



Casa abierta al tiempo

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA

ACTA DE DISERTACIÓN PÚBLICA

No. 00033

Matrícula: 206180478

PANTALLAS ESCENARIO:
IMPLEMENTACIÓN Y EVALUACIÓN
DE UNA VARIANTE DEL
DELETREADOR P300 CON
IMÁGENES DE FONDO Y
MARCADORES DE ESTIMULACIÓN
ASIMÉTRICAMENTE ACOMODADOS

En la Ciudad de México, se presentaron a las 12:00 horas del día 18 del mes de mayo del año 2018 en la Unidad Iztapalapa de la Universidad Autónoma Metropolitana, los suscritos miembros del jurado:

DR. DAVID GUTIERREZ RUIZ
DRA. NORMA CASTAÑEDA VILLA
DR. MARTIN OSWALDO MENDEZ GARCIA
DR. FRANCISCO ALFONSO ALBA CADENA
DRA. RAQUEL VALDES CRISTERNA



gwr
OMAR PIÑA RAMIREZ
ALUMNO

Bajo la Presidencia del primero y con carácter de Secretaria la última, se reunieron a la presentación de la Disertación Pública cuya denominación aparece al margen, para la obtención del grado de:

DOCTOR EN CIENCIAS (INGENIERIA BIOMEDICA)

DE: OMAR PIÑA RAMIREZ

y de acuerdo con el artículo 78 fracción IV del Reglamento de Estudios Superiores de la Universidad Autónoma Metropolitana, los miembros del jurado resolvieron:

Aprobar

Acto continuo, el presidente del jurado comunicó al interesado el resultado de la evaluación y, en caso aprobatorio, le fue tomada la protesta.

REVISÓ

[Signature]
LIC. JULIO CESAR DE LARA ISASSI
DIRECTOR DE SISTEMAS ESCOLARES

DIRECTOR DE LA DIVISIÓN DE CBI

[Signature]
DR. JESUS ALBERTO OCHOA TAPIA

PRESIDENTE

[Signature]
DR. DAVID GUTIERREZ RUIZ

VOCAL

[Signature]
DRA. NORMA CASTAÑEDA VILLA

VOCAL

[Signature]
DR. MARTIN OSWALDO MENDEZ GARCIA

VOCAL

[Signature]
DR. FRANCISCO ALFONSO ALBA CADENA

SECRETARIA

[Signature]
DRA. RAQUEL VALDES CRISTERNA

Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Iztapalapa
División de Ciencias Básicas e Ingeniería
Posgrado en Ingeniería Biomédica

Tesis para obtener grado de
Doctor en Ciencias (Ingeniería Biomédica)

***Pantallas escenario: implementación y evaluación de una
variante del deletreador P300 con imágenes de fondo y
marcadores de estimulación asimétricamente acomodados***

Candidato

M. en C. Omar PIÑA RAMÍREZ

Asesores:

Dra. Raquel VALDÉS CRISTERNA

M.I. Oscar YAÑEZ SUÁREZ

Sinodales:

PRESIDENTE: Dr. David GUTIÉRREZ RUIZ

SECRETARIA: Dra. Raquel VALDÉS CRISTERNA

VOCAL: Dr. Francisco Alfonso ALBA CADENA

VOCAL: Dra. Norma CASTAÑEDA VILLA

VOCAL: Dr. Martín Oswaldo MÉNDEZ GARCÍA

18 de mayo de 2018.

PRÓLOGO

Seis años han pasado desde que inicié esta aventura, personas se fueron, personas llegaron, incontables momentos entrañables: risas, tristezas, frustraciones, enojos, palabras de aliento. Toda esta aventura no hubiera sido lo mismo sin todos ustedes que aportaron partes de sí para ir forjando lo que ahora soy, por ello les estaré siempre agradecido y es para ustedes a quienes dedico estas palabras.

Primero quiero agradecerle a las dos personas que me enseñaron el cariño, la bondad, la alegría, el amor por los libros y la música clásica. Me refiero a mis abuelos Amelia y Ranulfo, en verdad extraño esas largas charlas que teníamos.

También te agradezco a ti Yola, mi madre, haberme enseñado el sentido de responsabilidad, respeto, y ser mi ejemplo de siempre perseguir aquello que me haga feliz no conformándome con lo que los demás esperan de mí, sino hacer lo que amo hacer a pesar de todo.

A mi padre, Juan Luis, te agradezco que me hayas enseñado que la vida a veces no va como quisiéramos, pero aun así siempre hay que seguir luchando.

A mi hermano Moy y a Marisol, gracias por todos los momentos que compartimos, por las charlas constructivas, las ideas reveladoras y sobre todo por ser tan buenos padres de una de las personas que más quiero: Ethan.

Estoy enormemente agradecido con este camino al que llamamos vida que me permitió conocer a mis profesores, colegas y amigos Raquel y Oscar, a ustedes debo mi amor por la ciencia y la docencia, el entusiasmo por aprender, el sentido crítico, la introspección y la rebeldía por las causas justas; muchas gracias por la confianza que depositaron en mí y por estos años que hemos compartido.

Muchas gracias Erik (El Erit) por las duras, pero pertinentes críticas mi trabajo, pero por encima de todo, gracias por tu amistad y por ser mi ejemplo desde que nos conocimos hace ya algún tiempo.

A ti Jorge Luis (Yorsh) te agradezco las palabras de aliento por allá del 2014, jus-

to cuando andaba perdido en mi investigación, desde entonces, a pesar de los altibajos, toda mi vida científica ha sido absolutamente plena. Además, también agradezco tu amistad, sinceridad y todos las aventuras que hemos vivido en tantos lugares.

A todos mis colegas del LINI les agradezco un motón de cosas, como: guardar silencio innumerables veces para mis registros de EEG, sus consejos, sus críticas, su amistad y cómo me reía con ustedes, gracias: Miguelangel, Dan, Pepe, Felipe, Mike, Dess, Tona, Oliver y Eduardo.

Agradezco a todos los alumnos que tuvieron la confianza de acercarse para realizar sus servicios sociales, proyectos terminales o simplemente por el gusto de trabajar y que ahora forman parte del equipo Icpalli dando vida al proyecto. Gracias por su empeño, sentido crítico, entusiasmo, locuras, risas, enojos, carisma..., Fernanda, Francisco, Oscar, José Luis, Lorena, Estefania y Alan. Sin ustedes Icpalli no estaría siendo realidad.

También le agradezco a todas aquellas personas con las que compartieron un cachito de su vida conmigo y que me enseñaron que la vida académica es solamente una parte del todo: Olivia (amistad), Sheila (locura), Teres (felicidad), Camille (asombro), Juanlu (tiempo), Alex (nobleza), Martin y David (sencillez), Andreas (camaradería), Lea (sentido del humor), Irene (inteligencia).

Para concluir, expreso mi agradecimiento al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología por otorgarme la beca 175754 para mis estudios doctorales, y para mi estancia en la Technik Universität Graz. También agradezco a la Secretaria de Ciencia, Tecnología e Innovación de la Ciudad de México por el financiamiento PICSA12-216 para el proyecto Icpalli.

Finalmente, agradezco a las autoridades y personal de la División de Ciencias Básicas e Ingeniería y del Departamento de Ingeniería Eléctrica de la Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Iztapalapa por todo el apoyo que me brindaron para concluir mis estudios de doctorado.

Muchas gracias Universidad Autónoma Metropolitana.
Ciudad de México, viernes 18 de mayo de 2018

A ETHAN

*Siempre e invariablemente,
haz lo que creas que te hará feliz.*

RESUMEN

El deletreador P300 es una interfaz cerebro-computadora ampliamente utilizada para que usuarios dicten letras a la computadora utilizando el potencial relacionado a eventos P300 que se provoca por medio de la presentación de estímulos visuales infrecuentes asociados a las letras del alfabeto.

En esta tesis se presenta la *pantalla escenario* que es una variante del deletreador P300, misma que consiste en utilizar imágenes como fondo de la pantalla de estimulación. Cada imagen RGB de alta resolución corresponde a una foto del escenario de navegación de una silla de ruedas. Los marcadores de estimulación son circulares y se localizan sobre los puntos de interés para la navegación como son: puertas, pasillos, áreas transitables, ventanas y señalizaciones de pared.

Las pantallas escenario difieren del deletreador P300 convencional en cuanto a la no homogeneidad del fondo de la pantalla de estimulación y además en la disposición espacial irregular de los marcadores de estimulación. El objetivo de esta tesis fue el diseño de las pantallas escenario, la evaluación de la generación de P300 con pantallas escenario, y la evaluación exhaustiva del desempeño en la detección automática del marcador elegido por el usuario presentando diversas imágenes de fondo con sus respectivos arreglos de marcadores.

Se encontró que las pantallas escenario generan efectivamente P300 y éste puede ser automáticamente detectado con altas tasas de sensibilidad y especificidad para la mayoría de los sujetos estudiados, en diversas condiciones; incluso cuando se utilizó un clasificador entrenado con datos de una sesión de hasta quince días anteriores a la sesión de prueba. Por lo tanto, se puede concluir que el uso de las pantallas escenario es factible para enviar comandos a un control robótico de una silla de ruedas para que éste realice el traslado desde la localización inicial hasta la indicada por el marcador seleccionado en dicha pantalla de estimulación. Es importante aclarar que la interacción del control robótico con la pantalla de estimulación desarrollada es un tópico que queda fuera del alcance de esta tesis.

Índice general

1. Introducción	1
1.1. Interfaces cerebro-computadora	2
1.1.1. Componentes de las interfaces cerebro-computadora	3
1.1.2. Paradigmas sincrónicos con estimulación visual	6
1.1.3. Objetivos	7
2. Antecedentes	11
2.1. Generalidades sobre el delectreador P300	11
2.1.1. OpenViBE: plataforma de desarrollo de BCI	12
2.2. Evolución del delectreador de P300	15
2.2.1. Variaciones físicas del delectreador P300	16
2.2.2. Variaciones funcionales del delectreador P300	21
3. Marco Teórico	29
3.1. Métodos de detección de P300	29
3.2. Evaluación del desempeño de clasificadores	36
3.2.1. Distribución de datos para entrenar y evaluar un clasificador	36
3.2.2. Métricas de desempeño para un clasificador binario	37
3.2.3. Evaluación estadística de clasificadores	38
4. Método	41
4.1. Contexto: silla de ruedas Icpalli	41
4.2. Montaje para la adquisición de EEG	44
4.3. Desarrollo de pantallas escenario.	45
4.3.1. <i>Pantalla escenario</i> v2.0	46

4.3.2.	Pantallas escenario v3.0.0, v3.0.1 y v3.0.2	49
4.4.	Paradigmas de estimulación con pantallas escenario	51
4.4.1.	Generadores de secuencias de estimulación	52
4.4.2.	Protocolos de adquisición.	54
4.5.	Análisis de los EEG adquiridos	59
4.5.1.	Manejo de los archivos de EEG	59
4.5.2.	Acondicionamiento de las señales de EEG	60
4.5.3.	Análisis del P300 en promedios coherentes globales	60
4.5.4.	Detección automática de P300.	61
5.	Resultados y Discusión	67
5.1.	Evaluación de pantallas de estimulación con una imagen de fondo y con marcadores asimétricamente acomodados	67
5.1.1.	Pantalla de estimulación v1.0	67
5.1.2.	Pantalla de estimulación v2.0	68
5.1.3.	Pantalla de estimulación v3.0	72
5.1.4.	Secuencias de estimulación de las <i>pantallas escenario</i>	74
5.2.	Análisis de los potenciales generados con la pantalla escenario	76
5.2.1.	P300 en pantalla escenario v2.0	76
5.2.2.	P300 en pantalla escenario v3.0.0.	77
5.3.	Detección de marcadores target en la pantalla escenario	79
5.3.1.	Análisis del desempeño en la sesión -1 (pantalla v2.0).	79
5.3.2.	Análisis del desempeño en la sesión 0 (pantalla v3.0.0).	80
5.3.3.	Análisis del desempeño en la sesión 1 (pantallas v3.0.0, v3.0.1 y v3.0.2).	94
6.	Conclusiones	99
6.1.	Resumen de resultados y discusión	99
6.2.	Conclusiones	101
A.	Publicaciones	105

Capítulo 1

Introducción

La clasificación internacional de la funcionalidad [101] indica que una persona padece de discapacidad completa de movilidad y comunicación cuando ha perdido más del 95 % de sus funciones motoras y de comunicación. Las principales causas de dicha discapacidad son: accidentes que lesionan médula espinal, esclerosis múltiple, esclerosis amiotrófica lateral, evento cerebral-vascular, tetraplejia y síndrome de enclaustramiento¹ sin etiología aparente[25, 51, 52, 55, 60, 70, 73, 83, 102].

La Organización Mundial de la Salud (OMS) estima que a nivel global existen 161 millones de personas mayores a quince años que padecen discapacidad completa de movilidad y comunicación [102]. En México, el Instituto Nacional de Geografía y Estadística (INEGI) en 2010 contabilizó a 3.35 ± 0.02 millones de personas (aproximadamente 3.0 % de la población) que no pueden caminar o moverse debido a las siguientes causas: 42.8 % por enfermedad, 25.5 % vejez y 18.7 % por accidentes [58, 59]. No se reportan cifras que indiquen la severidad de las discapacidades.

Los pacientes con discapacidad completa de movilidad y comunicación son la población objetivo de las llamadas interfaces cerebro-computadora (BCI que son las siglas en inglés), ya que el propósito de éstas es proveerlos de mecanismos que restablezcan, en la medida de lo posible, las funciones que han perdido, por medio de interpretar sus señales de actividad bioeléctrica cerebral (ABC) en comandos que se

¹*Locked-in state*: CIE10: G83.5

ejecuten con dispositivos especializados llamados actuadores [123, 128, 147]. Otras señales se han utilizado para las BCI como son: infrarrojo cercano (fNIR), magnetoencefalografía (MEG), tomografía por emisión de positrones (PET). Sin embargo, estas no se utilizaron en este proyecto debido su baja resolución temporal y poca portabilidad [113].

1.1. Interfaces cerebro-computadora

Citando textualmente a Wolpaw et al., [146] las BCI son:

“A direct brain-computer interface is a device that provides the brain with a new, non-muscular communication and control channel² .”

En forma general las BCI funcionan de la siguiente manera: El usuario modula su ABC por medio de un *paradigma* preestablecido, la actividad se registra por medio del electroencefalograma (EEG), el cual se procesa y a través de métodos de reconocimiento de patrones se detecta automáticamente el tipo de modulación que el usuario realizó. De esta forma a cada tipo de modulación se le asigna un comando específico, que es enviado a los actuadores para que lo ejecuten [48, 75, 82, 147].

Por la naturaleza de la ABC las BCI son necesariamente personalizadas, al menos para aplicaciones en investigación, y requieren de un proceso de calibración en el cual se optimizan los parámetros de adquisición, y de reconocimiento de patrones con el objetivo de detectar adecuadamente dicha modulación [8, 38, 72, 83, 121, 152].

²Sistemas de comunicación con el cerebro que no dependen de las vías convencionales, es decir, ni nervios, ni músculos.

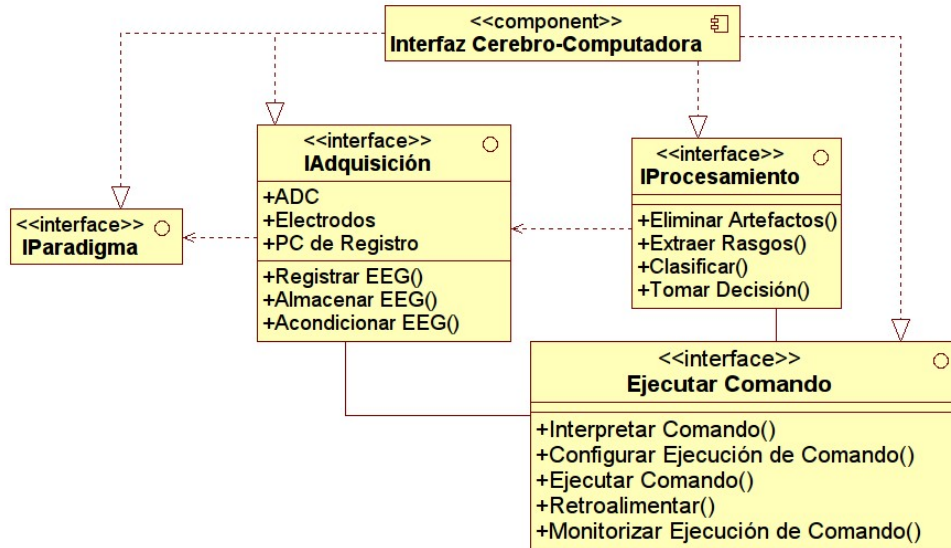


Figura 1.1: Modelo general de los elementos de una interfaz cerebro-computadora. ADC: convertidor analógico digital por sus siglas en inglés.

1.1.1. Componentes de las interfaces cerebro-computadora

En la Fig. 1.1 se muestra un modelo general de los cuatro elementos que constituyen a las BCI: *Paradigma*, *adquisición*, *procesamiento* y *ejecución de comando*. En la Fig. 1.2 se esquematiza un diagrama a bloques del flujo de datos entre los elementos que componen a BCI. A continuación se detalla el funcionamiento de cada elemento.

Los *paradigmas* para modular la ABC se clasifican en dos tipos: endógenos y exógenos. Los paradigmas endógenos requieren que el usuario realice espontáneamente tareas mentales específicas v. g.: imaginar mover el brazo derecho sin moverlo realmente, imaginar un cubo girando a la derecha o realizar operaciones aritméticas [11, 22, 42, 56, 91, 120, 139, 145]. Cada tarea mental se interpreta como un comando. Como el sujeto puede requerir un comando únicamente evocando la tarea mental correspondiente, se dice que estos paradigmas son de tipo asincrónico. Por otra parte, los paradigmas exógenos utilizan estímulos que pueden ser visuales, auditivos o somato-sensoriales para provocar la modulación. Dado que estos paradigmas dependen de la presentación o aplicación de estímulos se les ha denominado paradigmas sincrónicos [48, 147]. Se enfatiza que, hasta el momento

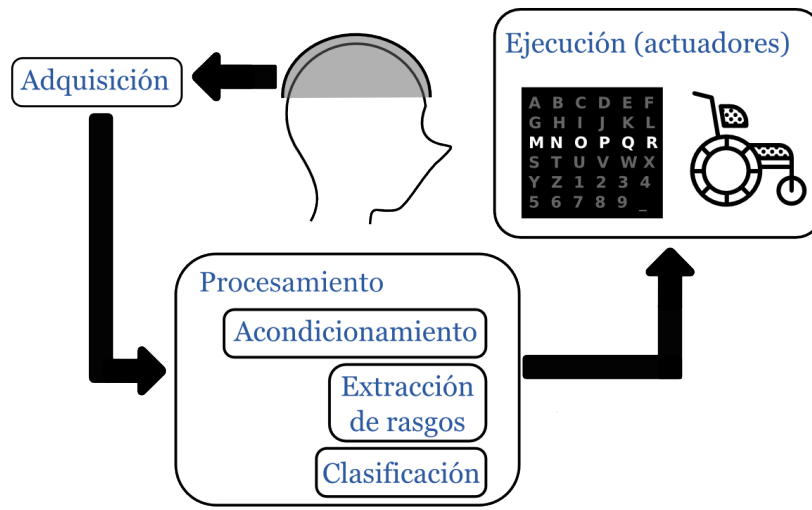


Figura 1.2: Esquema general de una interfaz cerebro-computadora.

se prefiere el uso de paradigmas sincrónicos ya que se ha demostrado que tienen mayor repetibilidad y replicabilidad inter e intra sujetos que su contraparte asincrónica [10, 34, 66, 94, 100, 107, 109, 140].

La adquisición se realiza con un amplificador de biopotenciales adecuado para señales cerebrales. Los amplificadores acondicionan, digitalizan las señales, y las envían a dispositivos de almacenamiento y despliegue. Para aplicaciones BCI se ha reportado el uso de entre 2 y 128 electrodos que se colocan según el estándar 10–20. Los electrodos se colocan sobre el cuero cabelludo del paciente. La impedancia de la interfaz electrodo-electrolito-piel debe ser menor a 5 k Ω para minimizar el ruido en las señales adquiridas [17, 48, 95, 124, 147]. Al tipo de conexión descrita se le llama no invasiva y se le prefiere sobre su contraparte invasiva (electrodos colocados directamente en la superficie del cerebro) ya que no implica riesgos adicionales a los ya inherentes a la condición del paciente [18, 53, 83, 139].

El procesamiento se subdivide en cuatro etapas: preprocesamiento (acondicionamiento), extracción de rasgos, clasificación y toma de la decisión, estas se detallan a continuación.

El preprocesamiento o acondicionamiento es la etapa donde las señales de EEG se adecuan y estandarizan. Es conocido que éstas se contaminan con: otras fuentes de

actividad bioeléctrica, movimientos corporales, ruido eléctrico ambiental. Además son señales con una baja relación señal a ruido. El preprocesamiento en conjunto con los paradigmas tienen como objetivo aumentar la relación señal a ruido, eliminar la información espuria de los registros EEG, y evidenciar el tipo de modulación que representan. Las técnicas usualmente utilizadas son: filtrado, normalización, eliminación de la tendencia (*detrend*), y promedios coherentes [73, 74, 147].

La extracción de rasgos se dedica a representar los registros de EEG de una forma alternativa, y generalmente en un dominio diferente, en la que se resalte información relevante que en el dominio original de los datos no es evidente. Los métodos para extraer rasgos más utilizados en BCI son el análisis de componentes principales, análisis de componentes independientes, patrones espaciales comunes, *log-variance* y densidad de la potencia espectral [23, 54, 77, 108, 151]. El resultado de la extracción de rasgos son los llamados *vectores de rasgos*. En general, grandes cantidades de datos pueden ser representadas por un vector de rasgos de unas cuantas componentes, lo que disminuye el costo computacional del procesamiento [77, 88].

La clasificación automática y toma de decisión es la etapa en que se asigna la etiqueta de clase a un vector de rasgos de acuerdo a una regla de decisión. En este caso, esta etiqueta corresponde a la modulación que presenta el vector de rasgos. Los clasificadores más utilizados en BCI son: análisis de discriminante lineal (LDA por sus siglas en inglés), máquinas de soporte vectorial (SVM por sus siglas en inglés), y árboles de decisión. En el siguiente capítulo se detallarán los conceptos como: entrenamiento supervisado, conjunto de entrenamiento y prueba que están relacionados a la clasificación automática [7, 22, 69, 76, 84, 88, 104, 134, 151].

El actuador representa al dispositivo que ejecutará la decisión tomada. El actuador deberá tener un sistema de control autónomo para tomar decisiones sobre el comando que se le pidió ejecutar, y de esta manera evitar lesiones al usuario de la BCI. Los actuadores más reportados son: controles para sillas de ruedas eléctricas, sistemas domóticos, prótesis robóticas, sistemas de deletreo y selección, y navegadores web [19, 20, 25, 28, 33, 42, 46, 54, 71, 85, 98, 123, 150].

1.1.2. Paradigmas sincrónicos con estimulación visual

Los potenciales relacionados a eventos (ERP por sus siglas en inglés) son un tipo de paradigmas sincrónicos en los cuales se refleja un cambio en el potencial eléctrico de la ABC cuando ocurre un evento (estímulo determinado). Los potenciales relacionados a eventos más reportados en BCI son: potenciales provocados visuales de estado estable (PPVEE) y potenciales relacionados a eventos infrecuentes P300 [17, 34, 123, 124, 130, 147].

El deletreador P300 o de Donchin originalmente descrito por Donchin et al., en 1988 [34] es una pantalla de estimulación de una BCI que se utiliza para dictar palabras a una computadora a través de la detección del ERP P300. El P300 es una deflexión positiva de la ABC que se presenta aproximadamente $300 \text{ ms} \pm 150 \text{ ms}$ después que un estímulo esperado, pero infrecuente (en adelante será conocido como estímulo *target*), ocurre y es percibido. Dicho potencial se ha relacionado a la parte cognitiva, es decir, con la percepción de un estímulo esperado [7, 10, 17, 34, 40, 103, 109]. En el siguiente capítulo se ahondará en el deletreador P300.

En esta tesis se presentan las *pantallas escenario*, las cuales son una variante del deletreador P300. El fondo de las pantallas escenario corresponde a una imagen de fondo que es una foto instantánea de un escenario de navegación. Sus marcadores de estimulación son lugares de interés para la navegación v. g.: pasillos, puertas, ventanas o señalizaciones de pared. En la Fig. 1.3 se muestra una realización de la pantalla escenario en donde se localizan once posibles lugares de interés: cinco localizaciones en el piso, cuatro señales de pared, una puerta, y una ventana. Este tipo de pantallas de estimulación incorpora información en tiempo real del escenario de navegación de tal forma que se sigue el precepto de ejecutar acciones complejas con comandos sencillos, cuya ventaja es la comodidad del usuario.

En §4.1 se presenta el contexto de *Icpalli* que es un proyecto en el que se está implementando un sistema de control robótico para navegar una silla de ruedas. Los comandos para indicar la ruta de navegación son seleccionados con una BCI cuyo estimulador son pantallas escenario. Para los propósitos de esta tesis se descarta

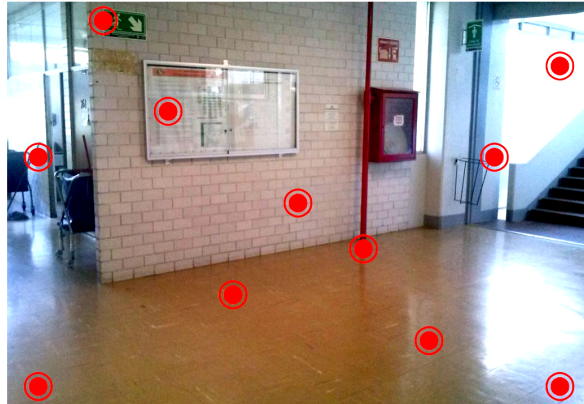


Figura 1.3: *Pantalla escenario:* Pantalla de estimulación con imagen de fondo y marcadores asimétricamente acomodados.

la evaluación de las rutas de navegación ya que se evaluó la capacidad de las pantallas escenario para generar P300.

1.1.3. Objetivos

El objetivo general del proyecto es evaluar el desempeño de la detección automática de P300 en pantallas de estimulación con imagen de fondo y marcadores asimétricamente acomodados.

Los objetivos específicos técnicos consistieron en desarrollar y evaluar el funcionamiento de las *pantallas escenario*.

Los objetivos específicos de investigación se detallan a continuación:

1. *Evaluar el P300 generado por pantallas escenario.* Este objetivo específico consistió en verificar que los promedios coherentes target de una *pantalla escenario* tienen una morfología con características de un P300. Más aún, que exista una diferencia estadística significativa entre el promedio coherente target contra el no-target, en otras palabras, que provienen de dos causas distintas. La contribución en este punto es que, antes de este estudio no se ha reportado una pantalla con una imagen de un escenario real, marcadores no relacionados a letras, cuya distribución no es simétrica y que además tiene una aplicación para el control de sillas de ruedas.

2. *Evaluar la detección del P300 generadas por pantallas escenario.* Se utilizó un clasificador Linear-SVM [7, 76, 88] que no requiere de un proceso de extracción de rasgos más que un submuestreo regular. La contribución de este objetivo específico es demostrar que las P300 generadas por una pantalla escenario son automáticamente detectadas por un método de clasificación directo, esto es, que no requiere de extracción de rasgos, y además que su desempeño es comparable a otros reportes relacionados a delectreadores P300.
3. *Comparar el desempeño en la detección del marcador target utilizando cinco diferentes clasificadores.* Los clasificadores utilizados fueron: LDA-LASSO (LASSO), LDA-shrinkage (SHRI), LSVM, RSVM y SWLDA. El LDA-LASSO no se ha utilizado tan ampliamente en tareas de delectreo como los otros cuatro [138]. Por otra parte, aunque se han reportado comparaciones entre clasificadores para aplicaciones en el delectreo P300. Se desconoce si la pantalla escenario será un factor que altere el desempeño de los clasificadores. Así, este objetivo contribuye a discernir sobre cuál es el mejor método de clasificación para una pantalla escenario y si este desempeño es el adecuado para aplicaciones BCI.
4. *Evaluar la robustez de los clasificadores ante el cambio de imágenes de fondo y localización de marcadores de estimulación.* Hasta este punto, todas las evaluaciones consideraban una misma imagen de fondo con sus respectivos marcadores. Aquí se realiza una evaluación para saber si el cambio de imágenes de fondo y sus respectivos marcadores son un factor que altere el desempeño de la detección de P300, considerando que los clasificadores ya están entrenados con datos de una sesión previa. Algunos estudios tratan con marcadores acomodados asimétricamente, e incluso móviles, pero no se han reportado cambios de contexto, es decir, que combinen el cambio de imágenes, el cambio de localización de marcadores, y además, para aplicaciones en el control de la navegación de una silla de ruedas.

Capítulo 2

Antecedentes

2.1. Generalidades sobre el deletreador P300

La primera descripción del deletreador P300 fue realizada por Donchin et al., [34], por lo que también se le conoce como deletreador P300. La pantalla de estimulación convencional se muestra en la Fig. 2.1 en la cual se utiliza el paradigma *oddball* (o de evento infrecuente), para generar P300. Este consiste en la iluminación/intensificación de filas o columnas completas (estímulos). El usuario debe enfocar su atención en la letra target, es decir, la que desea deletrear. Lo anterior posibilita el P300, ya que de los doce estímulos posibles del deletreador P300, únicamente dos, uno para fila y otro para columna, intensifican la letra target.

La etapa de calibración del deletreador, es cuando se configuran los métodos para la detección del P300. Se le pide al sujeto que deletree secuencias fijas de caracteres, proceso conocido como modo dirigido de estimulación, y así contar con los datos etiquetados requeridos por los clasificadores supervisados. Una vez calibrados los métodos, el deletreador se puede utilizar en el modo libre, que es cuando el sujeto dicta las palabras que desee [34].

A la secuencia de estimulación para deletrear un carácter se le conoce como repetición, misma que se compone de N trials. Cada trial está compuesto de la ejecución de todos los estímulos posibles. En el caso del deletreador convencional son doce:



Figura 2.1: El deletreador P300 o de Donchin es una BCI que sirve para dictar palabras a la computadora, por medio del P300 [34].

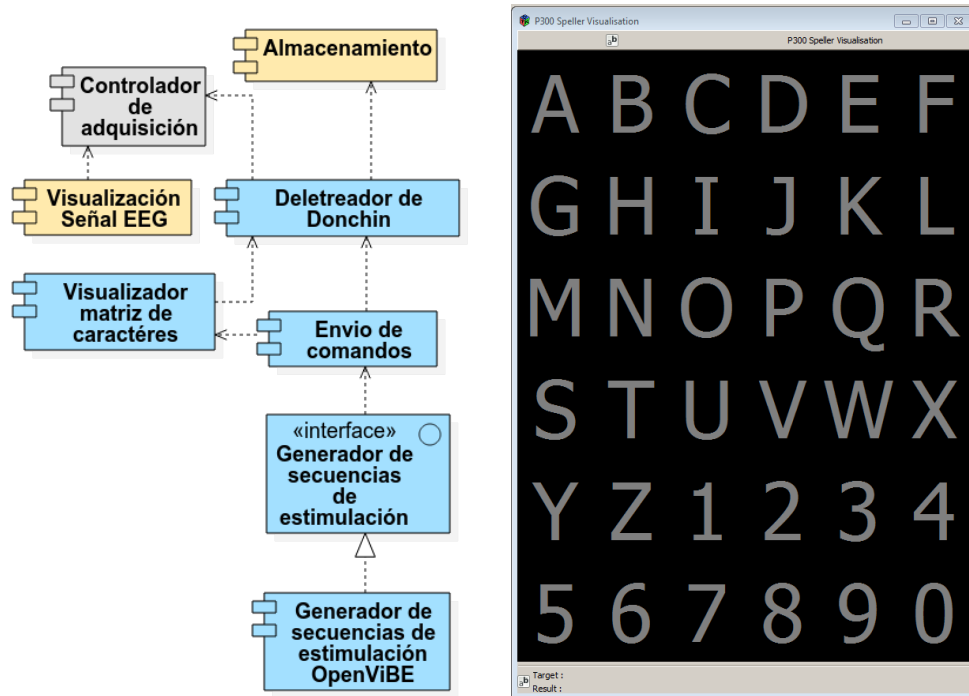
seis filas y seis columnas. La N puede variar desde el *single trial* hasta veinte trials, dependiendo del paradigma implementado [34].

El montaje experimental consiste en colocar electrodos centro-parietales y occipitales para la adquisición de EEG de acuerdo al estándar 10–20 extendido. Las señales se preprocesan, se segmentan en épocas relacionadas a estímulo, cuya longitud varía entre los 500 y 1200 ms. Y dependiendo de la etapa (calibración o uso) estas épocas se utilizan para entrenar o utilizar el deletreador respectivamente.

El método original para clasificar entre épocas con y sin P300 es una variante del análisis de discriminante lineal (LDA por sus siglas en inglés) conocido como *step-wise* LDA o SWLDA, mismo que será detallado posteriormente.

2.1.1. OpenViBE: plataforma de desarrollo de BCI

Probablemente, las plataformas más utilizadas para el desarrollo e implementación de BCI sean BCI2000 y OpenViBE, aunque también existen desarrollos propietarios como los descritos en [4, 50, 142]. En este proyecto de investigación se realizó una modificación al deletreador P300 de OpenViBE v0.14. En esta sección se detalla como OpenViBE implementa dicho deletreador.



(a) Modelo de componentes de cómo OpenViBE implementa el deletreador P300

(b) Deletreador P300 nativo de OpenViBE. Matriz de caracteres 6×6, menú superior y menú-log inferior.

Figura 2.2: Implementación del deletreador P300 en OpenViBE.

OpenViBE v0.14 es una plataforma de software libre y código abierto para diseñar, probar e implementar interfaces cerebro-computadora [116]. Para hacerlo utiliza dos herramientas: *OpenViBE-acquisition server* y *OpenViBE-designer*.

El *OpenViBE-acquisition server* es la herramienta que se encarga de configurar y controlar los bioamplificadores de acuerdo a su fabricante. En el caso de los bioamplificadores g.Tec USBamp de dieciséis canales, permite configurar: la frecuencia de muestreo, un filtro Butterworth pasabanda, un filtro Butterworth notch, el número de canales, etiquetas de los canales, además de las tierras y referencias comunes. También permite la calibración del amplificador.

