



UNIVERSIDAD DE VALLADOLID

ESCUELA TÉCNICA SUPERIOR  
INGENIEROS DE TELECOMUNICACIÓN

TRABAJO FIN DE MASTER

MASTER UNIVERSITARIO EN INVESTIGACIÓN  
EN TECNOLOGÍAS DE LA INFORMACIÓN Y LAS COMUNICACIONES

**Desarrollo de un sistema Brain Computer  
Interface basado en potenciales evocados P300  
para el control de dispositivos domóticos**

Autor:

**Laura Martín González**

Tutor:

**Roberto Hornero Sánchez**

Valladolid, 12 de Septiembre de 2012



---

TÍTULO: **Desarrollo de un sistema Brain Computer Interface basado en potenciales evocados P300 para el control de dispositivos domóticos**

AUTOR: **Laura Martín González**

TUTOR: **Roberto Hornero Sánchez**

DEPARTAMENTO: **Teoría de la Señal y las Comunicaciones e Ingeniería Telemática**

---

**Tribunal**

---

PRESIDENTE: **Dr. D. Luis Alberto Bailón Vega**

VOCAL: **Dr. D. Miguel López Coronado**

SECRETARIO: **Dr. D. María García Gadañón**

---

FECHA: **12 de Septiembre de 2012**

CALIFICACIÓN:

---



---

## Resumen del TFM

En 1929 Hans Berger desarrolló un sistema capaz de registrar la actividad bioeléctrica del cerebro que se conoce como electroencefalograma (EEG). En 1977, el Dr. Jacques Vial de la Universidad de UCLA realizó con éxito el primer sistema *Brain Computer Interface* (BCI) utilizando potenciales evocados visuales. En 1999, durante el primer congreso internacional de BCI se define el sistema *Brain Computer Interface* como un sistema que permite al cerebro interactuar con el medio sin la intervención de los mecanismos normales de los nervios y músculos periféricos. Para ello, se monitoriza la actividad cerebral y se traducen determinadas características, correspondientes a las intenciones del usuario, en comandos de un dispositivo.

En este trabajo fin de máster se lleva a cabo un repaso del estado del arte de los sistemas BCI, en particular los basados en potenciales P300. Además, se estudia el conjunto de datos II de la III Competición BCI de 2004 proporcionados por el centro de Wadsworth (*NYS Department of Health*) y se profundiza en los métodos de selección y clasificación de características considerados por el método ganador de esa competición. Este método emplea un conjunto de máquinas de vector soporte (*Support Vector Machine*, SVM) e implementa un modelo óptimo de selección de canales y del hiperparámetro  $C$  del SVM para evaluar las señales proporcionadas por la competición. En este trabajo se propone modificar el algoritmo de selección de canales. Los resultados obtenidos se comparan, bajo los mismos criterios, con los conseguidos por el método ganador. Con el modelo propuesto, se consigue aumentar la precisión sobre el conjunto de test y un número de secuencias de 15, a costa de seleccionar mayor número de canales. La precisión media obtenida por el modelo propuesto es del 98.5 %.

Por último, se desarrolla y diseña una aplicación BCI para el control de dispositivos domóticos y electrónicos presentes habitualmente en una vivienda: un teléfono y su agenda, un calefactor, la iluminación, un ventilador, un televisor, un reproductor de DVD, un equipo de música y un disco duro multimedia. La aplicación ha sido evaluada por usuarios del Centro de Referencia Estatal de Discapacidad y Dependencia de San Andrés del Rabanedo (León). A continuación, se analizan las precisiones medias obtenidas por cada usuario, así como las globales. Se puede concluir que los resultados fueron satisfactorios y prometedores.

## Palabras clave

Brain Computer Interface (BCI), electroencefalograma (EEG), potenciales evocados P300, III Competición BCI de 2004, extracción de características, clasificación de características, máquina de vector soporte (*Support Vector Machine*, SVM), modelo de selección óptimo, algoritmo de selección de canales, hiperparámetro  $C$  del SVM, sistema de propósito general BCI2000, localización de canales seleccionados, configuración de parámetros de la aplicación, control de dispositivos domóticos y electrónicos.



---

## Abstract

In 1929, Hans Berger developed a system able to perform exploration on the brain bioelectrical activity named as electroencephalogram (EEG). In 1977, Dr. Jacques Vial of the University of UCLA succeeded in doing the first Brain Computer Interface (BCI) system based on visual evoked potentials. In 1999, during the First International Meeting, the BCI was defined as a system that allows the brain to act with the environment without the normal intermediaries of peripheral nerves and muscles. To that purpose, the brain activity is monitored and specific signal features, that reflect the user's intent, are translated into commands that operates a device.

This final project performs a review of the state of the art in BCI systems, especially BCI systems based on P300 potential. Moreover, this project studies the dataset II of the BCI Competition III in 2004 provided by Wadsworth Center() NYS Department of Health, the feature extraction and feature selection methods, that were used by the winner method of the competition. It proposes a method that uses an ensemble of Support Vector Machine (SVM) and a model selection that involves, the choice of the optimal number of channels and the classical SVM hyperparameter  $C$ , to evaluate the signals of the competition. In this study, the choice of the optimal number of channels algorithm is modified and the values of the classical SVM hyperparameter  $C$  is increased. Results provided by the winner method and by the proposed method are compared under the same criteria. The suggested method improves the competition results on the test set for 15 sequences. Otherwise, the number of selected channels is greater. The average accuracy obtained by the proposed method is 98.5 %. The average accuracy achieved by the winner method is 96.5 %.

Finally, it has been developed and designed a BCI application to control domotic and electronic devices usually present at home: a phone and contact list, a heating, lights, a ventilating, a television, a DVD player, a HI-FI system and a multimedia hard drive. The application was evaluated by real users from the Disability and Dependence Reference Center in San Andrés del Rabanedo (León, Spain). Lastly, the average accuracy collected by each user, as well as the overall, are analyzed. In conclusion, the results have been satisfactory and promising.

## Keywords

Brain Computer Interface (BCI), electroencephalogram (EEG), P300 evoked potential, BCI Competition III, feature extraction, feature classification, Support Vector Machine (SVM), model selection, algorithm for channel selection, classical SVM hyperparameter  $C$ , BCI2000 general-purpose system, electrodes selected placement, configuration parameters of the application, control of domotic and electronic devices.



# Agradecimientos

A mis padres, mi hermano y mi pareja por su apoyo incondicional siempre y especialmente este último año.

Al Grupo de Ingeniería Biomédica de la Universidad de Valladolid, en especial a Roberto Hornero Sánchez y Rebeca Corralejo Palacios, por confiar en mí para realizar este proyecto y por su gran ayuda a lo largo del mismo.

A los compañeros del Máster en Investigación en Tecnologías de la Información y las Comunicaciones por su apoyo y amistad durante todo el año.



# Índice general

<b>1. Introducción</b>	<b>1</b>
1.1. Señales biomédicas . . . . .	1
1.2. Electroencefalograma (EEG) . . . . .	3
1.3. Potenciales evocados . . . . .	4
1.4. Brain Computer Interface . . . . .	5
1.5. Objetivos del Trabajo Fin de Máster . . . . .	7
1.6. Estructura del Trabajo Fin de Máster . . . . .	7
<b>2. Sistemas Brain Computer Interface basados en P300</b>	<b>9</b>
2.1. Introducción . . . . .	9
2.2. Brain Computer Interface . . . . .	10
2.3. Señales de control en BCI . . . . .	10
2.3.1. Potenciales evocados P300 . . . . .	11
2.4. Etapas de procesado de los sistemas BCI . . . . .	12
2.4.1. Adquisición de la señal . . . . .	13
2.4.2. Procesado de la señal . . . . .	13
2.4.3. Aplicación de usuario . . . . .	14
2.5. Aplicación de los sistemas BCI basados en P300 . . . . .	15
2.6. Competiciones BCI que emplean el paradigma P300 . . . . .	17
2.7. Limitaciones en sistemas BCI basados en P300 . . . . .	18
<b>3. Procesado de señal en sistemas BCI basados en P300</b>	<b>21</b>
3.1. Preprocesado . . . . .	21
3.2. Eliminación de artefactos . . . . .	21
3.3. Métodos de extracción de características . . . . .	22
3.4. Métodos de clasificación de características . . . . .	24
<b>4. Estudio de métodos de clasificación de características</b>	<b>33</b>
4.1. Características de las señales EEG empleadas . . . . .	33
4.1.1. Formato de los datos de la competición . . . . .	33
4.1.2. Paradigma P300 . . . . .	34
4.2. Metodología del método ganador . . . . .	35
4.2.1. Estudio previo . . . . .	35
4.2.2. Preprocesado y extracción de características . . . . .	35
4.2.3. Conjunto de máquinas de vector soporte . . . . .	36
4.2.4. Procedimiento de selección de canales . . . . .	37

4.2.5.	Selección del modelo . . . . .	38
4.2.6.	Resultados obtenidos . . . . .	38
4.3.	Modelo seleccionado para este estudio . . . . .	40
4.3.1.	Algoritmo de selección de canales . . . . .	40
4.3.2.	Hiperparámetro $C$ del SVM . . . . .	41
<b>5.</b>	<b>Diseño de una aplicación de control doméstico</b>	<b>43</b>
5.1.	Desarrollo de la aplicación BCI de control de dispositivos domésticos y electrónicos . . . . .	43
5.1.1.	Identificación de las necesidades del usuario final . . . . .	43
5.1.2.	Sistema de propósito general BCI2000 . . . . .	46
5.1.3.	Implementación de un sistema BCI de control de dispositivos domésticos y electrónicos . . . . .	49
5.1.4.	Descripción de la interfaz de usuario . . . . .	50
5.2.	Aplicación del sistema a los usuarios del CRE de Discapacidad y Dependencia (León) . . . . .	52
5.2.1.	Usuarios participantes . . . . .	52
5.2.2.	Estudio de la localización de canales para el registro de EEG en sistemas BCI basados en P300 . . . . .	54
5.2.3.	Estudio de los parámetros de configuración en sistemas BCI basados en potenciales P300 . . . . .	55
5.2.4.	Sesiones de aplicación . . . . .	57
<b>6.</b>	<b>Resultados y discusión</b>	<b>63</b>
6.1.	Resultados obtenidos con el modelo propuesto . . . . .	63
6.1.1.	Selección del modelo . . . . .	63
6.1.2.	Análisis de resultados . . . . .	64
6.2.	Evaluación de la aplicación doméstica . . . . .	68
6.2.1.	Localización de los canales seleccionados para el registro EEG . . . . .	68
6.2.2.	Configuración de parámetros para la aplicación doméstica . . . . .	68
6.2.3.	Resultados de la evaluación de la aplicación por parte de usuarios con grave discapacidad . . . . .	69
6.2.4.	Análisis de los resultados . . . . .	79
<b>7.</b>	<b>Conclusiones y líneas futuras</b>	<b>89</b>
7.1.	Conclusiones . . . . .	89
7.2.	Líneas futuras . . . . .	92
	<b>Anexos</b>	<b>101</b>
	<b>A. Glosario de siglas</b>	<b>101</b>
	<b>B. Difusión de resultados</b>	<b>103</b>
B.1.	Publicaciones de carácter científico . . . . .	103
B.2.	Repercusión del trabajo fin de máster en los medios de comunicación . . . . .	105

# Índice de figuras

1.1.	Ejemplo de 3 señales bioeléctricas. . . . .	3
1.2.	Disposición de los electrodos en el sistema internacional 10-20 . . . . .	4
1.3.	Ejemplo de señales como respuesta a un estímulo. . . . .	6
2.1.	Potencial evocado P300. De los estímulos presentados al usuario solo el estímulo atendido presenta el pico alrededor de los 300 ms. . . . .	12
2.2.	Matriz de letras formada por 6 filas y 6 columnas de letras que se van iluminando aleatoriamente . . . . .	16
2.3.	Interfaz para el control de una silla de ruedas . . . . .	17
3.1.	Hiperplano óptimo de separación de dos clases linealmente separables . . . . .	30
3.2.	Posibles errores en la clasificación . . . . .	31
4.1.	Diagrama de electrodos empleado en el registro y asignación de números a los canales que posteriormente se utilizarán en el estudio . . . . .	34
4.2.	Asignación de la variable <i>StimulusCode</i> a las diferentes filas y columnas. . . . .	35
4.3.	Histograma topográfico de los canales que mas información aportan para: (izquierda) Sujeto A; (derecha) (Sujeto B). . . . .	39
5.1.	Diseño del BCI2000. Está formado por 4 módulos: el operador, fuente, procesado de señal y aplicación. . . . .	47
5.2.	Localización del electrodo que se va a filtrar, en este caso C3 (círculo blanco) y localización de los electrodos (círculos negros) que se usan para realizar el filtrado espacial . . . . .	48
5.3.	Configuración de las matrices. . . . .	51
5.4.	Configuración de los tamaños de las matrices. . . . .	51
5.5.	Menú principal de la aplicación BCI de control domótico. . . . .	53
5.6.	Submenú de control del teléfono. . . . .	53
5.7.	Menú principal de la aplicación BCI de control domótico. . . . .	54
5.8.	Un usuario del CRE, participante en el estudio, realiza pruebas con la aplicación BCI de control domótico desarrollada durante el presente proyecto. . . . .	58
5.9.	Dispositivos domóticos y electrónicos que se pueden controlar mediante la aplicación BCI domótica . . . . .	58
6.1.	Histograma topográfico de la puntuación de los canales: a) Sujeto A y b) Sujeto B. . . . .	65

6.2. Precisión (%) obtenida por el usuario 1 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre. . . . .	70
6.3. Precisión (%) obtenida por el usuario 3 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre. . . . .	72
6.4. Precisión (%) obtenida por el usuario 4 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre. . . . .	73
6.5. Precisión (%) obtenida por el usuario 5 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre. . . . .	75
6.6. Precisión (%) obtenida por el usuario 6 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre. . . . .	75
6.7. Precisión (%) obtenida por el usuario 7 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre. . . . .	77
6.8. Precisión (%) obtenida por el usuario 8 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre. . . . .	78
6.9. Precisión (%) obtenida por el usuario 9 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre. . . . .	79
6.10. Análisis en el tiempo de los potenciales evocados P300 del usuario 5. . . . .	85
6.11. Registro EEG en el dominio del tiempo para el usuario 5 y el canal a) Oz y b) PO4. Característica $r^2$ en el dominio del tiempo para el usuario 5 y el canal c) Oz y d) PO4. . . . .	86
6.12. Análisis en el tiempo de los potenciales evocados P300 del usuario 2. . . . .	87
6.13. Registro EEG en el dominio del tiempo para el usuario 2 y el canal Oz. Característica $r^2$ en el dominio del tiempo para el usuario 2 y el canal Oz. . . . .	87

# Índice de tablas

4.1.	Ranking de los 12 canales que mas información aportan para diferentes particiones del sujeto A y del sujeto B. . . . .	38
4.2.	Resultados del test en % de los caracteres correctamente identificados para el Sujeto A y el Sujeto B y para un número de secuencias que se va incrementando. . . . .	39
4.3.	Comparación de la precisión media obtenida sobre el conjunto de datos de test en % para el ganador de la competición III y los que quedaron en segunda y tercera posición en la misma competición. . . . .	40
5.1.	Datos de los usuarios del CRE participantes en la investigación . . . . .	55
6.1.	Ranking de los 12 canales que mas información aportan para diferentes particiones del sujeto A y del sujeto B. . . . .	64
6.2.	Comparación del número de canales óptimo para el sujeto A y B entre el método ganador y el modelo propuesto para cada clasificador . . . . .	66
6.3.	Resultados del test en % de los caracteres correctamente identificados para el Sujeto A y el Sujeto B . . . . .	66
6.4.	Resultados obtenidos por el usuario 1 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. . . . .	70
6.5.	Resultados obtenidos por el usuario 3 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. . . . .	71
6.6.	Resultados obtenidos por el usuario 4 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. . . . .	72
6.7.	Resultados obtenidos por el usuario 5 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. . . . .	74
6.8.	Resultados obtenidos por el usuario 6 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. . . . .	76
6.9.	Resultados obtenidos por el usuario 7 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. . . . .	76
6.10.	Resultados obtenidos por el usuario 8 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. . . . .	77
6.11.	Resultados obtenidos por el usuario 9 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. . . . .	79
6.12.	Precisión y porcentaje de secuencias finalizadas por cada usuario. . . . .	80



# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Señales biomédicas

La ingeniería biomédica se puede definir como el desarrollo y aplicación de los principios y técnicas de la ingeniería en el campo de la biología y la medicina [1]. El campo de actuación de la ingeniería biomédica es multidisciplinar, ya que requiere conocimientos de medicina, física, matemáticas o ingeniería, entre otras materias. El conocimiento de la fisiología del cuerpo humano es crucial para evitar métodos de análisis que distorsionen o que eliminen información válida [2]. Esta disciplina cubre una amplia gama de actividades como el procesado de imágenes, el procesado de señales biomédicas, dispositivos electrónicos para prótesis y órganos artificiales, instrumentación biomédica, biotecnología, etc.

Este trabajo fin de máster se centra en el procesado de señales biomédicas. El propósito del procesado de señales biomédicas es el de extraer información relevante que no pueden ser evaluada mediante inspección visual, estudiar la relación entre varias de estas señales o realizar una representación alternativa [3, 4].

Las señales biomédicas son observaciones de actividades fisiológicas de organismos, desde secuencias de proteínas, ritmos neuronales o cardíacos, imágenes de tejidos o de órganos. El procesado de señales biomédicas se ha convertido en una herramienta imprescindible para extraer la información clínica oculta en la señal.

El papel primordial de las señales biomédicas ha ido evolucionando a lo largo de los años. Mientras que antes se centraba en el desarrollo de sistemas de diagnóstico con análisis automatizado, ahora el objetivo principal es el desarrollo de sistemas computerizados que ofrezcan al médico ayuda a la toma de decisiones fundadas [2].

El principal problema que tienen estas señales es que se ven muy afectadas por el ruido ya sea externo debido a la instrumentación empleada, como interno debido al propio sistema biológico [5]. Una de las tareas más importantes cuando se trabaja con señales biomédicas es el estudio de métodos de eliminación de artefactos, que puedan ocultar la información relevante.

Tradicionalmente, el estudio de las señales biomédicas se ha realizado de forma individual para cada una de ellas. Actualmente, se tiende al estudio de análisis de señales multimodales. Se explora la información mutua contenida en varias señales. Esto implica un aumento de la complejidad de los algoritmos y una necesidad cada vez mayor de la velocidad de cómputo [2].

Un importante grupo de señales biomédicas son de origen bioeléctrico. Algunas reflejan actividad espontánea y otras aparecen como respuesta a un estímulo [2]. Entre las que reflejan actividad espontánea destacan el electroencefalograma (EEG), electrocardiograma (ECG), el electrograma (EG), el electromiograma (EMG), el electroneurograma (ENG) o el electroretinograma (ERG).

- El electroencefalograma (EEG) refleja la actividad eléctrica del cerebro registrada por varios electrodos. Se suele emplear para evaluación diagnóstica y para estudiar episodios epilépticos, alteraciones del sueño, etc. En la Figura 1.1 a) se presenta esta señal con actividad alfa.
- El electrocardiograma (ECG) refleja la actividad eléctrica del corazón y se obtiene colocando los electrodos en el pecho, en los pies y en las manos. La forma típica de esta señal se muestra en la Figura 1.1 b) y se conoce con el nombre del complejo QRS. El ECG se emplea para la investigación de enfermedades cardíacas tales como el miocardio.
- El electrograma (EG) es un registro intracardíaco. Los electrodos se colocan directamente en el corazón. Es muy usual con equipos implantables como marcapasos.
- El electromiograma (EMG) registra la actividad eléctrica de los músculos. Se emplea para detectar actividad muscular anormal como distrofia muscular. En la Figura 1.1 c) se presenta un ejemplo obtenido del mentón en estado despierto.
- El electroneurograma (ENG) resulta de la estimulación de un nervio periférico con un impulso eléctrico tal que la respuesta al propagarse a lo largo del nervio puede medirse [2]. Se emplea para determinar la velocidad de conducción de un nervio de manera que ayude al diagnóstico del nervio dañado.
- El electroretinograma (ERG) registra los potenciales eléctricos generados por la retina del ojo durante la estimulación nerviosa. Es útil para la detección de células visuales en el fondo de la retina.

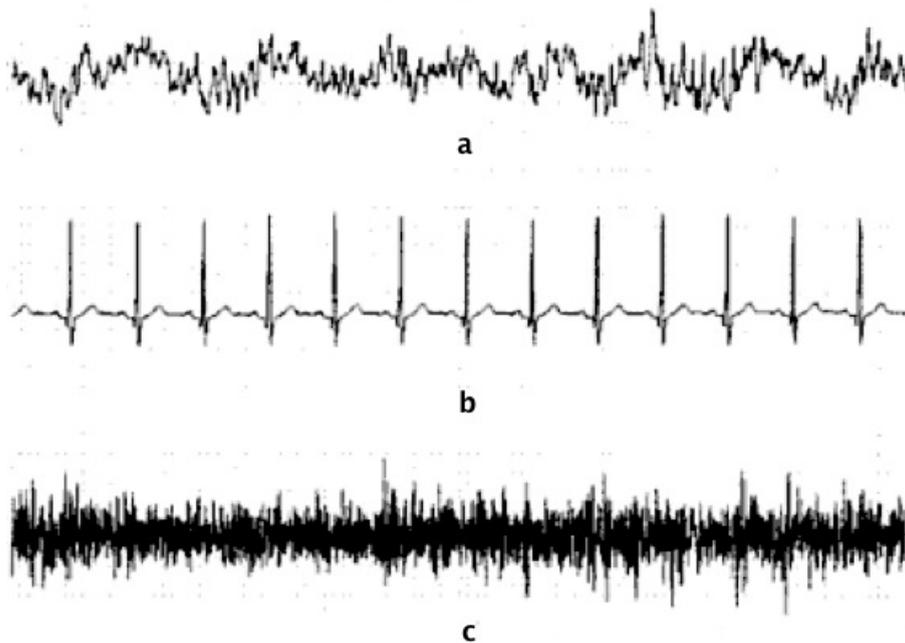


Figura 1.1: Ejemplo de 3 señales bioeléctricas. a) electroencefalograma con actividad alfa, b) electrocardiograma durante ritmo sinusal y c) electromiograma obtenido del mentón en estado despierto [2].

Entre las señales que aparecen como resultado de un estímulo externo se encuentran los potenciales evocados (PE).

- Los potenciales evocados (PE) constituyen una forma de actividad cerebral, que es evocada por estímulos sensoriales [2]. Se emplea para el diagnóstico de desórdenes de la comunicación visual y el cerebelo.

Este trabajo se centra en el procesado y aplicación de potenciales evocados cuyos registros se han realizado mediante EEG.

## 1.2. Electroencefalograma (EEG)

En 1929 Hans Berger desarrolló un sistema capaz de realizar exploración neurofisiológica basada en el registro de la actividad eléctrica cerebral que es lo que se conoce como electroencefalograma. El EEG registra la actividad eléctrica cerebral mediante electrodos colocados de forma superficial en el cuero cabelludo. Por tanto, se trata de una técnica no invasiva. Es de gran importancia para detectar anomalías neurofisiológicas de forma precoz, que pueden ser reversibles.

Los electrodos siguen una colocación definida. El esquema a seguir se llama sistema internacional 10-20 y está aprobado por la Federación Internacional de Sociedades de Electroencefalografía y Neurofisiología Clínica [6]. En la Figura 1.2 se muestra la posición de los electrodos según esta norma.

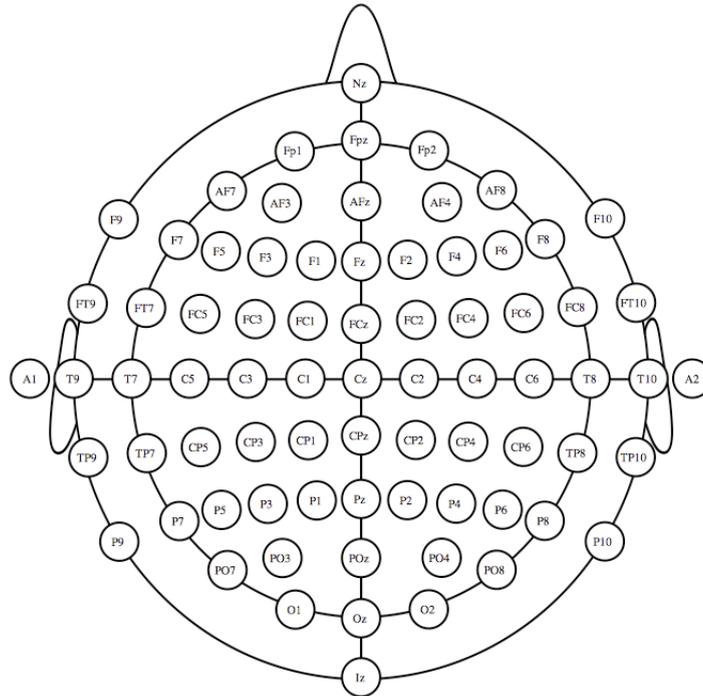


Figura 1.2: Disposición de los electrodos en el sistema internacional 10-20 [6]

La cabeza se divide en seis zonas: frontopolar (Fp), frontal (F), central (C), parietal (P), occipital (O) y temporal (T). A los electrodos situados en el hemisferio izquierdo se les asigna números impares y a los situados en el hemisferio derecho se les asigna números pares. Los que se encuentran en la línea central se les asigna la letra z minúscula. Los electrodos de referencia suelen colocarse en las orejas (A1, A2).

Las amplitudes de las señales registradas mediante electroencefalograma son del orden de  $\mu\text{V}$  y su espectro está contenido en frecuencias que van desde 0.5 Hz a 100Hz.

Las señales de electroencefalograma son muy susceptibles de presentar artefactos. Algunos artefactos comunes son el movimiento ocular o el movimiento muscular [7].

### 1.3. Potenciales evocados

Los potenciales evocados, también conocidos como potenciales relacionados con un evento, son señales de muy baja amplitud y transitorias. Se trata de una modificación de la actividad eléctrica como respuesta a un estímulo externo. Puede ser registrado mediante electroencefalografía o electromiografía. La técnica que se aplica es la estimulación repetida del mismo estímulo y el promediado de resultados debido a su baja amplitud. La variedad de potenciales evocados es muy extensa. Dependiendo del tipo de estímulo externo y de la modalidad sensorial se pueden distinguir:

- Potenciales evocados visuales: son cambios en el potencial, que se producen en la

corteza visual tras una estimulación luminosa [7]. Se suelen emplear para determinar la dirección del ojo y conocer la intención del usuario o para estudiar el nervio óptico. Una de las aplicaciones más típicas se basa en la aparición de un tablero de ajedrez en que las casillas se van iluminando constantemente [8]. Cada cambio implica un estímulo que es captado por la retina.

- Potenciales evocados auditivos: se estudia la respuesta del nervio coclear, del tronco cerebral y la corteza auditiva. Se estimula al usuario con tonos de diferentes frecuencias que se administra mediante unos auriculares y se estudia, mediante unos sensores colocados en el cráneo, los potenciales generados [9].
- Potenciales evocados somestésicos: los más empleados son los del brazo y la pierna. El objetivo es conocer el estado de la vía sensitiva desde el punto donde se aplica el estímulo eléctrico, el brazo o pierna, pasando por la médula al tronco del encéfalo o córtex. Son útiles para detectar lesiones medulares y del tronco cerebral [10].
- Potenciales evocados cognitivos: permiten el estudio de la actividad cerebral ligada a los procesos mentales [10]. Son respuestas eléctricas cerebrales que dependen de las actividades mentales exigidas y la información que aporta el estímulo y varía en función de fenómenos cognitivos como la percepción, la atención, la memoria o el lenguaje.

Tanto los potenciales auditivos como los potenciales cognitivos aparecen cuando un evento infrecuente se encuentra entre otros frecuentes. Algunos de los potenciales citados se muestran en la Figura 1.3.

En la actualidad se están desarrollando investigaciones que permiten, gracias a estos potenciales, aumentar la independencia de personas con grandes discapacidades para así, aumentar su autonomía. La información que aportan los potenciales evocados es procesada permitiendo el desarrollo y diseño de aplicaciones orientadas a mejorar la vida de estas personas.

## 1.4. Brain Computer Interface

Los sistemas Brain Computer Interface (BCI) son sistemas que permiten al cerebro interactuar con el exterior sin la intervención de músculos periféricos [11, 12]. En 1977 apareció el primer sistema BCI. Empleaba potenciales evocados visuales (PEV) para el control de un cursor en tiempo real [13].

Las señales registradas que se suelen emplear son las de EEG. Esto es debido a que es un método no invasivo, fácil de manejar, de bajo coste y portable.

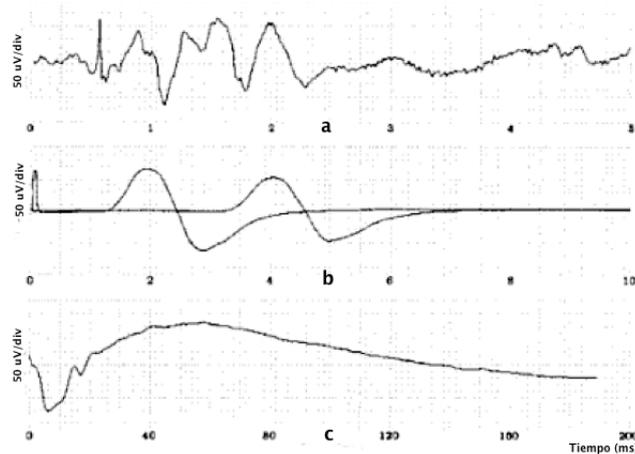


Figura 1.3: Ejemplo de señales como respuesta a un estímulo. a) potencial evocado como respuesta a un estímulo audible, b) electroneurograma registrado en dos posiciones de electrodos donde el retardo de las dos señales se usa para medir la velocidad de conducción nerviosa., c) electroretinograma obtenido durante la estimulación con un flash de luz [2].

Una vez que las señales registradas se muestrean y digitalizan ya se puede proceder a su procesamiento. Esta etapa de procesamiento está formada por dos subetapas: extracción de características y clasificación de características. En la subetapa de extracción se obtiene la información mas relevante que aportan estas señales para posteriormente hacer una selección óptima de éstas.

Los sistemas BCI permiten trabajar con varios tipos de señales. Algunas están definidas en el dominio del tiempo, otros en el dominio de la frecuencia, unas se generan espontáneamente, otros aparecen debido a algún estímulo externo, algunos necesitan de cierto aprendizaje por parte de los usuarios, en otras no.

El principal objetivo de estos sistemas es servir de tecnología asistiva para aquellas personas discapacitadas o en situación de dependencia [7]. También pueden servir de ayuda como técnica para la mejora de la comunicación y control de personas con afaxia o apraxia.

Algunas de las aplicaciones que se están desarrollando permiten a personas discapacitadas desplazarse con una silla de ruedas, controlar dispositivos que habitualmente se encuentran en una vivienda o navegar por internet sin necesidad de ayuda externa.

Las posibilidades son infinitas y muy variadas. En las últimas décadas el interés entre los grupos de investigación de todo el mundo ha ido aumentando. Cada año aumenta la participación tanto en congresos internacionales como en las competiciones BCI.

## 1.5. Objetivos del Trabajo Fin de Máster

En el presente trabajo se persiguen dos objetivos. En primer lugar el estudio del método ganador de la III Competición BCI de 2004 proporcionados por el centro de Wadsworth (*NYS Department of Health*) [14]. En este método se emplea el paradigma desarrollado por Donchin y Farwell en 1988 [15]. El conjunto de datos con el que trabaja este método lo proporciona la misma competición, junto con la información relevante en cuanto a su registro y características más importantes [16]. Además, se modifica el modelo de selección presentado por el método ganador y se compararan los resultados obtenidos en ambos casos. En particular, se modifica el procedimiento de selección de canales y los valores que puede tomar el hiperparámetro  $C$  de la máquina de vector soporte (*Support Vector Machine*, SVM). Se presentan los canales seleccionados con este nuevo método así como los resultados que se obtienen sobre el conjunto de test. Por último, se hace una comparación de los canales seleccionados por uno y otro método, el número de éstos seleccionados y la precisión conseguida sobre el conjunto de test.

Como segundo objetivo, se propone el desarrollo y diseño de una aplicación domótica para el control de dispositivos domóticos y electrónicos presentes habitualmente en una vivienda. Esta aplicación está orientada a personas en situación de discapacidad y dependencia. La aplicación se desarrolla empleando la herramienta de software *Borland C++ Builder*<sup>®</sup> y el sistema de propósito general BCI2000. Los usuarios deben contar las veces que se ilumina una imagen de entre las muchas que se presentan por pantalla en forma de menú. Cada imagen está asociada a un dispositivo domótico o electrónico o a una funcionalidad de éstos. La aplicación consta, por tanto, de tantos menús, como dispositivos se pueden controlar más el menú principal. La evaluación de la aplicación será llevada a cabo por los usuarios del Centro de Referencia Estatal para la Atención de Personas con Grave Discapacidad y para la Promoción de la Autonomía Personal y Atención a la Dependencia de San Andrés de Rabanedo (León). Los resultados obtenidos por estos usuarios se han analizado individualmente y de forma global.

## 1.6. Estructura del Trabajo Fin de Máster

El presente trabajo está compuesto por 7 capítulos: Introducción, sistemas Brain Computer Interface basados en P300, procesamiento de señales en sistemas BCI basados en P300, estudio de métodos de extracción y clasificación de características, diseño de una aplicación de control domótico, resultados y discusión, y conclusiones y líneas futuras.

En el capítulo de introducción se describen los fundamentos básicos de la ingeniería biomédica, en particular del procesamiento de señales biomédicas y las diferentes posibilidades de registro de las mismas. Además, se hace un repaso de los distintos tipos de potenciales evocados y se define el concepto de BCI. A continuación, se detallan los objetivos del trabajo fin de máster.

En el segundo capítulo se presentan los sistemas BCI basados en potenciales evocados P300 y las etapas de procesamiento de éstos. En primer lugar, se hace un repaso breve de los

sistemas BCI en general, para después centrarse en los sistemas BCI basados en potenciales evocados P300 y en las aplicaciones desarrolladas. Por último, se explica en que consisten las competiciones BCI y cuáles son las limitaciones actuales de estos sistemas.

El tercer capítulo se centra en el procesado de señal en sistemas BCI basados en P300. Este capítulo se divide en 4 apartados. Cada uno de ellos se refiere a las diferentes etapas del procesado de estas señales. Para comenzar, se explica el preprocesado de estas señales para posteriormente analizar las diferentes técnicas de eliminación de artefactos. En los dos apartados siguientes, se analizan los métodos de extracción y de clasificación de características que frecuentemente se emplean con estas señales.

En el siguiente capítulo se profundiza en los métodos de selección de características del método ganador de la III Competición BCI de 2004 proporcionados por el centro de Wadsworth (*NYS Department of Health*). Inicialmente, se describen las características de las señales de la III Competición BCI de 2004. A continuación, se estudia la metodología empleada del método ganador y las modificaciones realizadas en el procedimiento de selección del modelo óptimo.

