siguiente jurado:

**Presidente:** Cerda Villafañá Gustavo, Dr.  
**Secretario:** Rostro González Horacio, Dr.  
**Vocal:** García Capulín Carlos Hugo, Dr.

Se extiende la presente notificación de la resolución el 31 de Enero del 2018.

**ATENTAMENTE**  
**"LA VERDAD OS HARÁ LIBRES"**  
**EL DIRECTOR**

  
Dr. Víctor Ayala Ramírez

Recibí:  


Recibí:  


c.c.p. Dra. Rocío Alfonsina Lizárraga Morales – Secretaria Académica de la División de Ingenierías

**DIVISIÓN DE INGENIERÍAS – CAMPUS IRAPUATO-SALAMANCA**

Domicilio Conocido, Comunidad de Palo Blanco, Carretera Salamanca-Valle de Santiago km. 3.5 + 1.8  
Salamanca, Gto., C.P. 36885, Tel (464) 647-9940, FAX ext. 2311

Salamanca, Gto., a 10 de agosto del 2018

M. en I. HERIBERTO GUTIÉRREZ MARTIN  
JEFE DE LA UNIDAD DE ADMINISTRACIÓN ESCOLAR  
PRESENTE. -

Por medio de la presente, se otorga autorización para proceder a los trámites de impresión, empastado de tesis y titulación al alumno Tat'y Mwata Velu del Programa de Maestría en Ingeniería Eléctrica (Instrumentación y sistemas digitales) y cuyo número de NUA es 145790 del cual soy director. El título de la tesis es: "Implementación de un sistema para el control de un robot zoomórfico utilizando un sistema Emotiv EPOC y una plataforma SoCKit".

Hago constar que he revisado dicho trabajo y he tenido comunicación con los sinodales asignados para la revisión de la tesis, por lo que no hay impedimento alguno para fijar la fecha de examen de titulación.

ATENTAMENTE

Dr. Horacio Rostro González



---

NOMBRE Y FIRMA  
DIRECTOR DE TESIS  
SECRETARIO

Dr. Jorge Alberto Soria Alcaraz



---

NOMBRE Y FIRMA  
DIRECTOR DE TESIS

Dr. Gustavo Cerda Villafaña



---

NOMBRE Y FIRMA  
PRESIDENTE

Dr. Carlos Hugo García Capulín



---

NOMBRE Y FIRMA  
VOCAL