El *OpenViBE-designer* es la herramienta que recibe los datos del *OpenViBE-acquisition server*, y además permite, a través de un lenguaje de programación visual, interconectar módulos llamados *box modules* con el objetivo de crear BCI.

Los componentes necesarios para que OpenViBE–designer implemente la presentación de una secuencia de estimulación de un deletreador P300 en modo dirigido, se modelan en la Fig. 2.2a. Los componentes propios del deletreador se resaltan en azul en dicha figura y son: *Visualizador matriz de caracteres* y *Generador de secuencias de estimulación*. De acuerdo al modelo, a cada componente le corresponde un *box module*.

El *Visualizador de caracteres* mostrado en la Fig. 2.2b es la interfaz gráfica del deletreador OpenViBE, la que también permite configurar las opciones de visualización de los estímulos v. g.: tamaño y color de los caracteres ya sea en estado de reposo o estimulación, color de fondo, color de los caracteres *Target*¹ y *Result*², tamaño de la matriz de estimulación. En el menú de la parte inferior del *Visualizador* se muestran los caracteres *Target* actual y pasados, de la misma forma se hace para los caracteres *Result*. Por otra parte, el menú de la parte superior de la interfaz permite configurar las opciones de visualización del menú de la parte inferior de la pantalla. El *Visualizador* tiene por defecto una matriz de 6×6 marcadores de estimulación: veintiséis letras del alfabeto latino para inglés y los diez dígitos decimales [116]

El *Generador de secuencias de estimulación* es la interfaz que permite generar el paradigma de estimulación de acuerdo a ciertos criterios como: número de repeticiones, número de *trials* por repetición, número de estímulos por *trial*, duración del estímulo, duración del intervalo inter–estímulo (ISI por sus siglas en inglés), ponderación de la probabilidad de los estímulos aledaños, y en el caso de modo dirigido el estimulador, selección y muestra del carácter target[116]. La salida de dicho *Generador* es un conjunto de instrucciones que el *Visualizador* interpreta para ejecutar la secuencia de estimulación que describen. Las instrucciones son identificadores preestablecidos de OpenViBE y consisten en una cabecera, instrucciones pre–post estimulación, el identificador de la fila o columna que va a presentarse como estímulo e instrucciones accesorias para el control de la secuencia de estimulación. Cuando el *Visualizador* recibe un par de identificadores de fila y columna entre un par pre y post estimulación, lo interpreta como indicación de un *Target* o un *Result*

¹Muestra los marcadores target en el modo dirigido del deletreador

²Muestra al carácter seleccionado luego de la toma de decisión

y lo escribe en el *submenu-log* del *Visualizador*, a menos que esta opción esté deshabilitada. El envío de los caracteres *Target* y *Result* no es parte del *Generador* de secuencias, por lo que debe implementarse independientemente con el *box module* adecuado.

Dos componentes auxiliares para el deletreador P300 son: el *Visualizador de señal EEG* y el *Almacenamiento* de la misma, los cuales se muestran en la Fig. 2.2a en color amarillo. El *Visualizador* de señal EEG se ocupa para ver las señales durante la adquisición. El *Almacenamiento* se encarga de guardar en un archivo las señales adquiridas, el identificador de los estímulos mostrados así como su estampa temporal, además del nombre de los canales adquiridos. El formato de almacenamiento es propio de OpenViBE que está basado en EBML³. OpenViBE provee de mecanismos de exportación a otros formatos como son: EDF, GDF y CSV.

Finalmente, la conexión entre OpenViBE–designer y OpenViBE–acquisition server se realiza a través del componente *Controlador de adquisición* mostrado en la Fig. 2.2a en color gris. Dicho componente sólo se dedica a recibir el *buffer* de datos para transferirlo al resto del paradigma implementado en OpenViBE–designer, ya que la conexión con los dispositivos la realiza directamente OpenViBE–acquisition server.

2.2. Evolución del deletreador de P300

El deletreador P300 se ha modificado en su aspecto físico: características del fondo de la pantalla de estimulación y de los marcadores de estimulación, arreglo de los marcadores de estimulación, y también en su aspecto funcional: variación de los parámetros, patrones de estimulación e incluso del propio paradigma. Estas variaciones se realizaron para incrementar la tasa de transferencia de caracteres, lo que implica disminuir el tiempo de estimulación y además incrementar la sensibilidad de la detección de P300. En esta sección se hace una revisión de las modificaciones al deletreador P300 de acuerdo a los criterios antes descritos.

³XML binario <http://ebml.sourceforge.net/>

2.2.1. Variaciones físicas del deletreador P300

El esquema de colores del deletreador P300 convencional, sin importar la aplicación, es de tres colores: fondo negro, marcadores grises y estímulo blanco [10, 21, 34, 40, 52, 66, 95, 119, 122, 123, 126, 127, 152]. También se han probado variantes del esquema de colores, v. g.: negro, azul y verde, los cuales reportan que dicha combinación potencia al P300 [57, 63, 133]. Existen reportes de esquemas con fondo negro y tres o más colores para los marcadores de estimulación, v. g.: rojo, amarillo y naranja, sin embargo en estos estudios no se analiza el color como un factor que mejore la detección del P300 [6, 12, 27, 87, 109, 110, 148, 149]. Otros autores han reportado deletreadores con más de cinco colores en su esquema [5, 23, 28, 41, 46, 142] algunos de los cuales utilizan colores intensos, factor que posibilita el cansancio del sujeto, el lagrimeo y dolor ocular [57, 107, 133]. El uso de un esquema reducido de colores es común ya que permite generar un alto contraste, lo cual hace más evidente el estímulo y por lo tanto la percepción del mismo.

Los marcadores de estimulación y sus correspondientes estímulos se han modificado para usar el deletreador P300 en aplicaciones no relacionadas al deletreo y para que los estímulos sean más evidentes. Se han utilizado figuras geométricas regulares, como rectángulos, triángulos, círculos, además flechas y rejillas [5, 6, 23, 46, 47, 85, 117, 145]. Cecotti [21] implementó un deletreador con letras e íconos, cada marcador simula ser un botón en la pantalla. Otro enfoque lo implementaron Aloise et al., [10] cuyos marcadores son íconos que indican una acción, en estos dos trabajos, se utiliza un esquema negro-gris-blanco.

El *face paradigm* (Fig. 2.3) es un deletreador con una disposición convencional de letras y con una secuencia de estimulación fila/columna convencional. En este caso, los estímulos consisten en presentar caras en la fila o columna correspondiente. Se ha reportado que este paradigma genera P300 detectables con altas tasas de sensibilidad. Se han realizado estudios con diferentes caras (Albert Einstein, Barack Obama, robóticas y desconocidos) y con diferentes expresiones faciales para saber si estos cambios modifican la provocación de P300, siendo las caras famosas y con expresiones alegres las que generan mejores respuestas P300 [50, 64, 68].

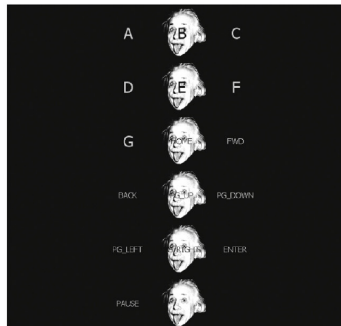


Figura 2.3: Ejemplo de la pantalla de estimulación *face paradigm* con la cara de Albert Einstein estimulando una columna completa [50]

También se ha reportado que los marcadores de estimulación son propiamente imágenes o combinación de estas con letras. Hoffmann et al., [54] (Fig. 2.4a) utilizan imágenes en un arreglo de 3×2 para indicar comandos domésticos. Por su parte, Ganin et al., [44] (Fig. 2.4b) combinan segmentos circulares de una imagen en cuyo centro ubica una letra. Mientras que Corralejo et al., [28] (Fig. 2.4c) combinan rectángulos con color de fondo, imágenes y texto completo. En este caso los marcadores tienen un esquema de colores brillantes y el estímulo consiste en hacerlos opacos. El estudio reporta tasas de detección de P300 aceptables, no obstante, la alta luminosidad de los marcadores en estado de no estimulación, es un factor que le provoca al usuario fatiga o lagrimeo [107]. En ambos estudios, se reportan tasas de detección de P300 superiores al 65 % con cuatro trials.

La distribución espacial de los marcadores de estimulación también se ha modificado para mejorar la visualización de los estímulos, aumentar la velocidad de deletreo y aumentar la sensibilidad para detectar P300. Kumar et al., Schreuder et al., Treder et al., [78, 121, 142] utilizan un deletreador llamado *Hex-o-Speller* que se muestra en la Fig. 2.5. Primero los marcadores de estimulación son las cinco letras de cada uno de los seis círculos, y una vez que uno de estos se ha seleccionado, las letras dentro de él se redistribuyen en los círculos para una segunda selección.

Pires et al., han implementado los cambios al deletreador que se muestran en la Fig. 2.6 [109, 110]. En el caso del *block speller* (Fig. 2.6a) tiene un funcionamiento similar al *Hex-o-speller*: primero se elige el bloque y luego las letras de dicho bloque aparecen en el arreglo central de letras para una segunda selección. En el

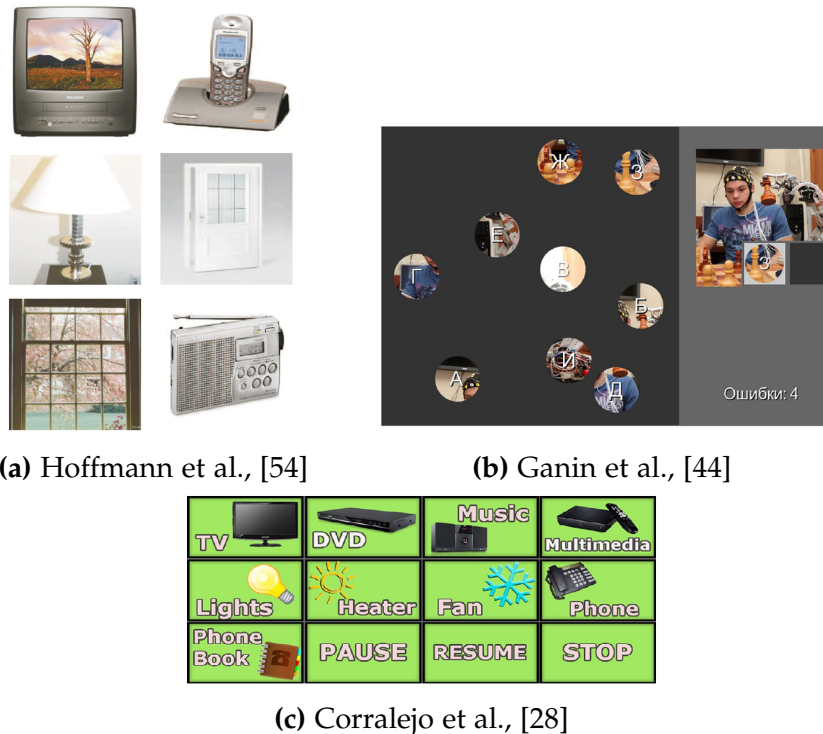


Figura 2.4: Pantallas de estimulación cuyos marcadores son imágenes o combinaciones de estas con texto

caso del *lateral single-character speller* (Fig. 2.6b), los marcadores se acomodan en los costados de la pantalla de estimulación en un arreglo cuasi-circular. En ambos trabajos se explota el principio de no atención focalizada al estímulo target (*gaze independent*), es decir, que el usuario centra su atención en un único punto en el centro de la pantalla y los estímulos son percibidos con la visión periférica. Estos deletreadores reportan alta sensibilidad para la detección de P300 mayor al 0.7.

Otra variante en el arreglo del deletreador denominada *GeoSpeller* fue propuesta por Aloise et al., [7-9]. Como se observa en la Fig. 2.7, el paradigma consiste en la presentación de secuencias rápidas de pantallas sin intensificación de marcadores, en otras palabras, el estímulo es la presentación de la pantalla completa. Las pantallas están compuestas de seis caracteres en un arreglo hexagonal. Cada conjunto de caracteres corresponde a una fila o columna del deletreador P300 6×6 convencional. Este paradigma también implementa la no atención dirigida al estímulo (*gaze independent*), por lo que los sujetos enfocan su atención a una cruz que se

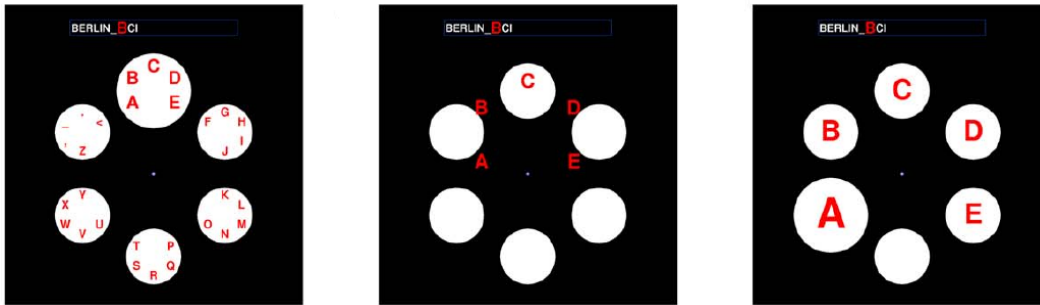
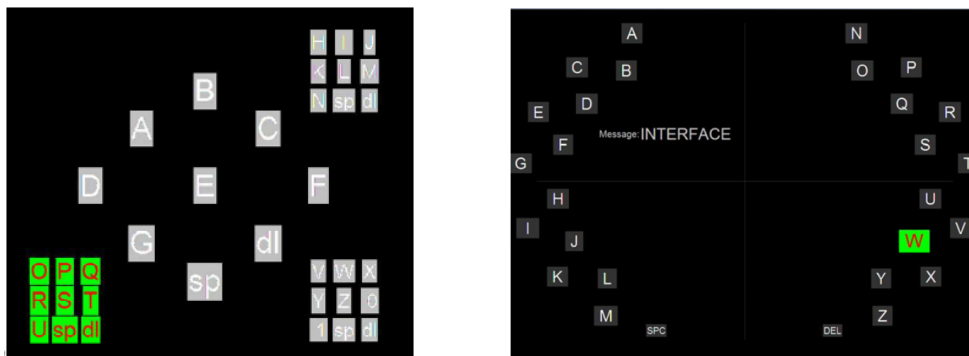


Figura 2.5: Secuencia de funcionamiento del Hex-o-Speller [78, 121, 142].



(a) Variación del deletreador denominada *block speller* [110]. (b) Variación del deletreador denominada *lateral single-character speller* [109].

Figura 2.6: Deletreadores propuestos por Pires et al.,

encuentra al centro de cada pantalla de estimulación. Se reporta que los resultados para deletrear con esta pantalla son similares a los obtenidos con el deletreador convencional.

Otras variantes del deletreador P300 utilizan marcadores de estimulación que no son letras que están acomodados en arreglos con geometría regular, v. g.: circunferencias, hexágonos o matrices rectangulares [6, 23, 24, 47, 87]. Por otra parte, Ganin et al., Mak et al., [44, 89] implementaron marcadores de estimulación que no están acomodados en una geometría regular, en otras palabras, están acomodados en un arreglo asimétrico. En estos casos se reportan sensibilidades para la detección de P300 mayores de 0.7.

La última variante de la distribución de los marcadores es cuando los marcadores de estimulación están simétricamente acomodados en arreglos de n filas por m

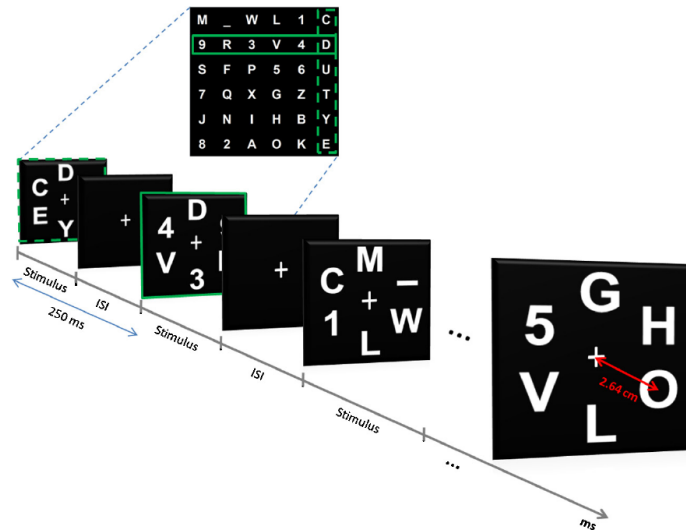


Figura 2.7: Funcionamiento del *GeoSpeller* propuesto en [7-9].

columnas [10, 12, 26, 46, 50, 98, 124, 149]. Salvaris et al., [119] implementaron variaciones en la distancia entre marcadores y el tamaño de los mismos, así como en el cambio del color de fondo a blanco. Se reporta que en promedio se podía detectar P300 con sensibilidad similar a la del paradigma convencional. Adicionalmente, existe un deletreador comercial de g.tec llamado Intendix⁴ que también implementa un deletreador $n \times m$. Estos trabajos reportan que sus respectivos deletreadores son en promedio similares a los obtenidos con la interfaz 6×6 convencional

Finalmente, en todas las variantes de la distribución espacial de los marcadores de estimulación, el fondo de las pantallas de estimulación fue negro o un color sólido que contraste adecuadamente con los marcadores de estimulación.

2.2.2. Variaciones funcionales del deletreador P300

Las variaciones en la secuencia de estimulación en términos del intervalo interestímulo (ISI) y duración del estímulo (SD) y su efecto en la provocación y detección de P300 han sido estudiados en [8, 109, 124]. Mientras que en [67] se estudió el intervalo

⁴<http://www.gtec.at/Products/Complete-Solutions/intendiX-Specs-Features>, <http://www.gtec.at>

inter-target. En estos trabajos se concluye que una elección adecuada del ISI, SD y del intervalo inter-target es necesaria para que el P300 se provoque adecuadamente. También se discute que estímulos target consecutivos afectan negativamente la provocación de P300. En general se puede decir que una duración típica del estímulo está entre los 60 y los 200 ms y para el ISI entre los 20 y los 300 ms.

Los estímulos utilizados en pantallas de estimulación P300 pueden agruparse en dos. El primer grupo son los *single-marker* o estímulos únicos, como su nombre lo indica, únicamente se afecta uno de todas los posibles marcadores [3, 4, 6, 23, 34, 44, 87, 109]. El segundo grupo son los estímulos en bloque que por el contrario es cuando dos o más marcas cambian al mismo tiempo [63, 68, 92, 94, 118, 123, 126, 127, 141, 149], Townsend et al., llama a este tipo de estimulación *check board paradigm*. Por otra parte, un caso particular del estímulo por bloque es el convencional fila/columna [20, 26-28, 34, 46, 50, 57, 98, 121, 124, 132, 134, 152].

Las pantallas P300 para propósitos distintos al deletreo se han empleado para el control de avatares en escenarios virtuales [5, 23]; seleccionar comandos para un robot de servicio o un control domótico [10, 20, 28, 54, 121]; control del ratón de la PC [24]; videojuegos [41, 44]; utilizar aplicaciones como un reproductor de música o un navegador web [50]; dibujar [152]; o para controlar la navegación de una silla de ruedas [6, 46, 60, 87].

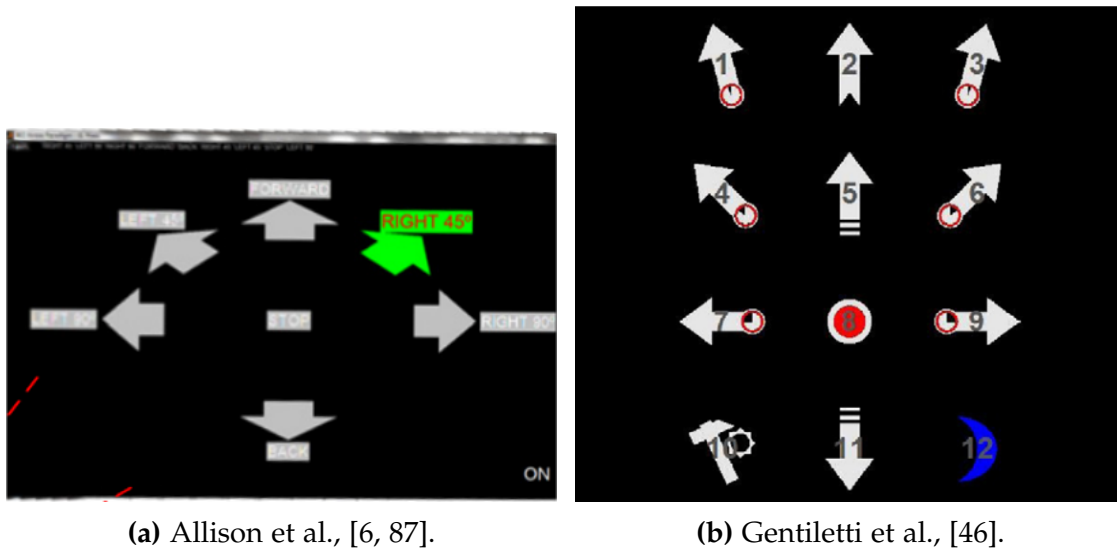
Los marcadores de estimulación asimétricamente acomodados se han estudiado en diversas fuentes, por ejemplo Finke et al., [41] utilizan un paradigma tipo deletreador P300 en un escenario virtual que sirve para jugar. Mak et al., [89] utilizan una tablet, en donde colocan objetos reales como cucharas y vasos. Las marcas de estimulación se construyen a partir de la proyección expandida de los objetos sobre la tablet rellena de color gris, la secuencia de estimulación es de estímulo único. La posición de los objetos sobre la pantalla es arbitraria. En este caso se tienen marcadores asimétricos, en posición asimétrica, pero con una pantalla de fondo negro. Por su parte, Ganin et al., [44] (Fig. 2.4b) utilizan marcadores que se van moviendo aleatoriamente por la pantalla de estimulación, por ende, su arreglo es asimétrico. Dicha implementación la probaron para el deletreo y también para un juego donde los marcadores son piezas circulares de un rompecabezas en cuyo centro se mues-

tran letras del alfabeto cirílico. En todos los casos se presenta la evidencia de que la posición de los marcadores de estimulación no es un factor que afecte la detección de P300.

El control de la navegación de sillas de ruedas con P300 se ha realizado de forma completamente automatizada. Rebsamen et al., [114, 115] desarrollaron un control robótico de navegación que contiene rutas predefinidas. Una pantalla de estimulación tipo deletreador P300 presenta nombres de habitaciones, mobiliario y lugares dentro de un escenario conocido. Una vez seleccionado el destino no se requieren de secuencias de estimulación adicionales y el control robótico lleva a cabo una navegación continua entre el punto inicial y el final. La navegación automática disminuye el número de secuencias de estimulación necesarias para que un usuario se traslade, sin embargo, esto sólo es funcional en escenarios conocidos. Un inconveniente adicional, es que al ser las rutas predefinidas, cualquier cambio inesperado en el escenario puede derivar en un error inesperado y no recuperable.

Otro enfoque para la navegación basada en comandos P300 consiste en dividir la ruta de navegación en pequeños segmentos de longitud fija, en cada inicio de segmento o punto de control se ejecuta una secuencia de estimulación P300 para seleccionar la dirección de dicho segmento. En otras palabras, en esta navegación segmentada se requiere que periódicamente se ejecuten secuencias de estimulación P300. Entonces, la periodicidad depende del tiempo que le tome a la silla de ruedas llegar de un punto de control a otro. Adicionalmente, existe un compromiso entre la precisión de la navegación, la longitud entre puntos de control y la cantidad de secuencias de estimulación que se requieren para concluir un traslado, ya que repetidas secuencias de estimulación tienden a fatigar a los usuarios y en consecuencia disminuye su capacidad para general P300 [70, 86]. No obstante, la navegación segmentada con estimulación periódica puede utilizarse en escenarios de navegación desconocidos con un alta tasa de precisión [6, 46, 87].

Este tipo de navegación utiliza pantallas de estimulación que emulan un *joystick* manual, de tal forma que los marcadores de estimulación son flechas que indican la dirección del siguiente segmento de la ruta de navegación. Allison et al., [6, 87] han implementado exitosamente una pantalla que controla la navegación de una



(a) Allison et al., [6, 87].

(b) Gentiletti et al., [46].

Figura 2.8: Pantallas para navegación segmentada con estimulación periódica que emulan un joystick manual.

silla de ruedas real (ver Fig. 2.8a). Por otra parte Gentiletti et al., [46] (ver Fig. 2.8b) controlaron una silla de ruedas virtual. También se incorporaron comandos adicionales como menús auxiliares, detener navegación, abrir una pantalla para deletreo convencional y ejecutar navegación siguiendo una pared.

Iturrate et al., [60] presentan la variación del deletreador P300 que se muestra en la Fig. 2.9 que utiliza el principio de la navegación segmentada con estimulación periódica, pero en este caso, la pantalla de estimulación incorporó como fondo una representación virtual del escenario de navegación. Sobre el escenario virtual se colocan dos tipos de marcas de estimulación: los menús que son los cinco comandos con esquema de color negro–blanco de la parte inferior, y los marcadores de navegación (puntos de control) que son los puntos negros sobre el piso gris los cuales cambian a azul al momento de estimular. La localización espacial de los marcadores se basa en un mapa de coordenadas polares con origen en la silla de ruedas: tres radios (2 m, 4 m y 6 m) y cinco ángulos (-60° , -30° , 0° , 30° y 60°). En caso que en la rejilla anteriormente descrita hubiera un obstáculo, el marcador queda oculto.

Escolano et al., [36] propuso una mejora a [60] conservando la rejilla de puntos de control en coordenadas polares, pero utilizando como fondo una fusión entre

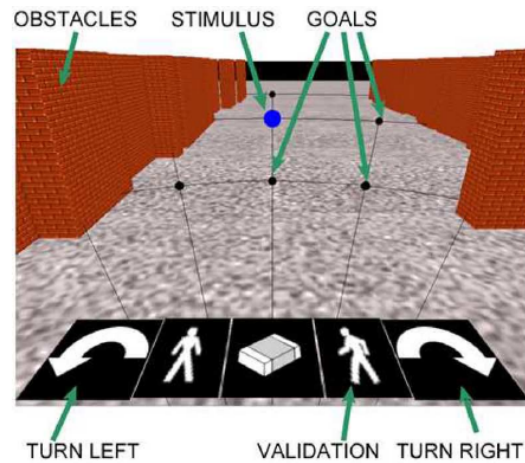
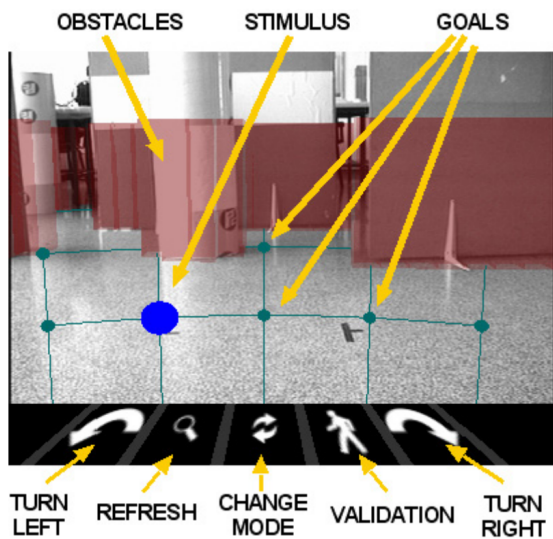
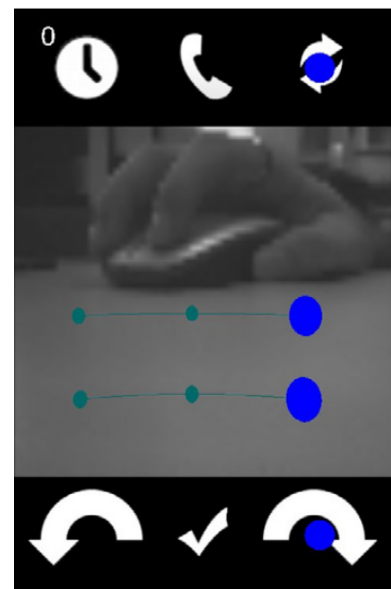


Figura 2.9: Escenario de navegación virtualizado para uso con P300 [60].



(a) Escolano et al., [36]



(b) Escolano et al., [37]

Figura 2.10: Pantallas de estimulación que incorporan una imagen del escenario de navegación como fondo de la pantalla de estimulación.

las imágenes virtual y real. Escolano et al., [37] utilizaron una imagen de fondo en blanco y negro como fondo y marcadores en una rejilla rectangular de 4×3 . En ambos casos, las imágenes fueron de baja resolución (menor a 640×480 píxeles) debido a la transmisión desde la ubicación remota del robot hasta el centro de control/estimulación. En los estudios de [36, 37, 60] se utilizó una estimulación

fila/columna y estuvieron enfocados en la evaluación de la navegación de la silla de ruedas y el robot remoto, respectivamente utilizando menos de siete sujetos en todos los casos.

Otros esquemas para el control de la navegación de sillas de ruedas emplean potenciales [19, 32] o paradigmas híbridos de PPVEE, P300 o incluso otras señales electrofisiológicas [112, 129, 130, 145]. Estos controles pueden verse como de tipo continuo con las respectivas implicaciones. Con PPVEE únicamente se pueden controlar pocas opciones, a menos que se implementen estrategias de codificación de fase como Jia et al., [62], no obstante, parece que esta estrategia no se ha utilizado para el control de la navegación de sillas de ruedas basadas en PPVEE.

También existen controles de sillas de ruedas con paradigmas asincrónicos como los descritos por Galán et al., [42, 97], donde se reporta haber utilizado un paradigma de control compartido (*shared control*) el cual consiste en que el usuario da indicaciones sencillas como avanzar, ir a la derecha o a la izquierda por medio de diferentes tareas mentales, luego, el control compartido realiza una estimación de la ruta por medio de los sensores pasivos y visión por computadora. Una vez que dicho control identifica el único camino posible para la navegación se apaga la BCI y realiza la navegación hasta que necesita nuevas instrucciones por parte del usuario. Sin embargo, no todos los usuarios pueden provocar tres respuestas distintas debidas a tareas mentales, lo cual limita esta estrategia. Otro enfoque es implementado en la silla de ruedas denominada *Sharioto* descrita en [143], implementa control compartido para fines distintos a las BCI.

En el Cuadro 2.1 se resumen las características de las pantalla de estimulación P300 que se han utilizado para el control de la navegación de sillas de ruedas. Dadas las características de estas pantallas de estimulación se puede concluir que no se han encontrado estudios, cuya pantalla de estimulación P300 combine el tener una imagen de fondo de alta resolución con tener marcadores asimétricamente acomodados, más aun que la imagen represente un escenario real de navegación para una silla de ruedas y que los marcadores se sitúen en localizaciones de interés para la navegación como son: puertas, ventanas, lugares transitables y señalizaciones de pared.

Cuadro 2.1: Resumen de las características de las pantallas de estimulación P300 utilizadas para el control de la navegación de sillas de ruedas. *No es una pantalla de estimulación para navegación, pero se incluye porque es la única referencia encontrada que utiliza marcadores asímetricamente acomodados.

	Estimulación esquema de color; modo; presentación	Fondo tipo; color	Marcadores número; codificación; disposición	Análisis P300 n sujetos; latencia; t-nt dif.
Pantalla Escenario (esta propuesta)	verde/azul; <i>single marker</i> ; localización destino, disposición fija	imagen real; 24-bit	12; unicode; asimétrica	18; si; si
Escolano [36, 37]	blanco-verde/azul; fila/columna; disposición fija	imagen real; escala grises y 24-bit	12; íconos, imágenes; simétrica	2; no, si; no
Iturrate [60]	negro/azul/blanco; fila/columna; disposición fija	imagen virtual; 8-bit	20; íconos, imágenes; simétrica	5; no; no
Gentiletti [46]	gris/blanco; fila/columna; disposición fija	negro sólido; 5-bit	12; imágenes+ texto; simétrica	2; no; no
Lopes [87]	gris/verde; <i>single marker</i> ; disposición fija	negro sólido; 5-bit	7; flechas+ texto; simétrica	11; no; no
Rebsamen [114, 115]	azul/blanco; <i>single marker</i> ; localización destino	gris sólido; 5-bit	7; recuadros de texto; simétrica	5; no; si
Ganin* [43, 44]	imagen/blanco; <i>single marker</i> ; disposición fija	gris sólido; 24-bit	9; imagen+ texto; asimétrica	14; si; si

Capítulo 3

Marco Teórico

3.1. Métodos de detección de P300

El análisis por discriminante lineal (LDA) parte del modelo general de un hiperplano. Dadas M parejas de datos medidos y etiquetados $\{(\mathbf{x}_n, y_n) : n \in \{1, \dots, M\}, \mathbf{x}_n \in \mathbb{R}^N, y_n \in \{-1, 1\}\}$, conocidas como conjunto de entrenamiento, el LDA calcula el vector \mathbf{w} que mejor relacione las parejas de aquel conjunto a través de algún criterio. A este proceso se le conoce como entrenamiento supervisado [14]. El LDA está dado por

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + b, \quad (3.1)$$

donde $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^N$ denota el vector normal al hiperplano, conocido como vector de pesos, \mathbf{x} es el vector de rasgos cuya clase quiere conocerse y b el sesgo del hiperplano. El entrenamiento puede llevarse a cabo optimizando diversas funciones de costo \mathcal{L} . A continuación se analizarán las más utilizadas en aplicaciones de delecteo P300.