El capítulo 5 muestra el diseño de la aplicación de control domótico. Este capítulo consta de dos subapartados. El primero estudia el desarrollo de la aplicación: cuáles son las necesidades del usuario, la implementación del sistema y la descripción de la interfaz de usuario. En el segundo subpartado se describe la aplicación del sistema a los usuarios del CRE de Discapacidad y Dependencia de San Andrés de Rabanedo (León). En particular, los usuarios que participan, la selección de la localización de canales y los parámetros de configuración óptimos. Por último, se detallan las sesiones de aplicación.

Una vez que se han analizado las señales de la III Competición BCI de 2004 y se han realizado todas las pruebas con la aplicación domótica, se procede a la discusión de los resultados en el capítulo 6.

El último capítulo, conclusiones y líneas futuras, contiene las principales conclusiones extraídas del trabajo realizado así como las líneas de investigación que puedan surgir del mismo.

## Capítulo 2

# Sistemas Brain Computer Interface basados en P300

### 2.1. Introducción

En 1870, los médicos Fritsch y Hitzig observaron que si se estimulaba determinadas áreas laterales de cerebros descubiertos se producían movimientos en el lado opuesto del cuerpo. Posteriormente, Hans Berger en 1929 desarrolló un método para el estudio de la actividad eléctrica cerebral: el electroencefalograma (EEG). En 1975, el médico Richard Birmick Caton de Liverpool (Reino Unido) confirmó que el cerebro era capaz de producir corrientes eléctricas comparables a las de un nervio o músculo. Durante mucho tiempo se ha especulado sobre la posibilidad de detectar estas señales bioeléctricas permitiendo controlar dispositivos mediante la actividad cerebral. La principal limitación se debía a la cantidad y complejidad de la actividad neuronal y eléctrica del cerebro [7].

El primer sistema BCI fue desarrollado por la UCLA (Universidad de California, Los Ángeles) empleando para ellos potenciales evocados visuales (PEV). Se demostró que los potenciales evocados visuales proporcionan un canal de comunicación entre los movimientos de un humano y un cursor que realiza movimientos en dos dimensiones [13].

El interés en estos sistemas ha ido aumentando conforme han ido pasando los años. En 1995 había 6 grupos de investigación dedicados al estudio de los sistemas BCI. En el primer congreso internacional, que tuvo lugar en el año 2000, participaron 20 grupos de investigación [11]. En el tercer congreso el número de participantes aumentó hasta alcanzar casi el triple de los que participaron en el primer congreso [17].

A lo largo de este capítulo, se analizarán los aspectos más importantes de los sistemas BCI. Para empezar, se estudiarán los diferentes tipos de señales de control BCI, en particular los potenciales evocados P300, que será en los que nos centremos en el presente trabajo fin de máster. Posteriormente, se describirán las etapas de procesamiento de los sistemas BCI y la relación entre éstas. A continuación, se hará un repaso de las aplicaciones más comunes de los sistemas BCI basados en P300. Además, se explicarán en qué consisten las competiciones BCI que emplean el paradigma P300 y se resumirán las bases de

una de las competiciones que proporcionan señales registradas de EEG disponibles para los investigadores, con el fin de probar diferentes métodos de procesado. Por último, se comentarán las limitaciones que tienen los sistemas BCI basados en P300.

## 2.2. Brain Computer Interface

El sistema BCI fue definido en el primer congreso internacional como un sistema de comunicación que permite al cerebro interactuar con el medio sin la intervención de los mecanismos normales de los nervios y músculos periféricos [11].

En una primera clasificación se pueden considerar dos tipos de sistemas BCI: dependientes e independientes. Los sistemas BCI dependientes no emplean exclusivamente la señal EEG sino que es necesario que se provoque cierta actividad cerebral [7]. Si el sistema BCI es independiente las señales de EEG proceden directamente del cerebro sin necesidad de ser provocadas.

Se puede hablar de diferentes sistemas BCI en base a si los métodos para registrar la actividad cerebral empleados son invasivos o no invasivos. Registrar la actividad cerebral de forma invasiva implica la implantación de electrodos en el córtex [18, 19] con la consiguiente intervención.

Los potenciales usuarios de los sistemas BCI son aquéllos que padecen discapacidades severas. Algunas enfermedades como la esclerosis amiotrófica lateral, accidentes cerebro vasculares (infarto, trombosis, embolias), lesiones de médula espinal, parálisis cerebral, pueden conducir a parálisis motoras o incluso del habla. La imposibilidad de poder comunicar emociones, pensamientos y necesidades es uno de los mayores problemas a los que se enfrentan. Uno de los aspectos a destacar es que el movimiento del ojo o el parpadeo normalmente no suele verse afectado [20]. Muchos de estos usuarios necesitan de dispositivos electrónicos para realizar funciones vitales. Normalmente, estas funciones están relacionadas con la comunicación, el control ambiental y la movilidad gracias a una silla de ruedas [21].

## 2.3. Señales de control en BCI

Los sistemas BCI pueden emplear cinco tipos de señales de control procedentes de los registros de EEG. Cada una de estas señales de control pueden ser recogidas de diferentes zonas de la corteza cerebral. Dependiendo de que aplicación vayamos a implementar y las habilidades del usuario, trabajaremos con unas u otras señales.

Estas señales de control son: potenciales evocados visuales (PEV), potenciales corticales lentos (PCL), ritmos sensoriomotors  $\mu$  y  $\beta$ , potenciales evocados P300 y potenciales de la actividad cortical neuronal.

Los potenciales visuales evocados son señales EEG que se registran en la zona de la corteza visual situada en la parte occipital del cerebro que se encarga del procesado de estímulos visuales. La mayor parte de la energía de estas señales se encuentra a bajas frecuencias, alrededor de los 10 Hz y su amplitud suele encontrarse entre los 5 y 50 mV. Su principio está fundamentado en la dirección de la mirada, por lo que los sistemas que emplean este tipo de señales de control son sistemas BCI dependientes [22].

Los potenciales corticales lentos se generan en la corteza cerebral. Aparecen entre los 0.5 y 10 s. Los potenciales negativos están asociados al movimiento y los potenciales positivos a la ausencia de movimiento [7].

Los ritmos sensoriomotores  $\mu$  y  $\beta$  recogen la variación de las características frecuenciales en las zonas sensoriales o motoras de la corteza cerebral. Los ritmos  $\mu$  se asocian a frecuencias entre 8-12 Hz y su actividad se focaliza en la corteza sensoriomotora o motora. Los ritmos  $\beta$  se asocian a frecuencias entre 18-26 Hz y su actividad se focaliza en la corteza visual [7].

Los potenciales evocados P300 son incrementos en la amplitud del voltaje como respuesta a un estímulo. Típicamente ese aumento de amplitud se presenta a los 300 ms de la presentación del estímulo. La amplitud será mayor si la probabilidad del estímulo es menor y será menor si la probabilidad del estímulo es mayor [15].

Las cuatro señales de control presentadas hasta el momento no emplean técnicas invasivas para el registro del EEG. Los potenciales de la actividad cortical neuronal sí que son de carácter invasivo. Desde 1960 se emplearon microelectrodos implantados en neuronas del cerebro. Los potenciales de neuronas corticales se obtienen midiendo individualmente la actividad eléctrica (el voltaje) de varias neuronas situadas en la corteza motora. Diversos estudios en monos han demostrado que éstos pueden controlar la descarga de neuronas individuales de la corteza motora [7].

En este trabajo fin de máster nos centramos en los sistemas BCI que emplean como señal de control los potenciales evocados P300.

### 2.3.1. Potenciales evocados P300

Numerosos estudios han demostrado que cuando a un usuario se le plantea la tarea de elegir entre dos categorías, una de ellas con menor probabilidad que la otra, se provoca un potencial evocado. El nombre de P300 deriva de que la latencia en aparecer el potencial es de 300 ms. También se le denomina P3 debido a que es el tercer pico de amplitud mayor en la latencia de los potenciales evocados sensoriales [23]. La amplitud del P300 varía directamente con la relevancia del estímulo provocado y con la habilidad del sujeto para discriminar unos eventos de otros. La distribución espacial del potencial P300 se concentra sobre la región centro-parietal en un registro electroencefalográfico, según el sistema internacional 10-20 [6]. Los electrodos usados normalmente son Cz, Fz, y Pz. En algunos casos, se añaden mas electrodos como O1 y O2 [24]. Además, el pico de amplitud también depende de esta distribución espacial. Así, el pico de amplitud más elevado se registra en

los electrodos parietales y se va atenuando a medida que la ubicación de los electrodos es mas central y frontal.

La aplicación típica de este tipo de señales de control la desarrollaron Farwell y Donchin en 1988 [15], también llamado paradigma P300. Se trataba de una matriz de 6 filas y 6 columnas que contiene letras y números del alfabeto. La filas y las columnas de esa matriz se iluminan aleatoriamente. Los sujetos deben prestar atención a una de las letras o números de la matriz y contar cuántas veces se ilumina. Tras doce iluminaciones, cada fila y columna se ha iluminado una vez y, por tanto, el elemento objetivo del usuario se ha iluminado dos veces. Se promedia, entonces, la respuesta para cada elemento de la matriz y el potencial que presente un pico de mayor amplitud será el que el usuario pretende seleccionar.

Para la aparición de este potencial evocado P300 no ha de recurrirse a medios verbales o motores de la comunicación. Esto permite que los usuarios trabajen con la aplicación desde el primer momento y no se requiera entrenamiento. En la Figura 2.1 podemos ver el aspecto típico de un potencial evocado P300.

## 2.4. Etapas de procesado de los sistemas BCI

Los sistemas BCI constan de 3 etapas de tratamiento de la señal: adquisición de la señal, procesado de la señal y aplicación del usuario. A continuación, se detallan estas 3 etapas.

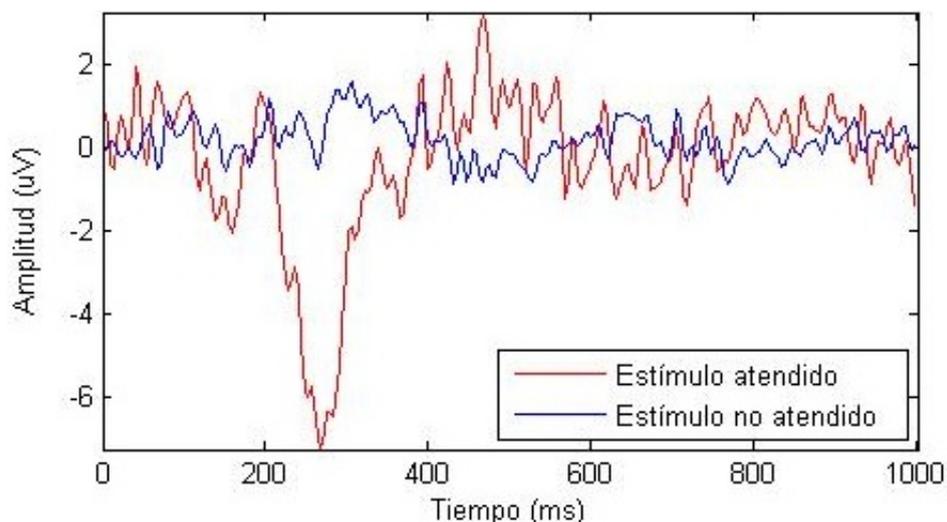


Figura 2.1: Potencial evocado P300. De los estímulos presentados al usuario solo el estímulo atendido presenta el pico alrededor de los 300 ms.

### 2.4.1. Adquisición de la señal

La adquisición de la señal dependerá de con qué tipo de sistemas BCI estemos trabajando. Si es un sistema BCI invasivo, la adquisición de la señal se hará mediante la implantación de los electrodos en el córtex. Si se trata de un sistema BCI no invasivo se pueden emplear diferentes técnicas de registro de señales. Algunas de estas técnicas son: el magnetoencefalograma (MEG), la resonancia magnética (fMRI) o el electroencefalograma (EEG). MEG registra la actividad funcional cerebral, mediante la captación de campos magnéticos. fMRI registra imágenes biomédicas que se adquieren mediante técnicas que emplean diferentes principios físicos. EEG registra la actividad eléctrica cerebral mediante electrodos colocados de forma superficial en el cuero cabelludo. Normalmente, se emplea el gorro de electrodos estándar 10-20 [6].

En nuestro caso, trabajamos con un sistema BCI no invasivo. Las señales se registran mediante la técnica de EEG y con el gorro estándar de 64 electrodos. Debido a que las señales registradas en los electrodos son de pequeña amplitud (del orden de  $\mu\text{V}$ ), éstas serán amplificadas. A continuación, estas señales serán filtradas y digitalizadas para que se pueda trabajar con ellas en un ordenador. Una vez que se han digitalizado, la información es almacenada para permitir la realización de análisis *offline* y trabajar con las señales no sólo en tiempo real, de tal forma que nos permita analizarlas con mas exhaustividad por diferentes métodos.

### 2.4.2. Procesado de la señal

En la etapa de procesado de la señal se pueden distinguir dos subetapas: extracción de características y traducción de características.

#### a) Extracción de características

Las señales digitalizadas pueden ser sometidas a diferentes procesos de extracción de características. La extracción de características se puede hacer en el dominio del tiempo, en el dominio del espacio, en el dominio del tiempo-espacio o por métodos inversos. Emplear uno u otro método va a depender de las señales de control con las que se trabaje. Por ejemplo, los ritmos sensoriomotores  $\mu$  y  $\beta$  están muy localizados por lo que sería recomendable emplear filtros espaciales. Los filtros espaciales combinan datos de varias ubicaciones para centrarse en una actividad con una distribución espacial particular. Un ejemplo es el Laplaciano que se calcula combinando el voltaje en el emplazamiento deseado, con los voltajes de los electrodos que están a su alrededor [7].

Normalmente, las investigaciones se centran en el análisis *offline* de los datos para escoger el método que dará un mejor rendimiento del sistema BCI. El rendimiento de un sistema BCI viene dado por la relación señal-ruido. El objetivo principal es reconocer la intención del usuario. Para ello, debe haber una correlación entre los registros electrofisiológicos y la acción que se pretende realizar. La extracción de características debe conseguir maximizar esta relación señal-ruido que puede verse afectada por ruido del sistema

nervioso central. El ruido es especialmente difícil de discriminar, cuando éste es similar a la señal que se está procesando. La medida estadística empleada para la determinación del método que dará mejores resultados es  $r^2$ . El factor  $r^2$  es la proporción de la varianza entre las clases en la característica de la señal que lleva la información de la intención del usuario [25].

## b) Clasificación de características

Los algoritmos de traducción de características convierten las variables independientes, es decir, las características extraídas de la señal, en variables dependientes. El éxito del algoritmo de traducción viene determinado por la selección de las características apropiadas, de como de bien el usuario controla esas características y como de eficiente es el algoritmo en la traducción a comandos de control de un dispositivo.

Se lleva a cabo mediante un clasificador que, en función de como sea la la característica en cada intento, le asocia una selección u otra. Hay dos tipo de algoritmos de clasificación, los lineales y los no lineales. Los algoritmos lineales suelen ser mas robustos que los no lineales. Estos algoritmos asumen que los datos pueden separarse de manera lineal. Divide el espacio en hiperplanos de separación generando diferentes regiones. Cada una de estas regiones se corresponde con una selección distinta. Los algoritmos no lineales tienen en cuenta mas parámetros por lo que la carga computacional es mayor. Cuando se trabaja con pocos datos los algoritmos lineales dan buenos resultados. Si se trabaja con grandes cantidades de datos son mas adecuados los métodos no lineales [26].

Se pueden considerar 3 niveles de adaptación para la evaluación de un algoritmo de clasificación. Primero una adaptación inicial del usuario. Cuando un usuario accede por primera vez a un sistema BCI, el algoritmo ha de adaptarse a las características de la señal del usuario. Por ejemplo, en el caso de que trabajemos con potenciales evocados P300 se tendrá que adaptar a la características de amplitud del potencial evocado P300 de ese usuario. Este primer nivel puede verse afectado por causas externas como la concentración del usuario, la motivación, el ambiente que le rodea, etc. Por esta razón, es necesario, un segundo nivel de adaptación. En este nivel se realizan continuos ajustes de los posibles cambios espontáneos de las características de la señal. Este ajuste es posible realizarlo de manera *offline*. El tercer nivel de adaptación solo es posible realizarlo de manera *online*. El objetivo es conseguir que el usuario desarrolle y mantenga el mayor nivel posible de correlación entre su intención y las características de la señal que el BCI emplea para decidir ese intento.

### 2.4.3. Aplicación de usuario

La etapa de aplicación se corresponde con la que directamente interactúa con el usuario. Una vez que han sido detectadas las características y se han traducido éstas en señales de control, la aplicación implementada deberá realizar las acciones correspondientes. Que una aplicación pueda ser utilizada en la práctica depende de factores como la velocidad o la precisión. Algunas de estas aplicaciones permiten al usuario controlar dispositivos domóticos presentes en una vivienda, responder a preguntas del tipo SI/NO, manejar una

silla de ruedas, movimiento de prótesis, etc.

En el siguiente apartado nos centraremos en las aplicaciones implementadas que emplean los sistemas BCI basados en potenciales evocados P300.

## 2.5. Aplicación de los sistemas BCI basados en P300

Se han desarrollado gran cantidad de aplicaciones que permiten la comunicación entre ordenadores y usuarios con ciertas discapacidades. En muchas ocasiones, se controlan ciertos dispositivos mediante el movimiento de algún músculo que no se ha visto afectado. Por ejemplo, si un usuario con cierta discapacidad motora puede mover el cuello con absoluta normalidad, estos movimientos se pueden emplear para controlar dispositivos. Sin embargo, hay usuarios que no pueden controlar ningún movimiento voluntario del sistema motor, por lo que les es imposible emplear ese tipo de sistemas para el control de dispositivos. En estos casos, los sistemas BCI cobran una gran importancia debido a que se basan en habilidades cognitivas y sensoriales de los usuarios, que nada tienen que ver con el sistema motor. En particular, se considerarán aplicaciones que emplean sistemas BCI basados en potenciales evocados P300.

La primera aplicación BCI basada en potenciales evocados P300 fue implementada por *Farwell y Donchin* en 1988 [15]. Consiste en una matriz formada por 6 filas y 6 columnas que se van iluminando aleatoriamente. Esta matriz contiene las letras y números del alfabeto tal y como se muestra en la Figura 2.2. El usuario se fija en uno de los caracteres y tiene que contar el número de veces que dicho carácter se ilumina. Cada una de las 6 filas y 6 columnas se intensificaba durante un período de 100 ms. El tiempo que transcurre entre intensificaciones (*Inter-Stimulus Interval*, ISI) de una fila o columna y la siguiente es de 500 ms, aunque posteriormente se disminuye a 125 ms. Cada fila y columna se intensifica un total de 15 veces, por lo que cada carácter se iluminaba 30 veces en total. En el estudio se presentan las amplitudes de los potenciales evocados P300 para cada sujeto participante y para cada valor del tiempo entre intensificaciones (ISI). Se concluye que para un tiempo entre intensificaciones (ISI) de 500 ms las amplitudes de los potenciales evocados son mayores que para un tiempo entre intensificaciones (ISI) de 125 ms. Sin embargo, hay que tener en cuenta que cuanto mayor sea el tiempo que transcurre entre intensificaciones (ISI), mayor es también el tiempo que transcurre para seleccionar un carácter.

Algunos estudios se han centrado en cómo emplear los potenciales evocados P300 para controlar el movimiento de una silla de ruedas. En el estudio de *Rebsamen et al.* se presenta al usuario una pantalla con diferentes opciones que se corresponden con localizaciones de un espacio público [27]. Por ejemplo, si nos encontramos en un hospital, las diferentes estancias a las que podría acceder el usuario se le presentan en la pantalla de forma similar a como se hacía previamente con los caracteres alfanuméricos. El nombre de las estancias se presenta en forma de columnas y filas que se iluminan aleatoriamente. El usuario se fija en el nombre de la estancia a la que quiere dirigirse de igual forma que se hacía previamente cuando se indicaba una letra. A este sistema se le añade un conjun-



Figura 2.2: Matriz de letras formada por 6 filas y 6 columnas de letras que se van iluminando aleatoriamente

to de sensores que van a controlar las rutas guiadas entre los lugares predefinidos. Para ello, cuando se selecciona un camino mediante la aplicación BCI basada en potenciales evocados P300, el robot se mueve a lo largo de la ruta elegida mediante un controlador de trayectoria [28].

El estudio de Iturrate *et. ál.* emplea los potenciales evocados P300 para la elección de la trayectoria de una silla de ruedas en tiempo real [29]. Al usuario se le presenta una pantalla en la que aparece una reconstrucción en tiempo real del escenario en el que se encuentra en ese momento. En este caso, permite que el usuario pueda manejar la silla de ruedas en cualquier escenario desconocido. En la pantalla aparece la reconstrucción de lo que el usuario está percibiendo y unos puntos que hacen referencia al destino que el usuario pretende alcanzar o bien una serie de comandos que la silla puede realizar (ej.: girar a la izquierda, girar a la derecha, etc.). En la Figura 2.3 se puede ver el aspecto de esta interfaz. Estas localizaciones o comandos están distribuidas a lo largo de la pantalla en forma de matriz y se irán iluminando aleatoriamente. El usuario se tendrá que concentrar, o bien en el comando que se ilumina si pretende hacer una de las acciones permitidas, o en los puntos distribuidos a lo largo del mapa.

Una ampliación de esta aplicación se puede ver en el estudio de Iturrate *et. ál.* en el que además de controlar los movimientos de la silla de ruedas en tiempo real mediante los potenciales evocados P300, el usuario está remotamente conectado vía internet con una estación robot que puede estar localizada en cualquier parte del mundo [30]. El sistema BCI decodifica las intenciones del usuario que se transfieren al sistema robótico vía internet. El sistema robótico le puede mandar al usuario imágenes y audio que captura

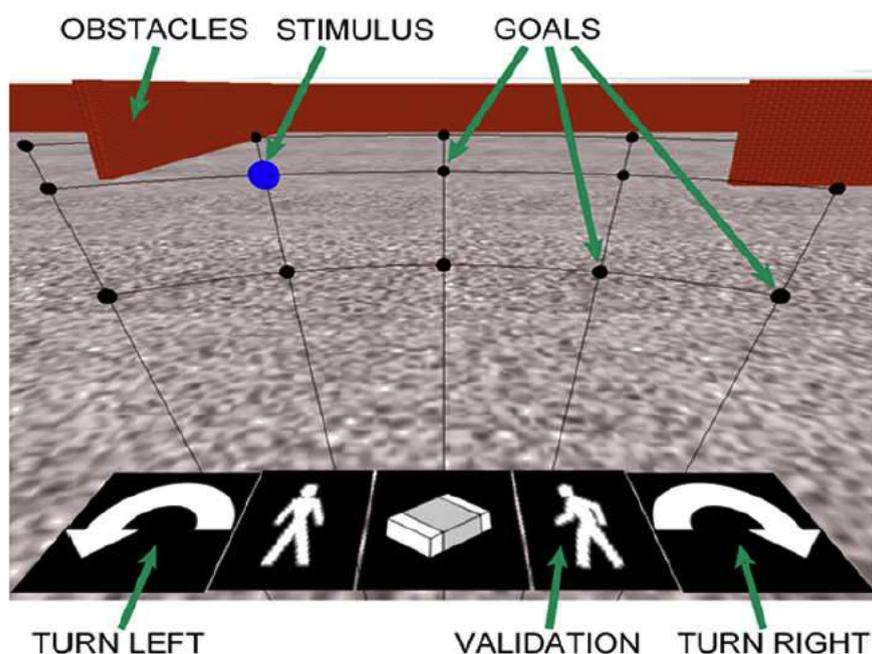


Figura 2.3: Interfaz para el control de una silla de ruedas en la que se presenta una reconstrucción real de lo que el usuario está percibiendo. Los puntos hacen referencia al destino que el usuario puede querer alcanzar. En la parte inferior de la interfaz aparecen los comandos de las acciones disponibles.

en tiempo real. Además, permite establecer comunicación de forma remota mediante una tercera interfaz de interacción (ej.: permite contestar preguntas del tipo Si/No).

Una aplicación similar se puede encontrar en el estudio de Mugler *et. ál.* en el que el sistema BCI basado en potenciales evocados P300 permite controlar un navegador de internet. En este estudio se presentan los resultados obtenidos cuando usuarios sanos y usuarios con alguna discapacidad utilizan esta aplicación [31]. En esta caso, la matriz está formada por 8 columnas y 8 filas que incluyen los caracteres alfanuméricos de la matriz diseñada por Farwell y Donchin, además de otros caracteres típicos de un navegador de internet.

## 2.6. Competiciones BCI que emplean el paradigma P300

Las competiciones BCI se realizan desde el año 2001 [32]. En estas competiciones se ofrecen señales registradas de usuarios, tanto en sesiones de entrenamiento como de test. El objetivo es que diferentes grupos de investigación prueben sus métodos sobre las mismas señales y puedan divulgar los resultados. Las señales proporcionadas se dividen en dos grupos. Unas son señales etiquetadas que será con las que trabajan los métodos implementados. Con estas señales se comprobará qué métodos trabajan mejor para posteriormente aplicar los métodos al conjunto de señales sin etiquetar y obtener resultados. El grupo ganador será aquél que obtenga el mayor número de aciertos entre el número de

intentos totales.

Las señales que se ponen a disposición de los grupos de investigación pueden ser, entre otras, potenciales evocados P300. Las señales de potenciales evocados P300 se ofrecieron en las competiciones II y III [33, 34]. En ambos casos, los dataset presentan señales de potenciales evocados P300 registrados con el sistema de propósito general BCI2000 [25] y usando el paradigma descrito por Donchin *et al.* [15]. El objetivo en ambas competiciones es estimar en qué letra de las 36 que aparecen en la matriz de caracteres alfanuméricos definida, es en la que el usuario se ha concentrado. Para cada una de las competiciones y de las señales ofrecidas, se especifica como han sido registradas, las variables que forman parte del dataset, la configuración empleada del BCI2000, un ejemplo de demostración y el objetivo que se persigue.

## 2.7. Limitaciones en sistemas BCI basados en P300

Una de las principales limitaciones de los sistemas BCI es su carácter multidisciplinar. Por un lado, es necesario contar con la colaboración de médicos y psicólogos que participen en la selección de usuarios para la realización de las pruebas. Esto permite que se puedan comparar resultados en base a las diferentes capacidades neurológicas o físicas de éstos y mejorar su adaptabilidad al sistema BCI de forma individual. En el caso particular del empleo de sistemas BCI basados en potenciales evocados P300, se necesita que los usuarios posean capacidades mínimas de atención. Puesto que éstos van a tener que estar concentrados fijándose en algún icono de la pantalla, será recomendable que su capacidad de concentración sea alta. El diseño de los ingenieros de la aplicación debe adaptarse a las capacidades de los usuarios.

Otro de los problemas que pueden surgir tiene que ver con el registro de la señal. En general se suele utilizar el EEG. Este método de registro tiene ventajas como que es portable, no invasivo, económico y de fácil uso. Una de las desventajas de este método de registro es que, además de consumir mucho tiempo, puede influir en el estado anímico y la motivación del usuario puesto que desde que se comienza con la colocación del gorro, hasta que se consiguen los valores de impedancia óptimos, puede pasar en torno a una hora. Esta limitación se pretende solventar con la utilización de electrodos activos puesto que el tiempo de colocación que requieren es considerablemente inferior.

Además, este método de registro de señales es muy ruidoso. Por tanto, será imprescindible desarrollar métodos de eliminación de artefactos. Algunos de los artefactos que se presentan comúnmente son de baja frecuencia. Por ejemplo, los movimientos de los ojos (parpadeos, movimientos del globo ocular), movimientos de la boca (apretar los dientes, mover la lengua) y los movimientos provocados cuando respiramos. Algunos de los artefactos de alta frecuencia detectables es la tensión muscular.

Lo óptimo sería que los sistemas BCI proporcionen al usuario cierta independencia y control de la que carecen debido a su discapacidad. La realidad es que se trata de equipos de elevado coste y se necesita disponibilidad de una segunda persona para la colocación

---

del gorro y conseguir los valores óptimos de impedancia. La transferencia de esta tecnología a las casas de los potenciales usuarios se hace en estos momentos imposible. La mayor parte de estos sistemas se encuentra en laboratorios de investigación.



## Capítulo 3

# Procesado de señal en sistemas BCI basados en P300

El procesado de señal en sistemas BCI consta de varias etapas. A continuación, se detallan aquéllas que son más comunes en los sistemas BCI basados en potenciales evocados P300. Se describe, por un lado, la etapa de preprocesado que normalmente se emplean en estos sistemas. Por otro lado, se analizan los artefactos que con más frecuencias suelen aparecer en este tipo de señales registradas y se evalúa que métodos de eliminación de artefactos son los más eficaces. Posteriormente, se centra en las etapas de extracción y clasificación de características. Para ambas etapas se estudian los métodos tanto de extracción como de selección que han dado mejores resultados en sistemas BCI basados en potenciales evocados P300.

### 3.1. Preprocesado

Una vez se ha registrado la señal de EEG mediante el gorro de electrodos estándar [6], se lleva a cabo un preprocesamiento con el fin de reducir el ruido. El método más empleado en sistemas BCI es el filtro paso banda. La información más relevante que nos proporcionan las señales EEG registradas, cuando se trabaja con un sistema BCI basado en potenciales evocados P300, aparece en los primeros 600 ms después del estímulo. Por ello, se suele emplear este filtro paso banda para analizar solo la parte de la señal más significativa. Las frecuencias de corte de este filtro paso banda varían de unos estudios a otros. Kaper *et ál.* emplean un filtro paso banda con frecuencias de corte de 0.5 y 30 Hz [35], Rakotomamonjy y Guigue aplican un filtro Chebychev Tipo I con frecuencias de corte de 0.1 y 10 Hz [14], o Xu *et ál.* cuyo filtro paso banda considera las frecuencias de 2 a 8 Hz [36].

### 3.2. Eliminación de artefactos

Cuando se trabaja con señales EEG hay que considerar posibles artefactos que pueden alterar los registros. Estos registros pueden verse contaminados por movimientos musculares (electromiograma, EMG), movimientos oculares (electrooculograma, EOG) u otro

tipo de actividad del sistema nervioso central (*Central Nervous System*, CNS) [7].

Los movimientos musculares pueden generar actividad eléctrica, que se superpone a la actividad eléctrica cerebral, que es la que se pretende registrar. Por ejemplo, un usuario con parálisis cerebral puede tener movimientos impredecibles del cuello o de la cabeza que generarán actividad EMG [7]. Normalmente, se contaminan de esta actividad eléctrica los electrodos frontales, temporales y occipitales [7]. Para su eliminación se emplean análisis topográficos y espectrales [7].

El movimiento de los ojos o el parpadeo pueden introducir artefactos en los registros EEG. Estos artefactos suponen un inconveniente, especialmente cuando se trabaja con potenciales evocados P300 [37]. Los potenciales debidos a artefactos oculares, se transmiten por toda la cabeza, atenuándose cuanto mayor es la distancia a los ojos [38]. Por un lado, el movimiento de rotación del propio globo ocular produce modificaciones en la actividad eléctrica registrada en el cuero cabelludo. Por otro lado, el parpadeo de los ojos genera un campo eléctrico que puede propagarse a través de todo el cráneo [37].

Un método para evitar esta contaminación de los registros EEG, consiste en eliminar aquellos segmentos que contienen artefactos oculares importantes [38]. Otra forma de evitarlos consiste en emplear la información de la señal EOG, [24, 37, 38, 39]. Así, además de registrar la actividad eléctrica mediante el EEG se registra también la actividad eléctrica generada por el movimiento de los ojos mediante el EOG. A continuación, se resta de las tramas EEG la actividad ocular EOG [37]. Este método, sin embargo, conlleva bastantes errores, debido a que la actividad eléctrica generada por los movimientos de los ojos no se registra por igual en todos los canales sino que aparece principalmente en los electrodos situados en la zona frontal [38]. Para abordar este problema, se podría estimar un factor de propagación para cada canal específico y escalar la señal EOG antes de proceder a la resta [24, 37]. Finalmente, otros estudios realizan la eliminación de artefactos en base a un criterio. Por ejemplo, tomando como referencia el valor medio del potencial evocado. Si la amplitud de una trama EEG o EOG excede de un umbral establecido a partir del valor medio de los registros, ésta se elimina automáticamente [40].

### 3.3. Métodos de extracción de características

Para determinar la presencia o ausencia de potenciales evocados P300, debemos extraer las características procedentes de las señales de EEG. A continuación, se presentan los métodos que se suelen aplicar y de qué manera, sobre este tipo de señales.

#### a) Detección de picos (*Peak picking*)

El *peak picking* se basa en el cálculo de la amplitud del potencial evocado P300. Para ello, se determina la diferencia entre el punto más negativo previo a la ventana establecida y el punto más alto dentro de dicha ventana [15]. Habitualmente, la ventana comprende

de 220 a 500 ms una vez producido el estímulo, donde típicamente aparece el potencial P300.

### b) Área

El método del cálculo del área del potencial P300 se obtiene como la suma de todos los puntos de la ventana establecida, donde aparecerá el P300 [15]. El cálculo del área de la ventana establecida comprende, como en el método anterior, de 220 a 500 ms una vez producido el estímulo, donde típicamente aparece el potencial P300.

### c) Covarianza

Se calcula la media de las tramas de entrenamiento atendidas para cada sujeto y, posteriormente, se calcula la covarianza entre cada trama y la calculada previamente [15].

### d) Análisis de componentes independientes (*Independent component Analysis, ICA*)

ICA es una técnica estadística y computacional para revelar factores ocultos que subyacen en conjuntos de variables aleatorias o en señales [41, 42]. En los electrodos se registran las señales EEG mezcladas de diferentes localizaciones a lo largo de todo el cuero cabelludo. ICA se aplica en señales EEG para identificar aquellas fuentes independientes y poder asignarles a un potencial evocado P300 [43]. Hay diferentes algoritmos disponibles para realizar el ICA como Infomax, JADE o FastICA. En el estudio de Li *et ál.* eligieron FastICA porque converge más rápido que los otros [43]. Tomaron la media de 400 señales preprocesadas de los registros EEG para los estímulos no atendidos y 80 señales preprocesadas que se corresponden con aquellos estímulos que sí fueron atendidos. Las señales registradas cuando los estímulos no se atienden se denotan por  $x_{nt}$ . Las señales registradas cuando el estímulo ha sido atendido se denota por  $x_t$ . La técnica estadística ICA considera que esas señales se pueden expresar como:

$$x_{nt} = A_{nt}s_{nt} \quad (3.1)$$

cuando se trabaje con estímulos no atendidos o como:

$$x_t = A_t s_t \quad (3.2)$$

cuando se analicen los estímulos atendidos.  $s$  en ambas expresiones es el conjunto de componentes independientes y  $A$  en ambas expresiones es la matriz de coeficientes. Para encontrar  $A$  y  $s$  con ICA, se puede asumir que las componentes son no-gaussianas e independientes, la mezcla es lineal y espontánea y los datos son estacionarios. Cuando  $x_t$  se corresponde con los estímulos atendidos tendremos mas componentes que con las señales de los estímulos que no han sido atendidos. Esto es debido a que la señal  $x_t$  de los estímulos atendidos estará formada por ruido mas la respuesta P300, sin embargo, la señal  $x_{nt}$  de los estímulos no atendidos solo estará formada por ruido. Por tanto, si comparamos ambas matrices, habrá mayor número de coeficientes en  $A_t$  que en  $A_{nt}$  por lo que algunos de los componentes independientes estarán relacionados con los potenciales

evocados P300. Aquéllos componentes independientes en los que se aprecien mayores diferencias serán los que se extraerán como características para la identificación de los potenciales evocados P300 [43].