El LDA, en su forma convencional, se describe a continuación. Sean \mathbf{X} la matriz aumentada $M \times (N + 1)$ que contiene M muestras de N rasgos, cuya columna $N + 1$ está compuesta únicamente de unos, y es el vector columna de tamaño M cuyos valores únicamente pueden ser -1 o 1, y $\hat{\mathbf{w}}$ el vector de N parámetros a estimar. De lo anterior, tanto la matriz \mathbf{X} y sus respectivas y componen el conjunto de entrenamiento. La función a optimizar es la ec. 3.2 que consiste en minimizar el

error cuadrático medio:

$$\arg \min \{ \mathcal{L}(\hat{\mathbf{w}}) \} = \arg \min \left\{ \frac{1}{2} \| \mathbf{y} - \hat{\mathbf{w}}^T \mathbf{X} \|^2 \right\}. \quad (3.2)$$

La solución de ec. 3.2 es una fórmula cerrada conocida como la solución de la pseudoinversa:

$$\hat{\mathbf{w}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}. \quad (3.3)$$

Sea $\hat{\Sigma}$ una estimación de la matriz de covarianza de los datos observados dada por

$$\hat{\Sigma} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1}. \quad (3.4)$$

De lo anteriormente dicho se concluye que el LDA es un problema sobrecondicionado por lo que de no existir una regularización la solución LDA convencional podría sobre estimar el modelo, lo que se traduce en una mala generalización, en otras palabras, una mala clasificación de datos no vistos (que no se utilizaron para el entrenamiento) [14, 76, 88]. La solución \mathbf{w} , depende de la función de costo \mathcal{L} planteada. A continuación se detallan los enfoques que se han tomado para la detección de P300 utilizando diferentes funciones de costo que regularizan la solución del LDA y otro tipo de clasificadores.

El stepwise LDA (SWLDA) es esencialmente un LDA con un extractor ralo de rasgos. Por medio de un proceso iterativo se seleccionan conjuntos de rasgos y se evalúa qué tan bien describen los datos. La métrica utilizada es una prueba t de Student. Los parámetros requeridos del SWLDA son la probabilidad máxima para inclusión, y la probabilidad mínima de exclusión de los rasgos. Dado que es un proceso iterativo, en los casos que los vectores tienen muchas componentes el tiempo computacional se incrementa [7, 34, 76, 88]. El SWLDA está implementado y optimizado en Matlab, y aunque Octave también lo implementa, no está optimizado. Mientras que la biblioteca para aprendizaje maquina (*machine learning*) *scikit-learn* de python no lo implementa [105]¹. Algunos autores son detractores del SWLDA

¹scikit-learn: <http://scikit-learn.org/>

por que utiliza pruebas t sin importar si se cumple el criterio de normalidad, lo cual se refleja en un sesgo en la selección de los rasgos [76, 88, 138].

Donchin et al., [34] utilizaron el SWLDA para discriminar entre épocas con y sin P300. Dado que en dicho deletreador hay 12 estímulos, correspondientes a las seis filas y seis columnas, hay un P300 para fila y otro para columna. Existen dos reglas para discriminar la letra deletreada: una para fila y otra para columna. La forma en que se toma la decisión es por medio de la puntuación (*score*) de los vectores de rasgos y es la siguiente: sean $\mathbf{x}_{(i,k)}$ y $\mathbf{x}_{(j,k)}$ los vectores de rasgos de la i -ésima fila y la j -ésima columna, del k -ésimo trial para deletrear un carácter, entonces la fila con P300 row_s se selecciona de acuerdo a la ec. 3.5, por su parte, la columna con P300 col_s se obtiene con la ec. 3.6:

$$row_s = \arg \max \left\{ \sum_{k=1}^R \mathbf{w}^T \mathbf{x}_{(i,k)} : i \in I \right\}, \quad (3.5)$$

$$col_s = \arg \max \left\{ \sum_{k=1}^R \mathbf{w}^T \mathbf{x}_{(j,k)} : j \in I \right\}, \quad (3.6)$$

donde \mathbf{x} representa al vector de rasgos, R el número total de trials, y los parámetros $i, j \in I = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\}$ [7, 34, 76, 88, 119]. De esta forma la intersección de la fila con la columna etiquetadas con P300 corresponde al carácter deletreado. En los casos en que el tipo de estímulo sea de marcador único, sólo existe una regla de decisión cuyo parámetro i debe ajustarse de acuerdo al número de estímulos. Se observa que tanto en ec. 3.5 como en ec. 3.6 el sesgo b no se considera, esto se debe a que es una constante que se acumula igual para todos los vectores.

Las máquinas de soporte vectorial (SVM) son otro método utilizado para discriminar entre épocas con y sin P300. El hiperplano descrito por las SVM es aquel que maximiza el margen de separación entre las dos clases que separa.

Sea \mathbf{x}_i el i -ésimo vector de rasgos e $y_i \in \{-1, 1\}$ su correspondiente etiqueta de clase: la descripción geométrica del margen de separación está descrita por

$$y_i(\mathbf{w}_i^T \mathbf{x}_i + b) + \epsilon_i \geq 1, \quad \text{sujeto a } \epsilon_i \geq 0. \quad (3.7)$$

Entonces la función de costo a maximizar es

$$\mathcal{L}(\hat{\mathbf{w}}) = \frac{1}{2} \|\hat{\mathbf{w}} - C \sum_{i=1}^M \epsilon_i\|^2, \quad (3.8)$$

donde C es una constante que pondera el error de clasificación.

Dada la naturaleza del planteamiento, este problema puede expresarse en términos de multiplicadores de Lagrange α_m de acuerdo a:

$$\begin{aligned} \arg \max_{\alpha} \left\{ \sum_{i=1}^M \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \alpha_i \alpha_j y_i y_j \mathcal{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \right\}, \\ \alpha_i \geq 0, i = 1, \dots, M, \\ \sum_{i=0}^M \alpha_i y_i = 0. \end{aligned} \quad (3.9)$$

La función $\mathcal{K}(\cdot)$ es un *kernel* que satisface $\mathcal{K}(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \langle \Phi(\mathbf{x}_i), \Phi(\mathbf{x}_j) \rangle$, donde $\langle \cdot, \cdot \rangle$ denota el producto interior, y M es el número de vectores de entrenamiento. Suponiendo dos clases no linealmente separables en su espacio original \mathbb{R}^N , la transformación $\Phi(\mathbf{x}) : \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^{\hat{N}}$ tiene como objetivo mapear los vectores \mathbf{x} a un espacio $\mathbb{R}^{\hat{N}}$ en donde se espera que las clases sí sean linealmente separables, ya que en general se cumple que $N \leq \hat{N}$. Dada su definición y propiedades, la función kernel $\mathcal{K}(\cdot)$ evalúa implícitamente la transformación $\Phi(\cdot)$ sin necesidad de aplicarla. En la jerga del reconocimiento de patrones el uso del mapeo implícito de $\mathcal{K}(\cdot)$ se le conoce como el truco del kernel (*kernel trick*) y se utiliza cuando las clases son no linealmente separables.

Sea \mathbf{x} el vector a clasificar, el LDA dado por una SVM entrenada de kernel $\mathcal{K}(\cdot)$ es

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{n=1}^m \alpha_n y_n \mathcal{K}(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}) + b. \quad (3.10)$$

Las m parejas $\{(\mathbf{x}_n, y_n) : n \in \{1, \dots, m\}, m \subset M\}$ son los denominados vectores de soporte [14, 104]. Por lo general se cumple que la cardinalidad de los vectores de

soporte es mucho menor que la del conjunto de entrenamiento $m \ll M$. Adicionalmente, la ec. 3.10 implica que el vector \mathbf{w} de las SVM es función de \mathbf{x} y de un subconjunto de vectores del conjunto de entrenamiento.

Por otra parte, cuando $\Phi(\mathbf{x}) = \mathbf{x}$ el kernel es un producto interior y a estas SVM se le conoce como lineales o LSVM. Otro kernel utilizado en aplicaciones BCI es la función de base radial (RBF por sus siglas en inglés) $\mathcal{K}(\mathbf{x}, \bar{\mathbf{x}}) = \exp(-\|\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}}\|^2/2\sigma^2)$. El parámetro óptimo σ se busca entre los valores de una rejilla discreta de resolución δ , empíricamente se ha constatado que en aplicaciones de BCI, los valores de σ están típicamente entre 0.001 y 0.01 [7, 46, 76, 88].

La toma de decisión por medio de SVM en el contexto del deletreador P300 tiene dos vertientes. La primera es igual al esquema SWLDA, es decir, a través de puntaje de acuerdo a las ec. 3.11 y 3.12:

$$row_s = \arg \max \left\{ \sum_{k=1}^R \sum_{n=1}^m \alpha_n y_n \mathcal{K}(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_{(i,k)}) : i \in I \right\}, \quad (3.11)$$

$$col_s = \arg \max \left\{ \sum_{k=1}^R \sum_{n=1}^m \alpha_n y_n \mathcal{K}(\mathbf{x}_n, \mathbf{x}_{(j,k)}) : j \in I \right\}. \quad (3.12)$$

Algunas propuestas, indican que es mejor entrenar dos SVM para propósitos de deletreo, una para discriminar filas y otra para columnas, sin embargo, no se han encontrado estudios detallados donde se evalúe formalmente esta propuesta.

La otra vertiente para la toma de decisiones con SVM para el deletreo, es utilizar el promedio coherente al final de cada repetición como vector de rasgos. De esta forma, el vector \mathbf{x} corresponde a épocas filtradas, normalizadas y submuestreada. La decisión por filas y columnas se obtiene con ec. 3.13 y 3.14 respectivamente:

$$row_s = \arg \max \left\{ \mathcal{F} \left(\sum_{n=1}^m \alpha_n y_n \mathcal{K} \left(\mathbf{x}_n, \frac{1}{R} \sum_{k=1}^R \mathbf{x}_{(i,k)} \right) \right) : i \in I \right\}, \quad (3.13)$$

$$col_s = \arg \max \left\{ \mathcal{F} \left(\sum_{n=1}^m \alpha_n y_n \mathcal{K} \left(\mathbf{x}_n, \frac{1}{R} \sum_{k=1}^R \mathbf{x}_{(j,k)} \right) \right) : j \in I \right\}. \quad (3.14)$$

La función $\mathcal{F}(\cdot)$ denota la regresión logística que mapea los valores de distancia al hiperplano del vector \mathbf{x} a la probabilidad a posteriori que dicho vector pertenezca a la clase con P300. Adicionalmente, para el caso del modo de estímulo único, se utiliza la misma regla de decisión por acumulación o probabilidad a posteriori, pero ajustando los índices i a la cantidad de estímulos únicos que se presentan.

El *LDA-shrinkage* es un tipo de LDA que regulariza la estimación de la matriz de covarianza para hacerla consistente utilizando el lema de Ledoit-Wolf [80, 81]. Sean Σ , Σ^* la matriz de covarianza real y la matriz regularizada estimada a partir de los datos. El LDA-shrinkage considera el siguiente problema de optimización:

$$\begin{aligned} \min_{\rho_1, \rho_2} E \left[\|\Sigma^* - \Sigma\|^2 \right] \\ \text{sujeto a } \Sigma^* = \rho_1 I - \rho_2 \hat{\Sigma}, \end{aligned} \quad (3.15)$$

donde ρ_1 y ρ_2 son constantes no aleatorias. La solución lineal óptima es cuando se cumple que $\alpha^2 + \beta^2 = \delta^2$: $\mu = \Sigma I$, $\alpha^2 = \|\Sigma - \mu I\|$, $\beta^2 = E[\|\hat{\Sigma} - \Sigma\|]$, $\delta^2 = E[\|\hat{\Sigma} - \mu I\|]$, donde μ corresponde a la estimación del vector de medias, y $\hat{\Sigma}$ a la matriz de covarianza muestral (ec. 3.4).

Entonces, la matriz de covarianza regularizada obtenida por LDA-shrinkage es

$$\Sigma^* = \frac{\beta^2}{\delta^2} \mu I + \frac{\alpha^2}{\delta^2} \hat{\Sigma} \quad (3.16)$$

y tiene un mínimo error cuadrático medio en

$$E \left[\|\Sigma^* - \Sigma\|^2 \right] = \frac{\alpha^2 \beta^2}{\delta^2}. \quad (3.17)$$

Para este proyecto se utilizó la biblioteca *scikit-learn* de python la cual implementa el LDA regularizado con el método shrinkage².

²Biblioteca para reconocimiento de patrones y análisis de datos scikit-learn: <http://scikit-learn.org/>

Least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) es un tipo de regresión lineal propuesta por Tibshirani [135, 136] e implementada en BCI en [138]. Partiendo de las suposiciones de LDA convencional, el método LASSO pondera la norma L_1 al minimizar la siguiente función de costo:

$$\arg \min_{\hat{\mathbf{w}}} \{ \mathcal{L}(\hat{\mathbf{w}}) \} = \arg \min_{\hat{\mathbf{w}}} \left\{ \sum_{i=1}^N (y_i - w_0 - \sum_{j=1}^d w_j x_{ij})^2 + \sqrt{\lambda} \sum_{j=1}^d |w_j| \right\}. \quad (3.18)$$

Reescribiendo el método LASSO para un problema con restricciones se obtiene

$$\arg \min \{ \mathcal{L}(\hat{\mathbf{w}}) \} = \arg \min \left\{ \| \mathbf{y} - \mathbf{c}\hat{\mathbf{w}}^T \mathbf{X} \|^2 \right\} \quad (3.19)$$

sujeto a: $c_j \geq 0, \sum c_j \leq t$.

De lo que se infiere que LASSO es una regresión rala (*sparse regression*), ya que, en la mayoría de los casos, una gran parte de las componentes de \mathbf{w} son exactamente cero ($c_k = 0$). El parámetro que controla qué tan rala es la selección es t . Adicionalmente, existen implementaciones que buscan la t óptima a través de un proceso de validación cruzada y además, con una convergencia rápida cuando se utiliza el método *Least angle regression* (LARS) [105, 135, 137]⁶. La toma de decisión de los marcadores se realiza con puntaje, de la misma forma que en SWLDA. LASSO, a pesar de que es un método robusto, cuya selección de rasgos se obtiene de la formulación y no de un método iterativo de prueba y error como es el caso SWLDA, no es un método que se aplique cotidianamente para la detección de P300 [138]

Otros métodos para detectar P300 han sido utilizados, v. g.: LDA bayesianas [7], transformada *wavelet* [16], filtrado en sub-espacios de las épocas [125], filtrado por el método *coupled particle* [61], máquinas restringidas de Boltzmann y el método *long short time memory* [13], además del filtrado estadístico espacial [108]. Sin embargo, en ningún caso se ha demostrado que el desempeño de estos sea significativamente mayor a los esquemas basados en LDA. Por otra parte, también se han utilizado diversos métodos de extracción de rasgos como son: análisis de componentes principales, análisis de componentes independientes y patrones espaciales comunes, en algunos casos estos métodos incrementan el desempeño de la detección de P300,

no se han encontrado estudios que indiquen la robustez de estos al paso de los días, ni se han encontrado estudios que evalúen estos extractores de rasgos con contrastes estadísticos para verificar que la diferencia sea significativa [7, 74, 76, 88, 108, 109].

3.2. Evaluación del desempeño de clasificadores

3.2.1. Distribución de datos para entrenar y evaluar un clasificador

La *validación cruzada* de k -vías es un método que se utiliza para estimar el comportamiento de un clasificador, sobre todo, cuando se carece de datos exclusivamente para la validación del clasificador, a través de la redistribución de los datos de entrenamiento y prueba. La validación cruzada consiste en particionar el conjunto de entrenamiento en k subconjuntos disjuntos entre sí. El orden de estos se baraja una única vez, se toman n subconjuntos para entrenar el clasificador y para evaluar su desempeño se toman los $k - n$ subconjuntos restantes. Dicho proceso se repite k veces a manera de rotación, similar a la estructura de datos *cola circular*. La distribución de los subconjuntos de entrenamiento y validación se realiza típicamente en proporciones: 0.8–0.2, 0.7–0.3 y 0.6–0.4. Por otra parte, el caso extremo es cuando se entrena con todos los subconjuntos excepto uno, a este caso particular se le conoce como *leave-one-out* [14].

3.2.2. Métricas de desempeño para un clasificador binario

La *matriz de confusión* es una tabla que resume el comportamiento de la clasificación en términos de las clases reales y las predichas. En la Fig. 3.1 se muestra la estructura de una matriz de confusión para una clasificación binaria. Únicamente por nomenclatura, una de las clases se le llama positiva y a la otra negativa, entonces, a los datos correctamente clasificados se les denomina verdaderos positivos o negativos, según sea el caso. Los falsos positivos son los datos cuya clase real es negativa, pero fueron etiquetados como positivos. Mientras que los falsos negativos,

		Clase Verdadera	
		Positiva	Negativa
Clase Predicha	Positiva	Verdaderos Positivos	Falsos Positivos
	Negativa	Falsos Negativos	Verdaderos Negativos

Figura 3.1: Matriz de confusión de un clasificador binario.

son los datos de clase positiva erróneamente clasificados. De esta forma se definen las siguientes métricas de desempeño de un clasificador binario.

La *sensibilidad* sen es una métrica que se deriva directamente de la matriz de confusión y se define como

$$sen = \frac{\text{Verdaderos Positivos}}{\text{Verdaderos Positivos} + \text{Falsos Negativos}} \quad (3.20)$$

esta métrica cuantifica la probabilidad de detectar una clase positiva dado que la clase real es positiva.

La *especificidad* esp es una métrica similar a la sensibilidad, pero en este caso para la clase negativa:

$$esp = \frac{\text{Verdaderos Negativos}}{\text{Verdaderos Negativos} + \text{Falsos Positivos}} \quad (3.21)$$

De acuerdo a las definiciones, tanto la sensibilidad como la especificidad están acotadas en el intervalo $[0, 1]$, en ambos casos, mientras más cercano sea el valor a 1 significa un mejor desempeño [35, 39, 96].

El *área bajo la curva receiver operating characteristic* (AUROC por sus siglas en inglés) es una métrica para el desempeño de un clasificador y, como su nombre lo indica, es el área bajo la curva *receiver operating characteristic* (ROC) [35, 39, 96]. La curva

ROC se construye en el espacio $(1\text{-especificidad}) \times \text{sensibilidad}$ y describe el comportamiento de un clasificador ante cambios de su umbral para discriminar entre clases, el cual se expresa en términos de la probabilidad a posteriori de pertenencia a una clase. En términos prácticos, algunos clasificadores, como las SVM, utilizan una sigmoide logística para mapear la distancia al hiperplano (resultado de la función de discriminación) a su correspondiente probabilidad a posteriori. Los valores de la AUROC están en el intervalo $[0.5, 1.0]$, donde 0.5 se asocia a un clasificador que asigna las etiquetas aleatoriamente, mientras que 1.0 se asocia a un clasificador que etiqueta correctamente todos los casos.

Finalmente, en el Cuadro 3.1 se muestra un resumen del desempeño de la detección del P300 para diversas aplicaciones. El clasificador más utilizado es el SWLDA, seguido por LDA, LSVM y RSVM, mismos que se detallan en §3.1. El desempeño en términos de la certeza (*accuracy*) está en entre 70 % y 99 %. Sin embargo, en algunos de los estudios no se puede discernir si los autores se refieren a la certeza, tasa de verdaderos positivos o sensibilidad (ver §3.2.2). En la dicho cuadro se respeta la nomenclatura de la respectiva referencia.

3.2.3. Evaluación estadística de clasificadores

Demšar [31] realizó un estudio sobre los métodos de comparación del desempeño entre clasificadores y encontró que en la mayoría de los casos se reportan únicamente comparaciones no estadísticas entre medias, y en algunos casos se reportan sus dispersiones. En el contexto de las BCI hay pocos reportes que realicen una evaluación cuantitativa de los clasificadores utilizados para la detección de P300, por ejemplo [7, 76], en los cuales se utilizan pruebas ANOVA para la comparación. Sin embargo, existen dos discusiones presentadas por Demšar [31] y García et al., [45] en las que se descarta el uso de pruebas paramétricas para la comparación estadística entre clasificadores. Las razones que se exponen son las siguientes: *a)* Las métricas de evaluación de los clasificadores están generalmente acotadas entre 0 y 1. *b)* La varianza de los grupos a compararse es heterogénea y no hay independencia entre las observaciones. *c)* Los conjuntos de validación y prueba por lo general no son suficientemente grandes. Dichos autores sugieren lo siguiente: para comparar dos clasificadores utilizar la prueba de suma de rangos con signo de

Wilcoxon (SRSW), y para el caso de varios clasificadores, la prueba de Friedman con corrección de Hommel [31, 45].

Estrategias como mapear los datos a un dominio logarítmico donde los datos tengan un comportamiento normal y poder utilizar métodos paramétricos, no pueden utilizarse con las métricas de sensibilidad y especificidad ya que su dominio es de cero a uno, que es donde el logaritmo se indefine o se hace cero respectivamente [30].

Cuadro 3.1: *Random forest* (RF), análisis de discriminante lineal (LDA), *stepwise* LDA (SWLDA), máquinas de soporte vectorial de kernel lineal (SVM), SVM de kernel función de base radial (RSVM), *least absolute shrinkage and selection operator* (LASSO), *textitstatic spatial filter* (SSF), sensibilidad (sen), especificidad (esp), certeza (acc), detección de un marcador o carácter (DUM), fila/columna (RC), marcador único (SM), *hex-o-speller* (HOS), *check board paradigm* (CBP), *submatrix paradigm* (SMP), *GeoSpeller* (GS), *face paradigm* (FP), duración del estímulo (SD), intervalo inter-estímulo (ISI), número de trials por repetición (n trials), dimensión de la matriz de estimulación o número de marcadores de estimulación (DM) y número de participantes en el estudio (n) tamaño de matriz variable (a), ajustado para cada sujeto (b), duración variable (c). No se realizó una distinción entre las patologías de los pacientes incluidos en el cuadro.

Aplic.	Autor	Clasificador	Desempeño [%]			Tiempo [s]	Presentación	Estimulación		n trials	DM	n	Población tipo
			sen	esp	acc			SD [ms]	ISI [ms]				
Deletreador	Akram et al., [4]	RF, SVM	-	-	90	15	SM	100	75	12	3×3	10	sanos
	Kumar et al., [78]	LDA, SVM, NN	90	-	98	-	HOS	100	250	10	6	2	sanos
	Matout et al., [92]	Modelo generativo	92	85	-	-	CBP	62.5	62.5	~10	6×6	12	sanos
	McCane et al., [94]	SWLDA	-	-	~96	-	CBP	-	250	~14	6×6	14	sanos
	Shen et al., [126]	SVM	-	-	~99	8.6	SMP	80	40	~11	6×6	12	pacientes
	Kathner et al., [70]	SWLDA	-	-	96	8.6	RC	62.5	125	~8	6×6	7	sanos
	Aloise et al., [7]	SWLDA, LDA, SVM	-	-	78	14.25	RC	125	125	5	6×6	12	sanos
	Tomitaka et al., [138]	LASSO	-	-	82	-	CS	125	125	8	6	19	sanos
				-	-	97	RC	100	75	15	6×6	2	sanos
				-	-	-							
Navegación	Escobano et al., [37]	SWLDA	-	-	94	-	RC	125	75	8	4×3	2	sanos
	Iurrate et al., [60]	SWLDA	-	-	95	-	RC	-	-	-	4×5	5	sanos
	Gentiletti et al., [46]	SWLDA	-	-	-	-	RC	(b)	(c)	-	4×3	2	sanos
	Lopes et al., [87]	SSF	-	-	96	-	SM	100	75	7	(a)	10	sanos
	Rebsamen et al., [114]	SVM	-	-	-	15***	SM	100	10	8	3×3	5	pacientes sanos
Otros	Halder et al., [50]	SWLDA	-	-	90	~10	RC/FP	60	125	~11	(a)	10	sanos
	Garin et al., [44]	LDA	-	-	70	-	SM	125	0	8	9	4	pacientes sanos
	Goljehani et al., [47]	RSVM	-	-	80	-	SM	-	2500	~14	4	9	pacientes sanos
				-	-	85						21	pacientes sanos

Capítulo 4

Método

Este capítulo se compone de cuatro secciones en las cuales se detalla lo siguiente: 1) montaje utilizado para las adquisiciones de EEG. 2) Pantallas de estimulación desarrolladas con imagen de fondo y marcadores acomodados asimétricamente. 3) Secuencias de estimulación que se implementaron en cada pantalla desarrollada. 4) Procesamiento, detección de P300 y evaluación del desempeño de dicha detección.

4.1. Contexto: silla de ruedas Icpalli

Icpalli, vocablo Náhuatl para silla, es el nombre dado en el Laboratorio de Investigación en Neuroimagenología a la línea de investigación cuyo objetivo es el control de la navegación de una silla de ruedas a través de una interfaz cerebro-computadora basada en una variante de un paradigma de delecteo P300. Esta variante se ha denominado *pantalla escenario*, la cual contiene una imagen de fondo que es una foto instantánea del escenario de navegación de la silla de ruedas. Los marcadores de estimulación son círculos que se posicionan sobre los ocho lugares más relevantes para la navegación, v. g.: puertas, ventanas, pasillos, lugares, o señalizaciones de pared (Fig. 4.1).

El funcionamiento completo de las silla de ruedas Icpalli será el siguiente. Para un sujeto que quiera navegar del punto 1 a F como se muestra en la Fig. 4.1 S NAV,

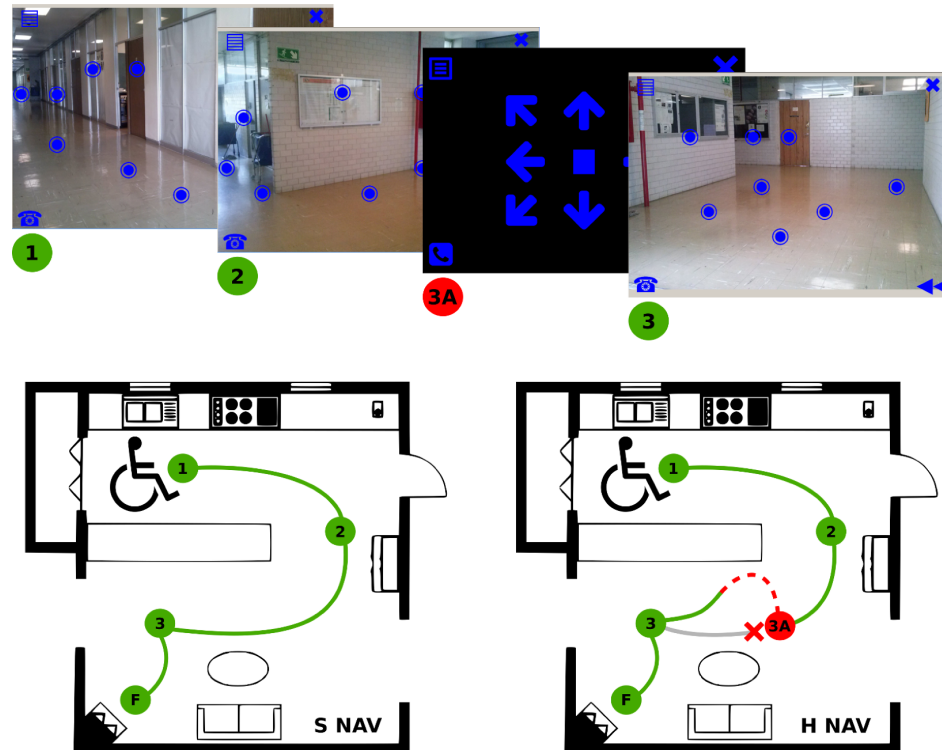


Figura 4.1: Funcionamiento completo de Icpalli. En S NAV se muestra la navegación basada en pantallas escenario, mientras que en H NAV se muestra la combinación entre pantallas escenario y pantallas tipo *joystick*.

se construirá dinámicamente una pantalla escenario. Un sistema de cámaras tomará una foto del escenario de navegación en la posición 1. Métodos de visión por computadora analizarán la imagen para localizar lugares de interés para navegar, como son: puertas, ventanas, pasillos, lugares transitables, señalizaciones de pared, entre otros. Se tomarán los ocho lugares más relevantes, cada uno será señalado por un marcador de estimulación (Fig. 4.1:1). Se realiza una secuencia de estimulación tipo deletreador P300 en modo marcador único. Con técnicas de reconocimiento de patrones se seleccionará el marcador target que corresponderá a la localización donde el sujeto quiera que el control robótico traslade la silla de ruedas, mismo que ejecutará la navegación. Durante el traslado entre las posiciones 1 y 2 la pantalla de estimulación se apagará ya que durante el traslado no se requerirán de estímulos adicionales. El proceso de construcción dinámica de la pantalla de estimulación, ejecución de secuencia de estimulación, detección de marcador target y traslado,

se repetirá hasta que el sujeto alcance la ubicación final de su navegación, en este ejemplo Fig. 4.1:F. Esta propuesta de navegación fue diseñada para una navegación continua, en otras palabras, para que el control robótico realice la navegación entre puntos de control definidos por la pantalla escenario. La ventaja de esta propuesta es que se podrán ejecutar rutas de navegación complejas con un número reducido de comandos. Además, dada la naturaleza de construcción de las pantallas escenario, este sistema podrá navegar en escenarios no conocidos.

En condiciones reales, un escenario presenta situaciones inesperadas que impidan al control robótico de la silla de ruedas completar una ruta de navegación. En tal caso, intentará crear una pantalla escenario nueva para continuar con la navegación. Sin embargo, dado el caso que los métodos de visión por computadora no sean capaces de crear rutas de navegación viable, se mostrará una pantalla de estimulación tipo joystick de puntos de control a distancia fija (Fig. 4.1:3A). Así, los sujetos podrán controlar la navegación paso a paso hasta librar la eventualidad que impida la navegación y que las pantallas puedan retomar el control de comandos (ver Fig. 4.1:H NAV).

Además de los ocho marcadores para la navegación se implementan cuatro marcadores para comandos, cada uno ubicado en una posición fija en una esquina de la pantalla de estimulación. Sus funciones son: desplegar menús adicionales, cancelar navegación, llamar a un usuario predefinido y regresar a posición anterior.

El diseño de este tipo de navegación se basa en el principio de realizar tareas complejas con comandos simples, en otras palabras, realizar rutas complejas de navegación con pocas secuencias de estimulación. Lo anterior se traduce en la disminución de la fatiga y aburrimiento de los usuarios potenciales. Por tal motivo, el diseño de Icpalli obedece al principio de diseño de aplicaciones centrado en el usuario [29].

Cuadro 4.1: Criterios de inclusión–exclusión tomados en cuenta para la selección de los candidatos a registro.

Criterios de inclusión	Criterios de exclusión
Sujetos sin enfermedades agudas al momento de realizar la adquisición	Discapacidad motora y de comunicación
Edad entre 18 y 32 años	Haber ingerido sustancias estimulantes v. g.: cafeína, teína, taurina, etc. En las ocho horas previas a la adquisición
Haber dormido por lo menos seis horas la noche previa a la adquisición	Haber ingerido sustancias depresoras v. g.: alcohol, barbitúricos, opiáceos, etc. En las ocho horas previas a la adquisición
Tener al menos tres horas para el estudio	Tener situaciones estresantes v. g.: exámenes cercanos, entrega de proyectos, etc.
Visión normal o corregida	Estar en cualquier tratamiento médico
Expresar su consentimiento informado para participar la adquisición a través de la firma autógrafa del formato correspondiente.	Antecedentes de crisis convulsivas
	Hipersensibilidad a estímulos visuales

4.2. Montaje para la adquisición de EEG

El desarrollo de este proyecto se compuso de tres adquisiciones de distintos protocolos de estimulación, para todos los casos, se utilizaron los mismos criterios para la selección de sujetos, el montaje de electrodos y la configuración de los bioamplificadores.

Los sujetos que participaron en los protocolos de adquisición de EEG en este proyecto fueron seleccionados de acuerdo a los criterios de inclusión–exclusión listados en el Cuadro 4.1. Hay evidencia suficiente que descarta a los paradigmas de estimulación de evento infrecuente como factores que generan efectos secundarios, es por ello que los criterios de inclusión y exclusión no son estrictos respecto a otro tipo de estudios en neurociencias [8, 64, 124, 133].

Los sujetos se sentaron frente a una pantalla de 21" Dell™. La distancia ojos–pantalla fue aproximadamente 1.2 m. Se les proyectó un vídeo con la explicación del protocolo correspondiente. También se les indicó verbalmente que procuraran parpadear normalmente, evitar movimientos bruscos y buscar una postura cómoda.

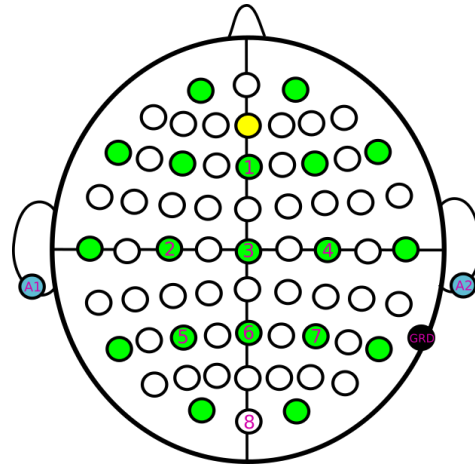


Figura 4.2: Montaje de electrodos para los protocolos de adquisición de este proyecto montados sobre la gorra g.CapTM de 64 electrodos.

Montaje y adquisición. El EEG se adquirió utilizando ocho electrodos: Fz, C3, Cz, C4, P3 Pz, P4, Oz [76, 107, 124], de campana de oro, fijados a la gorra g.Cap (Guger technologiesTM) 10–20 extendido como se muestra en la Fig. 4.2. Se utilizaron conjuntamente A1 y A2 como referencia, estos electrodos fueron de pinza. La tierra (GND) se conectó al mastoídes derecho con un electrodo de campana fijado con pasta conductiva y gasa.

El amplificador de biopotenciales utilizado fue un g.USBamp (Guger technologiesTM) de dieciséis canales configurado para una frecuencia de muestreo de 512 Hz y dos filtros Butterworth: un notch orden cuatro en la banda 58.0–62.0 Hz y un pasa banda de orden ocho en la banda 0.1–30.0 Hz.

4.3. Desarrollo de pantallas escenario.

La pantalla de estimulación se liberó en tres versiones. En esta tesis únicamente se detallan las dos últimas que son las más completas y que permiten realizar detección de P300. En la primera versión se omitió almacenar parámetros que permitieran tener conjuntos de entrenamiento para el clasificador. Sin embargo dio indicios que una pantalla escenario sí genera P300 distinguibles. Esta primera ver-

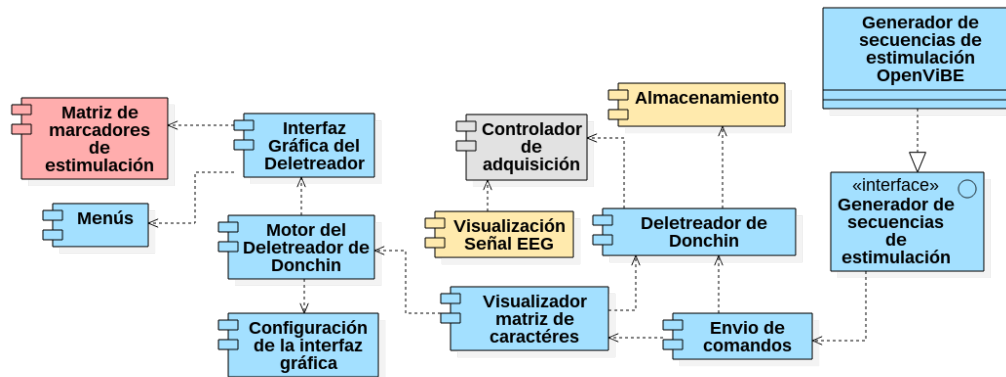


Figura 4.3: Extensión del diagrama de componentes del delectreador P300 nativo de OpenViBE descrito en §2.1.1.

sión fue utilizada en los experimentos piloto presentados en el examen predoctoral y será descrita someramente en el capítulo de resultados.

4.3.1. Pantalla escenario v2.0

La pantalla del delectreador P300 nativo de OpenViBE fue modelada con componentes como se muestra en la Fig. 4.3 (que es una versión más detallada a la descrita en §2.1.1). La parte central en este punto es el componente *Visualizador de matriz de caracteres*. Este se compone de un motor que utiliza los parámetros de configuración de la interfaz gráfica para lanzar la aplicación externa que es propiamente la interfaz gráfica del delectreador, misma que está escrita en C++ y utiliza la biblioteca de manejo de interfaces gráficas GTK+ v2.0. Para crear la pantalla de estimulación v2.0 con una imagen de fondo y marcadores acomodados asimétricamente se modificó el componente *Matriz de marcadores de estimulación* que se muestra en la Fig. 4.3 en rojo. Los menús de la Interfaz gráfica del delectreador no se alteraron.

El componente Matriz de marcadores de estimulación, de acuerdo a las especificaciones de GTK+ v2.0, es una matriz de 6×6 etiquetas de texto (*text labels*), cada una con su fondo y con los caracteres que muestra, en este caso, las letras del delectreador. Para crear la pantalla de estimulación v2.0 se realizó el siguiente proceso utilizando el editor de GUI Glade 2.0:

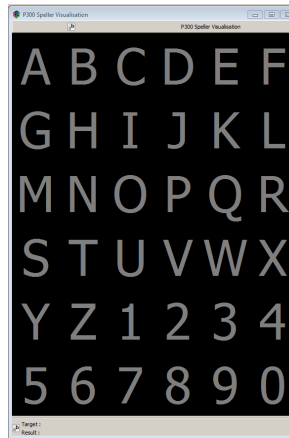
Cuadro 4.2: Parejas de marcadores que se encuentran en la misma fila o columna, además de su separación. La numeración de los marcadores corresponde a la que se muestra en la Fig. 4.4b

Pareja	Orientación	Separación
3–66	fila	6
8–80	fila	7
3–8	columna	4
73–80	columna	6

1. Agrandar la matriz de etiquetas a tamaño 9×9
2. Sustituir los 36 caracteres por una cadena vacía
3. Nombrar las 45 nuevas etiquetas de texto adecuadamente
4. Hacer transparente el fondo de las 81 etiquetas de texto
5. Colocar once marcadores de estimulación con el carácter U+25C9 (Fig 4.4b)
6. Habilitar a la interfaz para que interprete caracteres UTF-8
7. Montar un *canvas* detrás de la matriz de etiquetas
8. Añadirle al *canvas* anterior la imagen de fondo

Únicamente como referencia se muestra el deletreador P300 nativo de OpenViBE en la Fig. 4.4a. Mientras en la Fig. 4.4b se muestra esquemáticamente la matriz 9×9 de etiquetas de texto con su correspondiente identificador. En color naranja se resaltan las etiquetas correspondientes a los once marcadores de estimulación. La pantalla de estimulación v2.0 terminada se muestra en la Fig. 4.4c, los elementos de interés del escenario son los siguientes: cinco marcadores en el piso, dos en pared, dos señales, una puerta y una ventana.

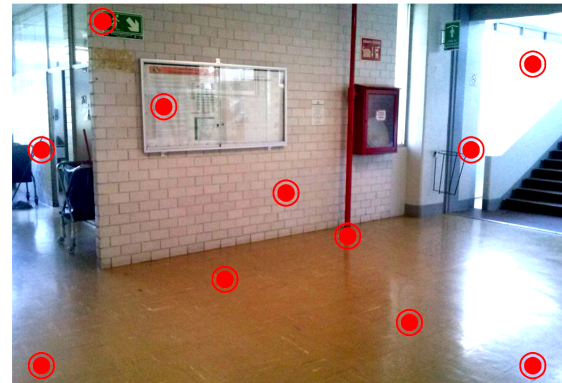
En una pantalla que sólo muestra pocos marcadores de estimulación, es decir, 11 de los 81 posibles marcadores de estimulación Fig. 4.4b. Una secuencia de estimulación en modo fila/columna carece de sentido. Sin embargo, en esta versión de la pantalla se utilizó el generador de secuencias de estimulación nativo de OpenViBE el cual solamente implementa ese modo de estimulación. Tampoco se implementa la ponderación de estímulos aledaños o consecutivos.



(a) Pantalla del deletreador P300 nativa de OpenViBE

0	9	18	27	36	45	54	63	72
1	10	19	28	37	46	55	64	73
2	11	20	29	38	47	56	65	74
3	12	21	30	39	48	57	66	75
4	13	22	31	40	49	58	67	76
5	14	23	32	41	50	59	68	77
6	15	24	33	42	51	60	69	78
7	16	25	34	43	52	61	70	79
8	17	26	35	44	53	62	71	80

(b) Pantalla de estimulación v2.0: esquema de la disposición de las 81 etiquetas de texto. En naranja se muestran los once marcadores habilitados.



(c) Pantalla de estimulación v2.0: resultado del proceso de adaptación. Muestra la pantalla tal cual la ve el usuario.

Figura 4.4: Etapas de desarrollo de la pantalla de estimulación v2.0.

Por lo anterior se tomaron dos medidas para evitar sesgo debido a la percepción de dos estímulos consecutivos o aledaños. *a)* Poner a lo más dos marcadores de estimulación por fila o columna. *b)* Separar las parejas de marcadores en la misma fila o columna por lo menos tres *text labels*, según corresponda. En el Cuadro 4.2 se resume esta información. Por otra parte, los parámetros de visualización de los marcadores se establecieron como se muestra en la columna valor pantalla v2.0 del Cuadro 4.3. Esta parte de la visualización es modelada por la *Configuración de GUI* de la Fig. 4.3.

Cuadro 4.3: Configuraciones de OpenViBE–designer para la presentación de estímulos en las pantallas escenario desarrolladas.

Parámetro	valor pantalla v2.0	valor pantallas V3.0.x
marcador en no estimulación	Rojo RGB(100,0,0) [107]	Azul RGB(0,0,255) [57, 133]
Marcador en estimulación	Blanco RGB(255,255,255) [107]	Verde RGB(0,255,0)
Marcador target	Verde (0,100,0)	Verde RGB(0,255,0) [57, 133]
Tamaños de los caracteres en no estimulación	80 puntos	120 puntos
Tamaños de los caracteres en estimulación	80 puntos	120 puntos
Enlace a la interfaz gráfica	screenV20.ui	screenV3-k.ui
Id de inicio de filas	0x8000	0x8000
Id de inicio de columnas	0x8009	0x8009
Mostrar Target	Habilitado	Deshabilitado
Mostrar Result	Habilitado	Deshabilitado

Cuadro 4.4: Descripción de los íconos utilizados en la pantalla de estimulación V3.0.0. † El carácter se escribió dos veces.

Ícono	Comando	Código UTF-8	Posición
	Abrir un menú	0x25A4	0
	Llamar a contacto	9742	8
	Detener estimulación	9673	72
	Navegar a posición anterior	0x25C0 †	80
	Marca en escenario	0x2716	3, 5, 25, 29, 42, 47, 50, 68

La imagen de fondo agregada al *canvas* fue una foto a medio día de un pasillo del segundo piso del edificio T de la Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Iztapalapa, el cual se encuentra libre de obstáculos, y cuenta con varios lugares de interés para la navegación. La imagen fue adquirida con una cámara de 5 Mpx de un dispositivo móvil, es de tipo JPG de 1024×850 píxeles, sin procesar.

4.3.2. Pantallas escenario v3.0.0, v3.0.1 y v3.0.2

La pantalla de estimulación v3.0.0 es, visualmente parecida a la v2.0. Las modificaciones consistieron en la presentación del estímulo y la generación de las secuencias de estimulación. Para la construcción de la v3.0.0 se utilizó el mismo proceso que el descrito en §4.3.1, excepto que ahora son doce marcadores de estimulación sin

0	9	18	27	36	45	54	63	72
1	10	19	28	37	46	55	64	73
2	11	20	29	38	47	56	65	74
3	12	21	30	39	48	57	66	75
4	13	22	31	40	49	58	67	76
5	14	23	32	41	50	59	68	77
6	15	24	33	42	51	60	69	78
7	16	25	34	43	52	61	70	79
8	17	26	35	44	53	62	71	80

(a) Esquema de la disposición de los doce marcadores de la pantalla de estimulación V3.0.0. En naranja se muestran los marcadores habilitados.



(b) Pantalla de estimulación V3.0.0 como se muestra al usuario.

Figura 4.5: Pantalla de estimulación V3.0.0.

restricción en el número de marcadores por fila o columna. Cuatro de los doce marcadores se colocaron en las esquinas de la pantalla de estimulación para que controlen menús o comandos, mientras que los ocho restantes se colocaron asimétricamente en marcas de interés del escenario de navegación. En el Cuadro 4.4 se muestra el marcador, el comando que realiza, su codificación UTF-8 y su correspondiente posición, de acuerdo a la nomenclatura de la Fig. 4.5b

En la Fig. 4.5b se muestra la pantalla de estimulación v3.0.0 tal y como el usuario la observa. Tiene los cuatro menús en las esquinas de la pantalla, cinco marcadores en el piso, dos en señales en la pared y una puerta. La configuración de visualización de los marcadores se muestra en la columna valor pantallas v3.0.x del Cuadro 4.3. Por último, Se utilizó la misma imagen de fondo que en la versión 2.0.

Las pantallas de estimulación v3.0.1 y v3.0.2 (Fig. 4.6) son exactamente iguales a la v3.0.0, salvo por la imagen de fondo y la localización de los ocho marcadores de escenario. En el caso de v3.0.1 hay tres marcadores para ruta, tres puertas, una ventana y el fondo del pasillo. Mientras que en la v3.0.2 hay cinco marcadores de ruta, dos señales en pared y una puerta. Estas dos imágenes de fondo fueron adquiridas con el mismo dispositivo y características que la imagen de v3.0.0.

4.4. Paradigmas de estimulación con pantallas escenario

En esta sección se detallan los generadores de secuencias de estimulación y los protocolos de adquisición que se utilizaron en cada una de las pantallas de estimulación antes descritas. Se utilizaron dos *Generadores de secuencias de estimulación*, el nativo de OpenViBE y un desarrollo propio. Se utilizaron tres distintos protocolos de adquisición todos en modo dirigido: uno para la pantalla v2.0, uno para v3.0.0.

0	9	18	27	36	45	54	63	72
1	10	19	28	37	46	55	64	73
2	11	20	29	38	47	56	65	74
3	12	21	30	39	48	57	66	75
4	13	22	31	40	49	58	67	76
5	14	23	32	41	50	59	68	77
6	15	24	33	42	51	60	69	78
7	16	25	34	43	52	61	70	79
8	17	26	35	44	53	62	71	80

(a) Esquema de la disposición de los doce marcadores de la pantalla de estimulación V3.0.1. En naranja se muestran los marcadores habilitados.

0	9	18	27	36	45	54	63	72
1	10	19	28	37	46	55	64	73
2	11	20	29	38	47	56	65	74
3	12	21	30	39	48	57	66	75
4	13	22	31	40	49	58	67	76
5	14	23	32	41	50	59	68	77
6	15	24	33	42	51	60	69	78
7	16	25	34	43	52	61	70	79
8	17	26	35	44	53	62	71	80

(c) Esquema de la disposición de los doce marcadores de la pantalla de estimulación V3.0.2. En naranja se muestran los marcadores habilitados.



(b) Pantalla de estimulación V3.0.1 como se muestra al usuario.



(d) Pantalla de estimulación V3.0.2 como se muestra al usuario.

Figura 4.6: Pantallas de estimulación V3.0.1 y v3.0.2

y uno que utiliza las tres pantallas v3.0.

4.4.1. Generadores de secuencias de estimulación

En una primera aproximación se utilizó al *Generador de secuencias de estimulación* nativo de OpenViBE para el protocolo de adquisición de la pantalla v2.0. Como se describió anteriormente se tomaron las medidas para minimizar el sesgo debido sus limitaciones. Como se describió en §2.1.1, el *Generador nativo* únicamente permite configurar la duración del estímulo y la duración del ISI.

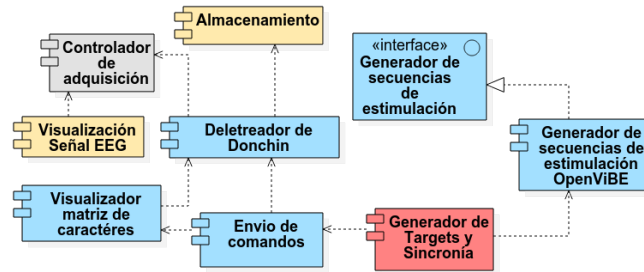
El *generador de estímulos nativo de OpenViBE* trabajó en conjunto con un lua-script¹ para sincronizar el envío de los targets con las secuencias de estimulación. En la Fig. 4.7a se muestra el modelo de la interacción entre el generador nativo y el script que lo controla y sincroniza. Dicho script genera los target en cada repetición, pone en reposo al generador nativo, mientras se muestra el target y le indica cuándo iniciar a la secuencia de estimulación. El generador nativo se configuró para una duración de estímulo, ISI, intervalo intertrial e interrepetición de 125 ms, 225 ms, 1 s y 5 s respectivamente. El generador se configuró para dieciocho estímulos que corresponden a las nueve filas y nueve columnas de la matriz de estimulación aumentada.

El *generador de estímulos propio* implementó los componentes en rojo del diagrama de la Fig. 4.7b. Este generador está compuesto de: a) *Generador de secuencias de estímulos*, b) *Generador de targets* y c) *Control de secuencia de estimulación*. Los dos primeros se implementaron con python-scripts² fuera de línea, mientras que el último en un lua-script en línea. El desarrollo del generador requirió la decodificación de las secuencias de instrucciones que el generador nativo envía al *Visualizador*. Este generador desarrollado sustituye completamente al generador nativo.

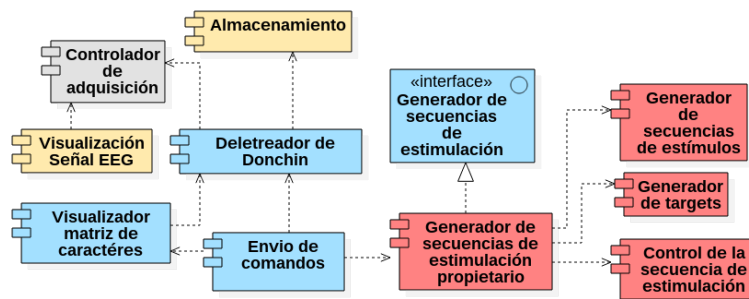
El *Generador de secuencias de estímulos* desarrollado se diseñó para doce estímulos

¹En OpenViBE-designer la interacción de bajo nivel entre los módulos se realiza con lenguaje Lua. Existe un módulo en OpenViBE que se encarga de la ejecución de los lua-scripts [116].

²La implementación de todo el procesamiento para este y futuros proyectos se está realizando en lenguaje python v2.7, por tal motivo el generador de estímulos se codificó en dicho lenguaje.



(a) Generador de targets y sincronía que utiliza el *Generador de secuencias de estimulación* nativo de OpenViBE



(b) Generador de secuencias de estimulación propietario que sustituye completamente al generador nativo de OpenViBE

Figura 4.7: Generadores de secuencias de estímulos. Muestran el modelo original del deletreador P300 de OpenViBE (ver §2.1.1) y en rojo las modificaciones que se implementaron para los generadores de secuencias de estímulos.

distintos. Las secuencias tienen como base un trial que se construye a partir de un arreglo de enteros consecutivos del 0 al 11 que se revuelve aleatoriamente en cada trial. Cada repetición está constituida de diez trials y se generan secuencias de estimulación para veinte repeticiones. Por medio de una tabla de hash se mapearon los pares fila–columna de los identificadores OpenViBE con el respectivo índice del marcador de acuerdo a como se muestra en Fig. 4.5a, Fig. 4.6a y Fig. 4.6c. Al resultado del *hashing* de las secuencias de estímulos se le concatenan las cabeceras y se intercalan los comandos OpenViBE requeridos por este para ejecutar una secuencia de estimulación (ver §2.1.1). Dicho proceso se realizó para cada pantalla v3.0.x. En términos prácticos, la secuencia de instrucciones generadas se envían como si fueran secuencias de targets al *Visualizador OpenViBE* y de esa forma se emula el modo de estimulación de marcador único. Por lo anterior se deshabilitó la opción visua-

Cuadro 4.5: Parámetros de presentación de estímulos para las *pantallas escenario*. SD: *stimulus duration*, ISI: *inter-stimulus interval*, ITI: *inter-trial interval*, IRI: *inter-repetition interval*

Parámetro	Pantallas escenario [ms]	
	v2.0	v3.0.{1,2,3}
SD	125	125
ISI	225	125, 144, 160, 181, 200, 219
ITI	1000	750
IRI	5000	5000

lizar target tal como se indicó en el Cuadro 4.3. Las secuencias de instrucciones se almacenaron en archivos de texto.

Los parámetros de presentación del estímulo se generan off-line con python y se almacena en un archivo de texto. De acuerdo a los datos mostrados en la columna-v3.0.x del Cuadro 4.5. El ISI se selecciona aleatoriamente en cada caso entre los seis valores que se muestran en dicho cuadro.

El *Generador de secuencias de estimulación* desarrollado tiene un componente para seleccionar los estímulos target, dicho componente analiza la secuencia de targets y la audita para que un marcador aparezca a lo más p veces en una secuencia de longitud N , de acuerdo a las especificaciones del usuario. Para el caso $N > pm$, donde $m = 12$ es el número de marcadores disponibles, se lanza un error ya que no se puede generar la secuencia con a lo más p repeticiones de un marcador. La secuencia de targets se almacenó en un archivo de texto.

4.4.2. Protocolos de adquisición.

Los *paradigmas P300* utilizados en esta tesis fueron tres, denominados sesión -1, sesión 0 y sesión 1. En el Cuadro 4.6 se resume en qué sesión se presentaron las pantallas de las versiones v2.0 y 3.0.x.

Los *sujetos que participaron* en las sesiones -1, 0 y 1 siempre fueron seleccionados de acuerdo a los criterios del Cuadro 4.1, adicionalmente:

- *Los sujetos de sesión -1:* fueron seis, tres de ellos ya tenían experiencia en el uso del deletreador P300.

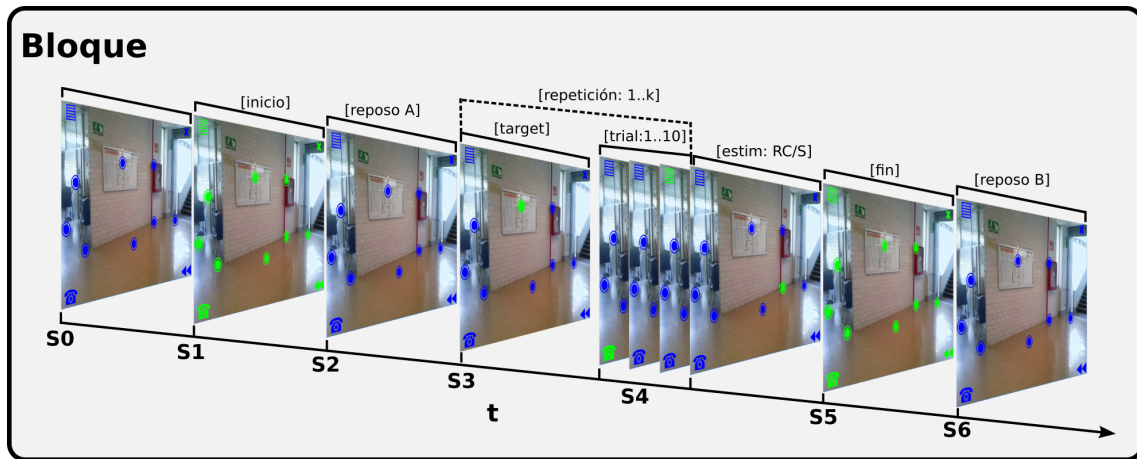


Figura 4.8: Esquema general de los paradigmas de estimulación implementados en cada una de las sesiones -1, 0 y 1 para r repeticiones de l trials en modo fila/columna (RC) o estímulo único (SM).

- *Los sujetos de sesión 0:* fueron 19: 14 de ellos sin experiencia previa en el uso de un deletreador P300 o algún otro tipo de BCI. Únicamente un sujeto con experiencia previa en paradigmas de deletreo participó en la sesión -1.
- *Los sujetos de sesión 1:* fueron once, todos ellos participantes en la sesión 0. El tiempo máximo entre la sesión 0 y 1 se estableció en dos semanas, por tal motivo, algunos de los sujetos de la sesión 0 se descartaron para esta sesión.

Las tres sesiones de este proyecto de investigación estuvieron compuestas de B Bloques de r repeticiones. En cada bloque se presenta únicamente una imagen de fondo con sus correspondientes marcadores y generadores de secuencias de estímulos. A continuación se detallan las particularidades de cada sesión.

El paradigma de la sesión -1 utilizó exclusivamente la pantalla v2.0 (ver Cuadro 4.6). Dicha sesión consistió de un único Bloque de once repeticiones de diez trials en modo dirigido (figuras 4.8 y 4.9). Los target fueron seleccionados aleatoriamente, pero con la restricción que sólo pueden aparecer una vez en la sesión, en otras palabras, todos los marcadores de dicha pantalla son target. Los parámetros de estimulación se muestran en la columna-v2.0 del Cuadro 4.5.

Cuadro 4.6: Muestra las pantallas que se ocuparon en cada una de las sesiones analizadas en esta tesis.

Sesión	Pantalla [versión]			
	2.0	3.0.0	3.0.1	3.0.2
-1	×			
0		×		
1		×	×	×

SESIÓN -1: SUJETO k

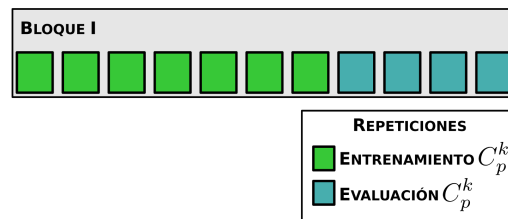


Figura 4.9: Bloque de once repeticiones correspondientes a la sesión -1. Cada cuadrado de color representa los datos de todas las épocas de todos los canales en una repetición. Con diferente color se representan las proporciones de los conjuntos de entrenamiento y prueba, en este caso siete y cuatro, respectivamente.

La indicación de inicio de la prueba se hizo de forma oral (Fig. 4.8:S0³), luego de 5 s del aviso se adquirieron 30 s de EEG basal (Fig. 4.8:S1–S2). El final de la secuencia también se indicó de forma oral (Fig. 4.8:S5) y no hubo registro de EEG luego de la secuencia de estimulación⁴. El marcador target se presentaba a los sujetos al inicio de cada repetición. Dicho marcador cambiaba de rojo a verde durante 5 s a través del mecanismo que provee la interfaz gráfica de OpenViBE, Cuadro 4.6.

El comportamiento de la sesión -1 fue modelada con una máquina de estados finitos, misma que se implementó con un script de lua que es interpretado por *OpenViBE-designer* para su realización. Esta sesión utilizó el generador de secuencias fila/columna nativo de estímulos de OpenViBE (Fig. 4.8:S4[estim:RC]). El mo-

³El estado de inicio de sesión (Fig. 4.8:S1) no fue implementado para esta sesión.

⁴El estado para indicar el fin de la sesión (Fig. 4.8:S6) no se implementó para la sesión -1.

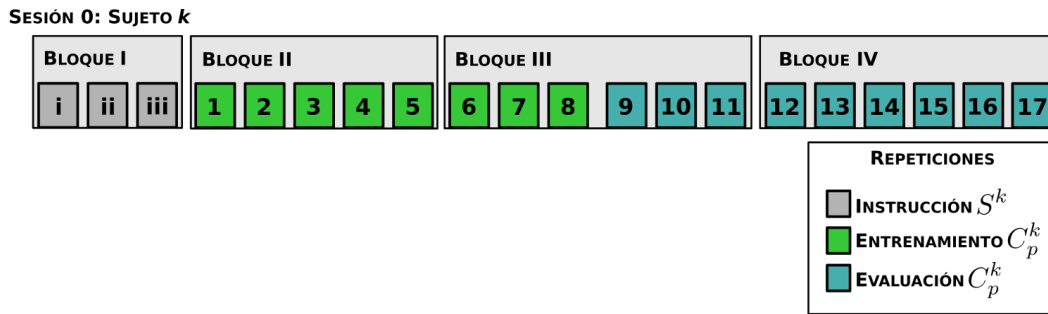


Figura 4.10: Muestra los cuatro bloques que componen la sesión 0. Los cuadrados de color representan todas las épocas de todos los canales correspondientes a una repetición. En color se muestran la distribución de las repeticiones para: instrucción del k -ésimo sujeto (S^k), entrenamiento del clasificador p de dicho sujeto (C_p^k) y su respectiva evaluación.

delo de los componentes de la sesión -1 se muestra en la Fig. 4.7a.

El objetivo de esta sesión fue refinar las características de la pantalla escenario y sus parámetros de estimulación. También se corroboró que se generarán P300 en promedios coherentes globales, además se evaluó la capacidad de detección automática de los P300 repetición a repetición (objetivos específicos 1 y 2, §1.1.2).

El paradigma de la sesión 0 presentó sólo la pantalla de estimulación v3.0.0. La sesión 0 consistió de cuatro bloques de $r = \{3, 6, 6, 6\}$ repeticiones. En todos los casos, diez trials por repetición (Fig. 4.10). Los parámetros de estimulación se muestran en la columna-v3.0.x del Cuadro 4.5. El Bloque I se ocupó para instruir a los usuarios en el uso de la pantalla escenario, por tal motivo no se le consideró para el análisis. Entre cada bloque se dejó descansar a los sujetos aproximadamente un minuto, durante el cual se le solicitaba que cerrara los ojos, Cuadro 4.6.

En todos los bloques se le indica al sujeto que el protocolo inicia poniendo todos los marcadores en verde durante 5 s (Fig. 4.8:S0-S1). Se adquiere EEG basal durante 30 s (Fig. 4.8:S2). En este tiempo se le pide a los sujetos que permanezcan relajados, con ojos abiertos y respirando y parpadeando normalmente. En todas las repeticiones el modo es dirigido. El marcador target cambia de color entre verde y azul cinco veces a una frecuencia de 1 Hz al inicio de cada repetición (Fig. 4.8:S3). Los marcadores target, aparecen a los más dos veces en la serie de dieciocho repeticiones de la sesión 0. Se inicia la secuencia de estímulo único de acuerdo a los

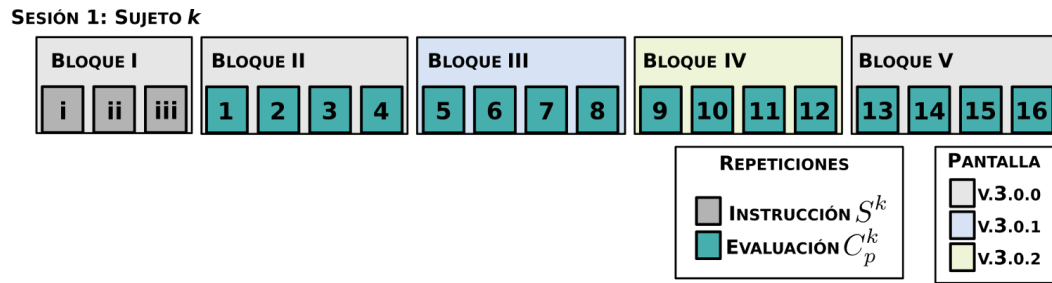


Figura 4.11: Muestra los cinco bloques que componen la sesión 1. Los cuadrados de color representan todas las épocas de todos los canales correspondientes a una repetición. El color de las repeticiones representa el uso de los datos: instrucción del k -ésimo sujeto (S^k) y su correspondiente evaluación del clasificador C_p^k . El color del r -ésimo Bloque corresponde a la versión de la pantalla que se muestra a los sujetos

parámetros de la columna-v3.0.x del Cuadro 4.5 (Fig. 4.8:S4). Luego de concluir las tres o seis repeticiones, según sea el caso, se indica al sujeto que la prueba ha terminado poniendo todos los marcadores en verde durante 5 s (Fig. 4.8:S5). Finalmente se adquieren 10 s de línea de base de EEG (Fig. 4.8:S6).

Este paradigma se modeló con una máquina de estados finitos que se implementó con script de lua que es interpretado por OpenViBE-designer. Se diseñó e implementó un generador de secuencias de estímulos que se vincula con OpenViBE-designer para que se presenten estímulos en modo único (Fig. 4.8:S4[estim:SM]). Esta implementación se conceptualiza como el componente *Control de secuencia de estimulación*, mismo que conjunta los datos de la secuencia y parámetros de presentación de estímulos y además de los targets. En los tres casos los datos son almacenados en archivos de texto, como se describió anteriormente.

Con los datos recabados en esta sesión se evaluó la capacidad de generar P300 en promedios coherentes globales de la pantalla escenario v3.0.0. Dichos datos se utilizaron en el entrenamiento, evaluación y validación de los clasificadores automáticos que detectaron P300 repetición a repetición (objetivos específicos 2 y 3, §1.1.2).

El paradigma de la sesión 1 es similar a la sesión 0. En la Fig. 4.11 se muestran los cinco bloques. La distribución del número de repeticiones de dichos bloques fue $k = \{3, 4, 4, 4, 4\}$, siendo el Bloque I, al igual que en la sesión 0, para entrenamiento

del sujeto. Los Bloques II y V mostraron la pantalla v3.0.0, que es la misma de la sesión 0. Finalmente, los Bloques III y IV mostraron las pantallas v3.0.1 y v3.0.2, en orden aleatorio para evitar sesgo (Cuadro 4.6). Los datos de esta sesión se ocuparon para solventar el objetivo específico 4 de esta tesis, §1.1.2.

4.5. Análisis de los EEG adquiridos

4.5.1. Manejo de los archivos de EEG

Los registros de los tres protocolos se almacenaron en formato OpenViBE, uno por bloque. Cada uno de estos archivos se exportó a cuatro archivos CSV que almacenan: las señales, los targets, las secuencias de estímulos e instrucciones de salida del *Visualizador*. Los cuatro archivos se consolidaron en un archivo binario comprimido de *numpy*⁵ con extensión NPZ⁶. La convención para nombrar los archivos NPZ fue *sNN-RR-CC-X.npz*: dos dígitos para el identificador de sujeto (NN); dos dígitos para las sesiones -1, 0 y 1 (RR= {00,01,02}); dos dígitos para el número de bloque (CC); y una letra para identificar la imagen de fondo de la pantalla de estimulación, A para pantallas v2.0 y v3.0.0, B para v3.0.1 y C para v3.0.2.

Se diseñó un archivo *manifest* tipo CSV que almacena parámetros tales como: tamaño de la matriz de estimulación, número de marcadores habilitados, número de canales, frecuencia de muestreo, duración de las épocas, configuración del filtro y rutas a los directorios donde se almacenan los archivos NPZ y en donde se almacenarán los resultados del análisis. Además de las rutas de las herramientas de procesamiento desarrolladas para este proyecto. El archivo *Manifest* es leído por todos los scripts de procesamiento de las sesiones 0 y 1, de esta forma se asegura que no haya variaciones del tratamiento de los datos y que se utilicen los archivos adecuados. Además también se posibilita el procesamiento de los datos en diferentes

⁵Numpy: biblioteca de funciones que permite el manejo de matrices, implementa *lapack* de Fortran. <http://www.numpy.org/>

⁶Archivo numpy binario con escritura y lectura optimizada y además compresión zip habilitada.

computadoras, si se dan de alta varias rutas con un identificador.

En cuanto a la lectura de los archivos NPZ, el caso de la sesión -1 es una lectura directa ya que consta de una corrida única por sujeto. En los casos de las sesiones 0 y 1, se leen los archivos correspondientes a los bloques de cada sesión, los datos se preprocesan y almacenan en un único archivo por sujeto.

4.5.2. Acondicionamiento de las señales de EEG

El acondicionamiento es el mismo para todos los protocolos, excepto por la modificación de algunos parámetros. El proceso es el siguiente:

1. Filtro FIR pasa banda aplicado a cada canal y a todo el registro
2. Extracción de épocas de 600 ms (307 muestras) sincronizadas a estímulo.
3. Eliminar tendencia lineal de las épocas
4. Normalizar épocas con *z-score*: media cero y varianza 1
5. Agrupar épocas por repetición y por identificador de estímulo

Para la sesión -1 el filtro FIR fue de orden 100 en la banda 0.1–2.0 Hz diseñado con una ventana de Hanning. En el caso de las sesiones 0 y 1 el filtro fue de orden 40, en la banda 1.5–8.0 Hz diseñado con una ventana Chebyshev de 41 muestras y atenuación de 100 dB.

4.5.3. Análisis del P300 en promedios coherentes globales

Este análisis se realizó para las sesiones -1 y 0. En cada caso, se utilizaron las épocas preprocesadas, incluyendo todos los canales en el ensamble para calcular el promedio coherente global por sujeto para las épocas target y las no-target.

Los promedios coherentes de la sesión -1 se graficaron por pares target/no-target por sujeto. Se analizó la forma de onda buscando, en el promedio target, el pico positivo de mayor amplitud en el intervalo 150–450 ms, el cual se asocia a la provocación de P300. Se inspeccionó que a la misma latencia de dicho pico positivo los promedios

no-target no tuviesen una respuesta similar. También se buscaron otras ERP tales como N100, N200 y P200.