#### d) Análisis de componentes principales (*Principal Component Analysis, PCA*)

PCA se emplea cuando lo que se pretende es reducir el número de canales para que prevalezcan los que mayor información aportan. PCA es un método estadístico de síntesis de información o reducción de número de variables [44, 45]. Este método busca a partir de un espacio geométrico de los datos, una dirección del espacio, tal que al proyectar los datos sobre ella, la varianza de esos datos proyectados sea máxima. En primer lugar, se realiza una normalización de los datos y se calcula la matriz de covarianza  $C$  de los datos normalizados. A continuación, se obtienen los autovectores de la matriz de covarianza  $C$  denotados como  $D_1, \dots, D_N$ . Los autovectores  $D_1, \dots, D_N$  de  $C$  se corresponden con los autovalores  $\lambda_1, \dots, \lambda_N$  de tal forma que  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$  y  $\|D_i\| = 1$ .  $D_1, \dots, D_N$  constituyen las nuevas coordenadas del sistema.  $D_1$  será la primera dirección de la componente principal,  $D_2$  será la segunda dirección de la componente principal, así sucesivamente hasta llegar a  $D_N$  que será la enésima dirección de la componente principal [45]. En el trabajo de Thulasidas *et ál.* se pone de manifiesto esta reducción de canales. En este estudio, se registraron 25 canales EEG para todos los sujetos y tras aplicar PCA se redujeron a 20 [46].

### 3.4. Métodos de clasificación de características

Una vez extraídas las características, se ha de considerar un problema de clasificación binario [47]. Algunas técnicas de clasificación lineales comúnmente empleadas, en este tipo de sistemas BCI, son las que se detallan a continuación [47]:

#### a) Método de correlación de Pearson (*Pearson's Correlation Method, PCM*)

El método de correlación de Pearson es una herramienta de análisis estadístico empleada para la detección de la significatividad de las variables de predicción. La relación entre dos variables aleatorias cuantitativas  $X$  e  $Y$  está caracterizado por la covarianza  $\sigma_{xy}$  y el coeficiente de correlación  $\rho$ . Ambos parámetros pueden emplearse para indicar la falta de independencia entre ambas variables o bien la dependencia lineal existente entre éstas [48]. El estimador del coeficiente de correlación de Pearson se obtiene de la división de la covarianza entre la desviación típica de ambas variables aleatorias tal y como se expresa a continuación [48]:

$$\rho = \frac{\sigma_{xy}}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3.3)$$

Esta correlación puede tomar valores entre -1 y 1. Cuanto mayor sea el valor de la correlación en valor absoluto más proporcionales son ambas series y mayor será la significación de la variable de predicción. Si el valor de la correlación es próximo a cero ambas

series no son proporcionales, es decir, no hay correlación.

El método de correlación de Pearson aplicado a sistemas BCI basados en potenciales P300 nos da idea de la relación existente entre los valores de la característica de entrada correspondiente a cada estímulo  $X_i$  y la etiqueta asignada a ese estímulo  $Y_i$ . La etiqueta  $Y_i$  tomará el valor de 1 si el estímulo ha sido atendido o de -1 si el estímulo no ha sido atendido. Este método refleja el grado de relación entre la característica  $X_i$  y la etiqueta  $Y_i$  en un rango que va entre -1 y 1. Si ambas series son estrictamente proporcionales el valor de la correlación será de 1 o -1. Si no hay relación entre las características y las etiquetas asociadas el valor de la correlación será de cero. Si se emplea el método de correlación de Pearson para discriminar entre aquellas características más relevantes y menos relevantes, se emplea el siguiente procedimiento. En el caso de que estemos ante una característica significativa, se multiplica el valor de ésta por un coeficiente no nulo. Si la característica no es significativa se multiplica el valor de ésta por un valor próximo a cero. De esta forma, la característica que aporta más información tendrá mayor impacto en el modelo que la que no lo aporte [47].

## b) Discriminante lineal de Fisher (*Fisher's Linear Discriminant, FLD*)

El discriminante lineal de Fisher es el método más empleado cuando el problema que se afronta es binario [47]. Se emplea cuando ambas poblaciones tienen distribución Gaussiana y el mismo valor de covarianza. Se basa en determinar la función discriminante que sea combinación lineal de las variables originales. Para ello, se busca la dirección óptima sobre la que proyectar los datos de los dos grupos conocidos que queremos clasificar. Un dato se clasificará en uno u otro grupo en función de qué grupo esté más cerca en esa dirección. La dirección óptima debe ser aquella que separe mejor las medias de ambas clases.

El discriminante lineal de Fisher proyecta los patrones de entrada en un espacio unidimensional. La dirección de la proyección viene dada por la expresión:

$$y = \mathbf{w}^T \mathbf{x} \quad (3.4)$$

Los elementos del vector  $\mathbf{w}$  son los parámetros de adaptación y son seleccionados de tal manera que maximice la separación entre clases. La separación de clases óptima será la distancia máxima entre la media de los vectores proyectados que pertenecen a ambas clases. Si consideramos un problema de clasificación binario el vector de pesos  $\mathbf{w}$  debe maximizar:

$$\mu_2 - \mu_1 = \mathbf{w}^T (\boldsymbol{\mu}_2 - \boldsymbol{\mu}_1) \quad (3.5)$$

donde

$$\mu_i = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\mu}_i \quad (3.6)$$

es la media de los datos proyectados correspondientes a cada una de las clases consideradas. El problema de optimización ha de tener en cuenta que no siempre una maximización

zación de la distancia de las medias de ambas clases dá buenos resultados [48]. El discriminante de Fisher previene de esta situación maximizando una función que representa la diferencia entre las medias proyectadas normalizado por una medida de la dispersión dentro de la clase a lo largo de la dirección de  $w$ .

La varianza de cada una de las clases viene dada por :

$$\sigma_i^2 = \sum_{n \in w_i} (y_n - m_i)^2 \quad (3.7)$$

El criterio de Fisher consiste en maximizar la expresión:

$$J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_w w} \quad (3.8)$$

donde  $S_B$  es la matriz de covarianza para cada uno de los datos de cada clase y  $S_w$  es la matriz de covarianza total, considerando ambas clases [49].

Si derivamos la función  $J(w)$  con respecto a  $w$  obtenemos:

$$(w^T S_B w) S_w w = (w^T S_w w) S_B w \quad (3.9)$$

Multiplicando a ambos lados de la ecuación por  $S_w^{-1}$  nos queda:

$$S_w^{-1} S_B w = \lambda w \quad (3.10)$$

La dirección óptima de proyección se puede expresar como el autovalor de la matriz  $S_w^{-1} S_B$  asociado al mayor autovalor  $\lambda$  [48].

El discriminante lineal de Fisher requiere evaluar la distancia desde la proyección del dato que se pretende clasificar a la proyección de la media de la clase y así determinar a que clase pertenece. Es decir, deducir qué clase le corresponde a una determinada entrada  $x$ . Se aplica la regla que sigue a continuación:  $x$  pertenece a la clase  $i$  si:

$$|w^T x - w^T \mu_i| = \min_i |w^T x - w^T \mu_i| \quad (3.11)$$

El discriminante lineal de Fisher describe una frontera lineal de decisión en el espacio de entrada. El hiperplano de separación está representado por  $w$ .

Para problemas de clasificación binaria, como en el caso de sistemas BCI basados en potenciales P300, se ha comprobado que dá buenos resultados [47]. En particular, este método refleja con mayor fidelidad la calidad del estimador que el coeficiente de correlación de Pearson empleado comúnmente, debido a que éste sólo indica si existe una relación lineal entre las dos variables, y en cambio el discriminante lineal de Fisher emplea la covarianza entre características. Además, el entrenamiento, la implementación, y

el rendimiento es superior cuando se emplea discriminante lineal de Fisher que si se emplea el discriminante de Pearson [47].

Aplicado a sistemas BCI basados en potenciales P300 los pesos de las características estimadas vienen dados por :

$$\hat{\mathbf{w}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (3.12)$$

donde  $\mathbf{X}$  es la matriz formada por los vectores de características e  $y$  es la etiqueta asignada [47].

### c) Análisis discriminante lineal paso a paso (*StepWise Linear Discriminant Analysis, SWLDA*)

El análisis discriminante es una técnica estadística que nos indica qué variables pertenecen a una clase u otra y cuantas de éstas son necesarias para que la clasificación sea mas exacta. El objetivo es encontrar la combinación lineal de las variables que permita discriminar entre las dos clases. Aprovecha las relaciones existente entre las variables para así maximizar su capacidad de discriminación.

La otra finalidad del análisis discriminante es proporcionar procedimientos de clasificación sistemática de nuevas observaciones de origen desconocido, en una de las dos clases previamente determinadas.

La selección de las variables que mas discriminan entre ambas clases se realiza paso a paso. De esta forma, solo se introducen aquellas variables que establecen mayor separación entre clases, si cumplen un criterio de entrada. Sino cumplen ese criterio de entrada aunque separen correctamente las clases, se eliminan. Otro de los criterios de parada empleados es que cuando llegue al límite del número de pasos establecido se pare.

Esta técnica de clasificación se introdujo por primera vez para la clasificación de potenciales P300 en [15]. Estudios recientes de este método aplicado a potenciales evocados P300 han resultado ser efectivos [30, 47, 50, 51]. La existencia o la no existencia de potenciales evocados P300, se considera un problema de clasificación binario con un hiperplano de decisión que viene definido por:

$$\mathbf{g} = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + \mathbf{b} \quad (3.13)$$

donde  $\mathbf{x}$  es el vector de características,  $\mathbf{w}$  es el vector de pesos, y  $\mathbf{b}$  es el término del bias. El potencia evocado P300 se produce como consecuencia de la iluminación de una columna o fila. El valor tomado para la clasificación se calcula como el máximo de la suma de la puntuación del vector de características para las respectivas filas y columnas [50], tal y como se muestra en las siguientes expresiones:

$$predicted\ rows = \max_{rows} \left[ \sum_{i_{row}} \mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_{i_{row}} \right] \quad (3.14)$$

$$predicted\ column = \max_{columns} \left[ \sum_{i_{column}} w \cdot x_{i_{column}} \right] \quad (3.15)$$

Este método selecciona la mayor distancia de las características entrenadas al hiperplano, es decir, se selecciona aquélla respuesta que representa mejor la característica del potencial evocado P300. El carácter que se predice vendrá dado por la intersección de la columna y fila pronosticada previamente. El criterio elegido para que cierta característica pase a formar parte de modelo, es que su  $p - valor < 0,1$ . Una vez que una característica ha entrado a formar parte del modelo, se elimina aquélla que en este momento es menos significativa, cuyo  $p - valor > 0,15$ . Este modelo se repite hasta que se se alcance algún criterio de parada como, por ejemplo, que se alcance el número de características máximo considerado o que no haya mas términos que satisfagan el criterio de entrada y eliminación de características [47, 51].

La principal ventaja de este método es que permite selección de características automática, eliminando las menos significativas del modelo. De esta forma, es menos probable que se obtenga una clasificación corrupta. Además, dependiendo del criterio que se emplee de parada, el modelo puede converger mas rápido.

#### d) Máquinas de vector soporte (*Support Vector Machine, SVM*)

Las máquinas de vector soporte se suelen emplear tanto para clasificación como para regresión no lineal. La idea principal es construir un hiperplano de separación de tal manera que el margen de separación entre clases sea máximo. A este hiperplano se le denomina hiperplano óptimo [52].

Para la construcción del hiperplano se supone un conjunto de entrenamiento dado por  $\{x_i, d_i\}_{i=1}^N$  donde  $x_i$  representa el valor de entrada y  $d_i$  el correspondientes valor objetivo. La distancia entre un hiperplano y el punto de los datos mas cercano a éste se denomina margen de separación y se denota por  $\rho$  [52].

La frontera de decisión viene especificada por la ecuación general:

$$w^T \cdot x - b = 0 \quad (3.16)$$

donde  $x$  es el vector de entrada,  $w$  es el vector de pesos ajustable y  $b$  es el sesgo. Si lo que tratamos de conseguir es el hiperplano óptimo, la función discriminante vendrá dada por la siguiente expresión:

$$g(x) = w_o^T \cdot x - b_o \quad (3.17)$$

Aquellos puntos  $\{x_i, d_i\}$  que se encuentran mas cercanos al hiperplano óptimo y cuyo margen de separación  $\rho_0$  es máximo, se les denomina vectores soporte y son lo que mas

cuesta clasificar. En la Figura 3.1 se ilustran estos conceptos.

Para la construcción del hiperplano óptimo se suele emplear como método los multiplicadores de Lagrange. El problema de optimización puede ser planteado de la siguiente forma.

*Dado los datos de entrenamiento  $\{\mathbf{x}_i, d_i\}_{i=1}^N$ , encontrar los valores óptimos del vector de pesos  $w$  y del sesgo  $b$  para que satisfaga el criterio:*

$$d_i(\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + \mathbf{b}) \geq 1 \quad \text{para } i = 1, 2, 3, \dots, N \quad (3.18)$$

y el vector de pesos  $w$  que minimice la función de coste:

$$\Phi(w) = \frac{1}{2} w^T w \quad (3.19)$$

Para resolver este problema de optimización se emplea el método de los multiplicadores de Lagrange:

*Dado los datos de entrenamiento  $\{\mathbf{x}_i, d_i\}_{i=1}^N$ , encontrar el multiplicador de Lagrange que maximice la función objetivo:*

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j d_i d_j \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_j \quad (3.20)$$

sujeto a las restricciones

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i d_i \quad (3.21)$$

$$\alpha_i \geq 0, \text{ para } i = 1, 2, \dots, N \quad (3.22)$$

A partir de los multiplicadores de Lagrange óptimos,  $\alpha_{0,i}, d_i, x_i$ , se calculan los parámetros del hiperplano óptimo [52].

$$\mathbf{w}_o = \sum_{i=1}^N \alpha_{0,i} d_i \mathbf{x}_i \quad (3.23)$$

$$b_o = 1 - \mathbf{w}_o^T \mathbf{x}^{(s)} \quad \text{para } d^{(s)} = 1 \quad (3.24)$$

Cuando las clases no se pueden separar linealmente no se puede construir el hiperplano sin que se produzcan errores en la clasificación de algunos de los patrones. Para este caso, el hiperplano óptimo será aquel que minimice la probabilidad de cometer ese error. Se introduce un nuevo parámetro que mide la diferencia desde el patrón considerado al hiperplano óptimo. Este parámetro es  $\xi_i$ . El error puede venir definido de dos formas:

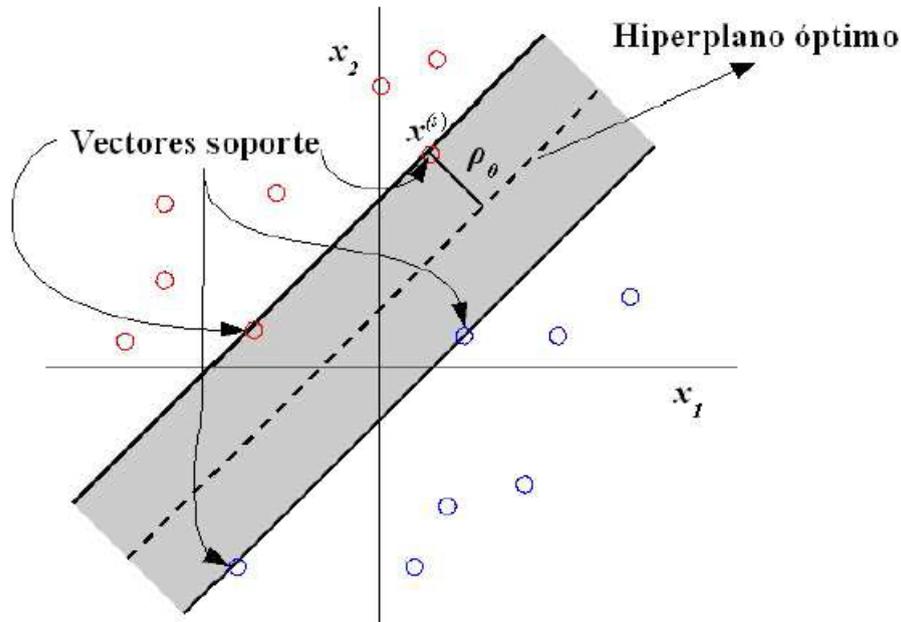


Figura 3.1: Hiperplano óptimo de separación de dos clases linealmente separables. Los círculo rojos representan los patrones de una clase y lo de azul patrones de la otra clase [53].

1. Que uno de los datos caiga en la zona de decisión pero en el lado correcto del hiperplano. En este caso, la clasificación sería correcta y  $0 \leq \xi_i \leq 1$ .
2. Que uno de los datos caiga en el lado incorrecto de la frontera de decisión. En este caso,  $\xi_i > 1$ .

Ambos errores se representan en la Figura 3.2 de forma gráfica.

El hiperplano óptimo cuando las variables no son linealmente separables se encuentra minimizando [52]:

$$\phi(\mathbf{w}, \boldsymbol{\xi}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (3.25)$$

donde  $C$  es un parámetro escalar, positivo determinado de forma experimental que controla la complejidad de la máquina de vector soporte y el número de patrones que se han clasificado incorrectamente.

El problema de optimización se puede resolver empleando, de nuevo, el método de multiplicadores de Lagrange cambiando la segunda de las restricciones (Ecuación 3.21) de la siguiente forma:

$$0 \geq \alpha_i \geq C \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, N \quad (3.26)$$

Si  $C = \infty$  estamos ante un problema de clasificación linealmente separable.

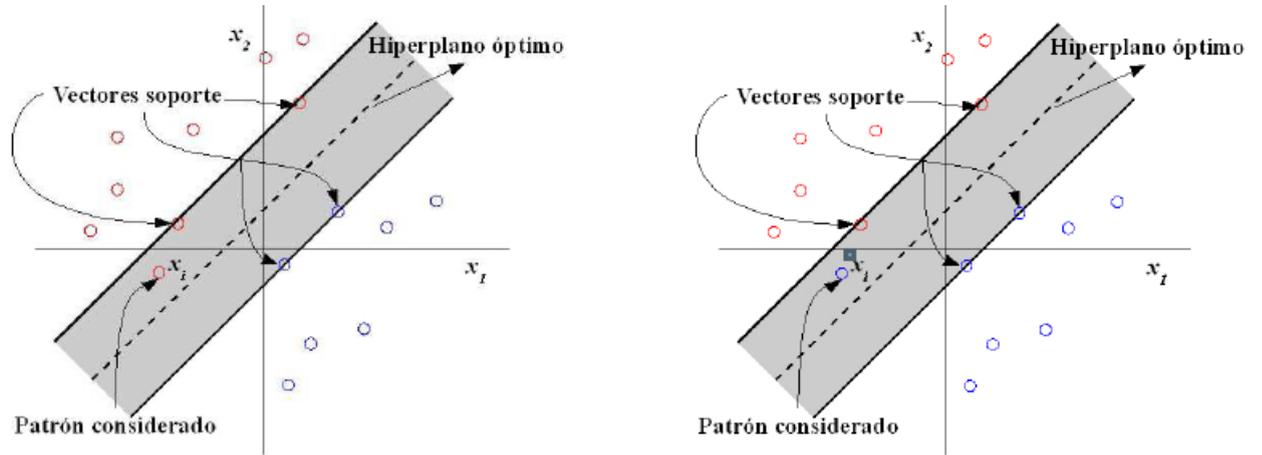


Figura 3.2: Posibles errores en la clasificación. a) Patrón dentro de una región de separación pero clasificada correctamente. b) Patrón que se ha clasificado incorrectamente [53].

Cuando se emplea la máquinas de vector soporte para reconocimiento de patrones el problema varía un poco. Como se ha presentado previamente el espacio de entrada se mapea a un espacio de dimensión elevada [54] y una vez en este plano se construye el hiperplano óptimo de separación. Este hiperplano será una combinación lineal de los vectores del espacio de dimensión mayor no de los del espacio original [52].

El problema de optimización será el siguiente:

Dado el conjunto de entrenamiento  $\{\mathbf{x}_i, d_i\}_{i=1}^N$ , encontrar el multiplicador de Lagrange  $\{\alpha_i\}_{i=1}^N$  que maximice la función objetivo:

$$Q(\alpha) = \sum_{i=1}^N \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j d_i d_j \mathbf{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \quad (3.27)$$

sujeto a las restricciones

$$\sum_{i=1}^N \alpha_i d_i = 0 \quad (3.28)$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C, \quad \text{para } i = 1, 2, \dots, N \quad (3.29)$$

La ecuación 3.275 difiere de la ecuación 3.20 en la expresión  $K(x_i, x_j)$  que es lo que se conoce como *kernel* de producto interno. Existen diferentes tipos de *kernel*: polinómicos, gaussianos, exponenciales, etc. En sistemas BCI basados en potenciales evocados P300 es común el uso del *kernel* gaussiano. En los trabajos de Kaper *et ál*, Thulasidas *et ál* y Krusienski *et ál* se emplea este *kernel*. La expresión que lo define es:

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.30)$$

donde  $\sigma$  especifica la anchura de las funciones gaussianas,  $x_i$  su centro y  $x$  es el patrón de entrada [52].

Kaper *et ál* entrenaron el clasificador variando el hiperparámetro  $C$ ,  $\sigma$  y emplearon validación cruzada. Los resultados que se obtuvieron fueron prometedores. Para un valor de  $C = 20,007$  y  $\sigma = 20,359$  se obtuvo una precisión en el entrenamiento del 84,5 %. Cuando el clasificador se prueba con el conjunto de test se comprueba que el error disminuye a medida que aumenta el número de secuencias. En la quinta secuencia no se llega a cometer ningún error [35].

El objetivo del estudio de Thulasidas *et ál* era analizar la precisión obtenida para cada sujeto en función del número de secuencias y optimizar el número de éstas al mínimo, durante el entrenamiento, manteniendo los valores de precisión elevados [46]. La precisión media que alcanzaban los usuarios considerando 10 secuencias fue del 95 %. El tiempo de entrenamiento disminuyó de 20 minutos a 10 minutos solo reduciendo en un 5 % la precisión, por lo que se puede concluir que los resultados alcanzados fueron esperanzadores.

En el trabajo de krusienski *et ál* se variaron también los parámetros propios de este tipo de *kernel*, obteniendo los mejores resultados para un valor de  $C = 10$  y  $\sigma = 31,62$  [47]. Los resultados obtenidos en este caso, no fueron mucho más satisfactorios que con otros métodos con los que se comparó. Esto es debido a que los datos de entrenamiento no eran totalmente representativos con respecto a los datos que posteriormente se emplearon en el test.

Rakotomamonjy y Vincent en la III Competición BCI de 2004 dieron un paso más en cuanto a las máquinas de vector soporte que se habían empleado en sistemas BCI basados en potenciales evocados P300 hasta el momento. El método pretende hacer frente a la alta variabilidad de las señales de EEG que se pueden encontrar en un mismo sujeto [14]. Para ello, crea un conjunto de clasificadores. Cada clasificador está formado por una máquina de vector soporte entrenada en una parte pequeña de los datos disponibles, para los cuales se ha creado un procedimiento de selección de canales. Este artículo obtuvo los mejores resultados de la III Competición BCI de 2004, alcanzando una precisión de 96,5 % para un número de secuencias de 15 [14]. El *kernel* que se empleó para conseguir estos resultados fue el polinómico. La expresión de este *kernel* es:

$$K(x, x_i) = (x^T x_i + 1)^p \quad (3.31)$$

donde  $p$  es el grado del polinomio definido previamente por el usuario [52].

# Capítulo 4

## Estudio de métodos de clasificación de características

### 4.1. Características de las señales EEG empleadas

#### 4.1.1. Formato de los datos de la competición

Las señales que se emplean pertenecen al conjunto de datos II de la III Competición BCI de 2004 proporcionados por el centro de Wadsworth (*NYS Department of Health*) [16]. Representan un registro completo de potenciales evocados P300 empleando para ello el sistema de propósito general BCI2000 [25]. A las señales se les aplica un filtro paso-banda de 0.1-60 Hz y se digitalizan con una frecuencia de muestreo de 240 Hz. Las señales pertenecen a dos sujetos distintos. Cada uno de los sujetos realizó 5 sesiones. Cada sesión consiste en diferentes secuencias. Cada columna o fila se intensifica durante 100 ms. Después de que se intensifique una fila o columna, la matriz permanece inalterada durante 75 ms. Las filas y columnas se iluminan en bloques de 12, de forma aleatoria. El conjunto de las 12 intensificaciones de cada columna y fila de la matriz se repite 15 veces. De esta forma, se producirán 180 iluminaciones de filas y columnas. Entre la selección de un carácter y el siguiente pasan 2.5 s en el que la matriz permanece intacta. Durante este periodo, se le informa al usuario de cuál va a ser el siguiente carácter en el que ha de fijarse y entre paréntesis muestra el carácter en que se ha fijado previamente.

El conjunto de datos está organizado en 4 archivos de Matlab<sup>®</sup>. Uno de entrenamiento que se corresponde con las pruebas realizadas con 85 caracteres y otro de test que se corresponde con pruebas de 100 caracteres para cada uno de los dos sujetos. Los registros se hicieron con el gorro estándar 10-20 [6] siguiendo el esquema y la numeración de la Figura 4.1.

Cada archivo \*.mat está organizado en diferentes variables:

- *Flashing*: cuando una fila o columna se ilumina toma el valor de 1, sino, toma el valor de 0.
- *StimulusCode*: si no se está iluminando ningún elemento de la matriz de caracteres

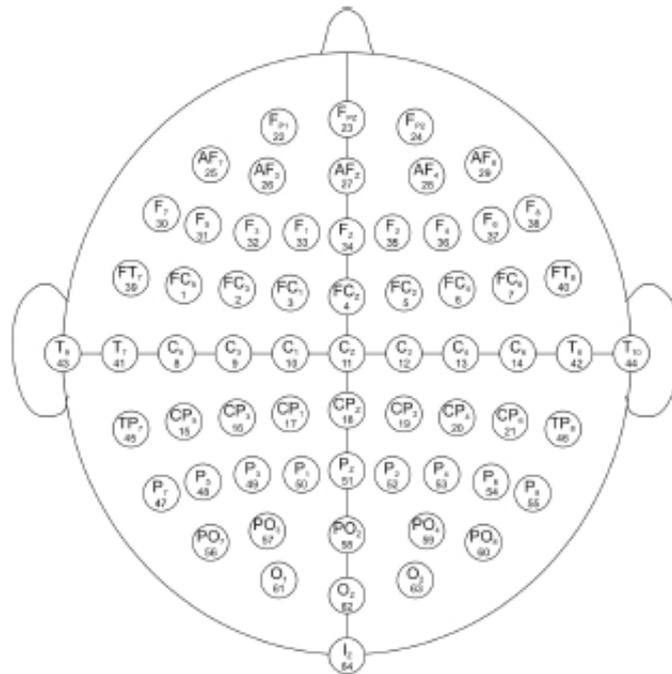


Figura 4.1: Diagrama de electrodos empleado en el registro y asignación de números a los canales que posteriormente se utilizarán en el estudio [16].

toma el valor de 0. Si se iluminan las columnas toma valores de 1 a 6 y si se iluminan las filas toma valores de 7 a 12. En la Figura 4.2 se ilustra como se asignan los valores de las columnas y de las filas en la matriz de caracteres.

- *StimulusType*: cuando una fila o columna no se ilumina o la fila o columna que se ilumina no contiene el carácter deseado toma el valor de 0; si la fila o columna que se está iluminando contiene el carácter deseado toma el valor de 1.
- *TargetChar*: contiene los caracteres correctos del conjunto de datos de entrenamiento.

#### 4.1.2. Paradigma P300

Al usuario se le presenta una matriz de 6x6 caracteres. El investigador le indica al usuario en qué carácter ha de prestar atención. Las columnas y filas se intensifican a una tasa de 5.7 Hz. Dos de cada 12 intensificaciones contienen el carácter deseado. Las respuestas evocadas por el estímulo infrecuente, que se corresponde con el carácter deseado, son diferentes de las que se evocan cuando el estímulo es frecuente y no contiene el carácter deseado. El paradigma es similar al presentado por Farwell y Donchin [15]. El objetivo es predecir el carácter elegido por el usuario [14].

		1	2	3	4	5	6
		↓	↓	↓	↓	↓	↓
7	→	A	B	C	D	E	F
8	→	G	H	I	J	K	L
9	→	M	N	O	P	Q	R
10	→	S	T	U	V	W	X
11	→	Y	Z	1	2	3	4
12	→	5	6	7	8	9	_

Figura 4.2: Asignación de la variable *StimulusCode* a las diferentes filas y columnas [16].

## 4.2. Metodología del método ganador

### 4.2.1. Estudio previo

La competición tiene como objetivo proporcionar un método que emplee el conjunto de datos de entrenamiento de ambos sujetos para predecir la secuencia de caracteres del conjunto de datos de test proporcionados. Los resultados deben mostrar la clasificación de los datos del conjunto de test para ambos sujetos, cuando se han iluminado las columnas y filas 15 veces y mostrar los resultados de la clasificación de los datos del conjunto de test, para ambos sujetos, cuando se han intensificado las columnas y filas únicamente 5 veces. Aquel grupo que consiga un mayor porcentaje de aciertos cuando se consideran 15 iluminaciones de filas y columnas, es el que gana la competición. En caso de empate, gana aquél que consiga mayor porcentaje de aciertos cuando se consideran 5 iluminaciones de filas y columnas.

El método que obtuvo mejores resultados fue el que propusieron Rakotomamonjy y Guigue ambos pertenecientes, durante el período de la competición, a la escuela pública de ingenieros INSA de Rouen, en Francia [14]. A continuación, se detalla la metodología empleada por el método ganador para conseguir los mejores resultados de la competición.

### 4.2.2. Preprocesado y extracción de características

Los potenciales evocados P300 aparecen alrededor de los 300 ms después de que se haya producido el estímulo. Por esta razón, se extrae de las señales proporcionadas por la competición, los 667ms posteriores a la intensificación de una columna o fila. Posteriormente, se realiza un filtrado pasa-banda de *Chevyshev* de orden 8 de Tipo I con

frecuencias de corte de 0.1 y 10 Hz y se procede a hacer un diezmado. Finalmente, cada señal extraída de cada estímulo se transforma en un vector formado por la concatenación de las 14 muestras para cada uno de los 64 canales. Tendremos que la señal con la que se trabaja para cada sujeto será un matriz formada por 896 columnas (14 muestras x 64 canales) y por 15300 filas (12 columnas/fila x 15 repeticiones x 85 caracteres de entrenamiento). Cada una de las filas estará asociada a una etiqueta que toma los valores 1, -1 dependiendo de si el estímulo que se ha iluminado es el deseado o no (está directamente relacionado con la variable *StimulusType* previamente definida).

### 4.2.3. Conjunto de máquinas de vector soporte

Partimos de una matriz de tamaño 15300x896. Se considera que las señales han sido registradas en las mismas condiciones y en un período corto de tiempo, ya que en el artículo de Blankertz donde explican las características de éstas no se especifica nada [16]. Se procede a la división del conjunto de datos de entrenamiento en 17 subgrupos. Cada uno de estos subgrupos estará formado por 5 caracteres. Por tanto, cada partición de estas 17 será una matriz de tamaño 900 (5 caracteres x 180 post-estímulos) x 896 (14 muestras x 64 canales) para ambos sujetos. El objetivo es crear un clasificador múltiple para cada sujeto empleando para ello máquinas de vector soporte.

Se diseña un clasificador múltiple para cada sujeto. Cada uno de los clasificadores que forman parte del clasificador múltiple, es una máquina de vector soporte lineal entrenada en un subgrupo del conjunto de entrenamiento.

La función de decisión para una máquina de vector soporte entrenada, viene dada por la expresión:

$$f_k(x) = \sum_{i \in P_k} y_i \alpha_i^{(k)} \langle x, x_i \rangle + b^{(k)} \quad (4.1)$$

donde  $\{\alpha_i^{(k)}\}$  y  $b^{(k)}$  son parámetros que se obtienen después del entrenamiento de la máquina de vector soporte.

El resultado de esta clasificación se fusiona para obtener el carácter predicho. Se obtienen 17 clasificadores que han sido entrenados en un subconjunto del conjunto de entrenamiento. Cada clasificador asigna una puntuación  $f_k(x_{r|c})$ ,  $k = 1, \dots, K$  siendo  $K = 17$ , a cada post-estímulo del vector  $x_{r|c}$  asociado a una fila o columna. Después de un número de secuencias  $J$  se considera que la fila o columna mas probable es la que maximiza la puntuación:

$$S_{r|c} = \frac{1}{J} \frac{1}{K} \sum_{j=1}^J \sum_{k=1}^K f_k(x_{r|c}^{(j)}) \quad (4.2)$$

donde  $x_{r|c}^{(j)}$  es el post-estímulo asociado a cada columna o fila para la partición  $j$ th y  $S_{r|c}$  es la puntuación de cada columna o fila.

Si expandemos esta expresión nos queda:

$$\mathbf{S}_{r|c} = \frac{1}{J} \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \sum_{i \in P_k} \mathbf{y}_i \alpha_i^{(k)} \left\langle \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \mathbf{x}_{r|c}^{(j)}, \mathbf{x}_i \right\rangle + \mathbf{b}^{(k)} \quad (4.3)$$

donde se puede observar que se realiza un doble promediado. El primer promedio se calcula en el espacio de los datos. A medida que la secuencias van aumentando se va calculando el promedio de las filas y columnas. El segundo promedio se calcula en el espacio del clasificador. En otros estudios que han empleado máquinas de vector soporte se realiza el promedio en el espacio de los datos pero no en el espacio del clasificador [35].

#### 4.2.4. Procedimiento de selección de canales

Las señales que ofrece la competición están registradas de los 64 canales mediante el gorro estándar 10-20 [6]. En muchos estudios sólo se emplean parte de estos canales, aquéllos donde se detecta mejor el potencial evocado P300, que normalmente es en la zona centro-parietal. En el capítulo 5 se profundiza en el estudio de la localización de canales.

En el método ganador de la competición se incluye un procedimiento de selección de canales basado en un algoritmo recursivo de reducción de éstos. La selección de los canales se hace en base a una puntuación obtenida a partir de la matriz de confusión. Esta puntuación viene definida por:

$$C_{cs} = \frac{t_p}{t_p + f_p + f_n} \quad (4.4)$$

donde  $t_p$  es el número de verdaderos positivos,  $f_p$  es el número de falsos positivos y  $f_n$  es el número de falsos negativos. El valor de  $C_{cs}$  se evalúa después de cada post-estímulo, en la clasificación binaria.

El procedimiento que se sigue es el siguiente. Se entrena el SVM lineal con las 896 características proporcionadas por los 64 canales. Cada canal se elimina temporalmente, por lo que las 14 muestras correspondientes a ese canal se eliminan y se evalúa el valor de  $C_{cs}$ . Este procedimiento se realiza para los 64 canales. Aquéllos canales cuya eliminación proporciona los valores más altos de  $C_{cs}$ , son aquéllos que no aportan información relevante al modelo. A continuación, se volvería a proceder de la misma forma pero con un canal menos. Para que el algoritmo sea más rápido en vez de eliminar canal a canal, se eliminan 4 canales a la vez (aquéllos 4 canales cuyo eliminación dé como resultado las 4 mayores puntuaciones de  $C_{cs}$ ). De esta forma, se eliminan primero las canales que proporcionan menos información.

La principal limitación de este método es que los canales eliminados no vuelven a ser cuestionados.

## 4.2.5. Selección del modelo

La selección del modelo se hace en base al número de canales seleccionados y el hiperparámetro  $C$  del SVM. Como se ha comentado previamente, el conjunto de entrenamiento está formado por 17 particiones para cada sujeto. Cada una de estas particiones se corresponde con 5 caracteres y su tamaño inicial (sin haber eliminado ningún canal) es de  $900 \times 896$ . Cuando una máquina de vector soporte esté entrenando una partición  $k$  siendo  $k \in [1, \dots, 8]$ , entonces el conjunto de datos de validación será  $[1, \dots, 8]$  excepto la considerada en ese momento, es decir,  $k$ . El conjunto de validación estará formado por 6300 post-estímulos. Exactamente lo mismo ocurrirá cuando se trate de las particiones  $k \in [9, \dots, 17]$ , solo que en este caso el conjunto de validación estará formado por 7200 post-estímulos. Los distintos valores del hiperparámetro  $C$  que se evalúan son  $C = [0,01 \ 0,05 \ 0,1 \ 0,5 \ 1]$ . Para cada clasificador se elige el par de valores  $C$ -número de canales que maximiza la puntuación  $C_{cs}$ .

## 4.2.6. Resultados obtenidos

### a) Resultados de la selección de canales

Los resultados obtenidos en cuanto a selección de canales se muestran en la siguiente Tabla 4.1. Sólo dos canales se repiten para los dos sujetos en las particiones que se ilustran. Estos dos canales son el  $PO_7$  y  $PO_8$ .

La selección de los canales mas eficientes depende de cada sujeto. En la Figura 4.3 se muestra un histograma topográfico de los canales que han aparecido mas veces en el ranking de los 12 que mas información aportan. Se puede observar que para el Sujeto A hay 3 canales que se repiten en 15 y 16 clasificadores de los 17 posibles. Sin embargo, para el Sujeto B hay 5 canales que aparecen en un gran número de clasificadores de los 17.

Como se ha puesto de manifiesto la respuesta a los potenciales evocados P300 es diferente dependiendo con que usuario se trabaje. Por ello, es imprescindible adaptar el algoritmo a cada usuario en el entrenamiento para así lograr mejores resultados cuando se proceda a realizar el análisis con el conjunto de test. Además, si se conoce qué canales aportan mayor información para un determinado sujeto será mas fácil de optimizar, y se obtendrá un rendimiento mayor.

Particiones	Los 12 canales mejor clasificados											
<b>A1</b>	$FC_1$	$C_2$	$CP_3$	$CP_z$	$F_z$	$F_4$	$F_6$	$P_5$	$P_z$	$P_8$	$PO_7$	$PO_8$
<b>A2</b>	$C_1$	$CP_z$	$CP_4$	$AF_7$	$AF_z$	$F_z$	$F_8$	$P_5$	$P_z$	$PO_7$	$PO_8$	$PO_8$
<b>A3</b>	$FC_2$	$CP_5$	$CP_1$	$F_1$	$F_z$	$FT_8$	$T_7$	$P_7$	$P_5$	$P_z$	$PO_7$	$PO_8$
<b>A4</b>	$C_3$	$C_1$	$F_{p1}$	$F_2$	$F_4$	$F_6$	$TP_7$	$P_7$	$P_5$	$P_z$	$PO_7$	$PO_8$
<b>A5</b>	$C_z$	$CP_5$	$CP_2$	$F_7$	$F_8$	$P_7$	$P_z$	$P_4$	$P_8$	$PO_7$	$PO_4$	$PO_8$
<b>B1</b>	$FC_5$	$C_5$	$C_z$	$CP_z$	$CP_6$	$AF_z$	$T_9$	$P_1$	$P_2$	$PO_7$	$PO_8$	$O_1$
<b>B2</b>	$FC_1$	$C_3$	$C_1$	$C_z$	$C_4$	$CP_3$	$CP_z$	$CP_4$	$T_9$	$P_1$	$PO_8$	$O_1$
<b>B3</b>	$C_1$	$CP_z$	$AF_z$	$T_7$	$T_9$	$P_2$	$P_6$	$PO_7$	$PO_z$	$PO_8$	$O_1$	$I_z$
<b>B4</b>	$FC_3$	$FC_2$	$CP_5$	$F_3$	$T_9$	$P_7$	$P_2$	$PO_7$	$PO_3$	$PO_z$	$PO_1$	$O_1$
<b>B5</b>	$FC_2$	$C_6$	$CP_z$	$CP_4$	$CP_6$	$T_{10}$	$P_3$	$P_4$	$PO_7$	$PO_8$	$O_1$	$I_1$

Tabla 4.1: Ranking de los 12 canales que mas información aportan para diferentes particiones del sujeto A y del sujeto B [14].

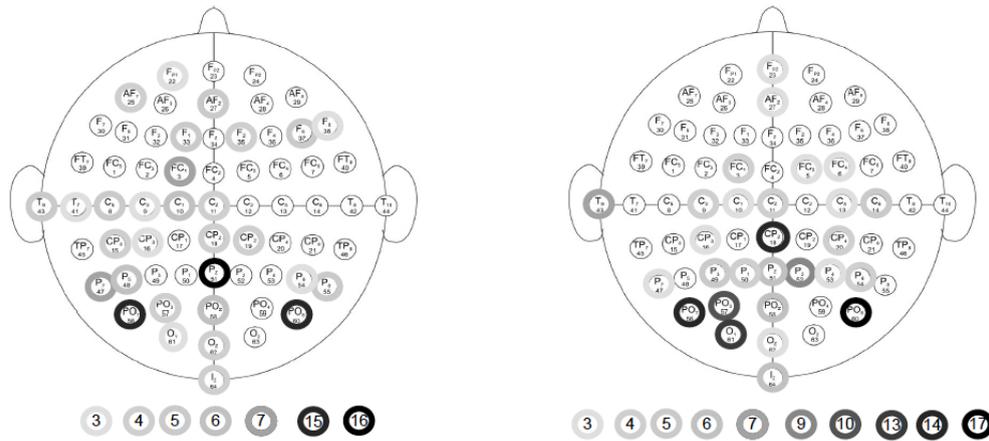


Figura 4.3: Histograma topográfico de los canales que mas información aportan para: (izquierda) Sujeto A;(derecha) (Sujeto B). Cada canal ha sido marcado con una circunferencia en diferentes tonos de grises. La escala de grises es acorde a la veces que dicho canal a parecido como uno de los 12 que mas información aportan. El número que aparece en el pie de la figura es el número de clasificadores de los 17 posibles en el que aparece ese canales como uno de los 12 mas significativos. Por ejemplo, para el sujeto A el canal  $P_z$  se encuentra entre los 12 primeros canales en 16 clasificadores de los 17 posibles. Para el sujeto B, el canal  $P_2$  se encuentra entre los 12 canales que mas información aportan en 10 de los 17 clasificadores [14].

**b) Resultados del conjunto de test**

El conjunto de test se ha procesado de forma similar a como se hacía con el conjunto de entrenamiento. Los resultados obtenidos se han evaluado atendiendo a cuáles han sido los caracteres predichos correctamente del conjunto de test. En la Tabla 4.2 se muestran los resultados para cada sujeto, cuando se va incrementando el número de secuencias. El número de caracteres que se consideran en el conjunto de test es de 100. Para el sujeto A se han predicho correctamente 97 de los 100 caracteres para un número de secuencias de 15 y 72 caracteres para un número de secuencias de 5. Para el sujeto B se han predicho correctamente 96 de los 100 caracteres totales para un número de 15 secuencias y 75 para un número de secuencias de 5.

	Número de secuencias							
Sujeto	1	2	3	4	5	10	13	15
A	16	32	52	60	72	83	94	97
B	35	53	62	68	75	91	96	96
Media	25.5	42.5	57.0	64.0	<b>73.5</b>	87.0	95.0	<b>96.5</b>

Tabla 4.2: Resultados del test en % de los caracteres correctamente identificados para el Sujeto A y el Sujeto B y para un número de secuencias que se va incrementando [16].

### c) Comparación de los resultados con otros métodos

Otros estudios presentados en la misma competición han propuesto algoritmos muy parecidos a los especificados por Rakotomamonjy y Guigue [14]. También emplean un clasificador múltiple donde cada clasificador es una máquina de vector soporte. La diferencia radica en que en otros estudios se emplean una estrategia de voto, en vez de sumar la puntuación para cada clasificador [35]. Otra de las principales diferencias es que en el estudio de Rakotomamonjy y Guigue incluye un procedimiento de selección de canales. En el resto de estudios se emplean un número fijo de canales [35]. Como se ha comprobado, cada sujeto tiene una respuesta diferente y los canales que aportan más información varían de un usuario a otro por lo que sería conveniente analizar qué canales se emplean y para qué usuario en particular.

En la Tabla 4.3 se aprecian las diferencias en los resultados obtenidos por este estudio y otros que participaron en la misma competición, en particular los que quedaron segundos y terceros. Las diferencias son significativas especialmente cuando se considera un número de secuencias de 5 [34].

## 4.3. Modelo seleccionado para este estudio

Como se ha puesto de manifiesto previamente la respuesta a los potenciales evocados P300 es diferente dependiendo con que usuario se trabaje. La adaptación a las características del sujeto en el entrenamiento es primordial para que se consigan buenos resultados sobre el conjunto de test [14].

En este trabajo se han modificado algunos de los procedimientos y parámetros que emplean Rakotomamonjy y Guigue en su estudio [14]. En particular, se han modificado el procedimiento del modelo de selección que implica la elección del hiperparámetro  $C$  del SVM y el número de canales óptimos que se emplean.

### 4.3.1. Algoritmo de selección de canales

Para la selección de canales, se emplea el modelo de eliminación recursivo de la forma que lo plantean en [14] con alguna modificación. Cada canal es temporalmente elimina-

	Número de secuencias	
Algoritmos	5	15
Rakotomamonjy y Guigue	<b>73.5</b>	<b>96.5</b>
Yandong <i>et ál.</i>	55.0	90.5
Zongtan <i>et ál.</i>	59.5	90

Tabla 4.3: Comparación de la precisión media obtenida sobre el conjunto de datos de test en % para el ganador de la III Competición BCI de 2004 [14] y los que quedaron en segunda y tercera posición en la misma competición [34].

do. Se entrena el SVM con el resto de canales. Se calcula la puntuación  $C_{cs}$  obtenida para cada eliminación del canal. Posteriormente, el vector formado por las puntuaciones  $C_{cs}$  obtenidas de cada eliminación del canal, se ordena de mayor a menor. Se eliminan los 4 canales que se corresponden con los 4 valores de  $C_{cs}$  mas elevados. El primer bloque de 4 canales eliminados nos aportará menos información que el segundo bloque y éste, a su vez, aportará menor información que el tercer bloque, y así sucesivamente. A continuación, se almacena el valor máximo de puntuación de cada bloque de 4 canales eliminados. Al final de este algoritmo obtendremos un vector de dimensiones 1x15 que contendrá los valores máximos de puntuación  $C_{cs}$  conseguidos para cada bloque de 4 canales. Por último, se obtiene el valor máximo de este vector de dimensiones 1X15. Los canales que se seleccionan para el modelo se corresponden con los 4 que obtienen la puntuación máxima en el vector de dimensiones 1x15 y los canales que fueron eliminados posteriormente a éstos. Ha de tenerse en cuenta que habrá 4 canales que nunca se eliminan y que serán los 4 que mayor información aportan, que también formarán parte del modelo.

A continuación se presenta el algoritmo empleado:

---

Algoritmo eliminación de canales recursivo

---

Inicialización:

*canales*=1: *Numero\_de\_canales*;

**mientras** *canales* no esté vacío

**para** todos los *canales*, eliminar el canal *j* temporalmente

    Entrenar el SVM con el resto de canales

    Calcular la puntuación  $C_{cs}^{-j}$

**fin para**

*rankcanal*=ordenar( $C_{cs}^{-j}$ ) (de mayor a menor)

  Se eliminan los 4 *canales* correspondientes a las 4 puntuaciones mas altas de la variable *rankcanal*

  Cada vez que se eliminan bloques de 4 *canales* se almacena en un vector

*rankmaximo* la puntuación máxima por cada bloque de 4 *canales* eliminados

**fin mientras**

*limite\_canal\_seleccionar*=máx(*rankmaximo*)

Los canales que se seleccionarán finalmente para el modelo, serán los 4 canales

correspondientes a la puntuación *limite\_canal\_seleccionar* y los que se eliminaron después de éste.

---

### 4.3.2. Hiperparámetro $C$ del SVM

Otra de las modificaciones que se ha planteado en este estudio se centra en el hiperparámetro  $C$  del SVM. En el estudio de Rakotomamonjy y Guigue [14] el hiperparámetro  $C$  toma los valores  $C = [0,01 \ 0,05 \ 0,1 \ 0,5 \ 1]$ . La elección de unos valores u otros de este parámetro se elige de forma experimental [52]. En este trabajo se ha variado el valor que el hiperparámetro  $C$  toma. Los valores que se han considerado, además de los propuestos en el método ganador, son  $C = [1,01 \ 1,05 \ 1,1 \ 1,5 \ 2]$ .

El procedimiento de selección de canales, presentado previamente, se llevará a cabo para cada valor del hiperparámetro  $C$  del SVM, seleccionando el par  $C$ - número de canales que maximice la puntuación  $C_{cs}$ .

## Capítulo 5

# Diseño de una aplicación de control domótico

### 5.1. Desarrollo de la aplicación BCI de control de dispositivos domóticos y electrónicos

Uno de los principales objetivos de este trabajo fin de máster es el diseño y desarrollo de una aplicación que permita el control de dispositivos domóticos y electrónicos habitualmente presentes en una vivienda. Para ello, se ha empleado el sistema BCI que a partir de los registros de EEG, aplica diferentes métodos de procesado de la señal, convirtiendo las intenciones del usuario en comandos de un dispositivo. Como interfaz entre la aplicación y los dispositivos a controlar se ha empleado un dispositivo emisor de infrarrojos (IR). El propósito final es el desarrollo de una aplicación que permita aumentar la independencia y calidad de vida de las personas con discapacidad física grave. Para incrementar la integración y rehabilitación social de este colectivo, la aplicación gestiona diferentes dispositivos, principalmente relacionadas con la domótica, la comunicación, el ocio y el entretenimiento. La evaluación de la aplicación se ha llevado a cabo con la colaboración del Centro de Referencia Estatal (CRE) para la Atención a Personas con Grave Discapacidad y para la Promoción de la Autonomía Personal y Atención a la Dependencia de San Andrés del Rabanedo (León).

#### 5.1.1. Identificación de las necesidades del usuario final

En el artículo 2.2 de la Ley 39/2006, de 14 de diciembre, de Promoción de la Autonomía Personal y Atención a las Personas en Situación de Dependencia se define el término Dependencia. Considerando esta ley se entiende como dependencia el estado de carácter permanente en que se encuentran las personas que, por razones derivadas de la edad, la enfermedad o la discapacidad, y ligadas a la falta o a la pérdida de autonomía física, mental, intelectual o sensorial, precisan de la atención de otra u otras personas o ayudas importantes para realizar actividades básicas de la vida diaria o, en el caso de las personas con discapacidad intelectual o enfermedad mental, de otros apoyos para su autonomía personal [55]. Además, en esta ley también se define lo que se entiende por Actividades Básicas de la Vida Diaria (ABVD) que son aquellas tareas mas elementales

de la persona, que le permiten desenvolverse con un mínimo de autonomía e independencia.

En base a estas definiciones se pueden establecer tres factores para los que se considera que se está ante una situación de dependencia. Por un lado la limitación física, psíquica o intelectual. Por otro lado, la imposibilidad del usuario de realizar por sí mismo actividades domésticas. Por último, necesidad de asistencia por parte de un tercero.

El sistema BCI basado en potenciales P300 es de gran ayuda cuando los usuarios son personas discapacitadas y dependientes que han sufrido enfermedades neurológicas o que tienen paralizadas sus funciones motoras, pero cuyas capacidades cognitivas se encuentran en buen estado. Por tanto, en base a los tres factores considerados previamente, se puede concluir, que la situación de dependencia de los usuarios que nos ofrecerá mejores resultados cuando se trabaja con sistemas BCI basados en P300, es la que se corresponde con la imposibilidad del usuario de realizar por sí mismo actividades domésticas.

Entre estas actividades domésticas se pueden considerar diferentes necesidades del usuario final.

- Domótica: control de forma automatizada de sistemas del hogar
  - Iluminación
  - Climatización
    - Refrigeración
    - Calefacción
  - Ventanas, persianas, toldos y cortinas
  - Puertas y cerraduras electrónicas
    - Llaves electrónicas
    - Mandos a distancia
  - Adaptación de equipamiento
    - Adaptabilidad en altura
  - Electrodomésticos
    - Avisos remotos
    - Alarmas
  
- Robótica: robots capaces de hacer tareas realizadas por el ser humano.
  - Movilidad
    - Camas
    - Grúas
    - Elevadores
    - Sillas de ruedas

- Higiene
  - Aseo automatizado
- Alarmas y seguridad: vigilar y proteger a la persona discapacitada y su vivienda.
  - Sensores
  - Detectores
  - Alarmas de colgante o pulsera
  - Alarmas nocturnas
  - Alarmas médicas
- Comunicación: conectividad entre la vivienda y el exterior.
  - Telefonía inalámbrica
  - Videoconferencia/ videollamada
- Ocio y entretenimiento: acceso a contenidos digitales.
  - Control inteligente de dispositivos
  - Acceso a internet
  - Interfaces adaptadas

Para la aplicación propuesta se han escogido algunas de las necesidades planteadas previamente. En particular, las referentes a domótica, comunicación y ocio y entretenimiento. Los dispositivos que atienden esas necesidades junto con sus funcionalidades se presentan a continuación:

- Domótica
  - Iluminación: encender o apagar; cambiar el color de la luz: blanca, roja, azul, verde, naranja o morada; aumentar o disminuir la intensidad de la luz; activar o desactivar el modo flash y volver al menú principal.
  - Ventilador: encender o cambiar la velocidad; apagar el ventilador; girar el ventilador; activar o desactivar algunos de los ventiladores; cambiar el modo de funcionamiento del ventilador, programar el ventilador durante un intervalo variable desde 30 minutos hasta 3 horas; activar o desactivar el modo giratorio y volver al menú principal.
  - Calefactor: encender o apagar; aumentar o disminuir la potencia; activar o desactivar el modo giratorio; programar el calefactor durante un intervalo variable desde 30 minutos hasta 4 horas y volver al menú principal.
- Comunicación

- Teléfono: colgar o descolgar el teléfono; marcar un número de teléfono seleccionando cada cifra de 0 a 9, el asterisco o el sostenido; realizar una rellamada; encender y apagar la luz del teléfono y volver al menú principal.
  - Agenda: se accede a la agenda de contactos que tenemos grabada en el teléfono. Nos da la opción de guardar 10 contactos; colgar el teléfono y volver al menú principal.
- Ocio y entretenimiento
- Televisor: encender o apagar; subir, bajar o silenciar el volumen; seleccionar un canal concreto del 0 al 9, el siguiente o el anterior; controlar el menú de configuración (acceder, silenciar, salir, seleccionar opción, movimiento hacia la derecha, izquierda, arriba o abajo); acceder al servicio de teletexto y volver al menú principal.
  - Reproductor de DVD: encender o apagar; silenciar el volumen; reproducir, pausar o parar una película o presentación de fotos; pasar a la siguiente o anterior película o foto; y explorar el contenido del DVD (menú, lista, subir, bajar o seleccionar) y volver al menú principal.
  - Equipo de música: encender o apagar; bajar, subir o quitar el volumen; seleccionar la función radio o función CD; y reproducir, pausar, parar, avanzar o retroceder una pista o una emisora, avanzar o retroceder de pista y volver al menú principal.
  - Disco duro multimedia: encender o apagar; explorar el contenido del disco (menú, arriba, abajo, derecha, izquierda ); reproducir, pausar o parar una película, un archivo de música o una presentación de fotos; mostrar u ocultar los subtítulos, avanzar o retroceder un archivo o carpeta y volver al menú principal

### 5.1.2. Sistema de propósito general BCI2000

La implementación de la aplicación propuesta se realizó con el sistema de propósito general BCI2000 [25] junto con una aplicación implementada en C++. La finalidad del sistema BCI2000 es facilitar el desarrollo y la investigación de aplicaciones que requieren de adquisición de señales, procesado y monitorización de aplicaciones en tiempo real.

El sistema BCI2000 está formado por varias etapas. La primera etapa es el registro de EEG o módulo fuente. Posteriormente, se realiza un procesado de las señales previamente registradas. Para ello, se extraen las características más relevantes, en este caso características típicas de señales P300. A continuación, se aplican métodos de traducción de esas características en comandos de un dispositivo (ver Figura 5.1). Posteriormente, el módulo de aplicación recibirá esas señales de control que permite manejar la aplicación. Para finalizar, el módulo operador será el encargado de mostrar resultados en tiempo real y analizarlos [25].

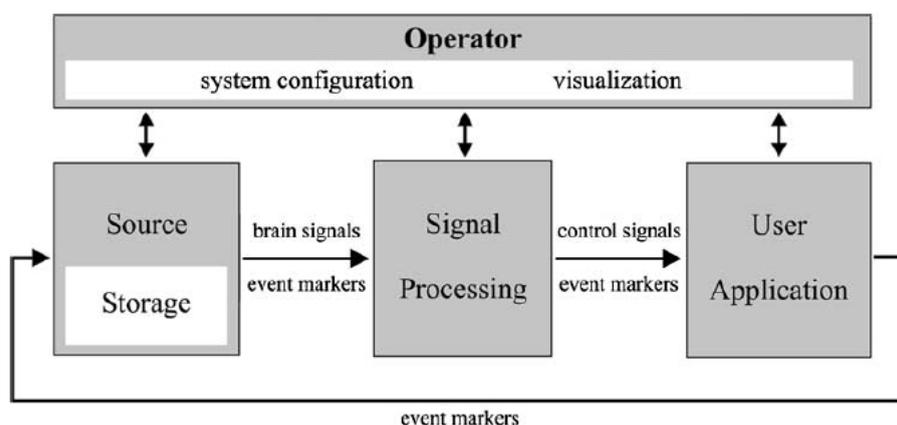


Figura 5.1: Diseño del BCI2000. Está formado por 4 módulos: el operador, fuente, procesado de señal y aplicación.

El módulo fuente consiste en la adquisición de las señales y almacenamiento de los datos en el formato nativo del BCI2000. Este archivo consiste en un encabezado en formato ASCII seguido de muestras de la señal en código binario y los marcadores de eventos.

El módulo de procesado de la señal consta de 2 etapas: extracción de características y traducción de características. La etapa de extracción de características consta a su vez de dos fases. En la primera, se realiza un filtrado espacial y en la segunda un filtrado temporal. La principal finalidad del filtrado espacial es amplificar las señales locales en la proximidad del electrodo frente a las procedentes de su entorno. Lo ideal es que cada electrodo capture exclusivamente la señal generada directamente debajo de éste. Sin embargo, es inevitable que estas señales presenten ruido del propio cuero cabelludo debido a la no existencia de homogeneidad entre los tejidos. Para eliminar la parte de señal ruidosa se emplean diferentes técnicas. Una de ellas puede ser registrar en vez de señales EEG, imágenes de resonancia magnética (*Magnetic Resonance Imaging*, MRI), el empleo de análisis de componentes independientes (*Independent Common Analysis*, ICA) o patrones comunes espaciales (*Common Spatial Patterns*, CSP). En el sistema BCI2000 se suelen emplear filtros espaciales laplacianos o el filtro de referencia de media común (*Common Average Reference*, CAR) [25]. Los filtros laplacianos espaciales consisten en restar a la señal correspondiente a un electrodo la media de las señales de los electrodos adyacentes. Los más comunes son el laplaciano corto en el que los electrodos adyacentes que se toman son los 4 más cercanos que rodean al electrodo considerado. También se suele emplear el laplaciano largo en el que se toman 4 electrodos que estén alejados del considerado. El filtro CAR consiste en restar a cada canal el valor medio recogido por todo el conjunto de electrodos. Con este filtro se consigue acentuar las componentes más localizadas [56] (ver Figura 5.2). La segunda fase de la extracción de características es la aplicación de un filtro temporal. Su principal objetivo es expresar las señales de forma que el investigador pueda manipularlas mejor. Si se trabaja con potenciales evocados P300 la plataforma BCI2000 aplica un filtrado temporal que calcula la media en el dominio del tiempo de las respuestas a los diferentes estímulos [25, 57]. La etapa de traducción de características transforma las características extraídas en señales de control de un dispositi-

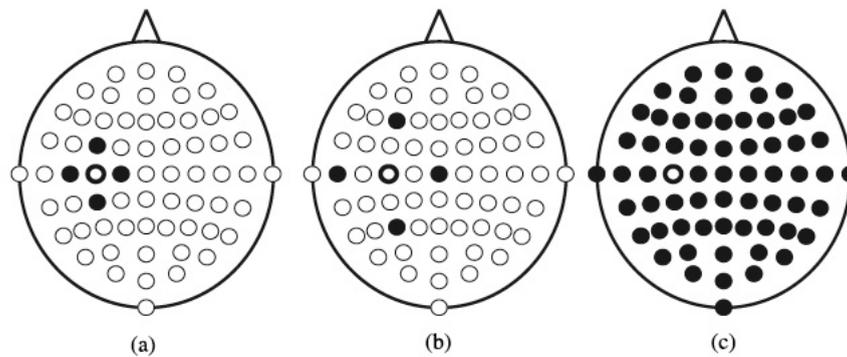


Figura 5.2: Localización del electrodo que se va a filtrar, en este caso C3 (círculo blanco) y localización de los electrodos (círculos negros) que se usan para realizar el filtrado espacial a) Laplaciano corto b) Laplaciano largo y c) CAR.

tivo. Para ello, se emplean métodos de clasificación. Entre estos clasificadores se pueden destacar los lineales y los no lineales. Cuando se trabaja con la plataforma BCI2000 se recomienda usar el clasificador incorporado, que es un clasificador lineal, por su sencillez puesto que son fáciles de implementar, de calibrar y tienen mayor capacidad de adaptación al usuario que los clasificadores no lineales. Un clasificador lineal transforma cada canal de salida es una combinación lineal de los canales de entrada [25]. En particular en BCI2000 emplea un clasificador SWLDA. Además, incluye una software que permite obtener resultados de la clasificación tanto en el entrenamiento como en test de las señales que se introduzcan como entradas, para así probar que clasificador funciona mejor. En señales P300 el clasificador será el responsable de indicar si se ha producido un potencial P300 o no para los diferentes estímulos [57]. Una vez finalizada la clasificación, a las señales de salida se les aplica un filtro de normalización para que las señales tengan media cero y un valor específico del rango.

El módulo de aplicación recibe las señales de control de la etapa de procesado de señales y las emplea para hacer funcionar la aplicación. En el sistema BCI2000 hay implementadas tres aplicaciones, una orientada a ritmos sensoriomotores, otra orientada a potenciales evocados P300 y otra basada en estímulos visuales y auditivos. Este trabajo se centra en la aplicación orientada a potenciales evocados P300, también llamado paradigma P300 (*P3Speller*). Esta aplicación está inspirada en la matriz de letras de Farwell y Donchin [15]. Al usuario se le presenta una matriz de 6 columnas y 6 letras formada por caracteres alfanuméricos cuyas columnas y filas se irán iluminando aleatoriamente. El usuario deberá contar las veces que el carácter deseado se ha iluminado.

El módulo operador ofrece información en tiempo real de parámetros del sistema o análisis de resultados. Permite, además comenzar, parar, resumir o reconfigurar el sistema en cualquier momento.

Otro aspecto a tener en cuenta es el análisis *offline*. El sistema BCI2000 ofrece la posibilidad de hacer análisis con los datos almacenados de forma que no sea en tiempo real. Existe, por tanto, la posibilidad de hacer un estudio exhaustivo de las señales posterior a

la realización de las pruebas con los usuarios. Para ello, se disponen de herramientas de software que permiten mostrar gráficas de medidas estadísticas, ver las señales registradas en el dominio del tiempo o topografías del cuero cabelludo de amplitud, convertir datos de ASCII a Matlab, etc.

### 5.1.3. Implementación de un sistema BCI de control de dispositivos domóticos y electrónicos

Para la implementación de la aplicación que permita controlar dispositivos domóticos y electrónicos se ha partido del archivo *P3SpellerTask.cpp* incluido en la plataforma BCI2000 [25]. En lenguaje de programación empleado para su implementación fue C++ y el entorno de desarrollo *Borland C++ Builder 6*. La aplicación que viene por defecto en el sistema BCI2000 cuando se trabaja con potenciales evocados P300 está inspirada en la matriz de letras de Farwell y Donchin [15]. En este trabajo se ha modificado la aplicación *P3SpellerTask.cpp* convenientemente para adaptarla a nuestras necesidades. Partimos de la matriz definida por Farwell y Donchin en la que se presenta una matriz de columnas y filas que se iluminan de forma aleatoria para provocar el potencial evocado cuando el usuario está atendiendo a uno de los elementos. Se determina cuál ha sido el elemento de la matriz atendido y se ejecuta la acción correspondiente a ese elemento de la matriz. Típicamente esa acción consiste en añadir un carácter a una ventana de texto.

En este trabajo fin de master se modifica la matriz de elementos y la acción que se ejecuta, una vez seleccionado un elemento de la matriz. Esta matriz de elementos consta de imágenes correspondientes a dispositivos domóticos y electrónicos e imágenes correspondientes a las funcionalidades de cada uno de esos dispositivos. Se parte de una matriz principal que nos mostrará los dispositivos de los que contamos junto con algunas acciones propias de la aplicación como parar, pausar y reanudar. A través de la matriz principal se puede acceder a submatrices que se corresponden con los submenús de los dispositivos. El tamaño de las submatrices es variable. Tanto el menú principal como los submenús se han de configurar en la aplicación *P3SpellerTask*. Para ello, se define el número de matrices que será el número de menús y submenús de la aplicación y el tamaño de cada una de éstas. Para cada elemento de la matriz principal o submatrices se incluirá una imagen correspondiente al dispositivo o a la funcionalidad. Además, se incluye un archivo de audio para cada elemento de los menús y submenús, que nos informará de cual ha sido el dispositivo o funcionalidad elegida. La forma de proceder del usuario es similar. Éste se fijará en el dispositivo que pretende manejar o la funcionalidad permitida del dispositivo a manejar y contará las veces que se ilumina. La aplicación BCI, en función de la intención del usuario, indica a este dispositivo qué comandos debe emitir para ejecutar las acciones seleccionadas en cada caso. El emisor de infrarrojos que se ha empleado es el Redrat ( RedRat Ltd, UK) que se conecta al ordenador mediante el puerto USB. Dicho emisor puede grabar todas las señales en una base de datos de comandos IR. El usuario contará las veces que se ilumina una de las imágenes de la matriz que se le presenta. El emisor de infrarrojos mandará la señal almacenada en su base de datos correspondiente a esa imagen, a través del RedRat, al aparato electrónico o domótico en cuestión. El emisor RedRat ha de estar orientado hacia los dispositivos para controlar que éstos reciben las

señales de control correctamente.

En el archivo *P3SpellerTask.cpp* vienen definidos estados del sistema. De esos estados se ha modificado *State* (“*SelectedTarget*”). Además, se va a crear uno nuevo denominado *State*(“*DomoMenu*”). El estado *State* (“*SelectedTarget*”) está directamente relacionado con la definición de las matrices. Nos indica cuál ha sido el elemento de la matriz que ha atendido el usuario. Cada fila de las matrices definidas se corresponde con un elemento de ésta y será el valor que se le asigne a *State* (“*SelectedTarget*”) (Ver Figura 5.3). Es decir, la primera fila de la matriz definida se corresponderá con el valor *State* (“*SelectedTarget*”)=1, el elemento de la segunda fila se corresponderá con el valor *State* (“*SelectedTarget*”)=2, etc. Por defecto, el sistema BCI2000 define los elementos de las matrices en una columna por lo que si no cambiamos nada en la aplicación de usuario nos aparecería una columna de elementos. Sin embargo, nos interesa que estos elementos aparezcan en filas y columnas a modo de matriz de letras lo mas parecida a la de Farwell y Donchin [15]. BCI2000 ofrece la posibilidad de configurar el número de filas y columnas que se van a mostrar en la aplicación para cada menú y submenú (Ver Figura 5.4). El nuevo estado incluido, *State*(“*DomoMenu*”), nos informa en que menú nos encontramos y cuál será el menú siguiente. En base a estos dos estados saldrá un mensaje en la pantalla que nos indicará en que menú o submenú nos encontramos en ese momento.

Por último, se ha añadido el código en C++ referente a las señales de infrarrojo. La señal que emita el RedRat será la que el estado *State* (“*SelectedTarget*”) nos indique. Por ejemplo, si nos encontramos en el menú televisión (*State*(“*DomoMenu*”)=2) y queremos encenderla, el usuario deberá contar las veces que se ilumina el botón ON/OFF que por ser el elemento primero de la matriz se corresponderá con el valor de *State* (“*SelectedTarget*”)=1.

#### 5.1.4. Descripción de la interfaz de usuario

El funcionamiento de la aplicación implementada es el siguiente. En primer lugar, la pantalla muestra al usuario el menú principal de la aplicación. Dicho menú consta de una matriz de 3 x 4 imágenes que representan un dispositivo o acción específica. Se muestran todos los dispositivos mencionados previamente, así como varios comandos de control: parar, pausar o reanudar la ejecución de la aplicación. Las filas y columnas de la matriz del menú principal se van iluminando aleatoriamente mientras el usuario mira fijamente la opción deseada y cuenta cuántas veces se ilumina ésta. Así, es más probable que se ilumine cualquier otra opción de la matriz que la opción deseada. Por ello, cuando ésta se ilumina aparece un potencial evocado en la actividad EEG del usuario, aproximadamente unos 300 ms después de haberse producido el estímulo. Analizando para qué fila y para qué columna aparece este potencial, la aplicación determina cuál es la opción deseada por el usuario. Una vez que la aplicación BCI identifica la opción deseada se ejecuta la acción correspondiente (pausar, parar o reanudar) o se accede al submenú que corresponda (TV, equipo de música, luces, teléfono, disco multimedia, etc.). Cada submenú muestra al usuario una matriz de imágenes similar a la del menú principal. En este caso, cada imagen presenta diferentes funcionalidades del dispositivo a controlar: encender, apagar, silenciar, marcar un número de teléfono, volver al menú principal, etc. De la misma forma que para

**speller target properties**

# of columns # of rows

5 25

	1	2	3	4
1		ON/OFF	1	..\src\contrib\Application\P3Domotic\imagen
2		1	1	..\src\contrib\Application\P3Domotic\imagen
3		2	1	..\src\contrib\Application\P3Domotic\imagen
4		3	1	..\src\contrib\Application\P3Domotic\imagen
5		5	1	..\src\contrib\Application\P3Domotic\imagen
6		5	1	..\src\contrib\Application\P3Domotic\imagen
7		6	1	..\src\contrib\Application\P3Domotic\imagen
8		7	1	..\src\contrib\Application\P3Domotic\imagen

Figura 5.3: Configuración de las matrices. La primera columna se corresponde con el estado *State* (“*SelectedTarget*”), la segunda columna con el nombre del elemento, la tercera columna se refiere al tamaño del elemento que por defecto es 1, la cuarta y quinta columna son las rutas a archivos de imágenes o a audios.