Los grandes promedios coherentes de la sesión 0, también se graficaron por pares. El análisis de la forma de onda buscó los mismos rasgos P300, N200 y P200 del análisis anterior verificando que las respuestas target y no-target fuesen diferentes. Para confirmar dicho análisis de forma de onda, se realizó un contraste estadístico entre cada par de promedios coherentes por sujeto. La prueba aplicada fue una U-Mann-Whitney (PUW), para demostrar que los promedios coherentes globales target y no-target provienen de diferentes distribuciones y en consecuencia, son generadas por distintos fenómenos, en este caso, atender al estímulo target y no atenderlo. Dicha prueba estadística se aplicó en dos instancias: la primera en donde se contempla la longitud total de las épocas (600 ms) y en la segunda únicamente el intervalo [150, 450] ms que es donde aparece el P300. Se reportan los valores de p por sujeto para cada uno de los intervalos de análisis.

Un análisis similar no es directamente aplicable a la sesión 1, ya que solamente se cuenta con cuatro repeticiones de la pantalla v3.0.1 y cuatro de v3.0.2, por lo que se tienen muchos menos datos para hacer un promedio coherente en comparación con la sesión 0 y en consecuencia, un contraste estadístico también se descarta.

4.5.4. Detección automática de P300.

Sea $\mathbf{x}_{l,r,j}^k$ una época proprocesada correspondiente al j -ésimo canal del l -ésimo trial de la r -ésima repetición para el k -ésimo sujeto. Donde $l \in \{0, 1, 2, \dots, 9\}$ y $j \in \{0, 1, 2, \dots, 7\}$ para las tres sesiones que se presentan en este proyecto de investigación.

A partir de la concatenación de los canales de cada época

$$X_{l,r}^k = \left[\mathbf{x}_{l,r,0}^k \ \mathbf{x}_{l,r,1}^k \ \dots \ \mathbf{x}_{l,r,7}^k \right] \quad (4.1)$$

para r, l y k dados, y siendo $\mathcal{S}(arg, s)$ la función submuestreo regular por un factor s , donde arg es el vector que representa una señal discreta en tiempo. Se define el

vector $X_{l,r}^k|_s$ de la siguiente forma:

$$X_{l,r}^k|_s = \mathcal{S} \left(X_{l,r}^k, s \right). \quad (4.2)$$

A partir de los vectores $X_{l,r}^k|_s$ se realizó la detección del P300 dependiendo de la sesión, tal como se muestra en la Fig. 4.12. A continuación se detalla al respecto.

En la sesión -1, los vectores de rasgos (FV) para el k -ésimo sujeto, en la r -ésima repetición dado un factor s de re-muestreo, corresponden a un promedio coherente parcial en una repetición dada, de acuerdo a

$$FV_{l,r}^k|_s = \frac{1}{l+1} \sum_{i=0}^l X_{i,r}^k|_s. \quad (4.3)$$

Se entrenaron y evaluaron dos LSVM por sujeto, una para detectar P300 en estímulos de filas y otra para columnas. La evaluación de estos clasificadores consistió en una validación cruzada de once vías en dónde se utilizaron los FV de siete repeticiones para el entrenamiento y los datos de las cuatro restantes para prueba. Se utilizó $C = 1.0$ y no se implementó ninguna estrategia de balaceo entre clases. Se reportan los promedios y las desviaciones estándar de las áreas bajo la curva ROC (AUROC), ver §3.2.2. En este caso no se realizó una detección del marcador seleccionado (Fig. 4.12:sesión -1).

En el caso de sesión 0 los vectores de rasgos FV fueron directamente las épocas submuestreadas $X_{l,r}^k|_s$ por un factor de 4. Los datos de ocho repeticiones se utilizaron para entrenar y ajustar los parámetros de cinco clasificadores $p = \{\text{LDA-LASSO, LDA-shrinkage, LSVM, RSVM y SWLDA}\}$, como se observa en las Figs. 4.10 y 4.12:sesión 0.

Todos los clasificadores, a excepción del SWLDA, fueron entrenados y evaluados utilizando la biblioteca para reconocimiento de patrones scikit-learn v0.17 con python 2.7 [105]. Por otro lado, en ningún caso se implementó algún mecanismo para balancear el número de vectores de cada clase.

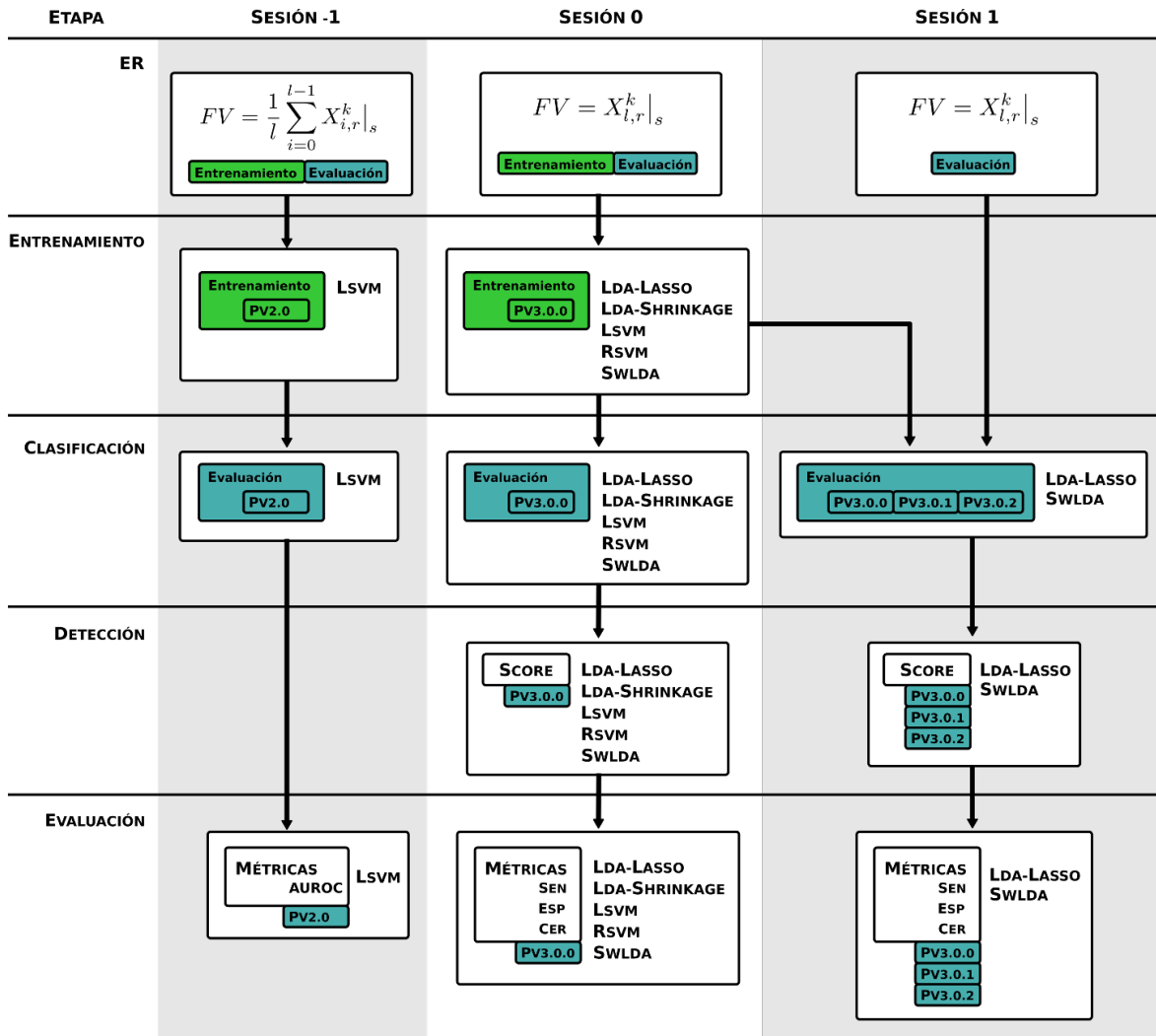


Figura 4.12: Esquemas de entrenamiento y evaluación de los clasificadores, y en su caso de la detección del marcador target para las tres sesiones que comprenden esta tesis. ER: extracción de rasgos

El clasificador LDA-LASSO se entrenó con el método least angle regression (LARS)⁷. El parámetro *shrinkage* t se seleccionó automáticamente a través de validación cruzada de ocho vías implementada directamente por la biblioteca de entrenamiento.

El clasificador LDA-shrinkage se implementó con el análisis de discriminante lineal

⁷LassoLarsCV: http://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.linear_model.LassoLarsCV.html

convencional de la biblioteca scikit-learn de python forzando la opción de optimización por *shrinkage*.

El clasificador LSVM se entrenó para $C = 1.0$ y con la misma prevalencia de clases. Para el caso del clasificador RSVM se buscaron los parámetros C y γ en una rejilla de $[0.1, 5.0] \times [0.001, 2.000]$, con incrementos correspondientes de 0.01 y 0.001, respectivamente. Se seleccionaron los parámetros que maximizaron el AUROC de una validación cruzada de cinco vías.

El clasificador SWLDA se entrenó con Matlab v2009 ya que este método no tiene una implementación nativa de python. Los parámetros de entrenamiento utilizados fueron: 0.05, 0.1 y 100, los cuales corresponden a la probabilidad de inclusión y exclusión de un rasgo, así como el número máximo de rasgos. Con python y scikit-learn se calcularon los FV y se almacenaron en archivos compatibles con Matlab. Por otra parte, la evaluación del desempeño de los clasificadores SWLDA se realizó en python, utilizando la información de los clasificadores SWLDA entrenados con Matlab.

La evaluación de cada uno de los cinco tipos de clasificadores, consistió en medir la sensibilidad, especificidad y certeza de la detección del marcador target en datos de nueve repeticiones no vistas como se muestra en las Figs. 4.10 y 4.12: *sesión 0*. La extracción de rasgos para estos datos fue la misma que la utilizada para los datos de entrenamiento.

El *target*, para los cinco clasificadores utilizados, se seleccionó con la estrategia de votos equitativamente ponderados a través de acumular las puntuaciones (scores) de los trials correspondientes al m -ésimo marcador, dados el sujeto k , la repetición r y el tipo de clasificador p , de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$target = \max_m \left\{ \sum_{i=0}^l C_p \left(X_{i,r}^k |_{s,m} \right) : m = \{0, 1, \dots, 11\} \right\}. \quad (4.4)$$

Las cinco sensibilidades, correspondientes a cada tipo de clasificador fueron contrastadas para saber si el LDA-LASSO y el esquema de selección de votos eran significativamente mejores que el resto de los clasificadores. Se realizó una prueba

Friedman con post hoc SRSW y corrección Hommel como es descrito en [31, 45]. Un análisis similar se realizó para las especificidades.

Adicionalmente, se realizó un análisis del comportamiento de las medianas de sensibilidad y especificidad con respecto al número de puntajes acumulados, en otras palabras, el número de trials considerados para tomar la decisión sobre qué marcador era el target.

En la sesión 1, los vectores de rasgos fueron extraídos de la misma forma que en la sesión 0. Se detectaron automáticamente los marcadores target de la sesión 1 por medio de los clasificadores LDA-LASSO y SWLDA entrenados en la sesión previa, y utilizando el esquema de votos con ponderación equitativa, al igual que en la sesión 0, ver Fig. 4.12. De forma similar a la sesión 0, las métricas de desempeño utilizadas fueron: sensibilidad, especificidad para cada sujeto. Los grupos de datos y tipos de contrastes se describen a continuación.

Sea $S(i)_B^k$ el conjunto de datos correspondientes a los bloques $B \subset \{1, 2, 3, 4, 5\}$ de la i -ésima sesión del k -ésimo sujeto. De esta forma, el conjunto de datos $S(1)_{\{2,5\}}^k$ se utilizó para evaluar el desempeño de los clasificadores en la sesión 1 cuando se presenta la pantalla escenario v3.0.0. Otro conjunto de datos para evaluación fue $S(1)_{\{3,4\}}^k$ que corresponde a los bloques en que se presentaron aleatoriamente las pantallas v3.0.1 y v3.0.2, las Figs. 4.11 y 4.12: *sesión 1* ilustran estos conjuntos de evaluación. Por otra parte, dado que el número de repeticiones por bloque varía entre las sesiones 0 y 1, el conjunto denotado como $S(0)_{\{3,4\}}^k$ en realidad correspondió con los datos de evaluación de la sesión 0 exceptuando la última repetición.

Las métricas de desempeño sensibilidad y especificidad para un conjunto de evaluación dado y el clasificador $p = \{\text{LASSO}, \text{SWLDA}\}$ se denotan como $sen(S(i)_B^k, p)$ y $esp(S(i)_B^k, p)$, respectivamente.

Se evaluó que el tiempo transcurrido entre la sesión 0 y 1 no fuera un factor que impactara el desempeño en la detección del marcador target. Para ello, en el caso de la sensibilidad, se definió la variable d_{sen}^k como la diferencia entre las sensibilidades obtenidas con los clasificadores LDA-LASSO y SWLDA, es decir,

$$d_{sen}^k(i, B(i)) = \text{sen}\left(S(i)_{B(i)}^k, LASSO\right) - \text{sen}\left(S(i)_{B(i)}^k, SWLDA\right). \quad (4.5)$$

De esta forma se realizó una prueba SRSW entre $d_{sen}^k(0, B(0))$ y $d_{sen}^k(1, B(1))$, considerando todos los sujetos, $B(0) = \{3, 4\}$ y $B(1) = \{2, 5\}$. En otras palabras, para evaluar que el tiempo no fuera factor, se contrastó estadísticamente que la mediana de las diferencias de sensibilidades de la sesión 0 fuera estadísticamente igual a su homólogo de la sesión 1, considerando que en ambos casos la pantalla v3.0.0 se muestra a los sujetos. Un análisis similar, pero en términos de la especificidad se realizó considerando $d_{esp}^k(i, B(i))$.

Se evaluó que el cambio de imágenes de fondo y sus respectivos marcadores no fueran factores que impactaran el desempeño de la detección del marcador target. El contraste $\mathcal{C}_{sen}(G, C_p)$ se realizó como se sugiere en [31, 45], y consistió en comparar por medio de la prueba de Friedman y análisis post hoc SRSW con corrección Hommel las sensibilidades de los tres grupos dados por

$$G = \left\{ \text{sen}(S(0)_{\{3,4\}}^k, C_p), \text{sen}(S(1)_{\{2,5\}}^k, C_p), \text{sen}(S(1)_{\{3,4\}}^k, C_p) \right\}. \quad (4.6)$$

Se realizó un contraste para $\mathcal{C}_{sen}(G, LASSO)$ y otro para $\mathcal{C}_{sen}(G, SWLDA)$. Un análisis similar se realizó para la especificidad:

$$G = \left\{ \text{esp}(S(0)_{\{3,4\}}^k, l), \text{esp}(S(1)_{\{2,5\}}^k, l), \text{esp}(S(1)_{\{3,4\}}^k, l) \right\}. \quad (4.7)$$

Un contraste entre métodos de clasificación no fue considerado ya que el objetivo era evaluar el cambio de imágenes de fondo y sus respectivos marcadores de estimulación y no el clasificador que mejor discrimine a pesar de los cambios de pantalla de estimulación. En todas las evaluaciones de clasificadores siempre se tomó en cuenta que los desempeños mínimos debían ser mayores al mínimo establecido de 0.7 para una aplicación de deletreo.

Capítulo 5

Resultados y Discusión

5.1. Evaluación de pantallas de estimulación con una imagen de fondo y con marcadores asimétricamente acomodados

5.1.1. Pantalla de estimulación v1.0

La primera versión de una pantalla escenario fue la que se presenta en la Fig. 5.1. Se utilizó para un estudio piloto cuyo objetivo fue demostrar que una pantalla con una imagen de fondo y marcadores asimétricamente acomodados generaba P300 en promedios coherentes globales. Se habilitaron veintiséis marcadores para estimulación fila columna en una matriz de 18×18 . La imagen de fondo es una instantánea adquirida con una cámara convencional de 3 Mpx, sin procesamiento y de tamaño 1200×890 pixeles. La imagen es distinta a las utilizadas posteriormente.

Del diseño de la pantalla escenario v1.0 se encontró que: *a)* OpenViBE provee un máximo de 36 identificadores de estímulos, *b)* el deletreador OpenViBE soporta únicamente matrices cuadradas de estímulos. Por ello, la matriz más grande que OpenViBE puede manejar es de 18×18 . Además, al modificar la GUI de la pantalla

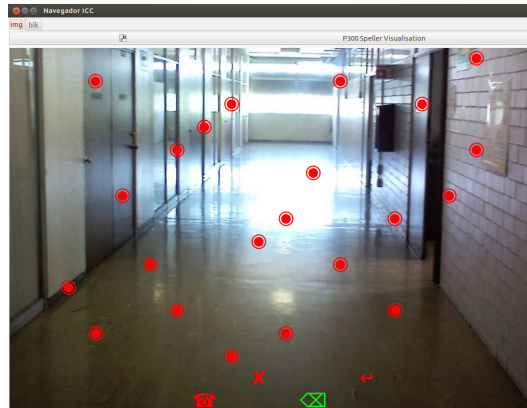


Figura 5.1: Prototipo de las *pantallas escenario* utilizada en un estudio piloto.

de estimulación se encontró que no seguir su convención de nomenclatura genera un error en tiempo de ejecución que evita que se lance la pantalla.

Cuatro sujetos sanos utilizaron esta pantalla en modo dirigido, todos ya habían sido usuarios de un deletreador P300. El protocolo consistió en cinco repeticiones de ocho trials cada una. Se encontró que en todos, la morfología de los promedios coherentes globales tienen características de P300. La implementación de un clasificador automático no fue posible ya que sólo se almacenó una bandera que indicaba si el estímulo presentado era target o no.

El diseño de la pantallas v1.0 y su protocolo de estimulación fueron la base para el desarrollo de las siguientes versiones, por ejemplo para discernir el tamaño óptimo de la matriz de estimulación, ya que en esta primera versión el protocolo fue demasiado largo: 36 estímulos por trial.

5.1.2. Pantalla de estimulación v2.0

Se desarrolló una pantalla de estimulación con una imagen de fondo y cuyos marcadores de estimulación se encuentran asimétricamente acomodados a través del método descrito en §4.3.1, diferentes estadios de dicha pantalla se muestran en la Fig. 5.2.

En la Fig. 5.2a se muestra la pantalla de estimulación con sus once marcadores distribuidos en una matriz de 9×9 . Se aprecia que la disposición asimétrica tiene

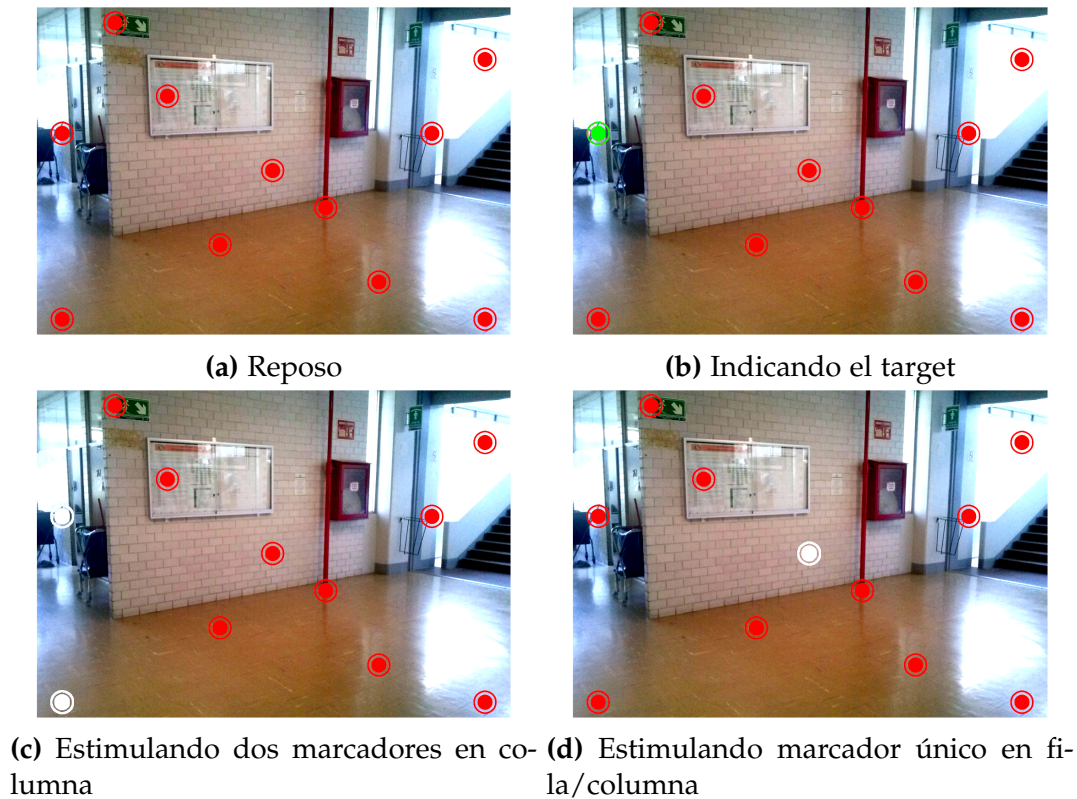


Figura 5.2: Diferentes estados de la pantalla de estimulación v2.0

una tendencia hacia el centro, esto es reflejo de la condición que a lo más debía haber dos marcadores de estimulación por fila o columna y que estos debían estar lo más alejados posible para evitar distracciones y disminuir el desempeño de la detección de P300, como pasa cuando se seleccionan filas o columnas aledañas en el paradigma del deletreador P300 convencional [50, 65].

El arreglo de los marcadores y la elección del tamaño de la matriz se realizaron heurísticamente, por medio de varios refinamientos, ya que mover un marcador se requiere de una permutación del resto para que se respete la unicidad de fila y columna. La elección de once marcadores fue parte de dicha heurística para asegurar que los marcadores en el centro, que son los más cercanos entre si, emularan al estímulo único, además de asegurar que se contaban con suficientes estímulos para aumentar la infrecuencia del estímulo target y así favorecer la respuesta P300. La heurística se desarrolló tomando en cuenta el compromiso entre el número de

estímulos por trial y el número de marcadores perceptibles por el sujeto.

Se probaron varias configuraciones de los marcadores de estimulación, la seleccionada es aquella cuyos marcadores corresponden con la mayor cantidad de elementos relevantes en el escenario. En la aplicación final, el sistema que localice automáticamente los lugares y objetos de interés en el escenario de navegación deberá implementar un algoritmo para priorizarlos, el cual contemple, número máximo de marcadores habilitados, certeza de lugares y objetos localizados, hora del día, aprendizaje de decisiones previas del sujeto, entre otros.

La Fig. 5.2b ejemplifica cómo la pantalla de estimulación v2.0 muestra un estímulo al usuario. Para asegurar que todos los targets se mostraran adecuadamente, se desarrolló un lua-script que muestra secuencialmente cada uno de los targets encendiéndolos durante 2 s. De esta forma también se comprobó que la pantalla de estimulación v2.0 es lanzada y recibe los comandos de OpenViBE-designer. Durante esta tarea de verificación de targets el OpenViBE-designer recibió datos del OpenViBE-acquisition server, el cual se configuró para un canal del g.USBamp a 512.0 Hz de frecuencia de muestreo. El g.USBamp se conectó a un generador de ondas senoidales de 10 Hz de g.Tec, de esta forma se comprobó que la adquisición de datos también funcionara correctamente en conjunto con la presentación de los estímulos.

Se comprobó que la nomenclatura de las etiquetas de texto de GTK+ de la interfaz gráfica del deletreador es fundamental ya que de no seguirla, aunque se envíen adecuadamente los comandos de estimulación, los marcadores no cambian de color en ningún caso.

A partir del desarrollo de la pantalla de estimulación v1.0 y ratificado con el desarrollo de la v2.0, 18×18 es la matriz de estimulación más grande que OpenViBE V0.14 puede manejar, esto se debe a que los identificadores de estimulación habilitados están entre 0x8001 y 0x8024, además, solamente se pueden implementar matrices de la forma $N \times N$. De acuerdo a [40, 50, 65] una forma de disminuir el efecto de detección de P300 en filas o columnas aledañas es que las matrices no sean cuadradas.

Las pantallas v3.0.x al no tener una estructura simétrica y un modo de estimulación en fila/columna, disminuyen el efecto de los estímulos de los vecinos. Este efecto, únicamente se presenta en los cúmulos de marcadores, es decir, donde estos se encuentren más cercanos entre si. Aunque OpenViBE v0.16 fue liberado en julio de 2013, esta versión incluye un deletreador P300 rectangular tipo *qwerty* que es una aplicación de un tercero, no se exploró la alternativa de decodificarlo y modificarlo para que implementara una pantalla de estimulación con imagen de fondo y marcadores asimétricos ya que se consideró que podría haber riesgo de retraso en el proyecto ya que para ese entonces se había decodificado el deletreador P300 de la versión 0.14 de OpenViBE.

Las Figs. 5.2c y 5.2d ejemplifican como se muestran los estímulos al sujeto. Los marcadores 9, 20, 33, 40, 50, 61 (ver Fig. 4.5a, Cuadro 4.2 para índices de marcadores) se presentan como estímulos únicos tanto en fila como en columna (Fig. 5.2d). Los marcadores 40 y 50 son los más cercanos de todos los habilitados. El marcador 66 es marcador único en columna, pero en fila se presenta con otro marcador, de forma similar pasa con el marcador 73, pero viceversa. Los marcadores 3, 8 y 80 siempre se presentan con una pareja (Fig. 5.2c).

La pantalla de estimulación v2.0 se habilitó para dieciocho identificadores de estimulación, nueve para filas y nueve para columnas. El generador de estímulos de OpenViBE construye secuencias aleatorias de esos identificadores. Adicionalmente, agregar más de doce marcadores de estimulación no contribuye a la infrecuencia ya que dada una pantalla de tamaño $N \times N$ el número de estímulos por trial es $2N$ independientemente del número de marcadores visibles. Por esta razón, se decidió que una pantalla de tamaño 9×9 tiene un buen balance entre los dieciocho estímulos fila/columna disponibles y los once marcadores que se pueden mostrar para que a lo más dos de estos se estimulen por fila o por columna.

Los marcadores de estimulación son todos perceptibles en estado de reposo Fig. 5.2c. Sin embargo, el estímulo de los marcadores 3 y 73 (ver Figs. 4.5a y 5.2c) no se percibe ya que se encuentran en áreas de la imagen con demasiada luminosidad.

Al utilizar la pantalla v2.0 más del 70% de los usuarios refirieron que tuvieron molestias tales como: dolor, sequedad y cansancio en los ojos, además de lagrimeo.



(a) Pantalla en estado de reposo, los doce marcadores en color azul. (b) Todos los marcadores en color de estimulación para indicar la adquisición esta por empezar.



(c) Marcador único en color verde. La imagen representa la indicación del marcador target o también, un estímulo en modo de marcador único.

Figura 5.3: Estados de las pantallas de estimulación v3.0.x

5.1.3. Pantalla de estimulación v3.0

Se desarrolló la pantalla v3.0.0 que se muestra en la Fig. 5.3. Se observan doce marcadores: cuatro para menú, cinco de ruta en piso, dos señales en pared y una puerta. En la pantalla v3.0.0 no se perciben agrupamientos o marcadores que no estén en algún lugar de interés en la imagen, como fue el caso de la versión anterior.

Se decodificaron las secuencias de comandos generadas por OpenViBE de los registros realizados con la pantalla v2.0. Se creó una tabla de hash que relaciona un entero entre 0 y 80, con el par fila–columna de identificadores de OpenViBE que

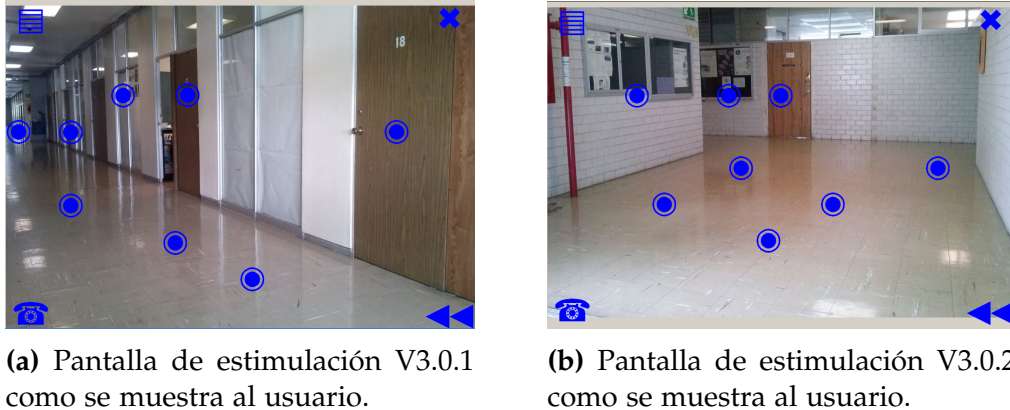


Figura 5.4: Pantallas de estimulación V3.0.1 y V3.0.2

le corresponden. Esta tabla se puede generalizar para utilizarse con la matriz de estímulos más grande que OpenViBE.

De forma similar, se crearon y probaron las pantallas de estimulación v3.0.1 (Fig. 5.4a) y v3.0.2 (Fig. 5.4b). Como se observa en la Fig. 5.4 las imágenes y disposición de marcadores son distintas a la pantalla v3.0.0. En el caso de v3.0.1: tres marcadores para el piso, tres puertas, una ventana y fondo del pasillo. Para v3.0.2: cinco marcadores para piso, una puerta y dos señales de pared. Se probaron varias distribuciones para implementar pantallas similares a v3.0.1 y v3.0.2, pero utilizando los criterios de distribución de marcadores de la pantalla v2.0. No se logró que la mayoría de los marcadores estuviese localizado en lugares de interés, de esta forma se demostró que el modo en estímulo único que se implementó, permite un mejor ajuste de la ubicación de los marcadores.

El esquema de colores utilizado en las versiones 3.0.x fue tomado de [57, 133]: azul reposo y verde estimulación. Este esquema resultó cómodo para los dieciocho sujetos, ya que ninguno refirió molestias tales como: lagrimeo, dolor o resequead en los ojos. Además todos refirieron que los marcadores son completamente perceptibles tanto en reposo como en estimulación, mejorando así, la visualización y presentación de estímulos respecto a la pantalla escenario v2.0 para un diseño basado en OpenViBE. En resumen, las pantallas v3.0.x fueron confortables para los usuarios, ya que los estímulos fueron perceptibles y no se reportaron molestias debidas a la estimulación basados en las respuestas al cuestionario en el que

se les preguntó a los sujetos si durante las sesiones percibieron: mareo, ardor en los ojos, lagrimeo, intolerancia a la estimulación, malestar general, somnolencia o cansancio.

5.1.4. Secuencias de estimulación de las *pantallas escenario*

El generador de secuencias de estimulación nativo de OpenViBE se utilizó de acuerdo al manual de usuario de OpenViBE [79]. Se desarrolló un lua-script que conmuta entre mostrar el target y dejar pasar la secuencia de estímulos del generador nativo. Dicho script también tenía que resincronizar el tiempo de envío de los estímulos luego de mostrar un target, analizando el archivo *log* de OpenViBE-designer no se reportaron retrasos al enviar los estímulos. La resincronización se consiguió retrasando $\Delta t = 0.01$ s todos los estímulos. Esto no sesga la secuencia de estímulos, ya que es constante para todos los estímulos, además estos son concomitantes en su presentación y almacenamiento. El análisis del archivo *log* de OpenViBE mostró que no se reportaron retrasos o estímulos no enviados a causa de la resincronización propuesta, lo cual es evidencia para asumir que la presentación de estímulos y su almacenamiento se realizó adecuadamente.

Algunos sujetos refirieron haber percibido patrones de estimulación, incluso que en algunos casos el marcador target se intensificaba dos veces seguidas. Se analizaron las secuencias de estímulos de diez secuencias de deletreo de la pantalla escenario v2.0. En estos casos no se registró el EEG. El generador de secuencias de estimulación nativo de OpenViBE se configuró para 12 repeticiones de 10 trials cada uno, en otras palabras, 2160 estímulos. Se encontró que en todas las secuencias analizadas los estímulos se alternan entre filas y columnas, teniendo como consecuencia que dado el primer estímulo, el segundo tendrá 9 posibilidades en lugar de las 17 que tendría si el generador fuera aleatorio. Esto podría ser la razón de los patrones de estimulación que algunos usuarios reportaron. También se analizaron los pares de estímulos, es decir, cuando un mismo marcador se estimula dos veces consecutivas. Se encontró que el $13.9 \pm 1.4\%$ del total de estímulos se presenta de esta forma. Este hecho afecta negativamente la provocación de P300 [111].

En consecuencia, El generador de secuencias de estimulación desarrollado implementó el modo de estímulo único con ISI variables en el intervalo 125–218 ms. Este modo de estimulación junto el IIT de 0.5 s evitan que se traslapen dos P300 como es el caso de la pantalla v2.0. La salida del generador de secuencias de estimulación propio son secuencias aleatorias de números entre 0 y 11 que por medio de la tabla de hash descrita anteriormente, envían el par de comandos fila–columna para indicarle a la GUI del estimulador cual será el estímulo único a presentar. La evaluación de la correspondencia de la tabla de hash con los estímulos presentados se realizó visualmente en una pantalla con los 81 marcadores de estimulación y adicionalmente, con un script que confirma la correspondencia automáticamente, este programa también evaluó que sólo se presenten estímulos en modo único.

En ningún archivo *log* de OpenViBE hubo reporte de desincronización en el envío de las señales que controlan la ejecución de la estimulación por parte de la GUI de las *pantallas escenario v3.0.x*, por lo que se infiere que el generador de estímulos desarrollado envía los estímulos a tiempo. Consecuencia de ello es que los parámetros de estimulación fueron los requeridos (ISI, SD e IIT).

De los resultados obtenidos, con el método propuesto para crear pantallas con estímulo único, con los scripts para el mapeo de identificadores se puede extender a matrices de 18×18 para una mayor resolución espacial de los marcadores. No obstante, hacerlo implica modificar manualmente la GUI del deletreador, o en su defecto, implementar un *parser* XML que lo haga de forma automatizada. Se consideró que los marcadores en las pantallas v3.0.x tienen una ubicación que no requería de mayor resolución espacial y por ello no se consideró la opción de aumentarla.