<b>NumMatrixColumns</b>	<i>display matrices' column number(s)</i> 4 5 4 4 4 4 4 4 4 4
<b>NumMatrixRows</b>	<i>display matrices' row number(s)</i> 3 5 3 3 3 3 3 4 3

Figura 5.4: Configuración de los tamaños de las matrices. En la parte superior se define el número de columnas para cada matriz. En la parte inferior se definen el número de filas para cada matriz. Este número de filas y columnas configurado será el que aparecerá cuando se ejecuta la aplicación.

el menú principal, las filas y columnas del submenú se van a ir iluminando aleatoriamente. Mientras, el usuario mira de nuevo fijamente a la opción deseada y cuenta cuántas veces se ilumina ésta. Una vez finalizadas las iluminaciones, la aplicación determina la opción deseada por el usuario y ejecuta el comando correspondiente. De esta forma, los usuarios son capaces de navegar a través de los menús de la aplicación y controlar los diferentes dispositivos domóticos y electrónicos de su entorno.

A continuación, se muestran varias imágenes de la aplicación BCI desarrolladas. En la Figura 5.5 se muestra el menú principal de la aplicación BCI domótica. Desde dicho menú, los usuarios pueden seleccionar el dispositivo al que desean acceder, así como pausar, reanudar y parar la ejecución de la aplicación. La Figura 5.6 muestra el submenú de control del teléfono. Está formado por una matriz de 4 x 4, que representan las distintas funcionalidades que se pueden controlar del teléfono: colgar o descolgar el teléfono; marcar un número de teléfono seleccionando cada cifra de 0 a 9, el asterisco o el sostenido; realizar una rellamada; encender y apagar la luz del teléfono y volver al menú principal. En la Figura 5.7 se muestra el submenú de control de la televisión. Está formado por una matriz de 5 x 5, que representa las distintas funcionalidades que se pueden controlar de la televisión: encender o apagar; subir, bajar o silenciar el volumen; seleccionar un canal concreto del 0 al 9, el siguiente o el anterior; controlar el menú de configuración (acceder, silenciar, salir, seleccionar opción, movimiento hacia la derecha, izquierda, arriba o abajo); acceder al servicio de teletexto y volver al menú principal.

## **5.2. Aplicación del sistema a los usuarios del CRE de Discapacidad y Dependencia de San Andrés del Rabanedo (León)**

Uno de los objetivos de este proyecto consiste en el desarrollo de una aplicación que permita el control de dispositivos domóticos y electrónicos por usuarios dependientes sin el uso de los mecanismos normales como nervios o músculos periféricos. La aplicación ha sido probada por los usuarios del CRE de Discapacidad y Dependencia de San Andrés del Rabanedo (León). Para ello, se ha empleado un sistema BCI basado en potenciales P300 cuya principal ventaja es que no necesita una fase previa de entrenamiento. En los siguientes apartados se describe qué usuarios han participado en el trabajo, el estudio de diferentes montajes de registro de señal EEG con sistemas BCI basados en P300, análisis de los parámetros de configuración de sistemas BCI basados en P300 y las diferentes tareas que se realizaron a lo largo de las sesiones.

### **5.2.1. Usuarios participantes**

Los sujetos que han formado parte del estudio fueron usuarios, con distinto tipo y grado de discapacidad física, del CRE de Discapacidad y Dependencia de San Andrés del Rabanedo (León). Se trató de formar un grupo de partida significativo dentro de las posibilidades del citado centro. El criterio empleado a la hora de incluir a un sujeto en el estudio, fue el de presentar algún tipo de discapacidad física en mayor o menor grado y



Figura 5.5: Menú principal de la aplicación BCI de control domótico. El usuario puede acceder desde el menú principal a los diferentes dispositivos que controla la aplicación: TV, DVD, equipo de música, disco multimedia, teléfono, agenda, ventilador, calefactor y luces.



Figura 5.6: Submenú de control del teléfono. El usuario puede seleccionar varios comandos de control del mismo: colgar o descolgar, marcar un dígito del 0 al 9, usar la tecla de rellamada, etc., así como volver de nuevo al menú principal.



Figura 5.7: Menú principal de la aplicación BCI de control doméstico. El usuario puede acceder desde el menú principal a los diferentes dispositivos que controla la aplicación: TV, DVD, equipo de música, disco multimedia, teléfono, agenda, ventilador, calefactor y luces.

encontrarse en situación de dependencia. Se seleccionó un total de nueve sujetos. Todos ellos presentaban algún tipo de discapacidad motora y se trató de que ninguno de ellos presentase problemas cognitivos severos. Los sujetos incluidos en el estudio han sido personas de ambos sexos, mayores de 18 años y sin límite de edad. La edad media de los sujetos fue de  $46.22 \pm 8.84$  años. Cada uno de ellos fue informado y preguntado sobre su participación en el estudio, dando su consentimiento para formar parte del mismo. En la Tabla 5.1 se recogen los datos relativos a la edad, el sexo y la discapacidad que presentan los usuarios que han participado en el estudio.

### 5.2.2. Estudio de la localización de canales para el registro de EEG en sistemas BCI basados en P300

Este análisis resulta de gran utilidad para conocer en qué zonas se genera la respuesta P300 con mayor amplitud. De esta forma, será posible disminuir el número de canales necesarios y reducir, además, el tiempo de montaje del gorro y de los electrodos. Así, se pretende conseguir una mayor motivación de los usuarios, que facilitará una posible mejora de los resultados.

La distribución espacial del potencial P300 se concentra sobre la región centro-parietal [23], en un registro electroencefalográfico, según el sistema internacional 10-20 [6]. El montaje mínimo aconsejable para la detección de estos potenciales debe contener al me-

Usuario	Sexo	Edad	Descripción discapacidad física y cognitiva
U1	H	59	Malformación de Arnold- Chiari
U2	M	46	Ataxia degenerativa del adulto
U3	M	41	Parálisis cerebral
U4	M	35	Parálisis cerebral
U5	H	33	Tetraplejía traumática por lesión medular completa a nivel C1-C4
U6	M	47	Parálisis cerebral
U7	M	50	Traumatismo craneoencefálico
U8	H	48	Paraplejía por sección medular incompleta D8 a L2, de etiología traumática
U9	H	57	Neurofibromatosis, difoescoliosis severa

Tabla 5.1: Datos de los usuarios del CRE participantes en la investigación

nos los canales Fz, Cz y Pz [23]. Los canales que se encuentren alrededor de éstos pueden proporcionar, además, información complementaria. La referencia en estos registros normalmente se toma en la nariz, como en el trabajo de Polich *et ál.* [40]; en los lóbulos de las orejas, como se expone en el estudio de Donchin y Smith [58]; o en los mastoides, como en el trabajo de Cossio y Gentiletti [59]. En el estudio de Polish *et ál.* [40], la referencia se tomó en la nariz y se emplearon más canales a parte de los tres principales, citados anteriormente. En concreto, se usaron: FP1, F3, C3, P3, F7, T7, P7, O1, Fz, Cz y Pz. De este estudio se concluyó que en los canales frontales apenas se detectaba un potencial evocado P300. Donde sí apareció un aumento de la amplitud a 300 ms del estímulo provocado, fue en Fz, Pz, y Cz. En los canales más próximos a estos tres últimos, también se detectaron picos de amplitud elevada. A medida que los electrodos se alejaban de los canales principales hacia los canales ubicados en la zona temporal, se observó que las amplitudes iban disminuyendo considerablemente. En el trabajo de Nam *et ál.* [60], se emplearon 8 canales situados alrededor de Fz, Cz, y Pz. En concreto se registraron: Fz, C4, P3, Pz, P4, PO7, PO8 y Oz, referenciados a dos electrodos situados en las orejas. Se detectaron potenciales evocados, 300 ms después del estímulo evocado, en los electrodos centrales y occipitales. En el estudio de Cossio y Gentiletti [59], la distribución de los electrodos fue similar. En ese caso, se usaron Fz, Cz, Pz, Oz, C3, y C4 con el mastoide izquierdo referenciado a tierra y el derecho ligado a la referencia. En los canales Fz y Cz, que se localizan en la parte central de la corteza cerebral, fue donde apareció un mayor nivel de amplitud del potencial P300.

### 5.2.3. Estudio de los parámetros de configuración en sistemas BCI basados en potenciales P300

Para el desarrollo de la aplicación BCI propuesta en este trabajo se ha empleado la configuración más óptima, seleccionada en base a un exhaustivo estudio que se describe a continuación.

En primer lugar, se han contrastado diferentes estudios atendiendo al tiempo que transcurre entre la intensificación de una fila o columna y la siguiente (*Inter-Stimulus Interval*, ISI) y a la duración del estímulo. En el estudio de Farwell y Donchin [15] se presentó por primera vez el paradigma P300 basado en una matriz de 6 x 6 caracteres alfanuméricos. El usuario se fijaba en uno de los caracteres y tenía que contar el número de veces que dicho carácter se iluminaba. Cada una de las 6 filas y 6 columnas se intensificaba durante un período de 100 ms. El tiempo que transcurría entre intensificaciones (ISI) de una fila o columna y la siguiente fue de 500 ms, aunque posteriormente se disminuyó a 125 ms. Las intensificaciones se producían de forma aleatoria. Cada fila y columna se intensificaba un total de 15 veces, por lo que cada carácter se iluminaba 30 veces en total. En el estudio se presentan las amplitudes de los potenciales evocados P300 para cada sujeto participante y para cada valor de ISI. Se concluye que para un ISI de 500 ms las amplitudes de los potenciales evocados son mayores que para un ISI de 125 ms. Sin embargo, hay que tener en cuenta que cuanto mayor sea el ISI mayor es también el tiempo que transcurre para seleccionar un carácter. En otro estudio de Donchin *et ál.* [24] se evaluó el rendimiento en tiempo real del sistema BCI. Para ello, se empleó un ISI de 125 ms y una duración del estímulo de 100 ms. Además, se emplearon SWLDA y SWLDA *with Discrete Wavelet Transform* (DWT) en el preprocesado de las señales. El trabajo concluyó que el sistema BCI era práctico y realizable para los parámetros de configuración y los métodos de preprocesado empleados. Por último, en el trabajo de Krusienski *et ál.* [47], se evalúan diferentes clasificadores empleando un ISI de 75 ms y una duración del estímulo de 100 ms. Los mejores resultados se obtuvieron para los métodos SWLDA y FLD.

El tamaño de la matriz de estímulos es otro de los parámetros a configurar. Se han hecho diversos estudios acerca de la amplitud del potencial P300 en relación con el tamaño de la matriz de estímulos. En los trabajos de Cossio y Gentiletti [59] y Seller *et ál.* [51] se pone de manifiesto que cuantos menos estímulos aparezcan en la pantalla mejor es la respuesta que se produce en el usuario. Sin embargo, otros trabajos, como el de Allison y Pineda [61], encontraron relación directa entre el tamaño de la matriz y la amplitud del P300, y concluyeron que a mayor tamaño de la matriz de estímulos, mayor es la amplitud del potencial P300 evocado. Estas diferencias pueden deberse al método de procesado de señal empleado por cada uno o el número de usuarios que participaron en el estudio. En los estudios de Cossio y Gentiletti [59] y Seller *et ál.* [51] se empleó SWLDA y participaron 5 usuarios. Sin embargo, en el trabajo de Allison y Pineda [61] empleó Análisis de Componentes Independientes (Independent Components Analysis, ICA) y un total de 15 usuarios.

Por último, ha de tenerse en cuenta el número de intensificaciones de cada fila y columna. El trabajo de Cossio y Gentiletti [59] presenta un estudio de la variación en el número de intensificaciones. En principio, el número de intensificaciones era de 15 (15 veces cada fila y 15 veces cada columna), de forma que cada carácter se iluminaba 30 veces. El número de intensificaciones se redujo de 15 a 10, de forma que cada carácter se intensificaba 20 veces en lugar de 30. Se observó que, en algunos casos, la disminución en el número de intensificaciones influía en la precisión del usuario. Esto sucedía en el caso de la matriz de estímulos de menor dimensión al variar el número de intensificaciones de

15 a 10. En el caso de la matriz de mayor dimensión, la precisión obtenida fue similar a pesar de haber variado el número de intensificaciones.

#### **5.2.4. Sesiones de aplicación**

Los registros de EEG realizados a los usuarios participantes contaron con la ayuda de los profesionales del centro. Las pruebas consistieron en la realización de una media de cuatro sesiones por sujeto con la aplicación BCI basada en potenciales evocados P300. En primer lugar, se realizaron una o dos sesiones de acercamiento al sistema BCI en modo copia, donde se presentaba al usuario una matriz de letras en la que las filas y las columnas se iban iluminando aleatoriamente. Posteriormente, los usuarios trabajaron directamente con la aplicación BCI de control domótico en modo libre ejecutando diferentes secuencias de comandos de control de los dispositivos (ej.: “acceder al menú teléfono”, “marcar el 9”, “marcar el 1”). En dichas sesiones se presentó al usuario una matriz de imágenes en las que las filas y las columnas se iban iluminando aleatoriamente. Cada imagen representaba un dispositivo concreto (ej.: televisión, teléfono, etc.) o una funcionalidad del mismo (ej.: subir volumen, marcar el ‘1’, etc.). Se pedía al usuario que se fijase en una imagen o letra concreta y contase cuántas veces se iluminaba ésta. De esta forma, una vez comprobado que se producían potenciales evocados P300, se analizó en qué regiones cerebrales y en qué instantes se detectaban mejor éstos, y se creó un clasificador que fue empleado en las sesiones posteriores. A lo largo de las sesiones se midió, tanto la precisión conseguida por los usuarios en el manejo de la aplicación, como el porcentaje de secuencias completadas.

Los nueve usuarios participantes pertenecen al CRE de Discapacidad y Dependencia de San Andrés del Rabanedo (León). Estos usuarios padecen diferente tipo y grado de discapacidad. En la Figura 5.8 se presenta una fotografía de uno de los usuarios del CRE de Discapacidad y Dependencia de San Andrés del Rabanedo (León) durante la realización de las pruebas con la aplicación BCI de control domótico. En la Figura 5.9, se muestran todos los dispositivos domóticos y electrónicos que permite controlar la aplicación desarrollada.

Las pruebas han consistido en la realización de una media de cuatro sesiones con el sistema BCI basado en potenciales P300. Para llegar a conseguir que el usuario controle la aplicación satisfactoriamente, son necesarias dos tipos de sesiones: las realizadas en modo copia y las realizadas en modo libre.

En primer lugar, se realizaron una o dos sesiones de toma de contacto con el sistema BCI en modo copia. En estas sesiones se presentaba al usuario una matriz de letras en la que las filas y las columnas se iban iluminando aleatoriamente. Se pedía al usuario que se fijase en una letra concreta y contase cuántas veces se iluminaba ésta. A continuación, se sustituía la matriz de letras por una formada por imágenes de distintos dispositivos o comandos de control. Nuevamente, las filas y las columnas, en este caso de imágenes, se intensificaban aleatoriamente. El usuario, de igual forma que con la matriz de letras, debía contar cuántas veces se intensificaba la opción que deseaba seleccionar. Cada vez que dicho elemento se ilumina aparece un potencial P300 provocado por dicho estímulo. Este potencial ha de ser detectado por el sistema BCI para identificar qué elemento



Figura 5.8: Un usuario del CRE, participante en el estudio, realiza pruebas con la aplicación BCI de control domótico desarrollada durante el presente proyecto. En la fotografía se puede observar el montaje de electrodos necesario para el registro de la actividad EEG, así como el amplificador de señales biomédicas, que destaca por su pequeño tamaño.

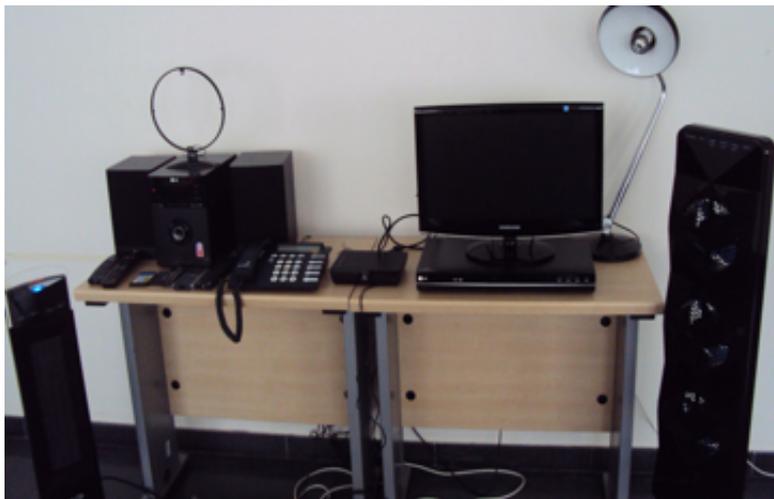


Figura 5.9: Dispositivos domóticos y electrónicos que se pueden controlar mediante la aplicación BCI domótica: televisión, reproductor de DVD, bombilla multicolor, equipo de música, disco duro multimedia, calefactor, ventilador y teléfono..

desea seleccionar el usuario y ejecutar la acción de control correspondiente. Durante las primeras sesiones se mostraba escrito en la parte superior de la pantalla la letra o imagen seleccionada por el usuario. Para realizar una selección con un sistema basado en potenciales P300, las filas y las columnas han de iluminarse repetidamente. Así, para detectar el potencial P300 se realiza un promediado de todas las iluminaciones realizadas. En el caso de la aplicación desarrollada, el número de repeticiones de cada fila y columna fue de 15.

Posteriormente, se analizaron las señales registradas durante estas sesiones iniciales en modo copia. A partir de este análisis *offline* y empleando el método SWLDA, se creó un clasificador adaptado a cada uno de los usuarios. Dicho clasificador se empleó en las sesiones posteriores, en modo libre de control de la aplicación domótica. Los elementos de la matriz que representa cada menú se iluminaban, de nuevo, por filas y por columnas, aleatoriamente. El usuario tenía que mirar al elemento que deseaba seleccionar y contar las veces que se iluminaba. Para poder evaluar la precisión obtenida por los usuarios, éstos debían seleccionar los comandos de distintas secuencias propuestas previamente. Al igual que en el caso de las sesiones iniciales, cada imagen de la aplicación domótica se intensificaba 30 veces ( 15 veces por la fila y 15 veces por la columna). Para cada usuario se evaluó el grado de precisión alcanzado en el control de la aplicación así como el porcentaje de secuencias.

Aquellos usuarios que alcanzaron resultados de precisión media superior al 70 %, se les disminuyó el número de intensificaciones de las columnas y filas, en modo libre. En primer lugar, las 15 iluminaciones por fila y 15 iluminaciones por columna se redujeron a 12. Si los valores de precisión seguían siendo mayores del 70 % el número de intensificaciones de fila y columna se disminuyeron a 9. Si aún así, la precisión se mantenía en valores que superaban el 70 % el número de intensificaciones de fila y columna se redujo de nuevo a 6. Cuanto menor es el número de intensificaciones de las filas y columnas, menor es el tiempo que se tarda en hacer una secuencia y mayor es la motivación del usuario. El promedio de todas las iluminaciones realizadas para detectar el potencial P300 tiene menos información por lo que es normal que el porcentaje de precisión disminuya. Por esta razón la reducción en el número de intensificaciones de filas y columnas solo se probó con los usuarios que obtenían mejores resultados y por tanto, los que mejor potencial P300 detectaba el sistema BCI.

Las secuencias que se propusieron en modo libre fueron las siguientes:

- Secuencia 1: se parte del menú principal y se pretende encender la televisión, poner el canal 2 y subir el volumen. Esta secuencia implica realizar 4 acciones. El menú inicial de la aplicación es el menú principal donde aparecen las imágenes de los dispositivos a controlar. El usuario deberá contar las veces que se ilumina la imagen correspondiente a la televisión. Una vez elegida, la matriz de imágenes cambiará a otra, donde aparece una matriz de imágenes relacionadas con las funcionalidades típicas de una televisión. En este momento el usuario deberá contar las veces que se ilumina el botón ON/OFF de encendido/ apagado de la televisión. Una vez seleccionado, la televisión se encenderá. Posteriormente, el usuario contará las

veces que se ilumina el número 2 y la televisión cambiará de canal al número 2. Por último, el usuario se fijará en la imagen correspondiente con subir el volumen. La televisión mostrará la barra del volumen y se subirá en una unidad el volumen de ésta. La secuencia de botones en los que ha de fijarse el usuario son:

- Selección del botón TV (Objetivo: acceder al menú de la televisión)
  - Selección del botón ON/OFF (Objetivo: encender la televisión)
  - Selección del botón con el número 2 (Objetivo: cambiar al canal número 2 de la televisión)
  - Selección del botón VOL+ (Objetivo: subir el volumen de la televisión en una unidad)
- Secuencia 2: se parte del menú principal y se pretende acceder al menú del teléfono, marcar el número 3, marcar el número 4 y descolgar. Esta secuencia implica realizar 4 acciones. El menú inicial de la aplicación es el menú principal donde aparecen las imágenes de los dispositivos a controlar. El usuario deberá contar las veces que se ilumina la imagen correspondiente al teléfono. Una vez elegida, la matriz de imágenes cambiará a otra matriz donde aparecerán las imágenes relacionadas con las funcionalidades típicas de un teléfono. El usuario deberá contar las veces que se ilumina el botón del número 3 del teléfono. En la pantalla del teléfono aparecerá el número 3. Posteriormente, el usuario contará las veces que se ilumina el número 4 y en la pantalla aparecerá el número 4. Por último, el usuario se fijará en la imagen colgar/descolgar. El teléfono se descolgará y llamará al número previamente indicado. La secuencia de botones en los que ha de fijarse el usuario son:
- Selección del botón Teléfono (Objetivo: acceder al menú del teléfono)
  - Selección del botón con el número 3 (Objetivo: marcar el número 3 del teléfono)
  - Selección del botón con el número 4 (Objetivo: marcar el número 4 del teléfono)
  - Selección del botón COLGAR/DESCOLGAR (Objetivo: descolgar el teléfono y efectuar la llamada al número indicado previamente)
- Secuencia 3: se parte del menú principal y se pretende acceder al menú de ventilación, encender el ventilador, accionar el ventilador uno, y programarlo para que esté encendido durante 30 minutos. Esta secuencia implica realizar 4 acciones. El menú inicial de la aplicación es el menú principal donde aparecen las imágenes de los dispositivos a controlar. El usuario deberá contar las veces que se ilumina la imagen correspondiente al frío. Una vez elegida, la matriz de imágenes cambiará a otra matriz donde aparecerán las imágenes relacionadas con las funcionalidades típicas de un sistema de ventilación. El usuario deberá contar las veces que se ilumina el botón de encendido del sistema de ventilación. El dispositivo se encenderá. Posteriormente, el usuario contará las veces que se ilumina la imagen correspondiente al ventilador uno. El ventilador superior del sistema de ventilación comenzará a funcionar. Por último, el usuario se fijará en la imagen de programación del tiempo de 30 minutos. El sistema de ventilación funcionará durante 30 minutos y luego se apagará.

- Selección del botón FRÍO (Objetivo: acceder al menú de ventilación)
  - Selección del botón ON (Objetivo: encender el sistema de ventilación)
  - Selección del botón FAN 1(Objetivo: encender el ventilador 1)
  - Selección del botón TIMER 30 MIN (Objetivo: programar el sistema de ventilación para que permanezca encendido durante 30 minutos)
- Secuencia 4: se parte del menú principal y se pretende acceder al menú de iluminación, encender la luz, cambiar la luz al color naranja y poner la luz en modo flash. Esta secuencia implica realizar 4 acciones. El menú inicial de la aplicación es el menú principal donde aparecen las imágenes de los dispositivos a controlar. El usuario deberá contar las veces que se ilumina la imagen correspondiente a la iluminación. Una vez elegida, la matriz de imágenes cambiará a otra matriz donde aparecerán las imágenes relacionadas con las funcionalidades de la iluminación. El usuario deberá contar las veces que se ilumina el botón de encendido y la luz se encenderá. Posteriormente, el usuario contará las veces que se ilumina la imagen correspondiente al color naranja. La luz cambiará de color al color naranja. Por último, el usuario se fijará en la imagen de modo flash. La luz cambiará de color naranja a modo flash por lo que el color irá variando cada poco segundos.
- Selección del botón LUZ (Objetivo: acceder al menú de iluminación)
  - Selección del botón ON (Objetivo: encender la luz)
  - Selección del botón NARANJA (Objetivo: cambiar la luz a color naranja)
  - Selección del botón FLASH MODE (Objetivo: cambiar la luz a modo flash. En este modo el color varía cada pocos segundos)



# Capítulo 6

## Resultados y discusión

### 6.1. Resultados obtenidos con el modelo propuesto

#### 6.1.1. Selección del modelo

A continuación, se analizan los resultados obtenidos con el procedimiento propuesto de selección de canales y los diferentes valores del hiperparámetro  $C$  del SVM considerados, para cada sujeto. Se comparan los resultados obtenidos por el método ganador de la competición y el propuesto.

#### Selección de canales y del hiperparámetro $C$ del SVM sobre el conjunto de datos de entrenamiento

La selección del modelo se realiza en base al número de canales seleccionados y el hiperparámetro  $C$  del SVM. El procedimiento a seguir es el mismo que el ya comentado en el capítulo 4 del método ganador de la III Competición BCI 2004 [14]. El conjunto de entrenamiento está formado por 17 particiones para cada sujeto. Cada una de estas particiones se corresponde con 5 caracteres y su tamaño inicial (sin haber eliminado ningún canal) es de 900 x 896. Cuando una máquina de vector soporte esté entrenando un partición  $k$  siendo  $k \in [1, \dots, 8]$ , entonces el conjunto de datos de validación será  $[1, \dots, 8]$  excepto la considerada en ese momento, es decir,  $k$ . El conjunto de validación estará formado por 6300 post-estímulos. Exactamente lo mismo ocurrirá cuando se trate del las particiones  $k \in [9, \dots, 17]$ , solo que en este caso el conjunto de validación estará formado por 7200 post-estímulos.

Los distintos valores del hiperparámetro  $C$  que se evalúan son  $C = [0,010,050,10,51]$  y  $C = [1,011,051,11,52]$ . Para el sujeto A el hiperparámetro que mejores resultados ofrece es  $C = [0,01 0,05 0,1 0,5 1]$  que es el propuesto por Rakotomamonjy y Guigue [14]. Para el sujeto B, los mejores resultados se obtienen cuando se considera el hiperparámetro  $C = [1,01 1,05 1,1 1,5 2]$ . Para cada clasificador se elige el par de valores  $C$ -número de canales que maximiza la puntuación  $C_{cs}$ .

Los resultados obtenidos en la selección de canales se muestran en la Tabla 6.1.

Particiones	Los 12 canales mejor clasificados											
<b>A1</b>	$C_z$	$P_3$	$P_z$	$PO_7$	$FC_3$	$C_3$	$TP_8$	$AF_4$	$F_6$	$T_8$	$P_1$	$C_1$
<b>A2</b>	$P_3$	$FC_3$	$C_z$	$FC_6$	$C_1$	$F_5$	$F_z$	$P_2$	$CP_2$	$TP_8$	$O_1$	$C_4$
<b>A3</b>	$CP_6$	$P_z$	$PO_7$	$PO_8$	$FC_6$	$P_5$	$FC_1$	$CP_5$	$AF_4$	$P_3$	$F_5$	$AF_8$
<b>A4</b>	$C_3$	$P_z$	$PO_7$	$PO_8$	$C_z$	$P_7$	$CP_5$	$O_2$	$I_z$	$CP_2$	$T_9$	$CP_4$
<b>A5</b>	$P_z$	$P_8$	$PO_7$	$PO_8$	$F_8$	$T_7$	$TP_7$	$FC_1$	$FP_1$	$P_4$	$T_8$	$AF_8$
<b>B1</b>	$C_2$	$PO_7$	$PO_z$	$PO_8$	$FC_6$	$C_3$	$T_9$	$P_6$	$P_2$	$FP_z$	$CP_2$	$CP_4$
<b>B2</b>	$CP_z$	$P_z$	$PO_3$	$PO_8$	$FP_z$	$T_7$	$T_9$	$C_4$	$C_6$	$FT_8$	$O_1$	$P_4$
<b>B3</b>	$C_z$	$P_2$	$PO_8$	$O_1$	$PO_7$	$AF_7$	$P_3$	$T_{10}$	$I_z$	$FC_z$	$C_2$	$F_2$
<b>B4</b>	$P_2$	$PO_z$	$PO_8$	$O_1$	$AF_z$	$PO_3$	$CP_z$	$F_6$	$TP_7$	$FC_3$	$T_{10}$	$FT_7$
<b>B5</b>	$P_4$	$PO_z$	$PO_8$	$O_1$	$I_z$	$CP_2$	$P_2$	$C_2$	$FC_6$	$AF_7$	$FC_2$	$C_z$

Tabla 6.1: Ranking de los 12 canales que mas información aportan para diferentes particiones del sujeto A y del sujeto B.

En el modelo propuesto los canales que mas se repiten en las 5 primeras particiones para el sujeto A son el  $PO_7$ ,  $P_z$  y  $PO_8$ . Para el sujeto B los canales que aparecen en mas ocasiones son  $PO_8$ ,  $O_1$  y  $P_2$ .

En la Figura 6.1 se presentan los histogramas topográficos para los dos sujetos. El canal que mas aparece en el sujeto A es el  $P_z$  que se selecciona para 14 de los 17 clasificadores. Los siguientes canales que se seleccionan en mas clasificadores son el canal  $PO_7$  en 11 clasificadores, el  $PO_8$  en 9 y  $O_1$  y  $P_5$  en 7. Para el sujeto B se selecciona el canal  $PO_8$  en 16 de los 17 clasificadores,  $PO_7$  en 12 y  $O_1$  en 10.

La principal diferencia entre el método ganador de la competición [14] y el método propuesto es el número de canales seleccionados para cada clasificador. En la Tabla 6.2 se muestran una comparativa del número de canales seleccionado para los 17 clasificadores tanto para el método ganador como el modelo propuesto y para ambos sujetos.

## Resultados sobre el conjunto de test

El conjunto de test se ha procesado de forma similar a como se hacía con el conjunto de entrenamiento. Los resultados obtenidos se han evaluado atendiendo a cuáles han sido los caracteres predichos correctamente del conjunto de test. En la Tabla 6.3 se muestran los resultados obtenidos para cada sujeto, y para los valores considerados del parámetro  $C$  del SVM que mejores resultados se obtuvieron, cuando se va incrementando el número de secuencias. El número de caracteres que se consideran en el conjunto de test es de 100. Para el sujeto A se han predicho correctamente 97 de los 100 caracteres para un número de secuencias de 15 y 72 caracteres para un número de secuencias de 5. Para el sujeto B se han predicho correctamente 96 de los 100 caracteres totales para un número de 15 secuencias y 75 para un número de secuencias de 5.

### 6.1.2. Análisis de resultados

#### Selección de canales y del hiperparámetro $C$ del SVM

En el estudio de Rakotomamonjy y Guigue [14] se repiten constantemente dos canales para ambos sujetos que son el  $PO_7$  y el  $PO_8$ . En el modelo propuesto y para el sujeto

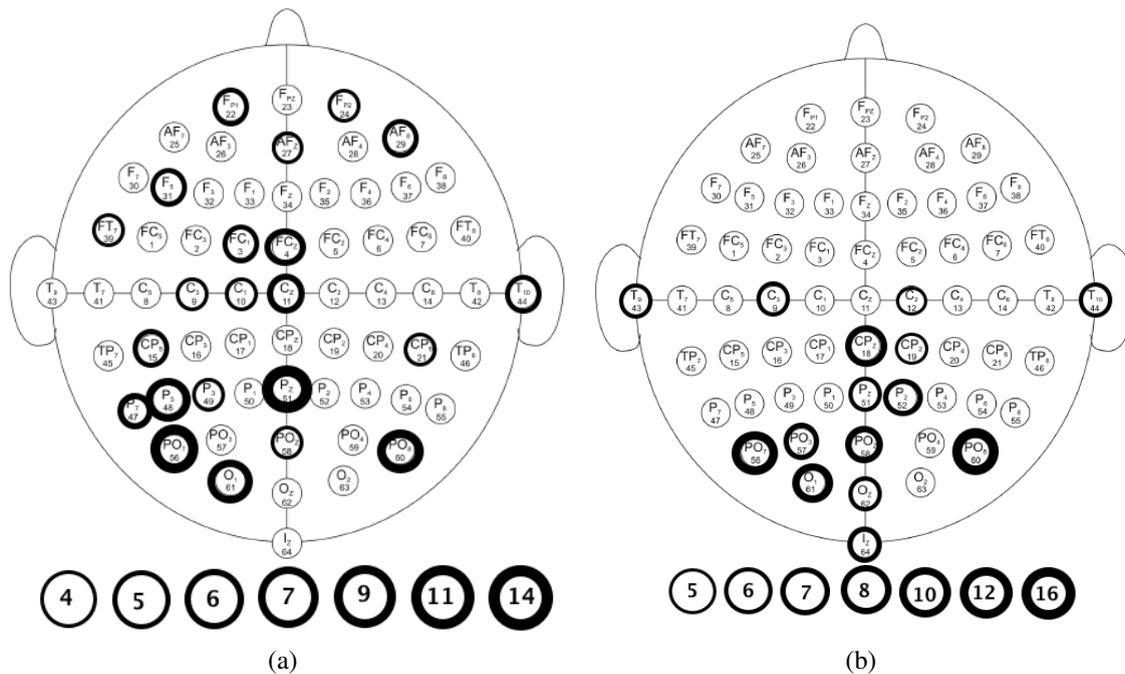


Figura 6.1: Histograma topográfico de la puntuación de los canales: a) Sujeto A y b) Sujeto B. Los canales que mas veces se han repetido en los distintos clasificadores son los que se presentan con una circunferencia de diferente grosor. El grosor denota las veces que un canal se ha repetido en los distintos clasificadores y que se encuentra entre los 12 canales que mas información aportan. Por ejemplo, para el sujeto A , el canal  $P_z$  aparece en 14 de los 17 clasificadores y de los 12 considerados que tienen la mayor puntuación. Para el sujeto B, el canal  $PO_8$  aparece en 16 de los 17 clasificadores entre los 12 canales que mas información aportan.