En resumen, se desarrollaron las pantallas de estimulación v3.0.x con imágenes de fondo y con ocho marcadores asimétricamente acomodados en lugares relevantes para la navegación, y además cuatro marcadores para menús contextuales que se colocaron en las esquinas de cada pantalla. También se comprobó que el esquema de colores azul/verde para la estimulación es siempre perceptible y no genera molestias a los usuarios. Las pantallas desarrolladas son una modificación del deletreador P300 de OpenViBE. Empíricamente, se encontró que una rejilla de

marcadores de 9×9 provee suficiente resolución para posicionar los marcadores de estimulación en cualquier lugar de la imagen de fondo.

También se desarrolló un generador de secuencias de estimulación en modo único que permite configurar el SD y ITT. Adicionalmente, implementa una estrategia de ISI variable seleccionado aleatoriamente entre seis valores discretos lo que disminuye el efecto de los potenciales de estado estable, como se describe en la siguiente sección. En conjunto, las pantallas y el generador de secuencias de estimulación son adecuados para el uso en la aplicación BCI para el que se diseñaron.

5.2. Análisis de los potenciales generados con la pantalla escenario

5.2.1. P300 en pantalla escenario v2.0

Los promedios coherentes globales para la pantalla escenario v2.0 se ejemplifican con un sujeto representativo, cuyos promedios por canal se presentan en la Fig. 5.5. Primeramente se observa que en la Fig. 5.5a los promedios coherentes presentan contaminación de una señal periódica, esto se atribuye a que el ISI constante del generador de estímulos de OpenViBE. Por tal motivo se aumentó el orden del filtro FIR y se restringió la banda de paso, de esta forma resultaron los promedios coherentes. En la Fig. 5.5b se observa un pico positivo alrededor de los 350 ms precedido de un pico negativo a los 200 ms, este complejo es característico de un N200 seguido de un P300. La deflexión temprana N100 y la tardía P600 no pueden confirmarse ya que su amplitud y morfología parecen corresponder a remanentes de la senoidal que no fueron suficientemente atenuados por el filtro. Los promedios coherentes no-target tienen un comportamiento cercano a cero, en ambos tipos de filtrado. Es por ello que se confirmó que la pantalla escenario v2.0 fue capaz de generar P300, a pesar de los inconvenientes en su desarrollo y presentación de estímulos que ya se discutieron. Estos inconvenientes fueron subsanados en las pantallas v3.0.x tal y como se ha descrito anteriormente.

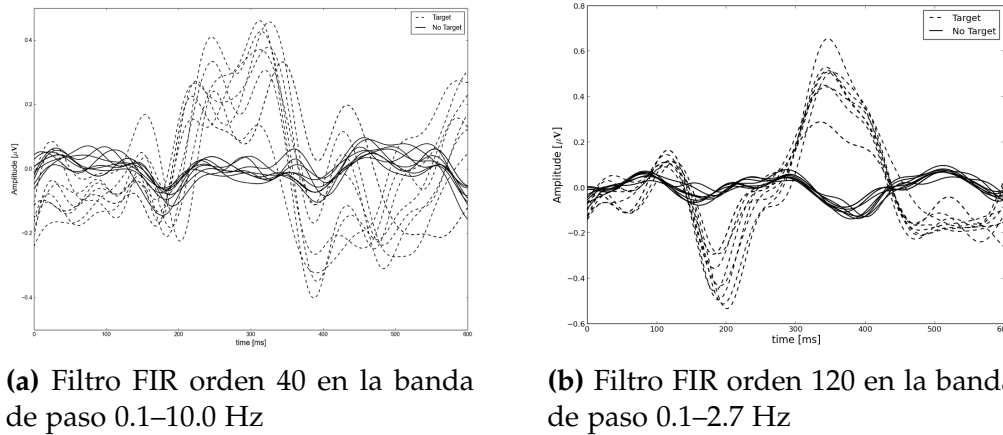


Figura 5.5: Promedios coherentes globales representativos de un sujeto de la sesión -1. Se muestran los promedios correspondientes a los ocho canales de registro para los dos esquemas de filtrado utilizados.

5.2.2. P300 en pantalla escenario v3.0.0.

En la Fig. 5.6 se muestran los pares de promedios coherentes globales target y no-target de los dieciocho sujetos que participaron en el estudio. Un sujeto fue descartado debido a que se durmió durante los diferentes bloques de la sesión 0. Visualmente, en todos los casos los promedios target, son diferentes a los no-targets. Los sujetos 8, 10–15 (40 %) presentan formas de onda típicas del potencial P300. Más del 70 % de los sujetos (1, 2, 4–8, 10–15 and 17) presentan un pico positivo en el intervalo 150–450 ms que es donde típicamente se presenta el P300, en estos casos, también se presentó una deflexión negativa alrededor de los 200 ms, misma que puede asociarse al potencial N200. En todos los casos anteriores se confirma que la *pantalla escenario P300* con modo estímulo único y esquema de color azul-verde provoca potenciales P300 en promedios coherentes globales en más del 70 % de la población estudiada.

Al analizar las diferencias entre los promedios target y no-target únicamente en el área verde de la Fig. 5.6, se observa que el máximo del target siempre es mayor que el de su respectivo no-target.

Hubo cuatro sujetos (0, 3, 6 y 16) cuya forma de onda del promedio coherente target no pudo asociarse a un típico P300. En el caso del sujeto 0 hay un único pico

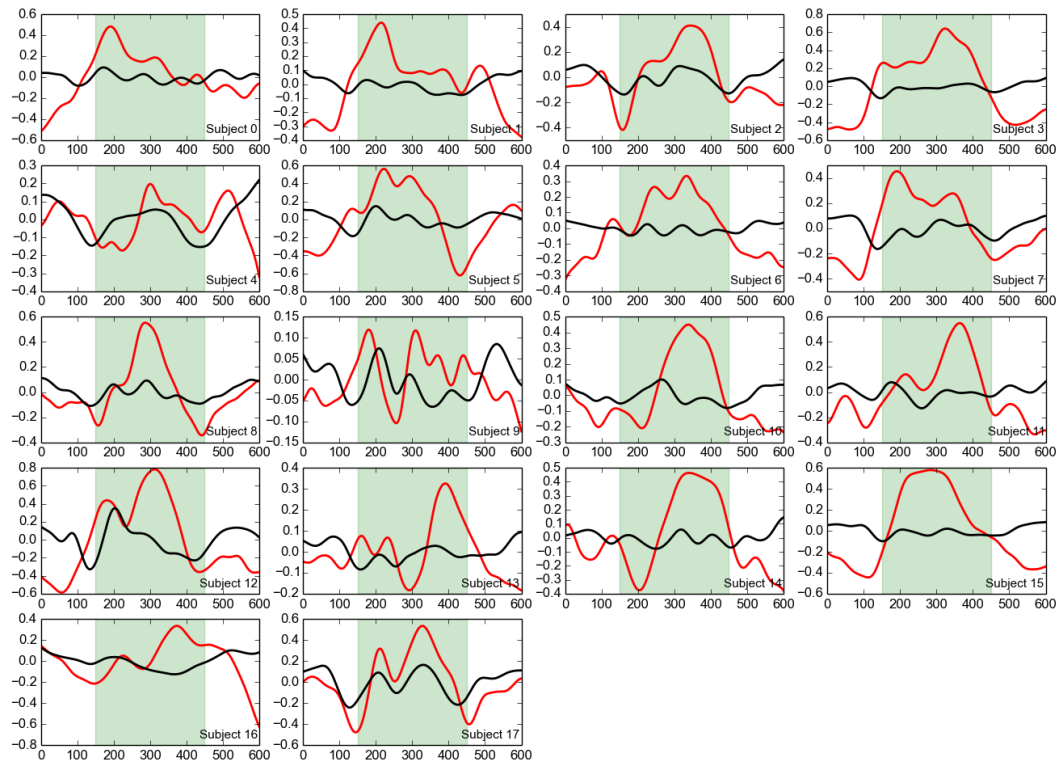


Figura 5.6: Pares de gráficas de los promedios coherentes target (rojo) y no-target (negro) para cada sujeto. En verde se resalta el intervalo 150–450 ms. En el eje horizontal se representa el tiempo en *ms*, las unidades del eje horizontal son unidades normalizadas: los promedios coherentes se calculan a partir de las épocas normalizadas a media cero y varianza uno (*z-score*).

positivo al rededor de los 200 ms que no está precedido de alguna otra deflexión. Los sujetos 3 y 6 presentan el pico positivo máximo aproximadamente a los 350 ms, sin embargo, los potenciales que los preceden no presentan características que se relacionen a N200 o P200.

Seis de los sujetos (2, 3, 5, 7, 8 y 17) presentaron una deflexión negativa en el intervalo [400, 500] ms que puede estar relacionado al potencial de latencia larga N400, mismo que está asociado a la detección de variaciones en un contexto dado, v. g.: secuencias de imágenes o errores gramaticales [131]. Para una interpretación adecuada de este fenómeno se requiere de un diseño experimental específico es por ello que no se ahondó más en este análisis. Adicionalmente, la forma de onda del promedio target del sujeto 9 es la que presenta menos características de P300, no

obstante, los tres picos más grandes podrían estar asociados a los ERP P200, N200 y P300.

El análisis anterior se robusteció con contrastes estadísticos entre los grandes promedios coherentes target y sus correspondientes no-target (ver §4.5.3). Los contrastes utilizando la duración completa de las épocas (0–600 ms) mostraron que los grandes promedios coherentes target y no-target de 10 de los 18 sujetos (56 %) son diferentes (PUW: $p < 0.05$). En los contrastes realizados con épocas recortadas (150–450 ms) se encontró que en el 94 % de los sujetos los grandes promedios coherentes tienen diferencias significativas (PUW: $p < 0.005$). Estos resultados son consistentes con el análisis de la forma de onda del P300 presentado anteriormente y como consecuencia se concluye que un estimulador P300 con una imagen de fondo y marcadores asimétricamente acomodados genera respuestas diferentes al menos en forma global: una asociada a la percepción del estímulo target y otra que corresponde al resto de los estímulos.

Por lo anterior, queda demostrado que la pantalla escenario genera respuestas distintas cuando se atiende un estímulo target y cuando se atiende al resto. Los promedios coherentes globales del 90 % de los sujetos estudiados presentaron características morfológicas que corresponden al P300. El resto de la tesis está enfocado en la detección automática de la respuesta target, donde los métodos de extracción de rasgos y clasificación incorporan implícitamente la información de amplitudes, latencias y varianzas de las épocas.

5.3. Detección de marcadores target en la pantalla escenario

5.3.1. Análisis del desempeño en la sesión -1 (pantalla v2.0).

Los resultados de las AUROC obtenidas por validación cruzada de siete vías se muestran en el Cuadro 5.1. En 7 de las 10 secuencias se obtuvo un desempeño en filas mayor al 0.7 AUROC, el cual es el mínimo aceptado para aplicaciones BCI. En

lo que respecta a columnas, fueron ocho las secuencias que superaron este mínimo. Los resultados del cuadro 5.1 son la versión con procesamiento mejorado al que se presentó en [107].

Los desempeños menores al 0.7 AUROC se pueden atribuir a tres causas. La primera es que los marcadores erróneamente detectados sean contiguos a los marcadores target, este resultado se retomará con mayor detalle en el análisis del desempeño de la pantalla v3.0.0. La segunda causa es que las secuencias de estímulos generadas por OpenViBE presentan patrones perceptibles por más del 50 % de los usuarios, lo cual de acuerdo a Polich [111] disminuye el desempeño de la detección del P300. La tercera causa de errores de detección de P300 puede estar asociada a que hay marcadores cuyo esquema de color rojo/blanco dificulta la percepción del estímulo, de esta forma, si el sujeto no distingue cuando se presenta el estímulo target, no se genera P300. Ver §5.1.2 para mayor detalle del análisis del generador de estímulos OpenViBE que utiliza la pantalla escenario v2.0.

El caso del sujeto 4 puede ser explicado por los tres tipos de errores anteriormente presentados, ya que en este caso, este sujeto obtuvo 0.9 de AUROC en columnas en el Bloque 0, mientras que en el Bloque I dicha métrica disminuyó 75 %. No obstante, para discernirlo se requiere de un diseño experimental apropiado y queda fuera de los alcances de este proyecto. Las siguientes versiones de pantallas escenario (v3.0.x) fueron diseñadas con características que mitigan las fuentes de error discutidas anteriormente, lo que implicó desarrollar una versión propia del generador de secuencias de estimulación y configurar adecuadamente lo presentación de estímulos OpenViBE.

Adicionalmente, se utilizaron RBF-SVM para detectar P300 en los mismos datos, salvo un sujeto, el resto tuvo desempeño menor al obtenido con LSVM, por tal motivo se descartó el uso del *kernel* RBF para la pantalla escenario v2.0.

5.3.2. Análisis del desempeño en la sesión 0 (pantalla v3.0.0).

Se evaluó el desempeño de cinco clasificadores para la detección automática del marcador target: LDA-LASSO (LASSO), LDA-shrinkage (SHRI), LSVM, RSVM y SWL-

Cuadro 5.1: Media y desviación estándar del AUROC calculadas a partir de la validación cruzada de siete vías con el protocolo de la pantalla v2.0. Las AUROC se calcularon por separado en filas y columnas. † Orden descendente

Sujeto-serie	AUROC filas†	AUROC columnas
05-0	0.86±0.09	0.80±0.20
03-0	0.83±0.21	0.81±0.15
04-0	0.80±0.18	0.90±0.18
02-0	0.74±0.18	0.82±0.20
00-0	0.68±0.10	0.61±0.08
01-0	0.65±0.21	0.62±0.13
02-1	0.91±0.07	0.89±0.07
03-1	0.86±0.08	0.81±0.09
04-1	0.77±0.08	0.68±0.14
01-1	0.66±0.16	0.89±0.16

DA. La selección del target se realizó con votación sin ponderación.

Cuadro 5.2: Medianas y sus correspondientes intervalos intercuartiles (IIQ) correspondientes a la sensibilidad en la detección del marcador target agrupados por tipo de clasificador y número de trials considerados en la toma de decisión.

<i>l</i> -trials	Mediana Sensibilidad (IIQ)				
	LSVM	RSVM	LASSO	SHRI	SWLD
1	0.22 (0.17–0.39)	0.33 (0.22–0.39)	0.33 (0.22–0.44)	0.33 (0.11–0.39)	0.33 (0.11–0.33)
2	0.44 (0.22–0.56)	0.44 (0.28–0.61)	0.44 (0.22–0.61)	0.33 (0.17–0.50)	0.44 (0.22–0.67)
3	0.44 (0.33–0.72)	0.56 (0.28–0.72)	0.56 (0.39–0.72)	0.56 (0.17–0.78)	0.44 (0.28–0.67)
4	0.56 (0.28–0.72)	0.67 (0.39–0.78)	0.56 (0.50–0.78)	0.56 (0.33–0.78)	0.67 (0.39–0.78)
5	0.67 (0.28–0.83)	0.67 (0.33–0.89)	0.67 (0.50–0.78)	0.67 (0.44–0.78)	0.67 (0.44–0.78)
6	0.78 (0.50–0.89)	0.78 (0.39–0.89)	0.78 (0.56–0.89)	0.78 (0.56–0.89)	0.78 (0.33–0.89)
7	0.78 (0.44–0.94)	0.78 (0.50–0.89)	0.89 (0.56–1.00)	0.78 (0.44–0.89)	0.78 (0.44–0.89)
8	0.89 (0.44–1.00)	0.89 (0.39–1.00)	0.89 (0.61–1.00)	0.89 (0.50–1.00)	0.89 (0.50–0.89)
9	0.89 (0.44–1.00)	0.89 (0.44–1.00)	0.89 (0.61–1.00)	0.89 (0.67–0.89)	0.89 (0.50–1.00)
10	0.89 (0.44–1.00)	0.89 (0.56–1.00)	1.00 (0.61–1.00)	0.89 (0.67–1.00)	0.89 (0.61–1.00)

En el Cuadro 5.2 se muestran las medianas de las sensibilidades de la detección de marcador target agrupadas por tipo de clasificador y número de trials considerados para tomar la decisión (*scores* acumulados). En general, para seis trials ($l > 5$) las medianas son mayores que 0.78. En el caso de ocho trials ($l > 7$) la mediana de las sensibilidades fue mayor que 0.88. Adicionalmente, para $l > 7$ el tercer cuartil incluye 1.0, excepto para SHRI. Estas tasas de detección de target son comparables con los desempeños reportados en los deletreadores convencionales [2, 7, 15, 50,

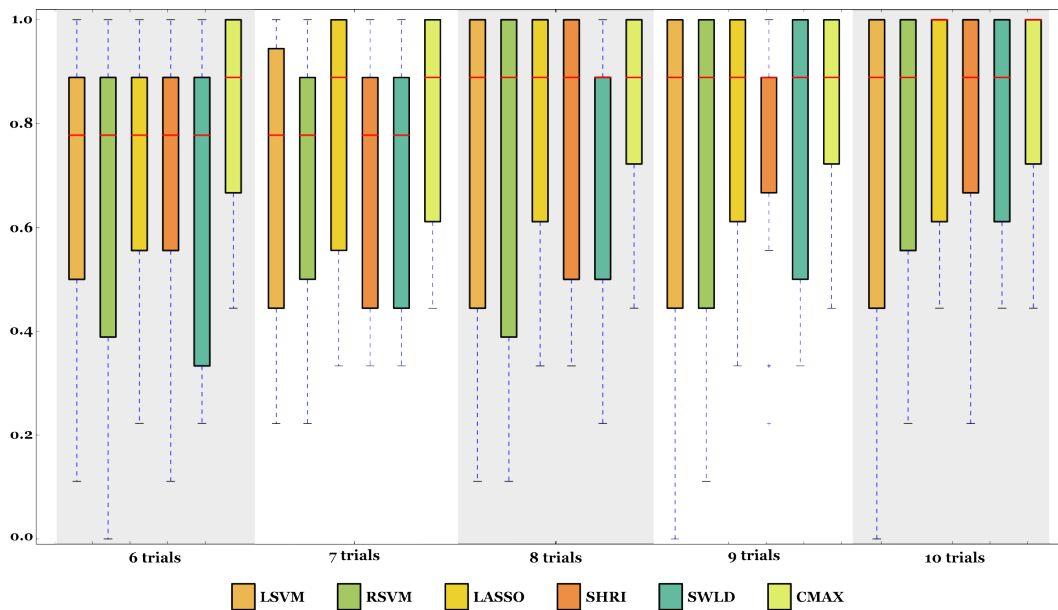


Figura 5.7: Diagramas de caja de las sensibilidades de los dieciocho sujetos que resultaron de la detección automática del marcador target con los cinco métodos de clasificación y la selección por votación.

76, 90, 138, 147].

Se contrastaron las cinco sensibilidades de los clasificadores para seis trials ($l = 6$) a través de una prueba de Friedman. Se encontró que no existe suficiente evidencia para descartar la hipótesis nula ($\chi^2 = 6.66$, $p > 0.1$). Resultados similares se encontraron para $l = 7$ ($\chi^2 = 9.14$, $p > 0.05$), $l = 8$ ($\chi^2 = 6.45$, $p > 0.1$), $l = 9$ ($\chi^2 = 3.63$, $p > 0.4$), y $l = 10$ ($\chi^2 = 8.93$, $p > 0.06$). Es decir, en general, el desempeño de los clasificadores es el mismo para los sujetos estudiados. Estos resultados son consistentes con evaluaciones de clasificadores, pero con deletreadores convencionales [7, 76, 88, 90].

El comportamiento general de todos los clasificadores es mejorar mientras más trials se consideran para tomar la decisión, de la misma forma la dispersión tiende a ser menor, lo cual concuerda con análisis similares [76, 88, 90]. Los clasificadores que presentaron mayor variabilidad respecto al número de trials fueron LSVM y RSVM. Por el contrario, el clasificador cuya variabilidad fue más estable con respecto al número de trials fue LDA-LASSO [106].

En la Fig. 5.7 se muestra un diagrama de cajas de las sensibilidades para cada clasificador y número de trials considerados en la toma de decisión. Se tomó en cuenta a partir de seis trials ya que es el número mínimo cuya mediana es mayor que 0.7. La inspección visual de dicha figura, es consistente con lo obtenido de las pruebas estadísticas detalladas anteriormente.

El desempeño *C*MAX es el supremo de las cinco sensibilidades en cada sujeto y trial. La Fig. 5.7 muestra *C*MAX para $l > 5$. En todos estos casos, la mediana de la sensibilidad es mayor que 0.85. Así mismo la dispersión fue disminuyendo en función del l : con $l = \{6, 7\}$ se obtuvo 0.89 (0.60–1.00), $l = \{8, 9\}$ 0.89 (0.72–1.00) y finalmente para $l = 10$ la mediana de la sensibilidad fue 1.0 (0.72–1.00). La mediana del desempeño *C*MAX para la especificidad fue 0.98 (0.94–1.00) considerando $l = \{6, 7, 8, 9\}$, y 0.99 (0.97–1.00) para $l = 10$. Esto implica que únicamente los clasificadores etiquetan incorrectamente más de tres marcadores target en a lo más el 25% de los sujetos estudiados. En algunos casos más de un clasificador tuvo el desempeño más alto para un mismo sujeto, dado un número de trials, v. g.: con $l = 10$ LDA–LASSO, SHRI y SWLD tuvieron respectivamente 16 sujetos (84%), 11 (58%) y 12 (63%). De esta forma, una correcta selección del clasificador contribuye a mejorar hasta un 42% en el desempeño de la detección del marcador target.

Adicionalmente, en los casos $l = 7$ y $l = 10$ el comportamiento de la mediana de *C*MAX corresponde al de LDA–LASSO. Esto se debe a que en el 88% de los sujetos (16), se seleccionó a LDA–LASSO como el mejor clasificador. Con respecto a la dispersión de la selección *C*MAX es en todos los casos fue menor que cualquier clasificador individual para cualquier número de trials. En términos generales, el clasificador LDA–LASSO a pesar de que su desempeño no es estadísticamente mejor al de sus homólogos, puede considerarse una buena primera opción de clasificador, dadas sus altas tasas de detección de marcador target y menor dispersión con respecto al resto de los clasificadores.

Complementando el análisis anterior, en la Fig. 5.8 se muestran los desempeños, en términos de sensibilidad, cuatro sujetos. El sujeto 1, presenta desempeños 42% más bajos en las LSVM y RSVM con respecto a LDA–LASSO en $l = 10$. Para el sujeto 9, LDA–LASSO, LSVM y SHRI fueron 42% mejores que SWLDA, también

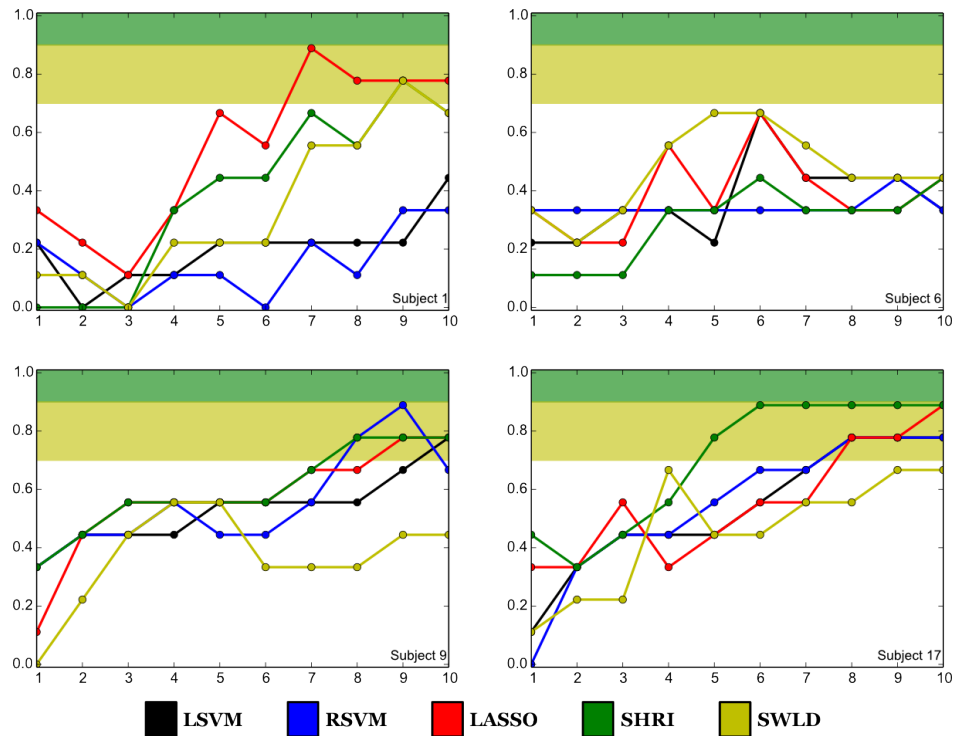


Figura 5.8: Ejemplos de cuatro sujetos en donde una adecuada selección del clasificador incrementa el desempeño. En cada caso se muestra la sensibilidad con respecto al número de trials utilizados para la toma de decisión.

con $l = 10$. Por su parte, el sujeto 17 muestra un desempeño 22% más bajo con SWLDA con respecto a SHRI que quien presenta mejor desempeño. De esta forma, se puede decir que seleccionar adecuadamente al clasificador se reflejará en el desempeño de la detección del marcador target. Adicionalmente, los sujetos 6 y 9, para RSVM y LDA-LASSO respectivamente, parecen ser sensibles al número de trials considerados para tomar la decisión. El caso particular del sujeto 6, los mejores desempeños los obtuvo para $l = 5$ y $l = 6$ con SWLDA para el primer caso y LDA-LASSO, LSVM para el segundo, obteniendo 0.67 en ambas ocasiones.

Un análisis similar se realizó para la especificidad, en Cuadro 5.3 se muestran los desempeños de dicha métrica. Debido a la mayor prevalencia de los marcadores no-target, las especificidades tienden a ser muy cercanas a 1. Para $l > 5$ la especificidad es mayor que 0.98, esto, en términos generales implica que a lo más se seleccionan equivocadamente dos marcadores target cuando $l > 8$. Así mismo, el

Cuadro 5.3: Medianas y sus correspondientes intervalos intercuartiles (IIQ) correspondientes a la especificidad en la detección del marcador target agrupados por tipo de clasificador y número de trials considerados en la toma de decisión.

<i>l</i> -trials	Mediana Especificidad (IIQ)				
	LSVM	RSVM	LASSO	SHRI	SWLD
1	0.93 (0.92–0.94)	0.94 (0.93–0.94)	0.94 (0.93–0.95)	0.94 (0.92–0.94)	0.94 (0.92–0.94)
2	0.95 (0.93–0.96)	0.95 (0.93–0.96)	0.95 (0.93–0.96)	0.94 (0.92–0.95)	0.95 (0.93–0.97)
3	0.95 (0.94–0.97)	0.96 (0.93–0.97)	0.96 (0.94–0.97)	0.96 (0.92–0.98)	0.95 (0.93–0.97)
4	0.96 (0.93–0.97)	0.97 (0.94–0.98)	0.96 (0.95–0.98)	0.96 (0.94–0.98)	0.97 (0.94–0.98)
5	0.97 (0.93–0.98)	0.97 (0.94–0.99)	0.97 (0.95–0.98)	0.97 (0.95–0.98)	0.97 (0.95–0.98)
6	0.98 (0.95–0.99)	0.98 (0.94–0.99)	0.98 (0.96–0.99)	0.98 (0.96–0.99)	0.98 (0.94–0.99)
7	0.98 (0.95–0.99)	0.98 (0.95–0.99)	0.99 (0.96–1.00)	0.98 (0.95–0.99)	0.98 (0.95–0.99)
8	0.99 (0.95–1.00)	0.99 (0.94–1.00)	0.99 (0.96–1.00)	0.99 (0.95–1.00)	0.99 (0.95–0.99)
9	0.99 (0.95–1.00)	0.99 (0.95–1.00)	0.99 (0.96–1.00)	0.99 (0.97–0.99)	0.99 (0.95–1.00)
10	0.99 (0.95–1.00)	0.99 (0.96–1.00)	1.00 (0.96–1.00)	0.99 (0.97–1.00)	0.99 (0.96–1.00)

esquema de votos sin ponderación siempre toma una decisión, es decir, siempre se selecciona un marcador target, en consecuencia, las matrices de confusión son simétricas respecto a los falsos negativo y falsos positivos. En otras palabras, el comportamiento de la sensibilidad y la especificidad siguen la misma tendencia.

Basados en los hallazgos anteriormente descritos, una pantalla con imagen de fondo y marcadores asimétricamente acomodados es capaz de generar P300 que son detectables con altas tasas de desempeño utilizando métodos convencionales de clasificación y sin métodos complejos de extracción de rasgos. Resultados similares, pero en deletreadores P300 convencionales se han reportado en [26, 34, 49, 147]. Además, las altas tasas de sensibilidad y especificidad fueron obtenidas a pesar que el 14 de los 18 sujetos (78 %) no tenían experiencia previa en el uso de deletreadores P300 obteniendo una mediana de sensibilidad mayor a 0.85, lo que implica a lo más un marcador target mal clasificado.

Aunque ningún clasificador resultó tener un mejor desempeño, el método LDA–LASSO fue el que necesitó menos scores acumulados (menor número de trials) para superar 0.85 de sensibilidad. Además el método resultó robusto, ya que la dispersiones tanto de sensibilidad como de especificidad se mantuvieron estables con tendencia a la baja. La optimización de parámetros del LDA–LASSO se realizó con validación cruzada, y el entrenamiento con el algoritmo LARS [137]. El entrenamiento de SHRI (LDA–shrinkage) es más óptimo que el de LDA–LASSO, dado que

el parámetro de contracción (*shrinkage*) está dado por la fórmula cerrada del lema Ledoit–Wolf [80, 81]. Sin embargo, el desempeño global del método SHRI mostró que no es robusto en términos de la dispersión. Motivo por el cual se prefirió a LDA–LASSO, estos resultados contrastan con lo reportado en [1, 15, 138]

Lo anterior, en conjunto con lo reportado en [36, 37, 43, 44, 60] aporta evidencia sobre que es más relevante la percepción del estímulo target que lo mostrado en la pantalla de estimulación. En otras palabras, aparentemente, ni el tipo de pantalla de estimulación, distribución espacial de los marcadores, ni tipo de marcador son factores que contribuyan al detrimento de la detección correcta del marcador target. A la fecha, no se han encontrado estudios que evalúen las variaciones del P300, si las hay, ante cambios de pantallas de estimulación, y distribución y tipo de marcadores.

Cuadro 5.4: Medianas de sensibilidad, especificidad y certeza, con su respectivo intervalo inter cuartil (IIQ) con respecto al número de trials l utilizados para seleccionar al marcador. Desempeños obtenidos de la optimización LDA–LASSO.

l trials	Sensibilidad (IIQ)	Especificidad (IIQ)	Certeza (IIQ)
1	0.33 (0.22–0.44)	0.94 (0.93–0.95)	0.89 (0.87–0.91)
2	0.44 (0.22–0.64)	0.95 (0.93–0.97)	0.91 (0.87–0.94)
3	0.56 (0.25–0.75)	0.96 (0.93–0.98)	0.93 (0.88–0.96)
4	0.56 (0.47–0.78)	0.96 (0.95–0.98)	0.93 (0.91–0.96)
5	0.67 (0.56–0.78)	0.97 (0.96–0.98)	0.94 (0.93–0.96)
6	0.78 (0.56–0.89)	0.98 (0.96–0.99)	0.96 (0.93–0.98)
7	0.89 (0.67–1.00)	0.99 (0.97–1.00)	0.98 (0.94–1.00)
8	0.89 (0.67–1.00)	0.99 (0.97–1.00)	0.98 (0.94–1.00)
9	0.89 (0.69–1.00)	0.99 (0.97–1.00)	0.98 (0.95–1.00)
10	1.00 (0.78–1.00)	1.00 (0.98–1.00)	1.00 (0.96–1.00)

El clasificador LDA–LASSO fue analizado a mayor detalle considerando un factor de submuestreo $s = 2$ y 1000 como el máximo número de iteraciones. Los conjuntos de entrenamiento y prueba se preservaron respecto a la evaluación anterior (ver Fig. 4.10)

El Cuadro 5.4 y la Fig. 5.9 muestran los desempeños de la detección del marcador target obtenidos con la optimización de parámetros. Se observa que las medianas de sensibilidad y especificidad permanecen sin cambios, con respecto al análisis

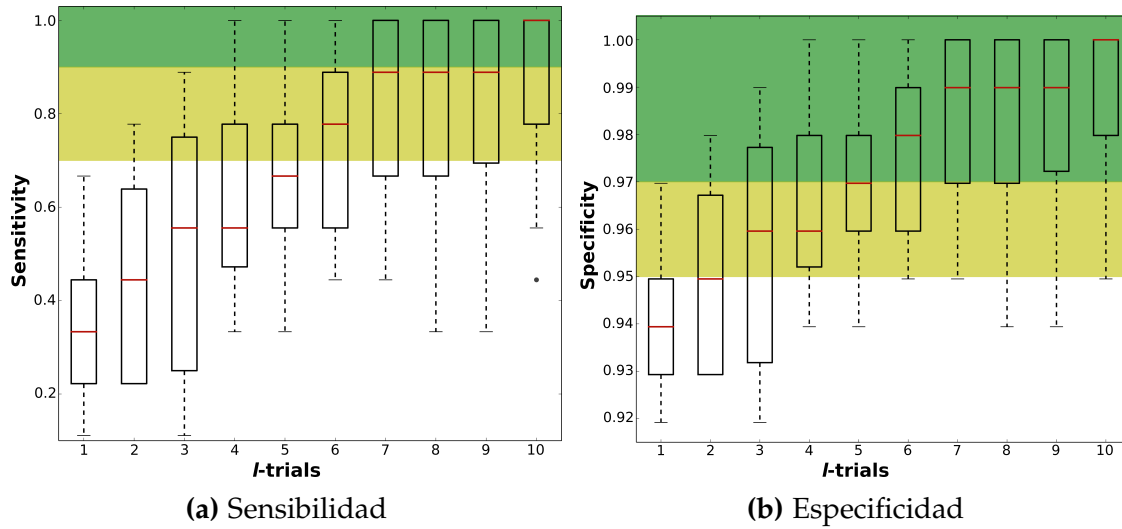


Figura 5.9: Gráficas de caja de las métricas de desempeño de la detección del marcador target con respecto al número de trials considerados para tomar la decisión.

anterior (ver Cuadros 5.2 y 5.3). No obstante, la dispersión de dichas métricas sí disminuye. El Q_1 se incrementó con $l > 5$ tanto para sensibilidad como para especificidad. En otras palabras, la búsqueda más exhaustiva de t disminuyó la dispersión del desempeño general de LDA-LASSO, lo cual es consistente con los hallazgos de [4, 109, 133], pero con otros enfoques de clasificación. Considerando la sensibilidad con $l = 10$, la mejora fue del 22 %, dicho de otra forma, el 75 % de los sujetos tuvo a lo más dos errores de detección del marcador target (Fig. 5.9a). Además, el 78 % (11) de estos sujetos no tenía experiencia previa con deletreadores P300. En el caso de la especificidad la mediana es mayor que 0.97 con $l > 5$ (Fig. 5.9b). Con respecto a la certeza mostrada en el Cuadro 5.4, la mediana de dicha métrica siempre es mayor que 0.85 para cualquier l , lo cual se podría considerar un buen desempeño, sin embargo dado el desbalance de la prevalencia de clases, la certeza se descartó como métrica de desempeño.¹

En cuanto al tiempo de estimulación, una repetición de 10 trials requiere en promedio de 47.5 ± 0.2 s para completarse. En principio esta duración podría parecer

¹En el argot de BCI es común que la sensibilidad para la detección del marcador target sea arbitrariamente renombrada como certeza (accuracy). En nuestro caso se utilizaron las definiciones formales de reconocimiento de patrones y estadística [14, 35, 144].

larga, respecto a otras implementaciones [50], sin embargo, la premisa de la *pantalla escenario P300* es que se ejecuten navegaciones complejas con comandos simples, y bajo este precepto, podría haber un buen compromiso entre la duración de la secuencia, el tiempo de traslado y que no se requerirían comandos adicionales para la navegación. No obstante esto debe ser demostrado con los experimentos adecuados. Como nota adicional fuera del contexto de la tesis, pero basada en los experimentos con las pantallas, es posible que las métricas convencionales para evaluar la tasa de transferencia de comandos (datos) de una BCI no sean directamente aplicables a la pantalla escenario P300, ya que ésta se desactivará una vez que se haya elegido la ruta de traslado. Una métrica integral para este tipo de navegación debería contemplar la relevancia de la ubicación de los marcadores, tiempo de traslado, certeza de la navegación, certeza de la detección del marcador objetivo y tolerancia a errores.