A también los canales  $PO_7$  y el  $PO_8$  se encuentran entre los 12 mejor clasificados. Sin embargo, para el Sujeto B son los canales  $PO_8$ ,  $O_1$  y  $P_2$  los mejores clasificados. El canal  $PO_7$  aparece en el ranking de los 12 mejores clasificados solo en 2 de las 5 particiones.

Si analizamos los histogramas topográficos, presentados previamente para ambos métodos, se observa que para el sujeto A, en el método ganador, hay 3 canales que se repiten en 15 y 16 clasificadores, de los 17 posibles. Estos canales son:  $P_z$ ,  $PO_7$  y  $PO_8$ . En el método propuesto, son estos 3 canales también, los que mas se repiten. Sin embargo, en este caso, el número de clasificadores en los que aparecen es menor. Por ejemplo, el canal que en mas clasificadores aparece es el  $P_z$  que se encuentra en un total de 14 de los 17 clasificadores.

Si analizamos el histograma topográfico correspondiente al Sujeto B para ambos métodos se observa que los canales que se muestran en el mayor número de clasificadores para el método ganador, son  $PO_8$ ,  $PO_7$ ,  $O_1$ ,  $P_2$ ,  $CP_z$ . En el modelo propuesto son estos canales también los que aparecen en el mayor número de clasificadores a excepción del canal  $PO_3$ . Sin embargo, el número de veces que aparecen los canales en lo mas alto del

Clasificador	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17
Rakotomamonjy (A)[14]	32	32	36	20	40	24	36	40	40	24	28	12	56	16	40	16	16
M. propuesto (A)	16	48	32	36	24	38	48	52	24	32	32	40	8	36	48	28	32
Rakotomamonjy (B) [14]	12	8	16	16	12	12	4	12	16	16	8	8	8	4	8	12	4
M. propuesto (B)	48	52	52	56	42	52	36	48	52	52	48	48	48	52	48	36	56

Tabla 6.2: Comparación del número de canales óptimo para el sujeto A y B entre el método ganador y el modelo propuesto para cada clasificador [14]

ranking en los clasificadores para el método ganador, es mayor que para el propuesto. Es decir, en el método ganador hay canales que llegan a repetirse en los 17 clasificadores y en el método propuesto el máximo número de veces que se repite un canal es, en 16 clasificadores.

Otra características a destacar de los histogramas topográficos es la localización espacial de los canales. Para el sujeto A en ambos métodos, vemos que a medida que el número de clasificadores en los que aparecen los canales va disminuyendo, los canales se localizan en zonas mas centrales, frontales o frontopolares de la cabeza. En cambio, para el sujeto B esta localización espacial a medida que disminuye el número de clasificadores en los que los canales están presentes, se centra en la zona central y parietal. Esta ubicación mas central y parietal de los canales se hace mas patente en el método propuesto. Para canales que se repiten en mas de 4 clasificadores, no hay ninguno de ellos que se sitúe en zonas frontales o frontopolares. Cabe recordar que para el Sujeto B el hiperparámetro  $C$  del SVM elegido es  $C = [1,01, 1,05, 1,1, 1,5, 2]$ . Que los canales que mas información aportan se localicen en la zona de la cabeza parietal y central, que además es donde típicamente aparece el Potencial P300 [62] es debido a los valores del parámetro  $C$  del SVM tomados.

Por otro lado, si comparamos el número de canales seleccionados por ambos métodos para los dos sujeto, se observan características significativas. Para el sujeto A el número de canales seleccionados en cada clasificador no es el mismo pero se compensan. Dicho de otra manera, en aquellos clasificadores que el método ganador selecciona menos canales, el método propuesto selecciona un mayor número de éstos y viceversa. Para el sujeto B el número de canales que se seleccionan con uno y otro método son distintos. En general, se seleccionan menos canales en el método ganador que en el propuesto.

	Número de secuencias								
Sujeto	1	2	3	4	5	10	13	15	
A	21	34	50	60	63	89	93	99	
B	36	58	68	73	78	93	94	98	
Media	28.5	46.0	59.0	66.5	<b>70.5</b>	91.0	93.5	<b>98.5</b>	

Tabla 6.3: Resultados del test en % de los caracteres correctamente identificados para el Sujeto A con un hiperparámetro  $C = [0,01, 0,05, 0,1, 0,5, 1]$  y del Sujeto B con un hiperparámetro  $C = [1,01, 1,05, 1,1, 1,5, 2]$ , para un número de secuencias que se va incrementando [16].

## Resultados sobre el conjunto de test

Los resultados sobre el conjunto de test del método propuesto han mejorado los conseguidos por el método ganador [14] para un número de secuencias de 15. El método ganador alcanzó una precisión media del 96.5 %. En este trabajo fin de máster la precisión media ha sido superada hasta alcanzar un 98.5 %. Sin embargo, para un número de secuencias de 5, este valor de precisión medio no se ha superado.

Si consideramos los porcentajes de precisión de ambos sujetos por separado, se comprueba que el sujeto A no consigue superar el valor de precisión que obtiene el método ganador para 5 secuencias, pero a partir de la secuencia número 13 se aprecia un aumento de ésta hasta alcanzar el 99 % cuando el número de secuencias es de 15, superando, así, en un 2 % los resultados obtenidos por el método ganador. El Sujeto B sí consigue superar el valor de precisión del método ganador para 5 secuencias en un 3 % y supera, además, la precisión para 15 secuencias alcanzando un 98 %.

## Análisis global

Atendiendo a los resultados presentados y analizados con anterioridad, se puede concluir que la precisión obtenida en términos generales con el modelo propuesto es mayor, que la alcanzada por el método ganador. No obstante hay que realizar algunas consideraciones.

Que el sujeto A haya conseguido mayor precisión para un número de 15 secuencias es debido al número de canales seleccionados en el modelo. Los canales de los que prescinde o los canales que se añaden al modelo con respecto a los canales que se consideran en el método ganador nos dan información adicional, que nos permiten alcanzar una precisión mayor cuando las secuencias son de un número mayor de 13. Por otro lado, esta diferencia en el número de selección de canales hace que disminuya la precisión si el número de secuencias es de 5.

En el sujeto B la precisión tanto para 5 secuencias como 15 ha aumentado. Es evidente que este aumento de la precisión se debe a dos factores fundamentales. Por un lado, el número de canales que selecciona es considerablemente mayor que en el método ganador. Esto da más margen a la hora de calcular la precisión puesto que se tiene más información. Por contra, el número de electrodos que habrá que emplear es muy elevado. Otro de los factores es que el hiperparámetro  $C$  del SVM elegido para este sujeto ha sido  $C = [1,01, 1,05, 1,1, 1,5, 2]$ . La elección de estos valores ha localizado espacialmente mejor la respuesta al potencial evocado P300 en la zona central y parietal, donde precisamente el potencial evocado P300 típicamente aparece [62]. Por tanto, sería aconsejable aprovechar esta localización de los canales y analizar como una reducción progresiva en el número de éstos puede afectar la precisión.

Por último, ha de tenerse en cuenta que los resultados de precisión obtenidos por el método ganador son difícilmente superables. Después de haber realizado un análisis

exhaustivo de los métodos aplicados por ellos y valorando los resultados conseguidos por ambos métodos, se puede concluir que hay un compromiso entre la precisión alcanzada por cada sujeto, la selección de canales y los valores del hiperparámetro  $C$ . Esto quiere decir que será posible mejorar la precisión pero como consecuencia el número de canales seleccionados será mayor o viceversa, se disminuirá la precisión a costa de disminuir el número de canales. Habrá pequeñas variaciones en los valores de precisión obtenidos y el número de canales seleccionados, si el parámetro de  $C$  toma diferentes valores.

## 6.2. Evaluación de la aplicación domótica

### 6.2.1. Localización de los canales seleccionados para el registro EEG

Partiendo de los estudios realizados en el capítulo 5 en cuanto a la distribución espacial de los potenciales P300, se ha escogido para la realización del presente proyecto el montaje que se describe a continuación.

Las señales EEG se registraron monopolarmente, tomando como referencia un electrodo colocado en la oreja izquierda y como tierra un electrodo situado en la oreja derecha. La frecuencia de muestreo empleada fue de 256 Hz. Además, se realizó un filtrado paso banda entre 0.1 y 60 Hz y se aplicó un filtro *Notch* a la frecuencia de la red eléctrica (50 Hz). Los valores de impedancia se mantuvieron por debajo de  $5k\Omega$  siempre que fue posible. En ningún caso, los valores de impedancia fueron superiores a  $9k\Omega$ . La configuración empleada es la recomendada por el fabricante del amplificador g.USBamp (g.tec, Austria) de señales biomédicas ([www.gtec.at](http://www.gtec.at)). Se registraron 8 canales EEG: Fz, Cz, CP3, CP4, Pz, PO3, PO4 y Oz, teniendo en cuenta las recomendaciones para el registro de este tipo de potenciales [62] y de acuerdo con el sistema internacional 10–20 [6]. Para maximizar la relación señal a ruido (*Signal to Noise Ratio*, SNR) se aplicó un filtro espacial CAR (*Common Average Reference*) [63].

### 6.2.2. Configuración de parámetros para la aplicación domótica

A partir del estudio realizado en el capítulo 5, se seleccionaron los siguientes parámetros de configuración para la aplicación BCI domótica desarrollada. El tamaño de la matriz de estímulos será variable. En el caso del menú principal se empleará una matriz de 3 x 4 elementos, de forma que aparezcan representados todos los dispositivos que permitirá controlar la aplicación domótica. El resto de submenús presentarán matrices de tamaño 3 x 4, 4 x 4 y 5 x 5, según el número de funcionalidades de que disponga cada dispositivo. Las matrices estarán formadas por imágenes que representarán un dispositivo o funcionalidad concreta (ej. “Teléfono”, “DVD”, “On/Off”, “Subir volumen”, etc.). Los estímulos consistirán en la intensificación de dichas imágenes por filas o por columnas. Las intensificaciones se producirán cada 125 ms y de forma aleatoria [7, 15, 24]. Además, cada bloque de presentación de estímulos, en el que todas las filas y columnas se han intensificado una vez, se repetirá 15 veces [7, 15, 59]. La duración del estímulo es típicamente de 31.25 ms [25]. Sin embargo, tras varias pruebas iniciales, se consideró que la duración era demasiado corta ya que resultaba difícil contar cuántas veces se iluminaba

la imagen deseada, porque sucedía muy rápido. Por ello, se estableció una duración del estímulo de 62.5 ms, de forma que la respuesta P300 siguiera presente tras cada estímulo y la tarea propuesta resultase más sencilla para los usuarios finales.

### 6.2.3. Resultados de la evaluación de la aplicación por parte de usuarios con grave discapacidad

En este apartado se presentan los resultados obtenidos tras las pruebas realizadas por los usuarios del CRE de discapacidad y dependencia de San Andrés de Rabanedo con la aplicación.

#### Usuario 1

El usuario 1 realizó un total de cinco sesiones: dos sesiones iniciales en modo copia y tres sesiones de control de la aplicación domótica en modo libre. En la Tabla 6.4 se muestran los resultados de precisión global obtenidos por este usuario para cada sesión realizada. Además, se indica también el porcentaje de secuencias finalizadas en el caso de las sesiones de control de la aplicación. Este usuario obtuvo muy buenos resultados de precisión a la hora de controlar el sistema BCI basado en potenciales P300. La precisión obtenida en la primera sesión fue del 95 %, incrementándose hasta el 100 % en las tres sesiones posteriores. Durante la última sesión, la precisión disminuyó ligeramente al 97,33 %. La precisión media obtenida por el usuario 1 durante la realización de las pruebas, teniendo en cuenta el número de intentos realizados en cada sesión, fue de un 98,38 %. En cuanto a las sesiones de evaluación de la aplicación realizadas en modo libre, el usuario 1 fue capaz de finalizar siempre las secuencias de control propuestas durante las pruebas. De esta forma, el porcentaje de secuencias finalizadas para este usuario fue del 100 % en todas las sesiones de este tipo.

Para el caso de las sesiones en modo copia, se ha calculado de forma *offline* la precisión media de todas las sesiones que hubiera obtenido el clasificador si se hubiese disminuido el número de intensificaciones desde 15 hasta 1. En la Figura 6.2 se muestran dichos resultados. Se espera que la precisión aumente con el número de intensificaciones, ya que el sistema dispone de más información para promediar y detectar el pico P300 con mayor precisión. En el caso del usuario 1 la precisión aumenta progresivamente con el número de intensificaciones. De hecho, se puede observar que a partir de un número de intensificaciones igual a 7 el sistema es capaz de detectar el potencial P300 con una precisión igual o superior al 94 %. Además, puesto que en el caso de este usuario los resultados obtenidos en las primeras sesiones fueron buenos, se experimentó la posibilidad de disminuir el número de intensificaciones durante las sesiones en modo libre. Así, se realizaron pruebas con un número de intensificaciones igual a 15, 12, 9 y 6. En la Figura 7 se han incluido también estos resultados. Se puede observar que la precisión fue del 100 % para un número de intensificaciones de 6, 12 y 15; y de un 93 % en el caso de un número de intensificaciones igual a 9.

Nº Sesión	1	2	3	4	5	Media
Precisión media (%)	95.00	100.00	100.00	100.00	97.33	98.38
SC (%)	-	-	100.00	100.00	100.00	100.00

Tabla 6.4: Resultados obtenidos por el usuario 1 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. Se indica tanto la precisión, como el porcentaje de secuencias totalmente finalizadas (SC). Estos resultados se muestran por cada sesión específica y para la media de todos los intentos realizados durante todas las sesiones de evaluación.

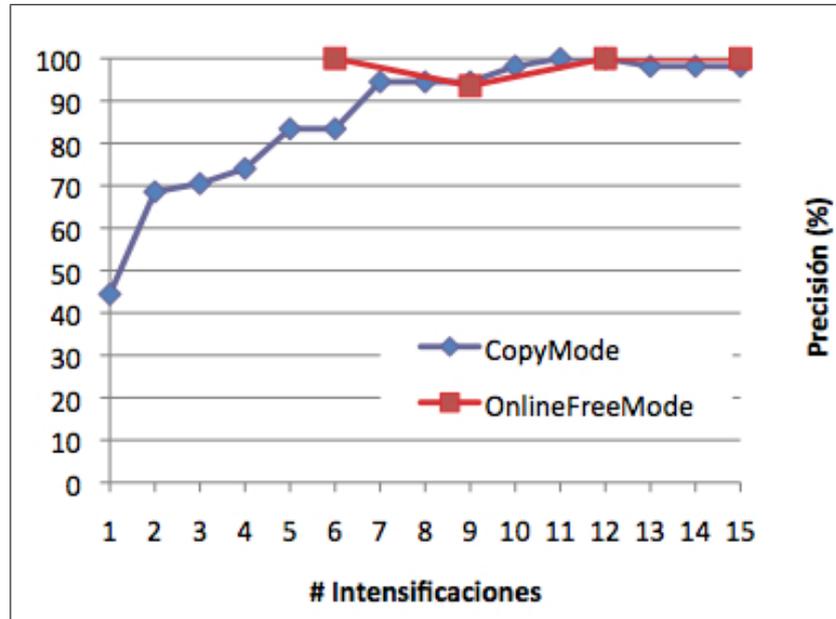


Figura 6.2: Precisión (%) obtenida por el usuario 1 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre.

### Usuario 2

El usuario 2 realizó un total de tres sesiones en modo copia. Las precisiones alcanzadas por este usuario no fueron elevadas. En ninguna de las sesiones se superó el 50% de precisión por lo que no se hicieron sesiones en modo libre. La precisión obtenida en la primera sesión fue del 7%, incrementándose hasta el 43% en la segunda sesión y disminuyendo al 38% en la tercera.

### Usuario 3

El usuario 3 realizó un total de cuatro sesiones: una sesión inicial en modo copia y tres sesiones de control de la aplicación domótica en modo libre. En la Tabla 6.5 se muestran los resultados de precisión global obtenidos por este usuario para cada sesión realizada. Además, se indica también el porcentaje de secuencias finalizadas en el caso de las sesiones de control de la aplicación. Este usuario obtuvo buenos resultados de precisión a la hora de controlar el sistema BCI basado en potenciales P300. La precisión alcanzada en

cada sesión fue del 96 %, del 65,45 %, del 98 % y del 85,54 %, respectivamente para cada una de las sesiones. La precisión media obtenida por el usuario 3 durante la realización de las pruebas, teniendo en cuenta el número de intentos realizados en cada sesión, fue de un 84,48 %. En cuanto a las sesiones de evaluación de la aplicación realizadas en modo libre, el usuario 3 fue capaz de finalizar las secuencias de control propuestas durante la tercera y la cuarta sesión. En la segunda sesión no llega a finalizar todas las secuencias de las pruebas. El porcentaje de secuencias finalizadas para este usuario fue del 92,86 %.

Para el caso de las sesiones en modo copia, se ha estimado de forma *offline* la precisión media de todas las sesiones que hubiera obtenido el clasificador si se hubiese disminuido el número de intensificaciones desde 15 hasta 1. En la Figura 6.3 se muestran dichos resultados. Se espera que la precisión aumente con el número de intensificaciones, ya que el sistema dispone de más información para promediar y detectar el pico P300 con mayor precisión. En el caso del usuario 3, la precisión aumenta progresivamente con el número de intensificaciones. De hecho, se puede observar que a partir de un número de intensificaciones igual a 9 el sistema es capaz de detectar el potencial P300 con una precisión superior al 93 %. Además, puesto que en el caso de este usuario los resultados obtenidos en las primeras sesiones fueron buenos, se experimentó la posibilidad de disminuir el número de intensificaciones durante las sesiones en modo libre. Así, se realizaron pruebas con un número de intensificaciones igual a 15, 12 y 9. En la Figura 8 se han incluido también estos resultados. Se puede observar que la precisión fue del 85,71 % para un número de intensificaciones igual a 9, del 80 % para un número de intensificaciones de 12 y de un 77,33 % para 15 intensificaciones.

#### Usuario 4

El usuario 4 realizó un total de cinco sesiones: dos sesiones iniciales en modo copia y tres sesiones de control de la aplicación domótica en modo libre. En la Tabla 6.6 se muestran los resultados de precisión global obtenidos por este usuario para cada sesión realizada. Además, se indica también el porcentaje de secuencias finalizadas en el caso de las sesiones de control de la aplicación. Este usuario obtuvo resultados aceptables de precisión a la hora de controlar el sistema BCI basado en potenciales P300. Las precisiones más altas se obtuvieron para la primera y la cuarta sesión que fueron del 82 % y del 80 %, respectivamente. La precisión más baja se obtuvo en la quinta sesión siendo ésta de 51,47 %. Para la segunda y tercera sesión los valores de precisión se mantuvieron

Nº Sesión	1	2	3	4	Media
Precisión media (%)	96.00	65.45	98.00	85.54	84.48
SC (%)	-	71.43	100.00	100.00	92,86

Tabla 6.5: Resultados obtenidos por el usuario 3 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. Se indica tanto la precisión, como el porcentaje de secuencias totalmente finalizadas (SC). Estos resultados se muestran por cada sesión específica y para la media de todos los intentos realizados durante todas las sesiones de evaluación.

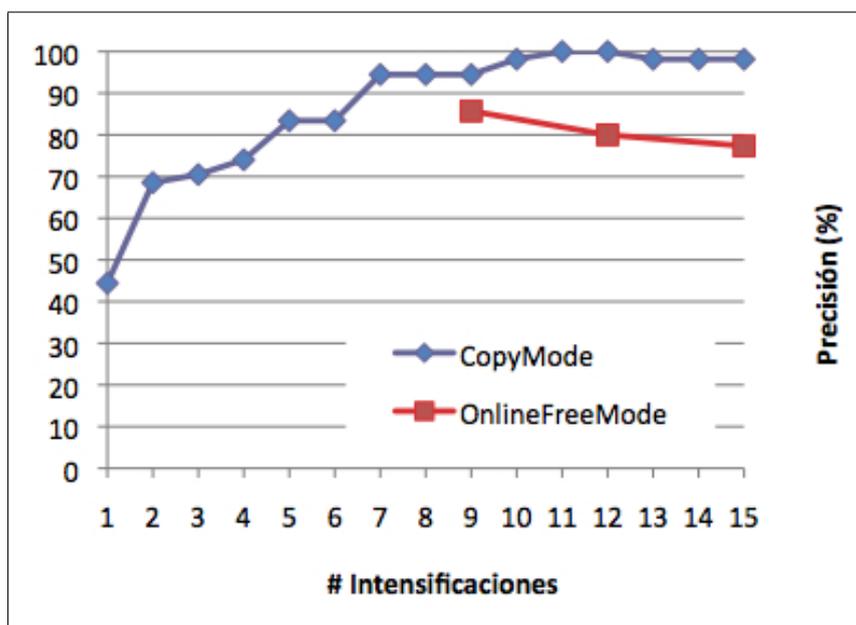


Figura 6.3: Precisión (%) obtenida por el usuario 3 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre.

en valores intermedios. En la segunda sesión la precisión fue del 75 % y en la tercera del 62,50 %. La precisión media obtenida por el usuario 4 durante la realización de las pruebas, teniendo en cuenta el número de intentos realizados en cada sesión, fue de un 65,38 %. En cuanto a las sesiones de evaluación de la aplicación, el porcentaje medio de secuencias finalizadas para este usuario fue del 71,43 %.

En la Figura 6.4 se muestran los resultados en modo copia. En el caso del usuario 4 la precisión aumenta progresivamente con el número de intensificaciones. Se observa que a partir de 12 intensificaciones la precisión es superior al 60 %. La máxima precisión conseguida es de 66,24 % obtenido para un número de intensificaciones de 15. Debido a que la precisión no fue demasiado alta no se disminuyeron el número de intensificaciones durante las sesiones en modo libre por lo que solo se hicieron pruebas con un número de intensificaciones igual a 15. En la Figura 9 se ha incluido también este resultado. Se puede observar que la precisión, en este caso, fue del 63,78 %.

Nº Sesión	1	2	3	4	5	Media
Precisión media (%)	82.00	75.00	62.50	80.00	51.47	65.38
SC (%)	-	-	66.67	100.00	50.00	71.43

Tabla 6.6: Resultados obtenidos por el usuario 4 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. Se indica tanto la precisión, como el porcentaje de secuencias totalmente finalizadas (SC). Estos resultados se muestran por cada sesión específica y para la media de todos los intentos realizados durante todas las sesiones de evaluación.

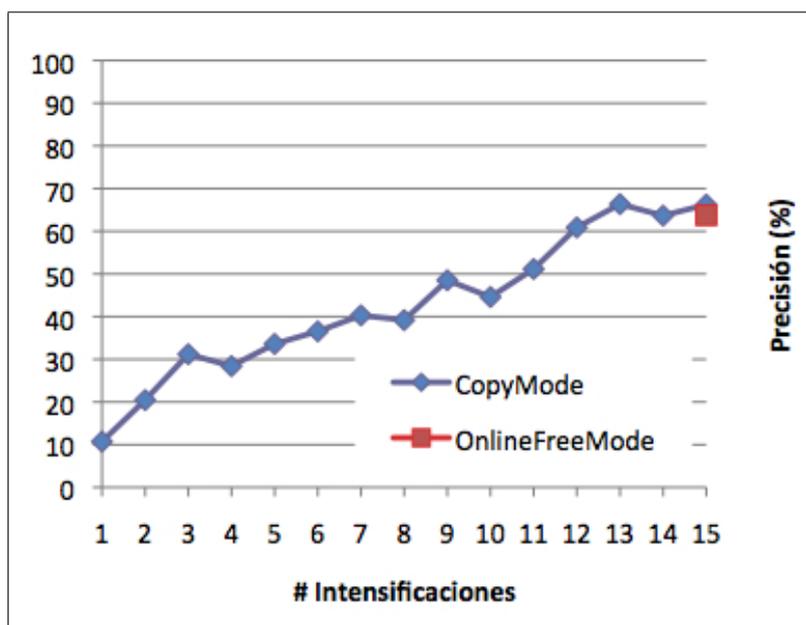


Figura 6.4: Precisión (%) obtenida por el usuario 4 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre.

### Usuario 5

El usuario 5 realizó un total de cinco sesiones: dos sesiones iniciales en modo copia y tres sesiones de control de la aplicación domótica en modo libre. En la Tabla 6.7 se muestran los resultados de precisión global obtenidos por este usuario para cada sesión realizada. Además, se indica el porcentaje de secuencias finalizadas en el caso de las sesiones de control de la aplicación. Este usuario obtuvo valores altos de precisión de control del sistema BCI basado en potenciales P300. La precisión obtenida en la primera sesión fue del 92,31 %. En la segunda sesión esta precisión disminuyó a 75 %. En la tercera, cuarta y quinta sesión la precisión alcanzada fue elevada, siendo ésta del 100 % para la tercera y la cuarta sesión y del 93,42 % para la quinta. La precisión media obtenida por el usuario 5 durante la realización de las pruebas, teniendo en cuenta el número de intentos realizados en cada sesión, fue de un 95,16 %. En cuanto a las sesiones de evaluación de la aplicación realizadas en modo libre, el usuario 5 fue capaz de finalizar en todos los casos las secuencias de control propuestas durante las pruebas. Por tanto, el porcentaje medio de secuencias finalizadas para este usuario fue del 100 %.

En la Figura 6.5 se muestran los resultados obtenidos en modo copia. En el caso del usuario 5 la precisión aumenta progresivamente con el número de intensificaciones. De hecho, se puede observar que a partir de un número de intensificaciones igual a 10 el sistema es capaz de detectar el potencial P300 con una precisión muy próxima o superior al 87 %. Además, puesto que en el caso de este usuario los resultados obtenidos en las primeras sesiones fueron buenos, se experimentó la posibilidad de disminuir el número de intensificaciones durante las sesiones en modo libre. Así, se realizaron pruebas con un número de intensificaciones igual a 15, 12, 9 y 6. En la Figura 6.5 se han incluido también

estos resultados. Se puede observar que la precisión fue del 100 % para un número de intensificaciones de 9 y 15; de un 85,71 % en el caso de un número de intensificaciones igual a 6; y de un 97,37 % en el caso de un número de intensificaciones igual a 12.

### Usuario 6

El usuario 6 realizó un total de cuatro sesiones: dos sesiones iniciales en modo copia y dos sesiones de control de la aplicación domótica en modo libre. En la Tabla 6.8 se muestran los resultados de precisión global obtenidos por este usuario para cada sesión realizada. Además, se indica también el porcentaje de secuencias finalizadas en el caso de las sesiones de control de la aplicación. Este usuario no obtuvo valores altos de precisión a la hora de controlar el sistema BCI basado en potenciales P300. La precisión obtenida en la primera sesión fue del 55 %. Esta precisión se incrementó hasta alcanzar el 80 % en la segunda sesión. En la tercer y cuarta sesión la precisión disminuyó drásticamente. En la tercera se obtuvo un 17,68 % y en la cuarta un 29,17 % de precisión. La precisión media obtenida por el usuario 6 durante la realización de las pruebas, teniendo en cuenta el número de intentos realizados en cada sesión, fue de un 37,82 %. En cuanto a las sesiones de evaluación de la aplicación realizadas en modo libre, el usuario 6 no fue capaz de finalizar las secuencias de control propuestas durante las pruebas. El porcentaje de secuencias finalizadas para este usuario fue del 33,33 % en la tercera sesión y del 20 % en la cuarta sesión.

En la Figura 6.6 se muestran los resultados obtenidos en modo copia y en modo libre. En el caso del usuario 6 la precisión aumenta ligeramente con el número de intensificaciones en modo copia. Sin embargo, el valor máximo de la precisión no supera el 43,22 %. En modo libre se observa que la precisión fue del 30,61 % para un número de intensificaciones de 15. Debido a estos bajos valores de precisión no se experimentó la posibilidad de disminuir el número de intensificaciones durante las sesiones en modo libre.

### Usuario 7

El usuario 7 realizó un total de tres sesiones: una sesión inicial en modo copia y dos sesiones de control de la aplicación domótica en modo libre. En la Tabla 6.9 se muestran los resultados de precisión global obtenidos por este usuario para cada sesión realizada. Además, se indica el porcentaje de secuencias finalizadas en el caso de las sesiones de control de la aplicación. Este usuario no obtuvo buenos resultados de precisión a la ho-

Nº Sesión	1	2	3	4	5	Media
Precisión media (%)	92.31	75.00	100.00	100.00	93.42	95.16
SC (%)	-	-	100.00	100.00	100.00	100.00

Tabla 6.7: Resultados obtenidos por el usuario 5 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. Se indica tanto la precisión, como el porcentaje de secuencias totalmente finalizadas (SC). Estos resultados se muestran por cada sesión específica y para la media de todos los intentos realizados durante todas las sesiones de evaluación.

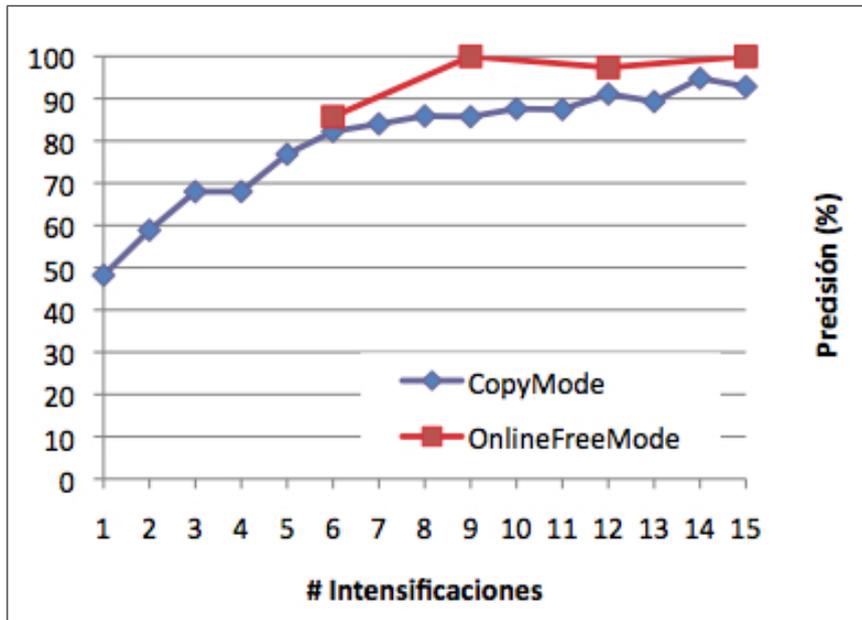


Figura 6.5: Precisión (%) obtenida por el usuario 5 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre.

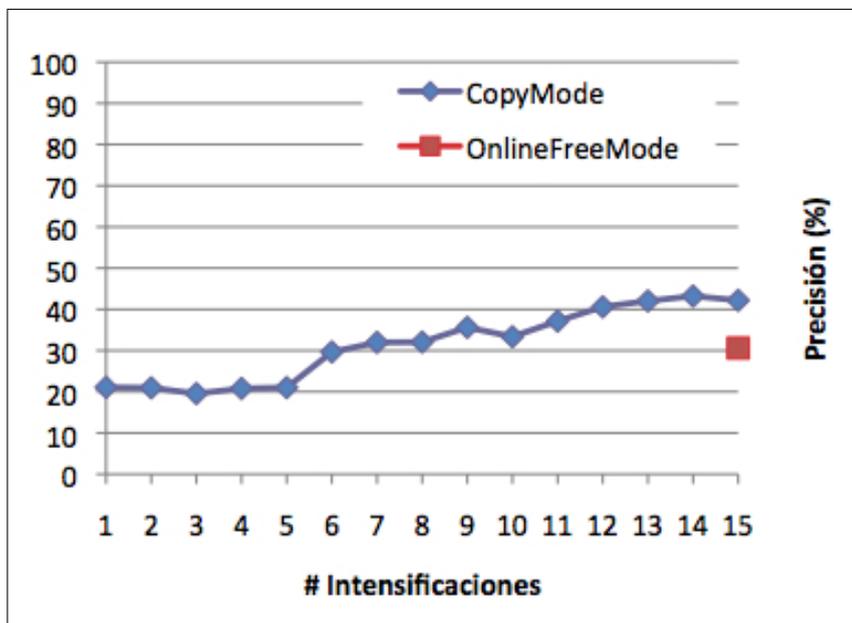


Figura 6.6: Precisión (%) obtenida por el usuario 6 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre.

Nº Sesión	1	2	3	4	Media
Precisión media (%)	55.00	80.00	17.68	29.17	37.82
SC (%)	-	-	33.33	20.00	25.00

Tabla 6.8: Resultados obtenidos por el usuario 6 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. Se indica tanto la precisión, como el porcentaje de secuencias totalmente finalizadas (SC). Estos resultados se muestran por cada sesión específica y para la media de todos los intentos realizados durante todas las sesiones de evaluación.

ra de controlar el sistema BCI basado en potenciales P300. La precisión obtenida en la primera sesión fue del 25 %. En la segunda sesión la precisión fue de 36,76 % y en la tercera de 32,08 %. La precisión media obtenida por el usuario 7 durante la realización de las pruebas, teniendo en cuenta el número de intentos realizados en cada sesión, fue de un 33,33 %. En cuanto a las sesiones de evaluación de la aplicación realizadas en modo libre, el usuario 7 no fue capaz de finalizar las secuencias de control propuestas durante las pruebas. El porcentaje de secuencias finalizadas para este usuario fue del 38,57 % en la segunda sesión y del 33,33 % en la tercera sesión. La media de secuencias completadas fue de 30,77 %.

En la Figura 6.7 se muestran los resultados obtenidos en modo copia y en modo libre. En el caso del usuario 7, la precisión aumentó ligeramente con el número de intensificaciones. Sin embargo, el valor máximo de la precisión no superó el 36,13 %. La precisión en modo libre fue del 36,25 % para un número de intensificaciones de 15. Debido a que los valores de precisión alcanzados eran bajos, no se experimentó la posibilidad de disminuir el número de intensificaciones durante las sesiones en modo libre.

## Usuario 8

El usuario 8 realizó un total de tres sesiones: una sesión inicial en modo copia y dos sesiones de control de la aplicación domótica en modo libre. En la Tabla 6.10 se muestran los resultados de precisión global obtenidos por este usuario para cada sesión realizada. Además, se indica el porcentaje de secuencias finalizadas en el caso de las sesiones de control de la aplicación. Este usuario no obtuvo precisiones elevadas a la hora de controlar el sistema BCI basado en potenciales P300. La precisión obtenida en la primera sesión fue del 46 %. En la segunda sesión la precisión fue de 41,21 % y en la tercera de 25,00 %. La precisión media obtenida por el usuario 8 durante la realización de las pruebas, te-

Nº Sesión	1	2	3	Media
Precisión media (%)	25.00	36.76	32.08	33.33
SC (%)	-	38.57	33.33	30.77

Tabla 6.9: Resultados obtenidos por el usuario 7 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. Se indica tanto la precisión, como el porcentaje de secuencias totalmente finalizadas (SC). Estos resultados se muestran por cada sesión específica y para la media de todos los intentos realizados durante todas las sesiones de evaluación.