El tiempo promedio para detectar un marcador target considerando $l = 10$ es de 40 s ($12 \times 10 \times [.125 + .17] + 9 \times 0.5$), estos valores corresponden a: 1) número de marcadores de estimulación, 2) número de trials, 3) duración del estímulo, 4) promedio del ISI, 5) número de ITI y 6) duración de ITI. Este tiempo de selección es considerado una buena primera aproximación considerando que el enfoque de la navegación es rutas complejas con comandos simples y que durante el traslado no se requiere de estímulos adicionales. Por otra parte, se necesita de un estudio enfocado en la búsqueda de los parámetros óptimos de presentación de estímulos, ya que en los estudios piloto de este proyecto donde se evaluó el prototipo de la pantalla escenario (versión 1.0, Fig. 5.1) algunos usuarios refirieron no haber percibido los estímulos de 85 ms duración.

El desempeño individual de los LDA-LASSO con respecto al número de trials l considerados por el esquema de votación y en términos de la sensibilidad se muestra en la Fig. 5.10. El 44% de los sujetos (0, 3, 4, 5, 8, 11, 13, 14) tuvieron una meseta con sensibilidad 1.0 respecto a l . Las medianas de sensibilidad de estos sujetos para l iguales a 5, 6 y 7 fueron 0.78 (0.64–0.81), 0.94 (0.89–1.00) and 1.00 (0.97–1.00) respectivamente. Desde $l = 5$ el desempeño se considera adecuado para las aplicaciones de BCI basados en P300. En un esquema conservador, se podría reducir a 7 el número de trials para tomar la decisión lo que reflejaría en una reducción del 27.5%

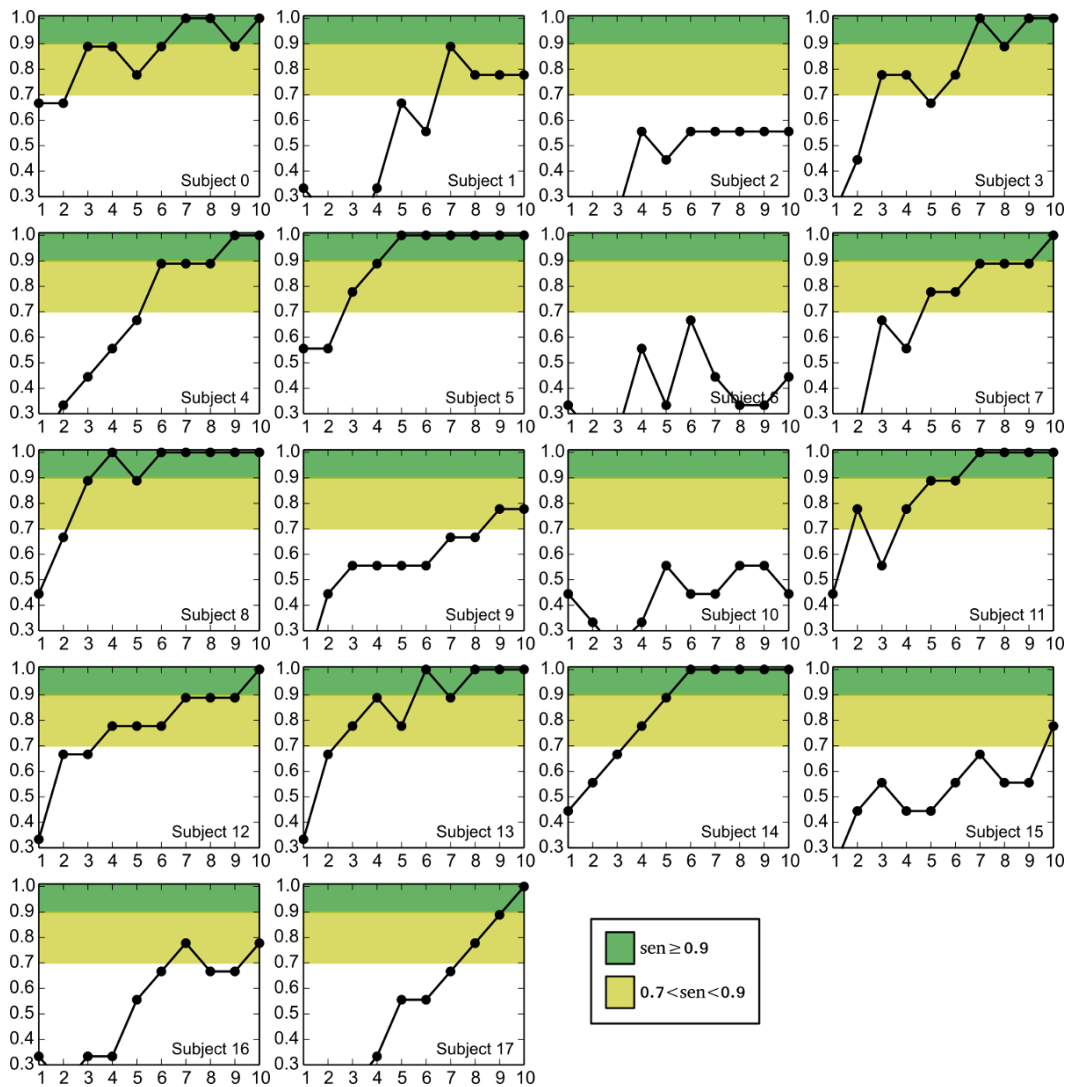


Figura 5.10: Comportamiento de la sensibilidad con respecto al número de trials considerados para la detección del marcador target.

en el tiempo de detección de un marcador target. Por otra parte, el 39% de los sujetos (1, 7, 9, 12,15, 16, 17) que no alcanzaron una meseta obtuvieron una mediana de sensibilidad de 0.78 (0.67–0.89) con $l = 7$, no obstante, Q1 incluye el desempeño mínimo requerido para la aplicación. Todos estos hallazgos son consistentes con lo reportado para aplicaciones con estimuladores P300 convencionales [4, 43, 44, 50, 52, 76, 93, 106].

Los sujetos 2, 6 y 10 presentaron un desempeño consistentemente bajo a pesar del

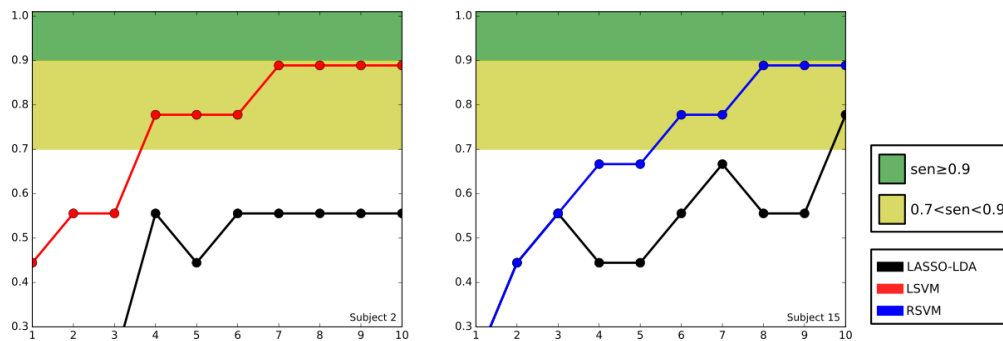


Figura 5.11: Comparación entre los desempeños de LDA–LASSO y el clasificador personalizado de los sujetos 2 y 15.

número de trials considerados para la toma de decisión, en promedio 0.48 (0.1) de sensibilidad. Aunque esta tendencia puede asociarse a una mala ejecución de la tarea, cuando una LSVM se utiliza en lugar del LDA–LASSO, el desempeño del sujeto 2 mejora hasta en un 57% en términos de la sensibilidad. De forma similar, ocurrió con el sujeto 15, pero con una SVM con kernel RBF, Fig. 5.11. Los clasificadores LSVM, RSVM, LDA–shrinkage y SWLDA se utilizaron con los datos de los sujetos 6 y 10 sin ninguna mejora en el desempeño. No obstante, el sujeto 6 con $l = 6$ obtuvo sensibilidad de 0.67. De esta forma, el sujeto 10 fue el único con un desempeño por debajo del umbral mínimo, no obstante, la naturaleza aleatoria de su desempeño se descartó ya que se detectaron correctamente entre 4 y 5 de 9 target con $l > 4$. En conclusión, la selección personalizada del clasificador mejora el desempeño de la detección del marcador target, esto concuerda con lo reportado en [7, 90, 106].

Un análisis de LDA–LASSO con $l = 10$ (Cuadro 5.5), mostró que el 61% de los sujetos (11 de 18) tuvieron sensibilidad igual a 1.0, ocho de estos sujetos no tenía ninguna experiencia en delecto BCI y solamente tuvieron una sesión de entrenamiento para seleccionar tres targets. Adicionalmente, cuatro sujetos (22%) detectaron correctamente siete de diez targets, y tres sujetos (17%) detectaron entre cuatro y cinco. Tomando en cuenta los mejores desempeños de los sujetos se encontró una mediana de sensibilidad de 1.0 (0.8, 1.0), es decir, el 89% de los sujetos de la muestra seleccionaron por lo menos 7 de 9 targets en una pantalla con imagen de fondo y marcadores asimétricamente acomodados. Estos resultados evidencian la necesi-

Cuadro 5.5: Sensibilidades, especificidades y certezas por sujeto obtenidas con $l = 10$. El número de marcadores targets y no-targets clasificados correctamente corresponden j y k . La cuenta de marcadores bien clasificados es m . †Orden descendente.

Sujeto ID	Sensibilidad† (j -correctos)	Especificidad (k -correctos)	Certeza (m -correctos)
17	1.00 (9)	1.00 (99)	1.00 (108)
11	1.00 (9)	1.00 (99)	1.00 (108)
3	1.00 (9)	1.00 (99)	1.00 (108)
4	1.00 (9)	1.00 (99)	1.00 (108)
5	1.00 (9)	1.00 (99)	1.00 (108)
7	1.00 (9)	1.00 (99)	1.00 (108)
8	1.00 (9)	1.00 (99)	1.00 (108)
12	1.00 (9)	1.00 (99)	1.00 (108)
13	1.00 (9)	1.00 (99)	1.00 (108)
14	1.00 (9)	1.00 (99)	1.00 (108)
0	1.00 (9)	1.00 (99)	1.00 (108)
9	0.78 (7)	0.98 (97)	0.96 (104)
16	0.78 (7)	0.98 (97)	0.96 (104)
15	0.78 (7)	0.98 (97)	0.96 (104)
1	0.78 (7)	0.98 (97)	0.96 (104)
2	0.56 (5)	0.96 (95)	0.93 (100)
10	0.44 (4)	0.95 (94)	0.91 (98)
6	0.44 (4)	0.95 (94)	0.91 (98)

dad de una personalización exhaustiva del método de clasificación, o lo que en el argot se conoce como diseño centrado en el usuario [29, 38, 72, 121, 152].

Un análisis individual en términos de la especificidad confirmó los resultados anteriormente detallados (Cuadro 5.5). En la Fig. 5.12 se observa que el comportamiento de las especificidades es el mismo que el de las sensibilidades en sus respectivas escalas, esto se debe al esquema de votación sin ponderación utilizado. Visto de otra forma, ya que siempre se toma una decisión la matriz de confusión se ve afectada de manera simétrica. Desde el punto de vista de la especificidad, en el mejor de los casos la mediana de especificidad fue 1.00 (0.98–1.00). De acuerdo al IIQ, el 89% de los sujetos comete a lo más tres errores en la detección del target. En este contexto, los sujetos 6 y 10 tuvieron los desempeños más bajos (correspondientes al primer IIQ) obteniendo 3 y 4 marcadores incorrectamente seleccionados, respectivamente.

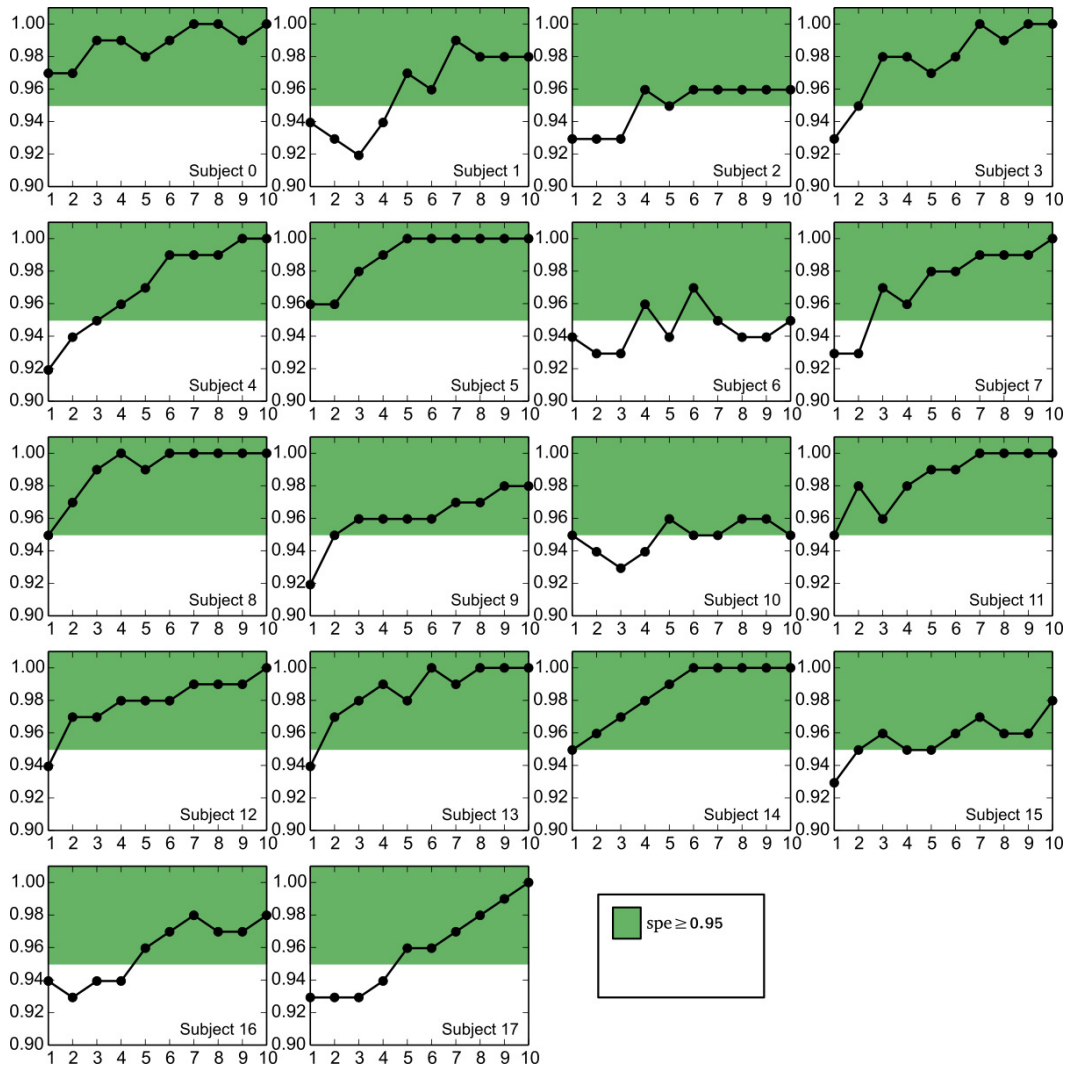


Figura 5.12: Comportamiento de la especificidad por sujeto con respecto al número de trials considerados para la selección del marcador target. El área verde representa especificidad mayor a 0.95 o aproximadamente el 45% de error de clasificación del marcador target.

Inicialmente la extracción de rasgos de la sesión 0 se realizó como en la sesión -1, es decir, con el promedio coherente parcial por marcador y repetición (ver Fig. 4.12 y Fig. 4.10). Mientras que la detección del marcador target se realizó con la máxima probabilidad a posteriori entre los marcadores siempre y cuando hubiese multiplicidad de detección, es decir, más de un marcador detectado en una repetición. La mediana de sensibilidad con esta forma de selección fue 0.50 (0.38–0.62) utilizando $l = 10$. Un contraste estadístico mostró que existe diferencia significativa (SRSW

$\chi = 0$, $p < 0.0005$) entre la selección con máxima probabilidad a posteriori y LDA-LASSO con esquema de votación. Por tal motivo, se utilizó este último esquema para el resto de los análisis.

Por lo anteriormente dicho, se comprueba que las mejoras implementadas en la versión 3.0.0 de la pantalla escenario: esquema de color azul/verde, estímulo en modo de marcador único, ISI variable, clasificador LDA-LASSO y criterio de selección por votación sin ponderación mejoraron el desempeño de la detección de marcadores target [107]. El desempeño de la pantalla escenario es óptimo para el control de la navegación de sillas de ruedas robóticas, siendo las medianas de sensibilidad y especificidad 1.0 (0.78–1.00) y 1.0 (0.98–1.00) con $l = 10$. Estos resultados fueron obtenidos a pesar de que el 78 % de los sujetos no tenían experiencia previa en BCI para delecteo. De igual forma, los resultados son consistentes con reportes sobre pantallas para delecteo convencional [43, 44, 50, 109]. También se demostró que las marcas de estimulación no requieren contener información ortográfica o semántica para obtener altas tasas de desempeño de la detección de marcadores target. Estos resultados corroboran los hallazgos reportados en [41] en el que se desarrolló un videojuego controlado con una BCI basada en el delecteador P300.

Pantallas de estimulación con imágenes de fondo fueron propuestas en [36, 37, 60], sus principales diferencias respecto a la pantalla escenario es que en esas los marcadores están simétricamente acomodados y la estimulación se realizó en modo de filas y columnas. Estos trabajos estuvieron enfocados en la evaluación de la navegación de los dispositivos, por tal motivo no se puede hacer una comparación directa con respecto a los hallazgos presentados en esta tesis. Sin embargo, estos trabajos refieren que sus sujetos entrenaron durante aproximadamente una hora para alcanzar sensibilidades de 0.9. En contraste, la pantalla escenario únicamente requiere de a lo más cuatro minutos para alcanzar sensibilidades y especificidades de 0.9.

Finalmente, dos aspectos relevantes respecto a las altas tasas de desempeño en la detección del marcador target en la pantalla escenario, es que ningún sujeto fue descartado por mal desempeño, excepto el sujeto que se quedó dormido quien evidentemente no tendría una respuesta P300, pues ya no estaba atento a los estímulos

durante los registros de EEG. El otro aspecto de relevancia es que todas las adquisiciones se realizaron en entornos realistas, es decir, los sujetos no estaban aislados de posibles distracciones como v. g.: tonos de celular, ventilación encendiendo o apagando, alarmas, cambios abruptos de luminosidad, entre otras. Todas estas son condiciones similares a las que se presentarían en una navegación real.

5.3.3. Análisis del desempeño en la sesión 1 (pantallas v3.0.0, v3.0.1 y v3.0.2).

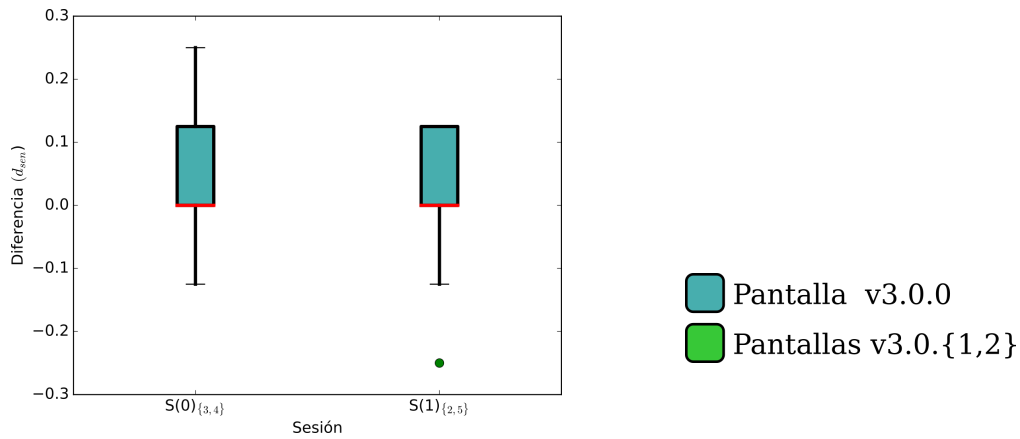
A la sesión 1 únicamente se presentaron nueve de los 19 sujetos que participaron en la sesión 0. Con los datos de esos sujetos se realizó el análisis descrito en §4.4.2 y la Fig. 4.12. Para la sesión 1 solamente se reportan los clasificadores LDA–LASSO y SWLDA.

Recordando que los datos de las primeras ocho repeticiones de la sesión 0 ($S(0)_{\{2,3\}}^k$) fueron utilizadas para el entrenamiento del LDA–LASSO y SWLDA para el k -ésimo sujeto. Los datos de prueba de la sesión 0 ($S(0)_{\{3,4\}}^k$) corresponden a las últimas tres repeticiones de $S(0)_{\{2,3\}}^k$ y las primeras cinco de $S(0)_{\{3,4\}}^k$. Por otra parte, los conjuntos de datos de prueba de la sesión 1 $S(1)_{\{2,5\}}^k$ y $S(1)_{\{3,4\}}^k$ contienen ocho repeticiones cada uno: el primer conjunto corresponde a los datos de cuando la pantalla v3.0.0 es mostrada a los sujetos, mientras que el segundo cuando se muestran las pantallas v3.0.1 y v3.0.2 (ver §4.5.4, Fig. 4.11 y Fig. 4.12)

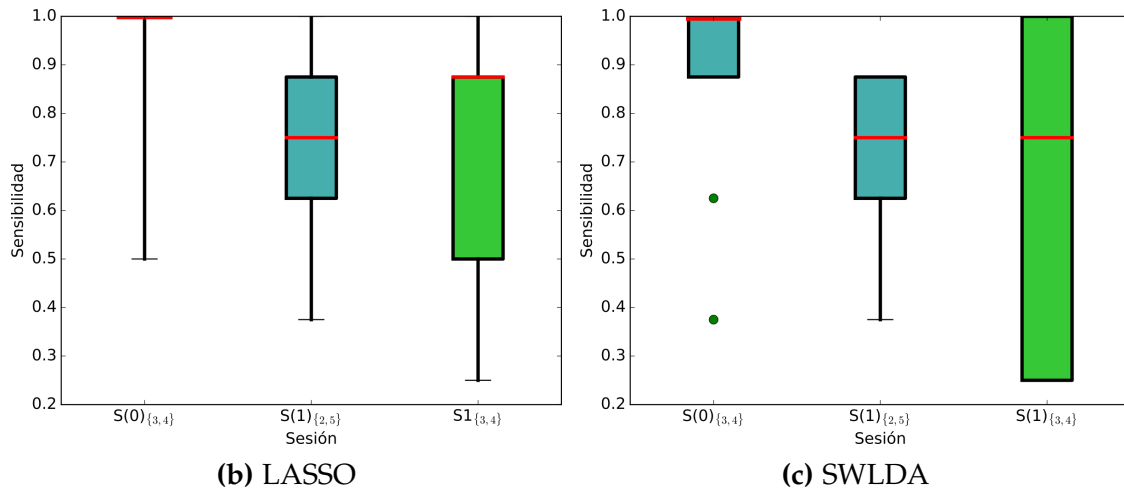
Cuadro 5.6: Desempeño en términos de las medianas de las sensibilidades obtenidas con los esquemas de detección de marcador target que utilizaron LDA–LASSO y SWLDA, únicamente considerando a los sujetos que participaron en las dos sesiones de adquisición. Estas sensibilidades se obtuvieron agrupando los datos de evaluación de acuerdo a las versiones de pantalla mostrada a los sujetos.

Sesión	Mediana de sensibilidad (IIC)	
	LASSO	SWLDA
$S(0)_{\{3,4\}}$	1.000 (1.000–1.000)	1.000 (0.875–1.000)
$S(1)_{\{2,5\}}$	0.750 (0.625–0.875)	0.750 (0.625–0.875)
$S(1)_{\{3,4\}}$	0.875 (0.500–0.875)	0.750 (0.250–1.000)

Los datos de prueba fueron clasificados y el marcador target detectado de acuerdo



(a) Diferencia LDA–LASSO y SWLDA



(b) LASSO

(c) SWLDA

Figura 5.13: Diagramas de caja de sensibilidades obtenidas con LDA–LASSO y SWLDA en las sesiones 0 y 1 agrupadas de acuerdo a la versión de pantalla de estimulación mostrada.

al esquema de votos equitativamente ponderados al igual que en las sección anterior (ec. 4.4). Los desempeños de la detección del marcador target en términos de la sensibilidad se muestran en el Cuadro 5.6. Se observa que con el clasificador LDA–LASSO para el grupo $S(0)_{\{3,4\}}$ se obtiene un desempeño mayor al 0.98 de sensibilidad para 7 de 9 sujetos con una dispersión muy pequeña. Se observa que en ambos grupos de la sesión 1 hubo una disminución en la mediana de las sensibilidades y además un aumento en la dispersión.

Se realizó el contraste estadístico entre la variable $d_{sen}^k(0, B(0))$ y $d_{sen}^k(1, B(1))$, que

corresponden a las diferencias de sensibilidades obtenidas con el método LDA-LASSO y SWLDA entre la sesión 0 y 1, cuando la pantalla escenario v3.0.0 es mostrada a los sujetos (ver ec. 4.5). El objetivo de este contraste fue evaluar si el tiempo entre sesiones era un factor que disminuyera el desempeño en la detección del marcador target. No se encontró evidencia para rechazar la hipótesis nula (SRSW $W = 0.44$, $p > 0.65$), en otras palabras, el tiempo entre sesiones no resultó ser un factor que disminuya la tasa de detección del marcador target. Completando el análisis anterior, en la Fig. 5.13a se muestra el diagrama de cajas de las diferencias entre sensibilidades antes descritas. Se observa que las dispersiones y medianas corresponden al análisis estadístico.

En otras palabras, los vectores de rasgos utilizados para las sesiones 0 y 1, cuya naturaleza es puramente temporal, son consistentes a pesar del tiempo entre sesiones. También son robustos a posibles cambios de impedancia en la interfaz piel-electrolito-electrodo, y a variaciones en la ubicación de los electrodos inherente al cambio entre sesiones. Estos resultados concuerdan con lo reportado por [99]. Sin embargo, se sugiere aumentar el número de sujetos y controlar más estrictamente el tiempo entre sesiones para futuros estudios que estén relacionados a la evaluación del comportamiento de los clasificadores entre sesiones de paradigmas P300.

Con respecto a la evaluación del desempeño considerando el cambio de pantalla de estimulación como factor utilizando el clasificador LDA-LASSO, en la Fig. 5.13b se muestra el diagrama de cajas de las sensibilidades correspondientes a los tres grupos contrastados ($S(0)_{\{3,4\}}$, $S(1)_{\{2,5\}}$, $S(1)_{\{3,4\}}$). Los valores de sensibilidad fueron obtenidos acumulando los diez trials ($l=10$). Se encontró una diferencia significativa entre los tres grupos (Friedman $\chi = 9.55$, $p < 0.01$), es decir, que el desempeño en la detección del marcador target es diferente. Un análisis *post hoc* con pares de pruebas SRSW y corrección Hommel mostró que existe suficiente evidencia para rechazar la hipótesis nula ($W = 17.0$, $p < 0.04$) entre el par de sensibilidades que corresponden a los grupos $S(0)_{\{3,4\}}$ y $S(1)_{\{2,5\}}$, es decir, cuando la pantalla v3.0.0 es mostrada. No obstante a este hallazgo, la mediana de desempeño para el grupo $S(1)_{\{2,5\}}$ con LDA-LASSO es 0.75 (0.63–0.88), lo cual es superior al mínimo requerido para la aplicación. Un factor probable para este detrimento es que algunos sujetos refirieron haber presentado somnolencia o distracción sobre todo en $S(1)_5$

ya que les pareció una tarea repetitiva y no había retroalimentación alguna por parte de la pantalla de estimulación.

Un análisis similar se realizó con el clasificador SWLDA. En la Fig. 5.13c se muestra el diagrama de cajas para las sensibilidades obtenidas. La prueba de Friedman mostró que no existe una diferencia significativa entre los grupos ($\chi = 3.93$, $p > 0.13$). Adicionalmente, del Cuadro 5.6 y la Fig. 5.13 se observa que en ambos esquemas de clasificación, la dispersión de la detección del marcador target aumenta cuando se presentan las pantallas v3.0.1 y v3.0.2, es decir, son diferentes a la pantalla con la que se entrenó.

A pesar que con ningún clasificador se encontraron diferencias entre las sesiones ni entre grupos, se observa que para ambos clasificadores la dispersión de la sensibilidad es similar en el grupo $S(1)_{\{2,5\}}$, es decir con la misma pantalla con la que se entrenaron. Por el contrario, cuando se presentaron las pantallas v3.0.1 y v3.0.2 (grupo $S(1)_{\{3,4\}}$) la dispersión de la sensibilidad en la detección del marcador target aumentó en ambos esquemas de clasificación. A pesar que no hubo diferencias significativas entre los correspondientes grupos, dicho aumento en la dispersión de la sensibilidad, sugiere que el cambio de pantallas de fondo modifica los vectores de rasgos, siendo el clasificador LDA-LASSO más robusto ante este caso, ya que la dispersión fue menor que en el caso del SWLDA.

Resultados similares se encontraron para la especificidad. Recordando que la selección del marcador target se realiza a través de votación por acumulación equiponderada, la matriz de confusión de detección es simétrica, por lo tanto, el comportamiento de las especificidades es también simétrico y proporcional a sus respectivas sensibilidades.

Por lo tanto, estos resultados parecen indicar que el cambio de pantallas de estimulación, es decir, el cambio de las imágenes de fondo y sus correspondientes marcadores no impacta significativamente en el detrimento de la tasa de detección del marcador target. De tal forma, que es viable utilizar este paradigma de presentación de estímulos para el control de la navegación de una silla de ruedas. Los hallazgos de este análisis aportan suficiente evidencia que indica la detección del marcador target tendrá altos desempeños cuando un paradigma con pantallas

escenario que se construyan dinámicamente, sea utilizado. Actualmente se está incursionando en la evaluación de la detección de P300 en secuencias de pantallas escenarios con imágenes que simulen una navegación real.

Capítulo 6

Conclusiones

6.1. Resumen de resultados y discusión

A continuación se ligan los resultados obtenidos con los objetivos específicos de la tesis:

- **Objetivo específico 1** (*Las pantallas escenario generan P300.*): La pantalla v2.0 se utilizó para verificar que se generaran P300 con un estimulador con imagen de fondo y marcadores asimétricamente acomodados. Los promedios coherentes de la pantalla v3.0.0 tuvieron como objetivo reforzar que una *pantalla escenario* con características mejoradas generara P300 en una población de estudio de mayor tamaño, en donde el 78% de los sujetos (14 de 18) no tenía experiencia en paradigmas de deletreo P300. Adicionalmente, esta versión de la pantalla se utilizó para encontrar un esquema de colores estímulo/no-estímulo y los parámetros de presentación de estímulos que se utilizaron en las implementaciones de las versiones v3.0.x de la pantalla escenario. Se comprobó que la implementación de dichas estrategias sí mejora los rasgos perceptibles de las P300 en términos de promedios coherentes globales.
- **Objetivo específico 2** (*Evaluar la detección del P300 generadas por pantallas escenario*) y **Objetivo específico 3** (*Comparar el desempeño en la detección del marcador target utilizando cinco diferentes clasificadores.*). Estos objetivos se realizaron en dos etapas. 1) Evaluar el desempeño del clasificador SVM con kernel lineal

para etiquetar promedios coherentes parciales utilizando la pantalla escenario en su versión 2.0. Se encontró que en el 70 % de los casos el AUROC es mayor al 0.7. 2) Evaluar el desempeño de la detección del marcador target con cinco métodos de clasificación (LDA-LASSO, LDA-shrinkage, SVM lineal, SVM kernel función de base radial y SWLDA) y esquema de votación con ponderación equitativa como método para la selección de marcador. Se encontró que no hay diferencias significativas entre los desempeños de estos clasificadores, sin embargo, el método LDA-LASSO resultó ser más robusto ya que su dispersión fue consistentemente la más pequeña. Cuando se utiliza este esquema de clasificación para diez épocas acumuladas en el esquema de votación, el 61 % de los sujetos puede seleccionar correctamente todos los nueve target. El 28 % de los sujetos obtuvo un 0.78 % de sensibilidad (7 de 9 detecciones correctas). Adicionalmente, se analizó el desempeño del LDA-LASSO con respecto al número de épocas acumuladas en el esquema de votación, este análisis constató que el LDA-LASSO es el más robusto, no obstante, existen algunos sujetos cuyo desempeño en la detección del marcador target se obtiene con otros métodos. Adicionalmente, de acuerdo a los resultados reportados, las detecciones de marcadores target en términos de sensibilidad y especificidad son equiparables a los mostrados en otras investigaciones (ver Cuadro 3.1), a pesar de que se utilizaron pantallas escenario en lugar de un deletreador o un estimulador P300 para navegación convencionales.