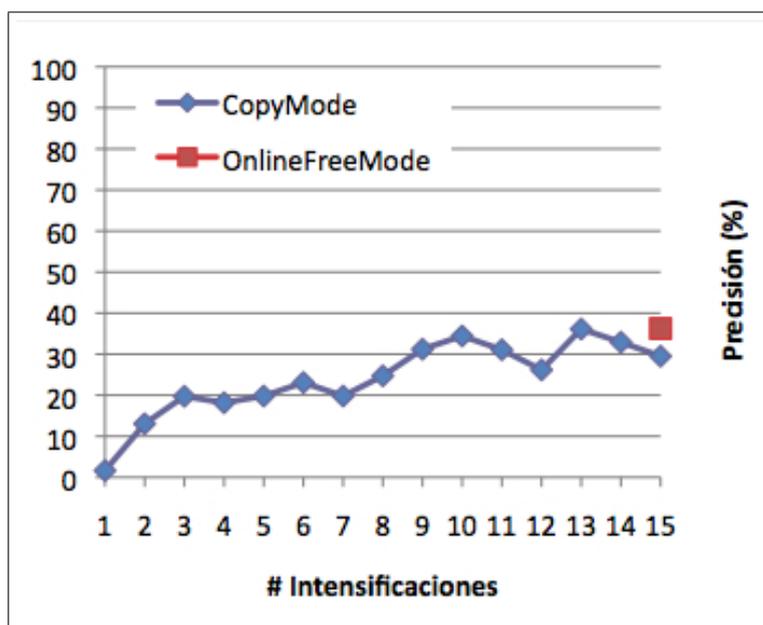


Figura 6.7: Precisión ( %) obtenida por el usuario 7 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre.

niendo en cuenta el número de intentos realizados en cada sesión, fue de un 36,39 %. En cuanto a las sesiones de evaluación de la aplicación realizadas en modo libre, el usuario 8 no fue capaz de finalizar las secuencias de control propuestas durante las pruebas. El porcentaje de secuencias finalizadas para este usuario fue del 20 % en la segunda sesión y del 0 % en la tercera sesión. La media de secuencias completadas fue de 9,09 %.

En la Figura 6.8 se muestran los resultados obtenidos en modo copia y en modo libre. En el caso del usuario 8, la precisión aumentó ligeramente con el número de intensificaciones en modo copia. Sin embargo, el valor máximo de la precisión no superó apenas el 50 %. En modo libre se observa que la precisión fue del 24,32 % para un número de intensificaciones de 15. Debido a que este resultado era demasiado bajo, no se experimentó la posibilidad de disminuir el número de intensificaciones durante las sesiones en modo libre.

Nº Sesión	1	2	3	Media
Precisión media ( %)	46.00	41.21	25.00	36.39
SC ( %)	-	20.00	0.00	9.09

Tabla 6.10: Resultados obtenidos por el usuario 8 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. Se indica tanto la precisión, como el porcentaje de secuencias totalmente finalizadas (SC). Estos resultados se muestran por cada sesión específica y para la media de todos los intentos realizados durante todas las sesiones de evaluación.

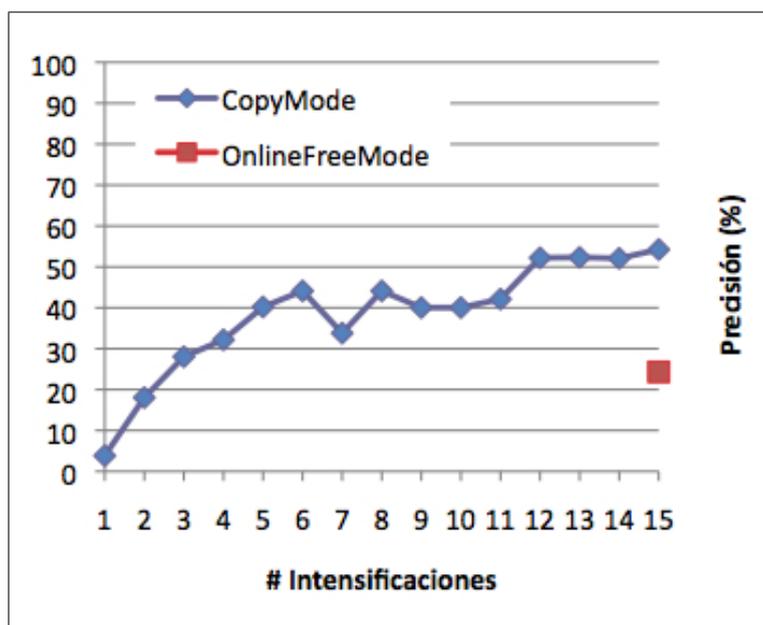


Figura 6.8: Precisión (%) obtenida por el usuario 8 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre.

### Usuario 9

El usuario 9 realizó un total de tres sesiones: una sesión inicial en modo copia y tres sesiones de control de la aplicación domótica en modo libre. En la Tabla 6.11 se muestran los resultados de precisión global obtenidos por este usuario para cada sesión realizada. Además, se indica el porcentaje de secuencias finalizadas en el caso de las sesiones de control de la aplicación. Este usuario obtuvo resultados aceptables de precisión a la hora de controlar el sistema BCI basado en potenciales P300. La precisión obtenida en la primera sesión fue del 37,50 %, incrementándose hasta el 86,84 % en la segunda sesión. En la tercera sesión, la precisión disminuyó hasta el 54,05 %. La precisión media obtenida por el usuario 9 durante la realización de las pruebas, teniendo en cuenta el número de intentos realizados en cada sesión, fue de un 64,84 %. En cuanto a las sesiones de evaluación de la aplicación realizadas en modo libre, el usuario 9 no fue capaz de finalizar las secuencias de control propuestas durante las pruebas. El porcentaje de secuencias finalizadas para este usuario fue del 80 % en la segunda sesión y del 50 % en la tercera sesión. La media de secuencias finalizadas fue, en estas sesiones, de 66,67 %.

En la Figura 6.9 se muestran los resultados obtenidos en modo copia y en modo libre. En el caso del usuario 9 la precisión aumenta progresivamente con el número de intensificaciones en modo copia. A partir de un número de 12 intensificaciones sistema es capaz de detectar el potencial P300 con una precisión superior al 56 %. La máxima precisión que se consigue es de 65,85 % cuando se consideran 15 intensificaciones. Los resultados obtenidos en las primeras sesiones fueron aceptables. En modo libre se observa que la precisión en modo libre fue del 64 % para las 15 intensificaciones. Debido a que esta precisión no fue suficientemente alta, no se experimentó la posibilidad de disminuir el

Nº Sesión	1	2	3	Media
Precisión media (%)	86.84	54.05	64.84	
SC (%)	-	80.00	50.00	66.67

Tabla 6.11: Resultados obtenidos por el usuario 9 durante la evaluación de la aplicación BCI domótica. Se indica tanto la precisión, como el porcentaje de secuencias totalmente finalizadas (SC). Estos resultados se muestran por cada sesión específica y para la media de todos los intentos realizados durante todas las sesiones de evaluación.

número de intensificaciones durante las sesiones de control de la aplicación BCI en modo libre.

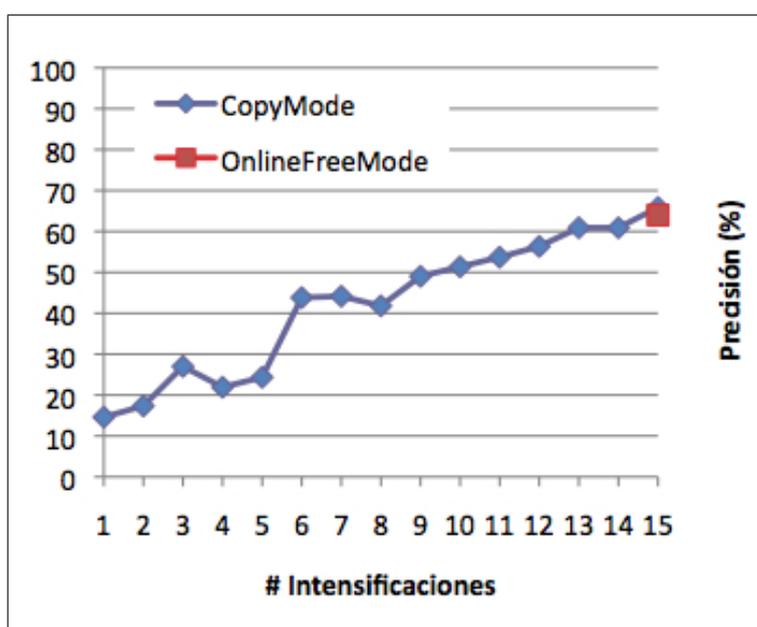


Figura 6.9: Precisión (%) obtenida por el usuario 9 en función del número de intensificaciones realizadas, tanto para las sesiones en modo copia, como para las sesiones en modo libre.

### Resultados globales

En la Tabla 6.12 se presenta un resumen con los resultados de todos los usuarios participantes en el estudio. En primer lugar, se muestran los porcentajes de precisión obtenidos para cada una de las sesiones realizadas, así como el valor medio de precisión para todas las sesiones. Por otro lado, se presenta el porcentaje de secuencias que logró completar cada uno de los usuarios participantes.

### 6.2.4. Análisis de los resultados

En este apartado se van a analizar los resultados que se han obtenido previamente para cada uno de los nueve usuarios del CRE de Discapacidad y Dependencia de San Andrés

Nº Sesión	U1	U2	U3	U4	U5	U6	U7	U8	U9
<b>S1</b>	95.00	7.00	96.00	82.00	92.31	55.00	25.00	46.00	37.50
<b>S2</b>	100.00	43.00	65.45	75.00	75.00	80.00	36.76	41.21	86.84
<b>S3</b>	100.00	38.00	98.00	62.50	100.00	17.68	32.08	25.00	54.05
<b>S4</b>	100.00	-	85.54	80.00	100.00	29.17	-	-	-
<b>S5</b>	97.33	-	-	51.47	93.42	-	-	-	-
Precisión media (%)	93.38	26.20	84.48	65.38	95.16	37.82	33.33	36.39	64.84
SC (%)	100.00	0.00	92.86	71.43	100.00	25.00	30.77	9.09	66.67

Tabla 6.12: Precisión y porcentaje de secuencias finalizadas por cada usuario.

del Rabanedo (León).

### Usuario 1

La evolución del usuario 1 a lo largo de las sesiones fue muy satisfactoria. En la primera sesión es en la que menos precisión consiguió. Aún así, ésta fue del 95 %. La disminución de la precisión en la sesión 5 no fue significativa y pudo ser debida a la propia fatiga del usuario, o algún tipo de elemento externo que pudiera haberle desconcentrado durante el transcurso de las pruebas. Con respecto a las secuencias finalizadas, el usuario 1 no cometió ningún error, por lo que completó el 100 % de las secuencias propuestas. La precisión *offline* que se obtuvo en función del número de intensificaciones en modo copia fue elevada, llegando, en algunos casos, a alcanzar el 100 %. Fue por esta razón por la que se probó a disminuir el número de intensificaciones de 15 a 12, 9 y 6 en modo libre. Los valores de precisión alcanzados esta vez fueron igualmente buenos llegando a ésta del 100 % para un número de intensificaciones de 15, 12 y 6. El usuario 1 ha alcanzado un control excelente de la aplicación domótica con valores de precisión superiores siempre al 90 % y cercanos al 100 %. Se puede concluir, por tanto, que este usuario ha sido uno de los que mejores resultados ha obtenido en cuanto a precisión y control de la aplicación domótica. El nivel de atención sostenida del usuario 1 se consideraba muy bueno puesto que no presentaba ningún tipo de problema cognitivo. Por ello, se esperaba que prestase suficiente atención al funcionamiento de la aplicación y se mantuviese concentrado durante las sesiones. Los resultados obtenidos confirman que así fue y que el usuario mantuvo el nivel de atención adecuado para controlar la aplicación con excelentes resultados.

Este usuario participó en otro proyecto basado en ritmos sensoriomotores en el que también se debía controlar una aplicación domótica. Los resultados que se obtuvieron sugerían que el usuario había sido capaz de controlar la aplicación. La precisión máxima que alcanzó fue del 69,85 %. Ha de tenerse en cuenta que cuando se emplean ritmos sensoriomotores las tareas requieren mucha concentración durante cada prueba y esto no siempre es posible debido a los problemas cognitivos que presentan los usuarios. Comparando los resultados de precisión obtenidos en ambos proyectos, se determina que la capacidad de control y los valores más altos de precisión se consiguen cuando se emplean los potenciales evocados P300. Se puede concluir, por tanto, que el empleo del sistema BCI basado en potenciales P300 ha permitido mejorar notablemente los resultados de precisión para el usuario 1.

## Usuario 2

La evolución de este usuario a lo largo de las sesiones no fue satisfactoria. La precisión para cada una de las 3 sesiones que se realizaron no alcanzó el 50 % en ningún caso. Por esta razón no se realizaron pruebas en modo libre. Las diferencias significativas con respecto a otros usuarios pueden ser debidos a la diferente naturaleza de los problemas cognitivos de cada uno de ellos. Durante la realización de las pruebas se observó que la motivación de este usuario era bastante buena. Sin embargo, los resultados obtenidos muestran que no ha sido capaz de alcanzar el nivel de atención y concentración necesario para controlar la aplicación de forma aceptable.

Este usuario participó en otro proyecto basado en ritmos sensoriomotores en el que también se debía controlar una aplicación domótica. Tras dos semanas realizando sesiones de aprendizaje y entrenamiento no se consiguió ningún avance significativo. En este caso el empleo de potenciales P300 no ha supuesto una mejora notable frente a los ritmos sensoriomotores. Probablemente, el rendimiento de este usuario se encuentra condicionado por la discapacidad cognitiva que presenta y que posiblemente afecta a su capacidad de concentración para el manejo de la aplicación BCI.

## Usuario 3

La evolución del usuario 3 a lo largo de las sesiones fue satisfactoria. La precisión que se obtuvo fue mayor del 84 % para todas las sesiones menos para la segunda, en la que disminuyó al 65,45 %. Con respecto a las secuencias finalizadas, el usuario 3 completó todas en las sesiones 2 y 3. Sin embargo, en la primera y cuarta sesión no logró completar todas las secuencias, aunque el porcentaje de aciertos fue superior al 70 %. La precisión offline que se obtuvo en función del número de intensificaciones en modo copia fue elevada llegando, en algunos casos, a alcanzar el 100 %. Fue por esta razón por la que se experimentó a disminuir el número de intensificaciones de 15 a 12 y 9 en modo libre. Los resultados esta vez no fueron tan elevados. El máximo valor de precisión alcanzado fue del 85,71 % para un número de 9 intensificaciones. Aún así los valores de precisión en modo libre superaban el 75 % en todos los casos. El usuario 3 ha alcanzado un buen control de la aplicación domótica con valores de precisión superiores siempre al 65 % y cercanos al 100 %. Se puede concluir, por tanto, que este usuario ha conseguido buenos resultados en cuanto a precisión y control de la aplicación domótica.

El usuario 3 participó en otro proyecto basado en ritmos sensoriomotores en el que también se debía controlar una aplicación domótica. En dicho estudio, el usuario no fue capaz de controlar el sistema BCI desarrollado puesto que requería de un gran nivel de concentración que se veía condicionado por la discapacidad cognitiva que presentaba. A este usuario, el empleo de potenciales P300 le ha permitido controlar el sistema BCI y acceder al control de dispositivos domóticos, a diferencia de lo que sucedía con los ritmos sensoriomotores. Además, con el sistema BCI basado en P300 ha obtenido un nivel elevado de precisión, por lo que el empleo de este tipo de sistemas ha supuesto una ventaja más que notable.

#### Usuario 4

La evolución del usuario 4 a lo largo de las sesiones fue aceptable, obteniendo los mejores resultados en la primera y cuarta sesión. La precisión más baja se obtuvo en la quinta sesión. Aún así, ésta superó el 50 %. Con respecto a las secuencias finalizadas, este usuario completó en todos los casos, como mínimo la mitad de las secuencias propuestas. En la cuarta sesión completó todas las secuencias. La precisión *offline* que se obtuvo en función del número de intensificaciones en modo copia fue incrementándose hasta llegar a un máximo del 66,35 %. Como el valor de precisión no fue excesivamente elevado, el número de intensificaciones no disminuyó, por lo que el número empleado fue de 15. El usuario 4 ha alcanzado un control aceptable de la aplicación domótica con valores de precisión superiores siempre al 65 % y cercanos al 100 %. Se puede concluir, por tanto, que este usuario ha obtenido resultados razonablemente buenos en cuanto a precisión y control de la aplicación domótica. Por otro lado, las diferencias que existen entre unas sesiones y otras pueden deberse a que este usuario presenta una leve discapacidad cognitiva. Aún así, el usuario ha sido capaz de controlar la aplicación BCI propuesta obteniendo resultados de precisión aceptables.

#### Usuario 5

La evolución del usuario 5 a lo largo de las sesiones fue muy satisfactoria. La precisión más baja se obtuvo durante segunda sesión, siendo ésta del 75 %. Con respecto a las secuencias finalizadas, el usuario 5 no cometió ningún error, por lo que completó el 100 % de las secuencias propuestas. La precisión *offline* que se obtuvo en función del número de intensificaciones en modo copia fue elevada, llegando a alcanzar el 94,80 %. Fue por esta razón por la que se probó a disminuir el número de intensificaciones de 15 a 12, 9 y 6 en modo libre. Los resultados esta vez fueron igualmente buenos, llegando a alcanzar una precisión del 100 % para un número de intensificaciones de 15 y 9. El usuario 5 ha alcanzado un control excelente de la aplicación domótica con valores de precisión superiores siempre al 75 % y cercanos al 100 %. Se puede concluir, por tanto, que este usuario ha sido uno de los que mejores resultados ha obtenido en cuanto a precisión y control de la aplicación domótica. Por otro lado, el usuario 5 únicamente presentaba discapacidad física, por lo que se esperaba que su nivel de atención sostenida fuese muy bueno, que prestase suficiente atención al funcionamiento de la aplicación y que se mantuviese concentrado durante las sesiones. Los resultados obtenidos confirman que ha sido capaz de mantenerse concentrado para controlar la aplicación con excelentes resultados.

#### Usuario 6

La evolución del usuario 6 a lo largo de las sesiones no fue satisfactoria. La máxima precisión se obtuvo en la segunda sesión, que fue del 80 %. En el resto de sesiones estas precisiones fueron bajas. En la tercera y la cuarta no superaron el 50 %. En la primera y segunda sesión el usuario trabajaba con la matriz de letras. Sin embargo, en la tercera y en la cuarta sesión el usuario trabajaba con la aplicación de imágenes de los dispositivos. Los resultados sugieren que por alguna razón al usuario le resultara más fácil concentrarse en la matriz de letras que en la de imágenes. La precisión *offline* que se obtuvo en

función del número de intensificaciones en modo copia fue baja, no llegando a alcanzar el 50 % en ningún caso. Debido a los bajos resultados obtenidos no se probó a disminuir el número de intensificaciones en modo libre, de las 15 que inicialmente se propusieron. Las precisiones alcanzadas no fueron, de nuevo, elevadas. Otro aspecto a destacar en este usuario es que las señales registradas en los electrodos Pz y PC4 tenían forma de pico. Esto pudo ser debido a los movimientos involuntarios y constantes del cuello del usuario, que pudimos apreciar en el transcurso de las pruebas. Estos factores pudieron afectar a la precisión de control de la aplicación domótica, así como la fatiga, la motivación o los propios problemas cognitivos. La diferencia de rendimiento entre esta sesión y el resto podría deberse a que, además de discapacidad física, este usuario presentaba también problemas cognitivos. Sin embargo, a pesar de estos problemas cognitivos, obtuvo resultados bastante buenos durante una de las sesiones por lo que, dedicando más tiempo a trabajar con la aplicación, podría mejorar su rendimiento y alcanzar niveles de control similares a los de los usuarios 3 y 4.

### **Usuario 7**

La evolución del usuario 7 a lo largo de las sesiones no fue satisfactoria. La máxima precisión se obtuvo en la segunda sesión que fue del 36,76 %. En el resto de sesiones éstas no superaban el 35 %. Con respecto a las secuencias completadas, el usuario 7 no llegó a completar el 40 % de las secuencias en ningún caso. La precisión *offline* que se obtuvo en función del número de intensificaciones en modo copia fue baja, no llegando a alcanzar el 50 % en ningún caso. Debido a los bajos valores de precisión obtenidos no se probó a disminuir el número de intensificaciones en modo libre. Los resultados obtenidos considerando el número de intensificaciones de 15 fueron, de nuevo, no fueron elevados. El usuario 7 no ha sido capaz de controlar la aplicación domótica. Esto pudo ser debido a que el usuario, a pesar de estar motivado a la hora de realizar las pruebas, se despistaba mucho y perdía la concentración en cuanto sentía cualquier ligero movimiento o sonido a su alrededor.

### **Usuario 8**

La evolución del usuario 8 a lo largo de las sesiones no fue satisfactoria. La máxima precisión se obtuvo en la primera sesión que fue del 46 %. En el resto de sesiones éstas no superaban el 45 %. Con respecto a las secuencias finalizadas, el porcentaje medio de las secuencias que fueron completadas fue del 9,09 %. La precisión *offline* que se obtuvo en función del número de intensificaciones en modo copia fue baja, no llegando a alcanzar el 55 % en ningún caso. Debido a los bajos valores de precisión de los resultados obtenidos, no se probó a disminuir el número de intensificaciones en modo libre. Los resultados obtenidos considerando el número de intensificaciones de 15 fueron, de nuevo, muy bajos. El usuario 8 no ha sido capaz de controlar la aplicación domótica. Analizando el comportamiento de este usuario en el transcurso de las pruebas, pudimos detectar una falta de motivación y aumento de fatiga a medida que transcurría ésta. De hecho, es el que ha obtenido el porcentaje de secuencias finalizadas más bajo, ya que no era capaz de permanecer concentrado durante una secuencia completa. La motivación es un aspecto esencial en estos sistemas ya que es necesario un esfuerzo para mantenerse atento y con-

centrado durante la realización de las tareas. Por ello, en este caso sería muy interesante reducir el tiempo de colocación del gorro y los electrodos para el registro del EEG, ya que puede llevar demasiado tiempo y provocar cansancio y pérdida de motivación, como probablemente sucedió en el caso de este usuario.

### Usuario 9

La evolución del usuario 9 a lo largo de las sesiones fue aceptable, obteniendo los mejores resultados en la segunda sesión. La precisión más baja se obtuvo en la primera sesión. Con respecto a las secuencias finalizadas, este usuario completó en todos los casos, como mínimo, la mitad de las secuencias propuestas. La precisión *offline* que se obtuvo en función del número de intensificaciones en modo copia fue incrementándose hasta llegar a un máximo del 65,85 %. Como el valor de precisión no fue excesivamente elevado, el número de intensificaciones no se disminuyó, por lo que el número empleado fue de 15. El usuario 9 ha alcanzado un control aceptable llegando a alcanzar una precisión cercana al 90 % en alguno de los casos. Se puede concluir, por tanto, que este usuario ha obtenido resultados aceptables en cuanto a precisión y control de la aplicación domótica. Sin embargo, durante la última sesión se observó que el usuario estaba poco motivado y, de hecho, la precisión en dicha sesión disminuyó hasta un 54 %. En este caso, al igual que para el usuario 8, sería importante reducir al máximo el tiempo de colocación del gorro y los electrodos para que el usuario no perdiese la motivación durante esa etapa previa a la realización de pruebas con la aplicación.

### Análisis global

De los nueve usuarios participantes en el proyecto, cinco fueron capaces de controlar la aplicación de forma aceptable con valores de precisión superiores al 64 %. Tres de ellos, obtuvieron precisiones superiores al 84 %.

Se han analizado las diferencias existentes entre los potenciales evocados P300 registrados para dos de los usuarios participantes. Por un lado, se consideran los registros del usuario 5, puesto que es uno de los participantes que mejores resultados obtuvo en el control de la aplicación domótica. Por otro lado, se estudian los registros del usuario 2, que es el que obtuvo los valores de precisión más bajos. Para ello, se muestra el análisis *offline* de los resultados obtenidos por ambos usuarios.

La característica que se va a tener en cuenta es el factor  $r^2$ . Este factor nos da idea de la probabilidad de que la respuesta producida sea debida a que se ha iluminado la imagen o letra deseada. Cuanto más alto sea este factor, mayor será la respuesta al estímulo, por lo que mayor será el pico de voltaje que aparece en torno a 300 ms. Además, será más fácil de detectar y, por tanto, el control de la aplicación será más preciso. En las Figuras 6.10 y 6.12 este factor viene especificado en base a dos ejes. En el eje de abscisas se representa el tiempo. En el eje de ordenadas se representan los canales EEG registrados. La diferente gama de colores especifica la amplitud de la característica  $r^2$ .

En la Figura 6.10, se muestra el resultado obtenido por el usuario 5. La característica  $r^2$  se extiende a lo largo de los canales occipitales alrededor de los 300 ms. El valor máximo del pico  $r^2$  es de 0.025 en torno a los 300 ms en el canal Oz y PO4. Para el resto de canales, los valores de amplitud de  $r^2$  se atenúan, no llegando a detectarse apenas amplitud de la característica  $r^2$  en los canales Cz y Fz.

Por otra parte, en las Figuras 6.11 a y b se representan, en el dominio del tiempo, la señal EEG promedio para los canales que presentan mayor amplitud, en este caso, Oz y PO4. En estas figuras se puede observar tanto la respuesta media para los estímulos atendidos, como para los estímulos que no fueron atendidos. Cuando el usuario se fija en una letra o imagen que se está iluminando se debería generar alrededor de 300 ms un pico de amplitud. Sin embargo, para el resto de iluminaciones de letras o imágenes presentes en la matriz, no se debería generar ningún pico de amplitud. En estas gráficas, se observa la diferencia entre ambos tipos de señales EEG, es decir, la diferencia entre la imagen en la que el usuario está enfocando su atención y el resto de imágenes (que también se están iluminando pero a las que el usuario no les presta atención). En estas gráficas se observa que la diferencia entre los estímulos atendidos y los no atendidos alrededor de 300 ms es significativa.

En las Figuras 6.11 c y d se representa la característica  $r^2$  frente al tiempo. Se aprecia cómo ésta tiene un pico pronunciado en torno a 300 ms. La detección del potencial P300 está íntimamente relacionado con el posible control de la aplicación. Cuanto mayor sea la amplitud de  $r^2$  mejor será la detección del potencial evocado P300 y mejores resultados se obtendrán en el control de la aplicación de dispositivos domóticos y electrónicos. Por esta razón, el usuario 5 obtuvo muy buenos resultados de control de la aplicación domótica, ya que al menos en los canales Oz y PO4 presenta valores de  $r^2$  muy altos.

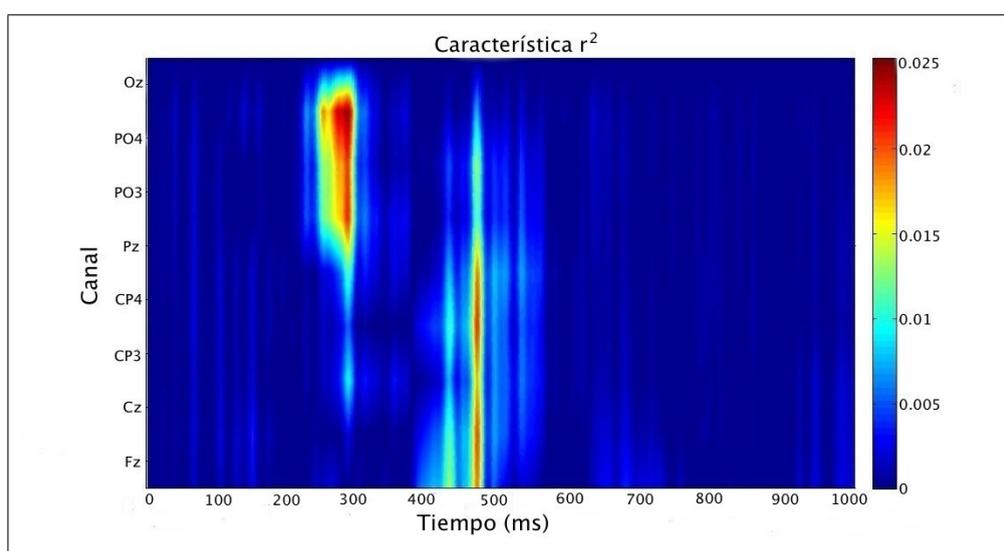


Figura 6.10: Análisis en el tiempo de los potenciales evocados P300 del usuario 5.

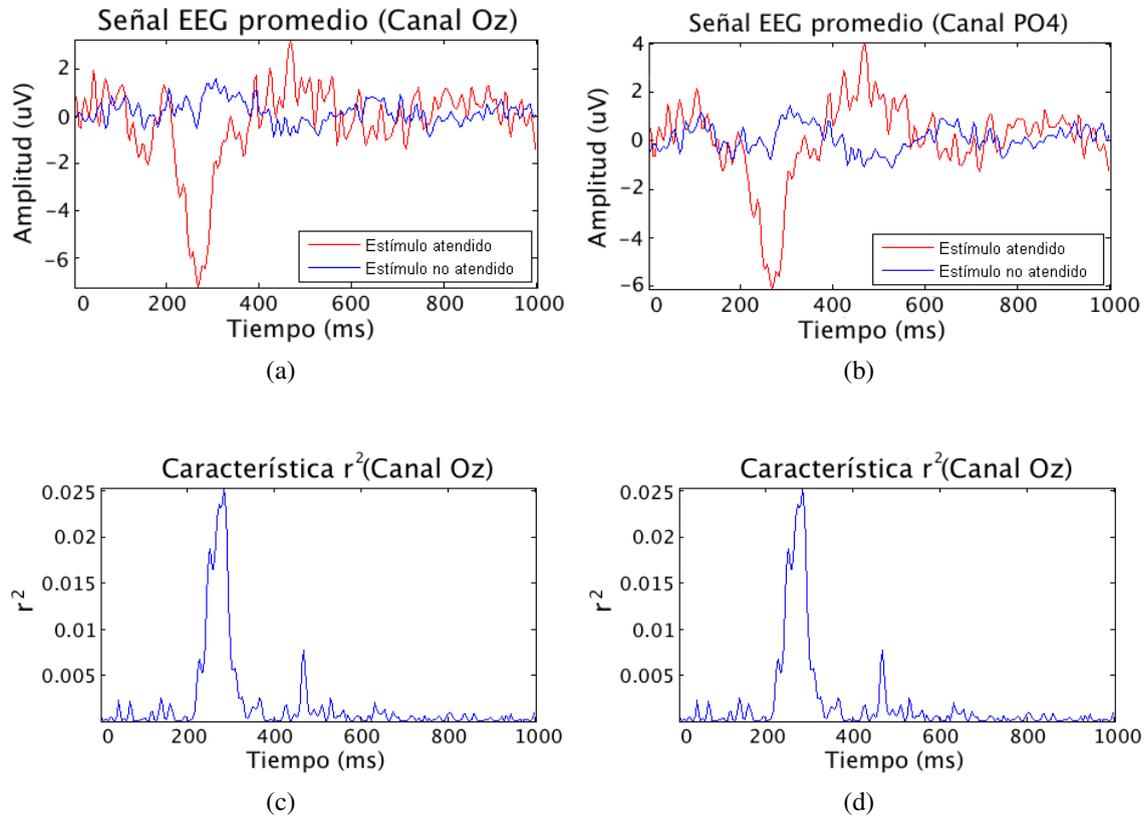


Figura 6.11: Registro EEG en el dominio del tiempo para el usuario 5 y el canal a) Oz y b) PO4. Característica  $r^2$  en el dominio del tiempo para el usuario 5 y el canal c) Oz y d) PO4.

En las Figuras 6.12 y 6.13 se muestran los resultados del análisis del usuario 2. La mayor amplitud de  $r^2$  se aprecia en el canal Oz, alrededor de los 150-250 ms. Se trata de un pico  $r^2$  de valor  $8,36 \cdot 10^{-4}$  en torno a los 200 ms de dicho canal. La discriminación entre los estímulos atendidos y no atendidos no se aprecia con tanta claridad como con el usuario 5. Se observa un comportamiento similar (descenso del voltaje seguido de un importante incremento de amplitud) para ambos tipos de estímulo en torno a 200 ms. Además, el valor máximo de la característica  $r^2$  es aproximadamente 100 veces menor que la correspondiente al usuario 5. Es por esto, que el usuario 2 no ha conseguido resultados de control de la aplicación similares a los obtenidos por el usuario 5. La discriminación entre ambos tipos de estímulos se hace más complicada y como consecuencia no se consigue un control de la aplicación satisfactorio.

La mayoría de los estudios relativos a sistemas BCI se aplican a personas sanas. Sin embargo, en estudios previos, sí que se han aplicado a usuarios finales, es decir, a personas con grave discapacidad. En el estudio de Hoffman *et ál.* [64] participaron cinco sujetos con diferente tipo de discapacidad: parálisis cerebral, esclerosis múltiple, esclerosis lateral amiotrófica (ELA), daño medular y encefalopatía. Todos los participantes excepto uno lograron controlar adecuadamente el sistema BCI diseñado, obteniendo una precisión del

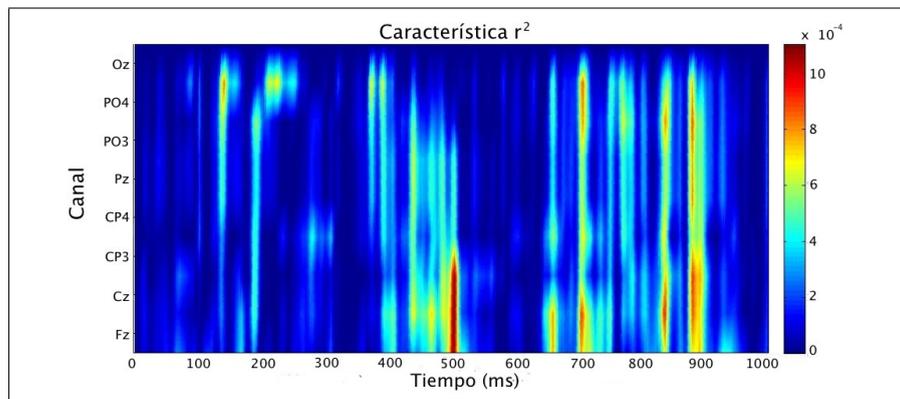


Figura 6.12: Análisis en el tiempo de los potenciales evocados P300 del usuario 2.

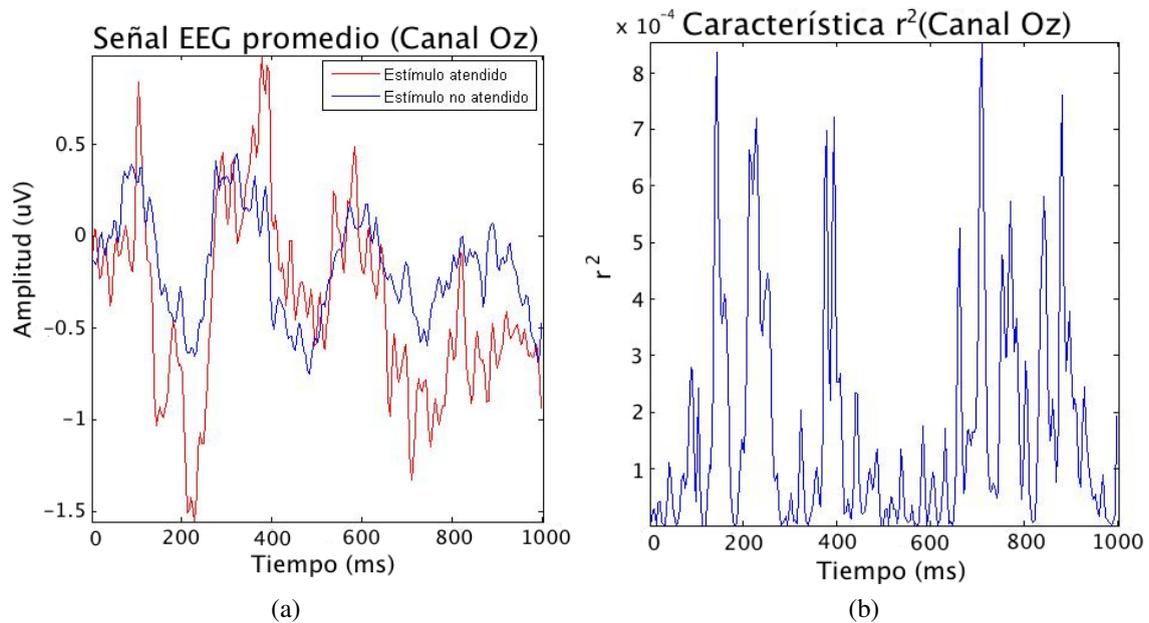


Figura 6.13: Registro EEG en el dominio del tiempo para el usuario 2 y el canal Oz. Característica  $r^2$  en el dominio del tiempo para el usuario 2 y el canal Oz.

100 %. Sin embargo, estos resultados no pueden ser comparados directamente con los del presente estudio ya que el paradigma que se empleó fue bastante diferente, puesto que únicamente se mostraban 6 imágenes al usuario que se intensificaban aleatoriamente de una en una. Además, cada usuario realizó únicamente dos sesiones con la aplicación BCI. Por otro lado, en el estudio de Nijboer *et al.* [65] participaron ocho sujetos con ELA empleando un sistema BCI basado en P300 con el paradigma de una matriz de  $6 \times 6$  caracteres. Únicamente cuatro sujetos llegaron a controlar de forma adecuada el sistema BCI basado en P300, obteniendo resultados de precisión media del 82 %, 65 %, 58 % y 83 %. La etapa de realización de pruebas de dicho estudio se prolongó durante 40 semanas y se demostró, además, que para dichos usuarios la amplitud y latencia del potencial evocado P300 se mantuvo bastante estable durante ese tiempo. Los resultados

obtenidos en dicho trabajo son similares a los del presente estudio, aunque en nuestro caso el porcentaje de usuarios que llegaron a controlar la aplicación fue ligeramente superior: cinco usuarios de nueve, frente a cuatro usuarios de ocho; y en tres casos se lograron precisiones superiores, del 85 %, 95 % y 98 %.

# Capítulo 7

## Conclusiones y líneas futuras

### 7.1. Conclusiones

A lo largo de este trabajo se ha llevado a cabo un estudio de los sistemas BCI. En particular, de los sistemas BCI basados en potenciales P300. Estos sistemas permiten la interacción de usuarios discapacitados o en situación de dependencia con dispositivos sin ayuda de músculos periféricos. Para los registros de las señales se ha considerado el EEG debido a que es portable, de bajo coste y no invasivo. Las señales de control empleadas han sido los potenciales evocados P300. La principal ventaja de estas señales es que no necesitan una etapa previa de entrenamiento puesto que no ha de recurrirse a medios verbales o motores de comunicación, sino que son el resultado de una respuesta espontánea.

Se ha estudiado el conjunto de datos II de la III Competición BCI de 2004 proporcionados por el centro de Wadsworth (*NYS Department of Health*). Las señales que ofrecen, son potenciales evocados P300 registrados mediante EEG. Se ha analizado el método ganador de esta competición que emplea un modelo innovador basado en un conjunto de máquinas de vector soporte. Incluye un modelo de selección. Este modelo consiste en un procedimiento de selección de canales y la elección del parámetro  $C$  del SVM adecuado de tal manera que se elige el par número de canales - hiperparámetro  $C$  del SVM mas óptimo. Además, se ha implementado un modelo alternativo, en el que se ha modificado el procedimiento de selección de canales y se ha aumentado el número de valores distintos que puede tomar el hiperparámetro  $C$  del SVM. Ambos métodos han sido evaluados considerando el número de canales seleccionados por cada uno, los valores considerados del hiperparámetro  $C$  del SVM y los valores de precisión promedio obtenidos sobre el conjunto de test para cada sujeto.

Cabe destacar que la precisión media obtenida con el modelo propuesto ha superado la del método ganador si el número de secuencias es de 15, para ambos sujetos. Sin embargo, si se consideran los sujetos por separado, para el sujeto A y 5 secuencias no se superan los valores de precisión dados por el método ganador. En cambio, para el sujeto B sí que se superan. En cuanto a la selección de los canales óptimos hay diferencias significativas. Mientras que el método ganador y el propuesto para el sujeto A se compensan en número los canales seleccionados, para el sujeto B se seleccionan mas para el método propuesto

que para el ganador. Es por esto que el sujeto B y el método propuesto obtiene valores mas altos de precisión para 5 secuencias que el ganador ya que al considerar mayor número de canales, la información de la que dispone es mayor.

En cuanto al desarrollo de la aplicación asistiva se analizó tanto la distribución de canales para el registro de la señal EEG, como los métodos más habituales para realizar el procesado de dicha señal, así como los parámetros de configuración óptimos para el correcto funcionamiento del sistema.

Lo primero que se tuvo en cuenta fue el usuario final y sus principales necesidades. Los usuarios participantes fueron personas dependientes con grave discapacidad procedentes del CRE de Discapacidad y Dependencia de San Andrés del Rabanedo (León). Los dispositivos domóticos y electrónicos que permite controlar la aplicación son: una televisión, un reproductor de DVD, un equipo de música, un disco duro multimedia, un calefactor, un ventilador, una bombilla multicolor y un teléfono. De esta forma, los servicios ofrecidos por la aplicación domótica gestionan las principales necesidades de los usuarios en cuanto a domótica, comunicación, ocio y entretenimiento. Además, se ha procurado que la aplicación sea clara y sencilla para facilitar la comprensión de la misma por parte de los usuarios y favorecer así su manejabilidad.

Tras el establecimiento del protocolo de control y los dispositivos a controlar se diseñó la aplicación BCI empleando el sistema de propósito general BCI2000. La interfaz de usuario está formado por un menú principal que muestra los diferentes dispositivos a controlar. Para desplazarse por dicho menú el usuario deberá contar las veces que se ilumina la imagen correspondiente al dispositivo que quiere manejar. Una vez seleccionado el dispositivo deseado, se accederá a un submenú correspondiente a las distintas funcionalidades del dispositivo en cuestión. El proceso será similar al descrito previamente. El usuario deberá contar las veces que se ilumina la imagen correspondiente a la acción que pretende ejecutar con ese dispositivo. La aplicación BCI identifica la opción deseada y envía un comando al dispositivo correspondiente para que se ejecute la acción.

Una vez desarrollada la aplicación BCI, ésta fue evaluada por varios usuarios del CRE de Discapacidad y Dependencia de San Andrés del Rabanedo (León). En concreto, participaron nueve usuarios del centro con diferentes tipos de discapacidad física. Son, por tanto, usuarios potenciales de los sistemas BCI. Algunos de estos usuarios presentaban también problemas cognitivos que, en algunos casos, pudieron influir en la capacidad de control de la aplicación BCI.

Puesto que ninguno de los usuarios había trabajado antes con sistemas BCI basados en potenciales P300 fueron necesarias una o dos sesiones de toma de contacto. Posteriormente, los usuarios trabajaron directamente con la aplicación domótica. En general los resultados obtenidos han sido satisfactorios. Cinco de los nueve usuarios fueron capaces de controlar la aplicación de forma aceptable con valores de precisión superiores al 64 %. Tres de ellos, incluso, obtuvieron precisiones superiores al 84 %. El resto de usuarios no consiguieron controlar de forma satisfactoria la aplicación domótica. Las precisiones

obtenidas, en este caso, no superaban el 50 %. Es posible que, en algunos casos, fueran necesarias más sesiones para conseguir valores más altos de precisión. En otros casos, puede haberse debido a la fatiga, falta de motivación o problemas cognitivos.

Los resultados obtenidos en el presente proyecto se han comparado con los resultados obtenidos en un proyecto previo. En ese proyecto se debía manejar una aplicación domótica con un sistema BCI basado en ritmos sensoriomotores, en vez de un sistema BCI basado en potenciales evocados P300. Tres de los usuarios participantes en este proyecto participaron también en el proyecto previo de control del sistema BCI basado en ritmos sensoriomotores. Comparando los resultados obtenidos por los 3 usuarios para ambos proyectos, se puede concluir que la capacidad de control de la aplicación por parte de los usuarios cuando se emplean potenciales evocados P300, es notablemente superior que cuando se empleaban ritmos sensoriomotores. Otra de las ventajas del empleo de un sistema BCI basado en potenciales evocados P300, es que el tiempo necesario para seleccionar los dispositivos o ejecutar una acción es menor que si empleamos los ritmos sensoriomotores. Esto es debido a que la tarea que el usuario debe realizar cuando se emplean ritmos sensoriomotores (imaginarse movimientos de las manos o de los pies) necesita de una mayor concentración por parte de los usuarios, que la tarea que se ha de realizar cuando se trabaja con potenciales evocados P300 (contar cuántas veces se ilumina una letra o imagen).

Las conclusiones que se derivan de este trabajo se pueden resumir en los puntos que se muestran a continuación:

- La precisión media obtenida con el modelo propuesto ha superado la del método ganador para el sujeto A si el número de secuencias es de 15 y para el sujeto B para un número tanto de 5 como de 15 secuencias.
- En cuanto a la selección de los canales óptimos, el método ganador y el propuesto para el sujeto A se compensan en número de canales seleccionados. Para el sujeto B se seleccionan mas canales para el método propuesto que para el ganador de la competición.
- En cuanto a la aplicación aplicación asistiva, cinco de los nueve usuarios fueron capaces de controlar la aplicación de forma aceptable con valores de precisión superiores al 64 %. Tres de ellos, incluso, obtuvieron precisiones superiores al 84 %. El resto de usuarios no consiguieron controlar de forma satisfactoria la aplicación domótica.
- Si comparamos los resultados obtenidos en este trabajo con un proyecto previo basado en ritmos sensoriomotores se concluye que la capacidad de control de la aplicación por parte de los usuarios cuando se emplean potenciales evocados P300, es notablemente superior que cuando se emplean ritmos sensoriomotores.

## 7.2. Líneas futuras

Tras llevar a cabo el presente trabajo, es necesario señalar algunas limitaciones que se han encontrado y en base a éstas, describir las posibles líneas futuras de investigación.

- Los resultados de precisión, presentados en el apartado anterior, que han sido obtenidos con el modelo propuesto indican que puede ser muy interesante el estudio de diferentes métodos de selección de canales y probar con diferentes valores del parámetro  $C$  del SVM. La eliminación de los canales que mayor puntuación ofrecen se realiza de 4 en 4, y éstos no se vuelven a validar lo que supone una limitación. Sería conveniente hacer esta eliminación de canales de uno en uno. El mayor problema si los canales se eliminan de uno en uno, es el coste computacional, ya que aumentaría considerablemente.
- Otra de las limitaciones es el número de usuarios y el pequeño número de datos del conjunto de test de los que disponemos. Para trabajos futuros trabajos sería recomendable disponer de señales de mas usuarios y mayor número de datos del conjunto de test.
- Una de las posibilidades que nos planteamos en futuras investigaciones se centra en el estudio de métodos de extracción de características en el dominio de la frecuencia. En recientes trabajos de sistemas BCI basados en potenciales P300 ya se están llevando a cabo. En concreto, en el trabajo de Krusienski y Jerry procesan las señales en el dominio de la frecuencia empleando para el registro electrocortigrafía (ECoG), debido a que permite una mejor detección de la respuesta P300 que la electroencefalografía (EEG) [66]. La electrocortigrafía no es viable en nuestro caso puesto que es un método invasivo de registro de señales. Por tanto, nuestro objetivo sería aplicar el procesado de las señales en el dominio de la frecuencia en señales registradas de EEG. Además, resultaría interesante aplicar el conjunto de máquinas de vector soporte para la clasificación y el procedimiento de selección de canales junto con la elección óptima de hiperparámetro  $C$  del SVM definido en este trabajo fin de master.
- En cuanto a la aplicación asistiva, presenta ciertas limitaciones que han de ser mencionadas. La principal limitación es el tiempo necesario para la realización de pruebas. La realización de cada una de las sesiones conlleva, además del tiempo de interacción del usuario con la aplicación, mucho tiempo de preparación y montaje. En concreto, la parte que más tiempo requiere es la correcta colocación del gorro y los electrodos. Para obtener una buena calidad de la señal registrada, es necesario que el contacto entre el electrodo y el cuero cabelludo sea bueno, es decir, que la impedancia entre ambos sea baja. Lo deseable es que sea menor de  $5\text{ k}\Omega$ . Para ello, es necesario apartar bien el pelo de la zona donde se va a situar el electrodo y aplicar repetidamente un gel que limpia el cuero cabelludo, para posteriormente aplicar

otro, que mejora la conductividad entre el cuero cabelludo y el electrodo. Este proceso se realiza para cada canal EEG hasta comprobar que los valores de impedancia son adecuados. La principal desventaja de este procedimiento es que, además de consumir mucho tiempo, puede influir en el estado anímico y la motivación de los usuarios, puesto que desde que empieza la colocación del gorro, hasta que termina y puede comenzar la sesión de pruebas, pasa mucho tiempo (en torno a una hora). En futuros estudios, para solventar esta limitación se propone el empleo de electrodos activos. Dichos electrodos llevan un amplificador incorporado que permite obtener una señal de buena calidad en muy poco tiempo, ya que simplemente es necesario colocar el electrodo y aplicar un poco de gel conductor para conseguir un buen contacto.

- Otra de las principales limitaciones es el número de usuarios participantes en el proyecto. En el presente estudio han participado únicamente nueve sujetos. Sería recomendable ampliar el estudio a una muestra de población mayor, de forma que los resultados obtenidos puedan ser más generalizables. Por otro lado, sería conveniente aumentar el tiempo empleado, en particular, con aquéllos usuarios que en el transcurso de las sesiones nos lleven a pensar que pueden alcanzar potencialmente mejores resultados. De esta forma, se podrían comparar los resultados obtenidos en ambos estudios, para ver como evolucionan los resultados. Además, sería aconsejable disponer de mas dispositivos domóticos y electrónicos a controlar, así como aumentar el número de funcionalidades de éstos.
- Finalmente, sería muy interesante procesar las señales procedentes de usuarios participantes en el proyecto con el método propuesto. Es decir, probar con señales de usuarios reales los algoritmos implementados (conjunto de máquinas de vector soporte, procedimiento de selección de canales - hiperparámetro  $C$  óptimos) y analizar la precisión obtenida.

Los resultados obtenidos en este proyecto pueden calificarse de prometedores, teniendo en cuenta que se trata de un primer acercamiento de los sistemas BCI basados en potenciales evocados P300. Por otro lado, se espera que con mayor tiempo, estudios de investigación y trabajo, los nuevos métodos implementados se puedan aplicar a mayor número de usuarios y se pueda llegar a controlar la aplicación de forma precisa.



# Referencias

- [1] F. Nebeker, "Golden accomplishments in biomedical engineering," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 2, pp. 17-47, 2002.
- [2] P. A. Carrión, J. Ródenas, J. J. Rieta, "Procesado de señales biomédicas, Universidad de Castilla-La Mancha, Colección ciencia y técnica, nº 53, 2007.
- [3] E. N. Bruce, "Biomedical signal processing and signal modelling,," New York: John Wiley and Sons, 2001.
- [4] J. V. Marcos, "Analysis of nocturnal oximetry recordings using pattern recognition techniques to assist in the diagnosis of the sleep apnoea-hypopnea syndrome," M. S. Thesis, Departamento de Teoría de la Señal y las Comunicaciones, Valladolid, Universidad de Valladolid, 2011.
- [5] H. Chang, J. M. Moura, "Biomedical signal processing," 2nd ed., Myer Kutz, in *Biomedical Engineering and Design Book*, vol. 1, cap. 22, pp. 559-579, 2010.
- [6] G. H. Klem, H. O. Lüders, H. H. Jasper, C. Elger, "The ten twenty electrode system of the international federation," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 10, pp. 214-215, 1958.
- [7] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, y T. M. Vaughan, "Brain-computer interfaces for communication and control," *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, pp. 767-791, Marzo 2002.
- [8] D. Regan, y J. R. Heron, "Clinical investigation of the visual pathway: a new objective technique," *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, vol. 32, pp. 479-483, 1969.
- [9] J. C. Hansen, y S. A. Hyllard, "Endogeneous brain potentials associated with selective auditory attention," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 49, pp. 277-290, Agosto 1980.
- [10] A. Díez, J. A. Muñoz, J. Fuentes, R. Canal, M. A. Idiazábal, M. J. Ferrari, F. Mulas, J. Tamarit, J. R. Valdizán, A. Hervás, J. Artigas, M. Belinchón, J.M. Hernández, J. Martos, S. Palacios, M. Posada, "Guía de la buena práctica para el diagnóstico de los trastornos del espectro autista," *Revista de Neurología*, vol. 41, no. 5, pp. 299-310, 2005.

- [11] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, W.J. Heetderks, D. J. McFarland, P.H. Peckham, G. Schalk, E. Donchin, L. A. Quatrano, C. J. Robinson, y T M. Vaughan, "Brain-computer interface technology: A review of the first international meeting," *IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering*, vol.8, no. 2, pp. 164-173, Junio 2000.
- [12] A. Vallabhaneni, T. Wang, B. He, "Neural engineering bioelectric engineering," Department of Biomedical Engineering, University of Minnesota, cap. 3, pp. 85-121, 2005
- [13] J. J. Vidal, "Real-time detection of brain events in EEG," *Proceedings of the IEE*, vol. 65, no.5, pp. 663-664, Mayo 1977.
- [14] A. Rakotomamonjy, y V. Guigue, "BCI Competition III: Dataset II - Ensemble of SVM's for BCI P300 Speller," *IEEE Transactions on biomedical Engineering*, vol. 55, no. 3, Marzo 2008.
- [15] L. A. Farwell y E. Donchin, "Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 70, pp. 510-523, 1988.
- [16] B. Blankertz, "Página oficial de la III Competición BCI," 2004, disponible: <http://www.bbci.de/competition/iii/>. Último acceso: 13 de Julio de 2012.
- [17] A. Kübler, V. K. Mushahwar, L. R. Hochberg, y J.P. Donogue, "BCI Meeting 2005-Workshop on clinical issues and applications," *IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering*, vol.14, no. 2, pp. 138-141, Junio 2006.
- [18] P. R. Kennedy, y R. A. Bakay, "Restoration of neural output from a paralyzed patient by a direct brain connection," *NeuroReport*, vol. 9, pp. 1707-1711, 1998.
- [19] D. Moran, "Evolution of brain-computer interface: action potentials, local field and electrocorticograms," *Current Opinion in neurobiology*, vol. 20, pp. 741-745, Diciembre 2010.
- [20] A. Kübler, B. Kotchoubey, J.R. Wolpaw, "Brain-computer communication: Unlocking the locked in," *Psychological Bulletin*, vol. 127, no. 3, pp. 358-375, 2001.
- [21] Y. L. Chen, F. T. Cang, W. H. Chang, M. K. Wong, Y. Y. Shih, T. S. Kuo, "The new design of an infrared-controlled human-computer interface for the disabled," *IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering*, vol. 7, no. 4, pp. 474-481, Diciembre 1999.
- [22] B. Y. Wang, X. Gao, B. Hong, C. Jia, S. Gao, "Brain-computer interfaces based on visual evoked potentials," *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, vol. 74, pp. 252-259, 1991.
- [23] T. W. Picton, "The P300 wave of the human event-related potential," *Journal of Clinical Neurophysiology.*, vol. 9, no. 4 pp. 456-479, 1992.

- [24] E. Donchin, K. M. Spencer, y R. Wijesinghe, "The mental prosthesis: assesing the speed of a P300-based brain-computer interface," *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, vol. 8, no. 2, pp. 174-179, Junio 2000.
- [25] G. Schalk, J. Mellinger, "A practical guide to brain-computer interfacing with BCI2000," Springer, London, 2010.
- [26] K. R. Müller, C. W. Anderson, y G. E. Birch, "Linear and Nonlinear Methods for Brain Computer Interfaces," *IEEE Transaction on Rehabilitation Engineering*, vol. 11, no. 2, pp. 165-169, Junio 2003.
- [27] B. Rebsamen, E. Burdet, C. Guan, y H. Zhang, "A brain computer wheelchair based on P300 and path guidance," *The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics*, pp. 1101-1106, Febrero 2006.
- [28] C.C. Wit, B. Siciliano, and G. Bastin, "Theory of robot Control," cap. 9, Springer, 1996.
- [29] I. Iturrate, J. Antelis, y J. Minguez, "Synchronous EEG brain-actuated wheelchair with automated navigation," *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 2318-2325, Mayo 2009.
- [30] C. Escolano, A. R. Murguialday, T. Matuz, N. Birbaumer, y J. Minguez, "A Telepresence Robotic System operated with a P300-based Brain-Computer Interface: Initial Tests with ALS patients," *Annual International Conference of the IEEE*, pp. 4476-4480, Septiembre 2010.
- [31] E. M Mugler, C. A. Ruf, S Halder, M. Bench, y A Kübler, "Design and Implementation of a P300-Based Brain-Computer Interface for Controlling an Internet Browser," *IEEE Transaction on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 18, no. 6, pp. 599-609, Diciembre 2010.
- [32] B. Blankertz, "Web oficial de las competiciones BCI," disponible: <http://www.bbci.de/competition/>, último acceso: 25 de junio de 2012.
- [33] B. Blankertz, "Página web oficial de la II Competición BCI," disponible: <http://www.bbci.de/competition/ii/>, último acceso: 26 de junio de 2012.
- [34] B. Blankertz, "Página web oficial de la III Competición BCI," disponible: <http://www.bbci.de/competition/iii/>, último acceso: 26 de junio de 2012.
- [35] , M. Kaper, P. Meinicke, U. Grosse-kathoefer, T. Lingner, H. Ritter, "BCI compeititon 2003- Data set Iib: Support vector machines for the P300 Speller paradigm," *IEEE Transactions on biomedical Engineering*, vol. 51, no. 6, Junio 2004.
- [36] N. Xu, X. Gao, X. Miao, y S. Gao, "BCI compeititon 2003- Data set Iib: Enhancing P300 wave detection using ICA-based suspace projections for BCI applications," *IEEE Transactions on biomedical Engineering*, vol. 51, no. 6, Junio 2004.

- [37] G. Gratton, M. G. H. Coles, y E. Donchin, "A new method for off-line removal of ocular artifact," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 55, pp. 468-484, 1983.
- [38] G. Girton, y J. Kamiya, "A simple on-line technique for removing eye movement artifacts from the EEG," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 34, pp. 212-216, 1973.
- [39] S. H. Hillyard y R. Galambos, "Eye movement artifact in the CNV," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 28, pp. 173-216, 1970.
- [40] J. Polich, J. E. Alexander, L. O. Bauer, S. Kuperman, S. Morzorati, S. J. O'Connor, B. Porjesz, J. Rohrbaugh, y H. Begleiter, "P300 topography of amplitude/latency correlations," *Brain topography*, vol. 9, no. 4, pp. 275-281, 1997.
- [41] C. Brunner, M. Naeem, R. leeb, B. Graimann, G. Pfurtscheller, "Spatial filtering and selection of optimized components in four class motor imagery EEG data using independent components analysis", Laboratory of brain Computer Interfaces, Institute for Knowledge Discovery, Graz University of technology, Austria, 2007.
- [42] S. Chiappa, D. Barber, "EEG classification using generative independent component analysis", *13 th European Symposium on Artificial Neural Networks*, vol. 69, pp. 769-777, Marzo 2006.
- [43] X. Li, R. Sankar, Y. Arbel, y E. Donchin, "Single trial independent component analysis for P300 BCI system," *31st Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pp. 4035-4038, Septiembre 2009.
- [44] Q. Xiaoyan, L. Douzhe, y DD. Youer, "P300 feature extraction based on parametric model and FastICA Algorithm," *15 th International Conference on natural Computation*, pp. 585-589, 2009.
- [45] R. T. C. Lee, Y. H. Chin, S. C. Chang, "Application of Principal Component Analysis to Multikey Searching," *IEEE Transactions on Software Engineering*, vol. SE-2, no. 3, pp.185-193, Septiembre 1976.
- [46] M. Thulasidas, C. Guan, y J. Wu, "Robust Classification of EEG Signal for Brain-Computer Interface," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 14, no. 1, pp. 24-29, Marzo 2006.
- [47] D. J. Krusienski, E. W. Sellers, F. Cabestaing, S. Bayouth, D. J. McFarland, T. M. Vaughan, y J. R. Wolpaw, "A comparison techniques for the P300 Speller," *Journal Neural Engineering*, vol. 3, pp. 299-305, Octubre 2006.
- [48] J. D. Jobson, "Applied multivariate data analysis," Springer, Nueva York, 1991.
- [49] C. M. Bishop, "Neural Networks for pattern recognition," University Press, 1995.
- [50] D. J. Krusienski, E. W. Sellers, D. J. McFarland, T. M. Vaughan, J. R. Wolpaw, "Toward enhanced P300 speller performance," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 167, pp. 15-21, 2008.

- [51] E. W. Sellers, D. J. Krusienski, D. J. McFarland, T. M. Vaughan y J. R. Wolpaw, "A P300 event-related potential brain-computer interface (BCI): The effects of matrix size and inter stimulus interval on performance," *Biological Psychology*, vol. 73, pp. 242–252, 2006.
- [52] S. Haykin, "Neuronal networks. A comprehensive foundation," Prentice Hall International, 1999.
- [53] M. García, "Procesado de retinografías basado en redes neuronales para la detección automática de lesiones asociadas a la retinopatía diabética," M. S. Thesis, Departamento de Teoría de la Señal y las Comunicaciones, Valladolid, Universidad de Valladolid, 2008.
- [54] T. M. Cover, "Geometrical and statistical properties of systems of linear inequalities with applications in pattern recognition," *IEEE Transactions on Electronic Computers*, vol. 14, no. 3, pp. 326-334, 1965.
- [55] Ley 39/2006, de 14 de diciembre, de Promoción de la Autonomía Personal y Atención a las Personas en situación de Dependencia
- [56] D. J. McFarland, L. M. McCane, S. V. David, y J. R. Wolpaw, "Spatial filter selection for EEG-based communication," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 103, pp. 386-394, Septiembre 1997.
- [57] G. Schalk, D. McFarland, T. Hinterberger, N. Birbaumer, y J. R. Wolpaw, "BCI2000: A general-purpose brain-computer interface (BCI) system," *IEEE Transactions on biomedical engineering*, vol. 51, no. 6, pp. 1034-1043, Junio 2004.
- [58] E. Donchin y D. B. D. Smith, "The contingent negative variation and the late positive wave of the average evoked potential," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 29, pp. 201–203, 1970.
- [59] E. G. Cossio, G y G. Gentiletti, "Interfaz cerebro computadora (ICC) basada en el potencial relacionado con eventos P300: análisis del efecto de la dimensión de la matriz de estimulación sobre su desempeño," *Biomedical Engineering*, vol 2, no. 4, July-December 2008.
- [60] C. S. Nam, Y. Jeon, Y. Li, Y. J. Kim, y H. Y. Yoon, "Usability of the P300 Speller: Towards a More Sustainable Brain-Computer Interface," *International Journal on Human-Computer Interaction*, vol. 1, no. 5, 2009.
- [61] B. Z. Allison y J. A. Pineda, "ERPs evoked by different matrix sizes: implications for a Brain Computer Interface (BCI) system," *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, vol. 11, no. 2, pp. 110-113, 2003.
- [62] G. Schalk y J. Mellinger. "Página oficial del BCI2000. Tablón de anuncios: Channels for P300 experiments". Disponible en: <http://www.bci2000.org/Channels>, 2011.

- [63] D. J. McFarland, L. M. McCane, S. V. David, y J. R. Wolpaw. "Spatial Filter Selection for EEG-based Communication," *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, vol. 103, pp. 386-394, 1997.
- [64] U. Hoffmann , J. M. Vesin, T. Ebrahimi, y K. Diserens. "An Efficient P300-based Brain-Computer Interface for Disabled Subjects," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 167, pp. 115-125, 2008.
- [65] F. Nijboer , E. W. Sellers, J. Mellinger, M. A. Jordan, T. Matuz, A. Furdea, S. Halder, U. Mochty, D. J. Krusienski, T. M. Vaughan, J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, y A. Kübler. "A P300-based Brain-Computer Interface for People with Amyotrophic Lateral Sclerosis," *Clinical Neurophysiological*, vol. 119, pp. 1909-1916, 2008.
- [66] D. J. Krusienski, y J. Jerry, "Spectral components of the P300 speller response in electrocorticography," *Proceedings of the 5th International IEEE EMBS Conference on Neural Engineering México*, 2011.



## Anexo A

### Glosario de siglas

<b>ABVD</b>	Actividades Básicas de la Vida Diaria
<b>BCI</b>	<i>Brain Computer Interface</i>
<b>C</b>	Central
<b>CAR</b>	<i>Common Average Reference</i>
<b>CSP</b>	<i>Common Spatial Patterns</i>
<b>CNS</b>	<i>Central Nervous System</i>
<b>CRE</b>	Centro de Referencia Estatal
<b>DWT</b>	<i>Discret Wavelet Transform</i>
<b>ECG</b>	Electrocardiograma
<b>EEG</b>	Electroencefalograma
<b>EG</b>	Electrograma
<b>EMG</b>	Electromiograma
<b>ENG</b>	Electroneurograma
<b>EOG</b>	Electrooculograma
<b>ERG</b>	Electroretinograma
<b>F</b>	Frontal
<b>fMRI</b>	Resonancia magnética
<b>Fp</b>	Frontopolar
<b>FLD</b>	<i>Fisher's Linear Discriminant</i>
<b>ICA</b>	<i>Independent Component Analysis</i>
<b>INSA</b>	<i>Institut National des Sciences Appliquées</i>
<b>ISI</b>	<i>Inter-Stimulus Interval</i>
<b>MEG</b>	Magnetoencefalograma
<b>O</b>	Occipital
<b>P</b>	Parietal
<b>PCA</b>	<i>Principal Component Analysis</i>
<b>PCL</b>	Potenciales Corticales Lentos
<b>PCM</b>	<i>Pearson's Correlation Method</i>
<b>PE</b>	Potenciales Evocados
<b>PEV</b>	Potenciales Evocados Visuales
<b>SNR</b>	<i>Signal to Noise Ratio</i>
<b>SVM</b>	<i>Support Vector Machine</i>
<b>SWLDA</b>	<i>StepWise Linear Discriminant Analysis</i>
<b>T</b>	Temporal
<b>UCLA</b>	<i>University of California, Los Angeles</i>

# Anexo B

## Difusión de resultados

### B.1. Publicaciones de carácter científico

- Rebeca Corralejo, Roberto Hornero, Daniel Álvarez, "Feature Selection Using a Genetic Algorithm in a Motor Imagery-Based Brain Computer Interface", 33rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Proceedings of the 33rd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, ISBN: 978-1-4244-4122-8, pp. 7703-7706, Boston (EE.UU.), 2011.
- Rebeca Corralejo, Roberto Hornero, Daniel Álvarez, Laura Martín, "Improving the Accesbility at Home Implementation of a Domotic Application using a P300-based Brain Computer Interface System", IV Congreso Internacional de Diseño, Redes de Investigación y Tecnologías para todos (DRT4ALL 2011), Libro de Actas del IV Congreso Internacional de Diseño, Redes de Investigación y Tecnología para todos, ISBN: 978-84-88934-50-5, pp. 75-84, Madrid (España), 2011.
- Rebeca Corralejo, Roberto Hornero, Daniel Álvarez, "A Domotic Control System Using Brain Computer-Interface (BCI)", 11th International Work-Conference on Artificial Neural Networks (IWANN 2011), Proceedings, Part I, Lecture Notes in Computer Science vol. 6691, ISBN: 978-3-642-21500-1, pp. 345-352, Torremolinos (España), 2011.
- Rebeca Corralejo, Daniel Álvarez, Roberto Hornero, "Aplicación domótica mediante un sistema Brain Computer Interface basado en potenciales P300", VI Congreso Iberoamericano de Tecnologías de Apoyo a la Discapacidad, Libro de Actas del VI Congreso Iberoamericano de Tecnologías de Apoyo a la Discapacidad, Volumen II, ISBN: 978-84-8384-188-6, pp. 111-117, Palma de Mallorca (España), 2011.
- Rebeca Corralejo, Daniel Álvarez, Roberto Hornero, "Análisis de electroencefalogramas en ritmos sensoriomotores. Control domótico mediante Brain Computer Interface", 3er Simposio CEA de Bioingeniería 2011, Técnicas de BCI y Neurotecnologías, Libro de Actas del Simposio CEA de Bioingeniería 2011, ISBN: 978-84-8384-167-9, pp. 11-17, Palma de Mallorca (España), 2011.

- Rebeca Corralejo, Roberto Hornero, Daniel Álvarez, Laura Martín, “Improving the Accesbility at Home Implementation of a Domotic Application using a P300-based Brain Computer Interface System”, *Journal of Accessibility and Design for All (JACCES)*.
- Roberto Hornero, Rebeca Corralejo, Daniel Álvarez, y Laura Martín, ”Diseño, desarrollo y evaluación de un sistema Brain Computer Interface (BCI) aplicado al control de dispositivos domóticos para mejorar la calidad de vida de las personas con grave discapacidad,”*Trauma*, Abril, 2012. Aceptado.
- Laura Martín, Rebeca Corralejo, Roberto Hornero, “Aplicación de las Máquinas de Vector Soporte a Sistemas Brain Computer Interface Basados en Potenciales Evocados P300”, *XXX Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica (CASEIB 2012)*, San Sebastián (España), 2012. Enviado.

## **B.2. Repercusión del trabajo fin de máster en los medios de comunicación**

- EL NORTE DE CASTILLA, “Las señales del cerebro”, 07-02-2011.
- Aula 8. Informativo de la Universidad de Valladolid (Servicios de Medios Audiovisuales, UVA, 07-06-2011.
- EL MUNDO Digital Castilla y León, “Cómo controlar equipos domésticos con la mente, 20-06-2011.
- EL MUNDO CASTILLA Y LEÓN (INNOVADORES), “Controlar equipos con la mente”, 20-06-2011.
- EL DIARIO DE LEÓN (INNOVA), ”Un casco para encender la televisión ”,05-07-2011.