- **Objetivo específico 4** (*Evaluación de robustez en la detección del marcador target ante el cambio de pantallas escenario*). Se utilizaron los datos de un sujeto en una sesión y una única versión de pantalla escenario para entrenar un clasificador y este se utilizó para detectar marcadores target en una sesión subsecuente que se realizó en hasta quince días posteriores a las sesión de calibración. Se comprobó que el tiempo entre sesiones no es un factor que impacte en la disminución de la detección del marcador target cuando se utilizan los esquemas de clasificadores LDA-LASSO y SWLDA. También se verificó que el cambio de imágenes de fondo y geometría de los marcadores de estimulación no son un factor que disminuya la detección del marcador target.

6.2. Conclusiones

Se desarrollaron pantallas de estimulación con imágenes de fondo que representan instantáneas de un escenario de navegación, y cuyos marcadores están asimétricamente acomodados sobre lugares de interés a donde una silla de ruedas pueda navegar, v. g.: puertas, ventanas, corredores, o señalizaciones de pared. OpenViBE funcionó adecuadamente para la implementación de las pantallas escenario, sin embargo, para la aplicación final se descarta porque no permite la modificación en tiempo real de la imagen de fondo, ni tampoco el cambio de posición de los marcadores. Una opción factible es BCPy2000 ya que permite utilizar el núcleo de BCI2000 para el control de la adquisición del EEG, y utilizar bibliotecas de python para la estimulación y sincronización de los estímulos con el EEG adquirido.

Otra opción recientemente explorada es el uso de la biblioteca Labstreaminglayer (LSL) que permite la conexión y sincronización de amplificadores de biopotenciales con el sistema para generar aplicaciones de alto desempeño visual, *simulation and neuroscience application* (SNAP)–Pandas3D¹. Se desarrolló un deletreador P300 y el sistema de control de la adquisición de EEG basados completamente en estas tecnologías, los cuales aun se encuentran en etapa de prueba. La ventaja del uso de LSL es que provee de herramientas para la conexión del kinectTM v2.0 y sincronizarlo con la adquisición de EEG. Por su parte, usar SNAP posibilita el desarrollo de las pantallas escenario que se construyan dinámicamente.

A partir de la construcción manual de las pantallas escenario descritas en esta tesis se sugiere que el método para la selección automática de los marcadores de navegación de las pantallas escenario deberá considerar que las marcas de estimulación no sean contiguas, ya que en términos prácticos, ese caso producirá una ruta de navegación a sitios cercanos. Otra consideración es que dicha selección deberá localizar los lugares de interés y priorizarlos de acuerdo a las necesidades del usuario, además de aprender de las decisiones previas y las rutas seguidas de tal forma que cada vez la toma de decisiones y la navegación sean más precisas.

¹LSL y SNAP son desarrolladas y mantenidas por Swartz Center for Computational Neuroscience: <https://github.com/sccn/>, <http://sccn.ucsd.edu/>

Las secuencias de estimulación ejecutadas en pantallas escenario, es decir, con imágenes de fondo y cuyos marcadores asimétricamente acomodados generan P300, los cuales son detectables por clasificadores automáticos con tasas, en la mayoría de los casos, por arriba el mínimo establecido para la aplicación. El siguiente paso es desarrollar una aplicación que emule la navegación de la silla de ruedas, y por ende, que vaya modificando la pantalla de estimulación y sus marcadores como un preámbulo a la aplicación final del control de la navegación de una silla de ruedas.

Independientemente del clasificador, si se etiqueta erróneamente a un marcador como target, es muy probable que sea contiguo al verdadero target, lo que en la práctica no es tan grave como en la tarea de deletreo, ya que la navegación llevará al usuario a un lugar cercano al verdaderamente requerido, mientras que en el otro caso se convertirá en una palabra mal deletreada que se requerirá corregir. Para la construcción dinámica de las pantallas y para la evaluación del error de detección considerando la cercanía entre marcadores se requiere definir y evaluar una métrica de contigüidad entre marcas de estimulación por tal motivo no se ahondó en este análisis. Para trabajo futuro queda el análisis de la detección de marcadores contiguos al verdadero target y su relación con la distracción y recuperación de la atención en las pantallas escenario para lo que se requerirá de un diseño experimental específico y ayuda de un *eye tracker* que permita medir cuando el sujeto cambia de dirección la vista.

En cuanto a los métodos de clasificación, se encontró que los métodos LDA-LASSO y SWLDA para la detección de P300 son buenas opciones para detectar P300 en pantallas escenario con desempeños superiores al mínimo requerido para la aplicación. El desempeño de LDA-LASSO, aunque no es significativa la diferencia, presenta una mediana mayor que en el caso de SWLDA. Este último método no se encuentra implementado en python, y en Octave es poco eficiente² (aproximadamente veinte horas de entrenamiento por sujeto) por lo que se tuvo que utilizar Matlab v2012. Por esta razón se opta por LDA-LASSO como el método de clasificación de P300 con *scikit-learn* de python. No obstante, el uso de métodos

²Para hacer eficiente el cálculo de los coeficientes del SWLDA en octave, se requiere compilarlo para que utilice varios núcleos del procesador

personalizados de clasificación (desarrollo centrado en el usuario) en lugar de un clasificador poblacional, parece una opción viable, ya que si un sujeto tiene mal desempeño con dicho clasificador poblacional, pero excelente con otro (de forma similar a como se mostró en los resultados), no debería de haber impedimento para utilizar la mejor alternativa.

Se entrenaron los clasificadores LDA-LASSO y SWLDA con una pantalla escenario con sus respectivos marcadores. Estos marcadores se probaron en otras dos pantallas escenario donde las imágenes y sus marcadores cambiaron. A pesar de dicho cambio y de que la segunda sesión se realizó días después de la primera, los clasificadores detectaron P300 con buenas tasas, en otras palabras, LDA-LASSO y SWLDA extraen rasgos robustos al cambio de pantalla de estimulación y al tiempo. Una comparación entre las formas de onda de los P300 entre las pantallas escenario se descartó en primer lugar por el número de targets que no es el mismo, y en segundo, porque esa comparación requeriría de un diseño experimental que minimice el efecto de aprendizaje del uso de la pantalla de estimulación, para que este no sea un factor que interfiera en la forma de onda del P300. Dicho efecto, no interfiere con la evaluación de los clasificadores, incluso la mejora, ya que resalta los rasgos que diferencian las épocas con P300 del resto. En general, se puede decir que rasgos no necesariamente están relacionados a las formas de onda o latencias.

En la tarea de deletreo, el usuario focaliza su atención en la letra requerida durante el modo dirigido y en muchas ocasiones con retroalimentación visual de la misma. Esta ayuda no está disponible en las pantallas escenario, incluso, los marcadores para navegación todos son iguales, lo que posibilita que el usuario olvide el marcador target, para evitar lo anteriormente descrito, se requeriría de un tipo de retroalimentación que le indique al sujeto el marcador target durante la sesión en modo dirigido. El factor de distracción del usuario no puede corroborarse cuantitativamente con los experimentos y datos recabados, sin embargo, en el caso que se haya presentado, es probablemente el motivo de los desempeños para la detección de P300, ya que al perder la atención en el marcador target o confundirlo con otro, el P300 no se generará.

Por lo anteriormente dicho, las pantallas de estimulación con una imagen de fondo

y marcadores asimétricamente acomodados sobre lugares de interés para la navegación son una alternativa factible para la generación de comandos que interprete un sistema robótico de control de una silla de ruedas que se encargue de realizar el traslado de la misma al lugar requerido.

Apéndice A

Publicaciones

1. *Scenario screen: a dynamic and context dependent P300 stimulator screen aimed at wheelchair navigation control*. Omar Pina-Ramírez, Raquel Valdés-Cristerna and Oscar Yáñez-Suárez. *Computational and Mathematical Methods in Medicine, Special issue: Advanced Signal Processing for Cardiovascular and Neurological Diseases*. Hindawi, 2018.
<https://doi.org/10.1155/2018/7108906>
2. *Chapter 7. P300-based Brain-Computer Interfaces. Libro: Smart Wheelchairs and Brain-computer Interfaces*. O. Piña-Ramírez, R. Valdés-Cristerna, V. Medina-Bañuelos, O. Yanez-Suarez. Elsevier, 2018. ISBN: 9780128128923
3. *Classifiers-comparison for P300 detection in a modified speller screen*. Omar Piña-Ramírez, Raquel Valdés-Cristerna and Oscar Yáñez-Suárez. *12th International Symposium on Medical Information Processing and Analysis. SPIE-Intl Soc Optical Eng*, 2017.
<http://dx.doi.org/10.1117/12.2256946>
4. *Scenario screen: P300 speller variation for wheelchair control*. Omar Piña-Ramírez, Raquel Valdés-Cristerna and Oscar Yáñez-Suárez. *Proceedings of the 6th International Brain-Computer Interface Meeting, organized by the BCI Society*. Verlag der TU Graz, Graz University of Technology, 2016.
<http://dx.doi.org/10.3217/978-3-85125-467-9-74>
5. *Visual P300 Stimulator with Non Uniform Background and Non Symmetric Stimulation Markers*. Omar Piña-Ramírez, Oscar Yáñez-Suárez and Raquel Valdés-Cristerna. *VI Latin American Congress on Biomedical Engineering CLAIB 2014, Paraná, Argentina 29, 30, 31 October 2014*.

http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-13117-7_147

6. *Acercando la Ingeniería Biomédica a las Neurociencias: Desarrollo de Interfaces Cerebro-Computadora en el Laboratorio de Neuroimagenología*. Erik Bojorges-Valdez, Juan Ramón Jiménez-Alaniz, Verónica Medina-Vañuelos, Omar Piña-Ramirez, Miguel Angel Porta-García, Raquel Valdés-Cristerna y Oscar Yañez-Suárez. Contactos No.105, revista de educación en ciencias e ingeniería. Universidad Autónoma Metropolitana.

7. *EEG denoising using narrow-band independent component selection in time domain*. Jorge Perez-Gonzalez and Miguelangel Fraga-Aguilar and Raquel Valdes-Cristerna and Oscar Yanez-Suarez and Veronica Medina-Banuelos and Omar Pina-Ramirez. Systems, Man, and Cybernetics (SMC), 2017 IEEE International Conference on, 2017.
<http://dx.doi.org/10.1109/SMC.2017.8122759>

Bibliografía

- [1] Laura Acqualagna y Benjamin Blankertz. «Gaze-independent BCI-spelling using rapid serial visual presentation (RSVP)». En: *Clinical Neurophysiology* 124.5 (mayo de 2013), págs. 901-908. DOI: 10.1016/j.clinph.2012.12.050.
- [2] Amir Ahangi et al., «Multiple classifier system for EEG signal classification with application to brain-computer interfaces». En: *Neural Computing and Applications* 23.5 (jul. de 2012), págs. 1319-1327. ISSN: 1433-3058. DOI: 10.1007/s00521-012-1074-3. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s00521-012-1074-3>.
- [3] Faraz Akram, Hee-Sok Han y Tae-Seong Kim. «A P300-based brain computer interface system for words typing». En: *Computers in Biology and Medicine* 45 (feb. de 2014), págs. 118-125. ISSN: 0010-4825. DOI: 10.1016/j.combiomed.2013.12.001. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.combiomed.2013.12.001>.
- [4] Faraz Akram, Seung Moo Han y Tae-Seong Kim. «An efficient word typing P300-BCI system using a modified T9 interface and random forest classifier». En: *Computers in Biology and Medicine* 56 (ene. de 2015), págs. 30-36. ISSN: 0010-4825. DOI: 10.1016/j.combiomed.2014.10.021. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.combiomed.2014.10.021>.
- [5] B Z Allison et al., «Toward smarter BCIs: extending BCIs through hybridization and intelligent control». En: *Journal of Neural Engineering* 9.1 (dic. de 2011), pág. 013001. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/9/1/013001. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/9/1/013001>.
- [6] Brendan Z. Allison et al., «A hybrid ERD/SSVEP BCI for continuous simultaneous two dimensional cursor control». En: *Journal of Neuroscience Met-*

- hods* 209.2 (ago. de 2012), págs. 299-307. ISSN: 0165-0270. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2012.06.022. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jneumeth.2012.06.022>.
- [7] Fabio Aloise et al., «A covert attention P300-based brain-computer interface: Geospell». En: *Ergonomics* 55.5 (mayo de 2012), págs. 538-551. ISSN: 1366-5847. DOI: 10.1080/00140139.2012.661084. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/00140139.2012.661084>.
- [8] Fabio Aloise et al., «Asynchronous gaze-independent event-related potential-based brain-computer interface». En: *Artificial Intelligence in Medicine* 59.2 (oct. de 2013), págs. 61-69. ISSN: 0933-3657. DOI: 10.1016/j.artmed.2013.07.006. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.artmed.2013.07.006>.
- [9] F Aloise et al., «A comparison of classification techniques for a gaze-independent P300-based brain-computer interface». En: *Journal of Neural Engineering* 9.4 (jul. de 2012), pág. 045012. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/9/4/045012. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/9/4/045012>.
- [10] F Aloise et al., «P300-based brain-computer interface for environmental control: an asynchronous approach». En: *J. Neural Eng.* 8.2 (mar. de 2011), pág. 025025. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/8/2/025025. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/8/2/025025>.
- [11] Patrik Andersson et al., «Real-time decoding of the direction of covert visuospatial attention». En: *Journal of Neural Engineering* 9.4 (jul. de 2012), pág. 045004. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/9/4/045004. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/9/4/045004>.
- [12] Lijuan Bai, Tianyou Yu y Yuanqing Li. «A brain computer interface-based explorer». En: *Journal of Neuroscience Methods* 244 (abr. de 2015), págs. 2-7. ISSN: 0165-0270. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2014.06.015. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jneumeth.2014.06.015>.
- [13] David Balderas, Arturo Molina y Pedro Ponce. «Alternative Classification Techniques for Brain-Computer Interfaces for Smart Sensor Manufacturing Environments». En: *IFAC-PapersOnLine* 48.3 (2015), págs. 680-685. ISSN: 2405-8963. DOI: 10.1016/j.ifacol.2015.06.161. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.161>.

- [14] Christopher M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics)*. Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc., 2006. ISBN: 0387310738.
- [15] Benjamin Blankertz et al., «Single-trial analysis and classification of ERP components — A tutorial». En: *NeuroImage* 56.2 (mayo de 2011), págs. 814-825. ISSN: 1053-8119. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2010.06.048. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroimage.2010.06.048>.
- [16] V Bostanov y B Kotchoubey. «The t-CWT: A new ERP detection and quantification method based on the continuous wavelet transform and Student's t-statistics». En: *Clinical Neurophysiology* 117.12 (dic. de 2006), págs. 2627-2644. ISSN: 1388-2457. DOI: 10.1016/j.clinph.2006.08.012. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2006.08.012>.
- [17] Clemens Brunner et al., «Improved signal processing approaches in an offline simulation of a hybrid brain-computer interface». En: *Journal of Neuroscience Methods* 188.1 (abr. de 2010), págs. 165-173. ISSN: 0165-0270. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2010.02.002. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jneumeth.2010.02.002>.
- [18] C Brunner et al., «A comparison of three brain-computer interfaces based on event-related desynchronization, steady state visual evoked potentials, or a hybrid approach using both signals». En: *Journal of Neural Engineering* 8.2 (mar. de 2011), pág. 025010. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/8/2/025010. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/8/2/025010>.
- [19] Lei Cao et al., «A hybrid brain computer interface system based on the neurophysiological protocol and brain-actuated switch for wheelchair control». En: *Journal of Neuroscience Methods* 229 (mayo de 2014), págs. 33-43. ISSN: 0165-0270. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2014.03.011. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jneumeth.2014.03.011>.
- [20] Roberta Carabalona et al., «Light on! Real world evaluation of a P300-based brain-computer interface (BCI) for environment control in a smart home». En: *Ergonomics* 55.5 (mayo de 2012), págs. 552-563. ISSN: 1366-5847. DOI: 10.1080/00140139.2012.661083. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/00140139.2012.661083>.

- [21] Hubert Cecotti. «Spelling with non-invasive Brain–Computer Interfaces Current and future trends». En: *Journal of Physiology-Paris* 105.1-3 (ene. de 2011), págs. 106-114. ISSN: 0928-4257. DOI: 10.1016/j.jphysparis.2011.08.003. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jphysparis.2011.08.003>.
- [22] Rifai Chai et al., «Toward fewer EEG channels and better feature extractor of non-motor imagery mental tasks classification for a wheelchair thought controller». En: *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (ago. de 2012). DOI: 10.1109/embc.2012.6347182. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/EMBC.2012.6347182>.
- [23] Ricardo Chavarriaga, Aleksander Sobolewski y José del R. Millán. «Errare machinale est: the use of error-related potentials in brain-machine interfaces». En: *Frontiers in Neuroscience* 8 (jul. de 2014). ISSN: 1662-453X. DOI: 10.3389/fnins.2014.00208. URL: <http://dx.doi.org/10.3389/fnins.2014.00208>.
- [24] L. Citi et al., «P300–Based BCI Mouse With Genetically–Optimized Analogue Control». En: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 16.1 (feb. de 2008), págs. 51-61. ISSN: 1558-0210. DOI: 10.1109/tnsre.2007.913184. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/TNSRE.2007.913184>.
- [25] Jennifer L. Collinger et al., «Functional priorities, assistive technology, and brain-computer interfaces after spinal cord injury». En: *JRRD* 50.2 (2013), pág. 145. ISSN: 0748-7711. DOI: 10.1682/jrrd.2011.11.0213. URL: <http://dx.doi.org/10.1682/JRRD.2011.11.0213>.
- [26] Kenneth Colwell et al., «Projected Accuracy Metric for the P300–Speller». En: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 22.5 (sep. de 2014), págs. 921-925. ISSN: 1558-0210. DOI: 10.1109/tnsre.2014.2324892. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/TNSRE.2014.2324892>.
- [27] A. Combaz et al., «Towards the detection of error-related potentials and its integration in the context of a P300 speller brain–computer interface». En: *Neurocomputing* 80 (mar. de 2012), págs. 73-82. ISSN: 0925-2312. DOI: 10.1016/j.neucom.2011.09.013. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2011.09.013>.
- [28] Rebeca Corralejo et al., «A P300–based brain–computer interface aimed at operating electronic devices at home for severely disabled people». En:

- Medical and Biological Engineering and Computing* (ago. de 2014). ISSN: 1741-0444. DOI: 10.1007/s11517-014-1191-5. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s11517-014-1191-5>.
- [29] Ian Daly et al., «On the control of brain-computer interfaces by users with cerebral palsy». En: *Clinical Neurophysiology* 124.9 (sep. de 2013), págs. 1787-1797. ISSN: 1388-2457. DOI: 10.1016/j.clinph.2013.02.118. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2013.02.118>.
- [30] Wayne W. Daniel y Chad L. Cross. *Biostatistics: A Foundation for Analysis in the Health Sciences*. Wiley, 2013. ISBN: 1118302796. URL: <http://www.wiley.com/WileyCDA/WileyTitle/productCd-EHEP002458.html>.
- [31] Janez Demšar. «Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets». En: *J. Mach. Learn. Res.* 7 (dic. de 2006), págs. 1-30. ISSN: 1532-4435. URL: <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1248547.1248548>.
- [32] Pablo F. Diez et al., «Commanding a robotic wheelchair with a high-frequency steady-state visual evoked potential based brain-computer interface». En: *Medical Engineering & Physics* 35.8 (ago. de 2013), págs. 1155-1164. ISSN: 1350-4533. DOI: 10.1016/j.medengphy.2012.12.005. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.medengphy.2012.12.005>.
- [33] An H Do et al., «Brain-computer interface controlled robotic gait orthosis». En: *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation* 10.1 (2013), pág. 111. ISSN: 1743-0003. DOI: 10.1186/1743-0003-10-111. URL: <http://dx.doi.org/10.1186/1743-0003-10-111>.
- [34] Emanuel Donchin y Michael G. H. Coles. «Is the P300 component a manifestation of context updating?» En: *Behav Brain Sci* 11.03 (sep. de 1988), pág. 357. ISSN: 1469-1825. DOI: 10.1017/S0140525X00058027. URL: <http://dx.doi.org/10.1017/S0140525X00058027>.
- [35] Arian R van Erkel y Peter M.Th Pattynama. «Receiver operating characteristic (ROC) analysis: Basic principles and applications in radiology». En: *European Journal of Radiology* 27.2 (mayo de 1998), págs. 88-94. ISSN: 0720-048X. DOI: 10.1016/S0720-048X(97)00157-5. URL: [http://dx.doi.org/10.1016/S0720-048X\(97\)00157-5](http://dx.doi.org/10.1016/S0720-048X(97)00157-5).
- [36] C. Escolano, J. Antelis y J. Minguez. «Human brain-teleoperated robot between remote places». En: *2009 IEEE International Conference on Robotics and*

- Automation*. IEEE, mayo de 2009. DOI: 10.1109/robot.2009.5152639. URL: <https://doi.org/10.1109/robot.2009.5152639>.
- [37] Carlos Escolano y Javier Minguez. «Sistema de Teleoperación Multi-Robot basado en Interfaz Cerebro-Computador». En: *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI* 8.2 (abr. de 2011), págs. 16-23. DOI: 10.1016/s1697-7912(11)70022-x. URL: [https://doi.org/10.1016/s1697-7912\(11\)70022-x](https://doi.org/10.1016/s1697-7912(11)70022-x).
- [38] Josef Fallner et al., «A Co-Adaptive Brain-Computer Interface for End Users with Severe Motor Impairment». En: *PLoS ONE* 9.7 (jul. de 2014). Ed. por Doron Editor Friedman, e101168. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0101168. URL: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0101168>.
- [39] Tom Fawcett. «An introduction to ROC analysis». En: *Pattern Recognition Letters* 27.8 (jun. de 2006), págs. 861-874. ISSN: 0167-8655. DOI: 10.1016/j.patrec.2005.10.010. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.patrec.2005.10.010>.
- [40] Reza Fazel-Rezai y Kamyar Abhari. «A region-based P300 speller for brain-computer interface». En: *Can. J. Electr. Comput. Eng.* 34.3 (2009), págs. 81-85. ISSN: 0840-8688. DOI: 10.1109/cjece.2009.5443854. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/CJECE.2009.5443854>.
- [41] Andrea Finke, Alexander Lenhardt y Helge Ritter. «The MindGame: A P300-based brain-computer interface game». En: *Neural Networks* 22.9 (nov. de 2009), págs. 1329-1333. ISSN: 0893-6080. DOI: 10.1016/j.neunet.2009.07.003. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neunet.2009.07.003>.
- [42] F. Galán et al., «A brain-actuated wheelchair: Asynchronous and non-invasive Brain-computer interfaces for continuous control of robots». En: *Clinical Neurophysiology* 119.9 (sep. de 2008), págs. 2159-2169. ISSN: 1388-2457. DOI: 10.1016/j.clinph.2008.06.001. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2008.06.001>.
- [43] I. P. Ganin et al., «P300-based brain-computer interface: The effect of the stimulus position in a stimulus train». En: *Human Physiology* 38.2 (mar. de 2012), págs. 121-128. ISSN: 1608-3164. DOI: 10.1134/s0362119712020041. URL: <http://dx.doi.org/10.1134/S0362119712020041>.

- [44] Ilya P. Ganin, Sergei L. Shishkin y Alexander Y. Kaplan. «A P300-based Brain-Computer Interface with Stimuli on Moving Objects: Four-Session Single-Trial and Triple-Trial Tests with a Game-Like Task Design». En: *PLoS ONE* 8.10 (oct. de 2013). Ed. por MelEditor Slater, e77755. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0077755. URL: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0077755>.
- [45] S García y F Herrera. «An Extension on “Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets” for all Pairwise Comparisons». En: *Journal of Machine Learning Research* 9 (2008), págs. 2677-2694.
- [46] G.G. Gentiletti et al., «Command of a simulated wheelchair on a virtual environment using a brain-computer interface». En: *IRBM* 30.5-6 (nov. de 2009), págs. 218-225. ISSN: 1959-0318. DOI: 10.1016/j.irbm.2009.10.006. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.irbm.2009.10.006>.
- [47] Anahita Goljahani et al., «Preprocessing by a Bayesian Single-Trial Event-Related Potential Estimation Technique Allows Feasibility of an Assistive Single-Channel P300-Based Brain-Computer Interface». En: *Computational and Mathematical Methods in Medicine* 2014 (2014), págs. 1-9. ISSN: 1748-6718. DOI: 10.1155/2014/731046. URL: <http://dx.doi.org/10.1155/2014/731046>.
- [48] Bernhard Graimann, Brendan Allison y Gert Pfurtscheller. «Brain-Computer Interfaces: A Gentle Introduction». En: *Brain-Computer Interfaces* (2009), págs. 1-27. ISSN: 1612-3018. DOI: 10.1007/978-3-642-02091-9_1. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-642-02091-9_1.
- [49] Christoph Guger et al., «How many people are able to control a P300-based brain-computer interface (BCI)?» En: *Neuroscience Letters* 462.1 (sep. de 2009), págs. 94-98. DOI: 10.1016/j.neulet.2009.06.045.
- [50] Sebastian Halder et al., «Brain-controlled applications using dynamic P300 speller matrices». En: *Artificial Intelligence in Medicine* 63.1 (ene. de 2015), págs. 7-17. ISSN: 0933-3657. DOI: 10.1016/j.artmed.2014.12.001. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.artmed.2014.12.001>.
- [51] Sebastian Halder et al., «Online Artifact Removal for Brain-Computer Interfaces Using Support Vector Machines and Blind Source Separation». En: *Computational Intelligence and Neuroscience* 2007 (2007), págs. 1-10. ISSN: 1687-

5273. DOI: 10.1155/2007/82069. URL: <http://dx.doi.org/10.1155/2007/82069>.
- [52] Sebastian Halder et al., «Prediction of P300–BCI Aptitude in Severe Motor Impairment». En: *PLoS ONE* 8.10 (oct. de 2013). Ed. por Giuseppe Editor Biagini, e76148. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0076148. URL: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0076148>.
- [53] N. Jeremy Hill et al., «Communication and Control by Listening: Toward Optimal Design of a Two-Class Auditory Streaming Brain–Computer Interface». En: *Frontiers in Neuroscience* 6 (2012). DOI: 10.3389/fnins.2012.00181.
- [54] Ulrich Hoffmann et al., «An efficient P300–based brain–computer interface for disabled subjects». En: *Journal of Neuroscience Methods* 167.1 (ene. de 2008), págs. 115-125. ISSN: 0165-0270. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2007.03.005. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jneumeth.2007.03.005>.
- [55] Elisa Mira Holz et al., «Brain–computer interface controlled gaming: Evaluation of usability by severely motor restricted end-users». En: *Artificial Intelligence in Medicine* 59.2 (oct. de 2013), págs. 111-120. ISSN: 0933-3657. DOI: 10.1016/j.artmed.2013.08.001. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.artmed.2013.08.001>.
- [56] Petar Horki et al., «Combined motor imagery and SSVEP based BCI control of a 2 DoF artificial upper limb». En: *Medical and Biological Engineering and Computing* 49.5 (mar. de 2011), págs. 567-577. ISSN: 1741-0444. DOI: 10.1007/s11517-011-0750-2. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s11517-011-0750-2>.
- [57] Shiro Ikegami et al., «Effect of the Green/Blue Flicker Matrix for P300–based Brain–Computer Interface: An EEG–fMRI Study». En: *Frontiers in Neurology* 3 (2012). ISSN: 1664-2295. DOI: 10.3389/fneur.2012.00113. URL: <http://dx.doi.org/10.3389/fneur.2012.00113>.
- [58] INEGI. *Censo de Población y Vivienda 2010: Tabulados del Cuestionario Ampliado: Población con limitación en la actividad y su distribución porcentual según causa para cada tamaño de localidad y tipo de limitación*. Base de datos Base de Datos. INEGI, 2013. URL: <http://www3.inegi.org.mx/sistemas/TabuladosBasicos/Default.aspx?c=27303&s=est%7D>.

- [59] INEGI. *Censo de Población y Vivienda 2010: Tabulados del Cuestionario Ampliado: Población total y su distribución porcentual según condición y causa de limitación en la actividad para cada entidad federativa y sexo*. Base de datos. 2013. URL: %5Curl%7Bhttp://www3.inegi.org.mx/sistemas/TabuladosBasicos/Default.aspx?c=27303&s=est%7D.
- [60] I. Iturrate et al., «A Noninvasive Brain-Actuated Wheelchair Based on a P300–Neurophysiological Protocol and Automated Navigation». En: *IEEE Trans. Robot.* 25.3 (jun. de 2009), págs. 614-627. ISSN: 1941-0468. DOI: 10.1109/tro.2009.2020347. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/TRO.2009.2020347>.
- [61] Delaram Jarchi et al., «Coupled particle filtering: A new approach for P300–based analysis of mental fatigue». En: *Biomedical Signal Processing and Control* 6.2 (abr. de 2011), págs. 175-185. ISSN: 1746-8094. DOI: 10.1016/j.bspc.2010.09.001. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.bspc.2010.09.001>.
- [62] Chuan Jia et al., «Frequency and Phase Mixed Coding in SSVEP-Based Brain–Computer Interface». En: *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 58.1 (ene. de 2011), págs. 200-206. ISSN: 1558-2531. DOI: 10.1109/tbme.2010.2068571. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/TBME.2010.2068571>.
- [63] Jing Jin, Eric W. Sellers y Xingyu Wang. «Targeting an efficient target-to-target interval for P300-speller brain–computer interfaces». En: *Medical and Biological Engineering and Computing* 50.3 (feb. de 2012), págs. 289-296. ISSN: 1741-0444. DOI: 10.1007/s11517-012-0868-x. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s11517-012-0868-x>.
- [64] Jing Jin et al., «A combined brain–computer interface based on P300 potentials and motion–onset visual evoked potentials». En: *Journal of Neuroscience Methods* 205.2 (abr. de 2012), págs. 265-276. ISSN: 0165-0270. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2012.01.004. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jneumeth.2012.01.004>.
- [65] Jing Jin et al., «A new P300–stimulus presentation pattern for EEG-based spelling systems». En: *Biomedizinische Technik/Biomedical Engineering* 55.4 (ene. de 2010), págs. 203-210. ISSN: 0013-5585. DOI: 10.1515/bmt.2010.029. URL: <http://dx.doi.org/10.1515/BMT.2010.029>.
- [66] Jing Jin et al., «Optimized stimulus presentation patterns for an event-related potential EEG-based brain–computer interface». En: *Medical and Biological*

- Engineering and Computing* 49.2 (oct. de 2010), págs. 181-191. ISSN: 1741-0444. DOI: 10.1007/s11517-010-0689-8. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s11517-010-0689-8>.
- [67] Jing Jin et al., «The Changing Face of P300-BCIs: A Comparison of Stimulus Changes in a P300-BCI Involving Faces, Emotion, and Movement». En: *PLoS ONE* 7.11 (nov. de 2012). Ed. por Laura Editor Frishman, e49688. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0049688. URL: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0049688>.
- [68] Jing Jin et al., «Whether generic model works for rapid ERP-based BCI calibration». En: *Journal of Neuroscience Methods* 212.1 (ene. de 2013), págs. 94-99. ISSN: 0165-0270. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2012.09.020. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jneumeth.2012.09.020>.
- [69] M. Kaper et al., «BCI Competition 2003-Data Set IIB: Support Vector Machines for the P300 Speller Paradigm». En: *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 51.6 (jun. de 2004), págs. 1073-1076. ISSN: 0018-9294. DOI: 10.1109/tbme.2004.826698. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/TBME.2004.826698>.
- [70] Ivo Käthner et al., «Effects of mental workload and fatigue on the P300, alpha and theta band power during operation of an ERP (P300) brain-computer interface». En: *Biological Psychology* 102 (oct. de 2014), págs. 118-129. ISSN: 0301-0511. DOI: 10.1016/j.biopsycho.2014.07.014. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.biopsycho.2014.07.014>.
- [71] Tobias Kaufmann, Andreas Herweg y Andrea Kübler. «Toward brain-computer interface based wheelchair control utilizing tactually-evoked event-related potentials». En: *Journal of Neuroengineering and Rehabilitation* 11.1 (2014), pág. 7. ISSN: 1743-0003. DOI: 10.1186/1743-0003-11-7. URL: <http://dx.doi.org/10.1186/1743-0003-11-7>.
- [72] Tobias Kaufmann et al., «Spelling is Just a Click Away – A User-Centered Brain-Computer Interface Including Auto-Calibration and Predictive Text Entry». En: *Frontiers in Neuroscience* 6 (2012). ISSN: 1662-4548. DOI: 10.3389/fnins.2012.00072. URL: <http://dx.doi.org/10.3389/fnins.2012.00072>.
- [73] Sonja C. Kleih y Andrea Kübler. «Empathy, motivation, and P300-BCI performance». En: *Frontiers in Human Neuroscience* 7 (2013). ISSN: 1662-5161. DOI:

- 10.3389/fnhum.2013.00642. URL: <http://dx.doi.org/10.3389/fnhum.2013.00642>.
- [74] Sonja C. Kleih et al., «Out of the frying pan into the fire—the P300-based BCI faces real-world challenges». En: *Progress in Brain Research* (2011), págs. 27-46. ISSN: 0079-6123. DOI: 10.1016/b978-0-444-53815-4.00019-4. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/B978-0-444-53815-4.00019-4>.
- [75] Ivan S. Kotchetkov et al., «Brain-computer interfaces: military, neurosurgical, and ethical perspective». En: *Neurosurgical FOCUS* 28.5 (mayo de 2010), E25. ISSN: 1092-0684. DOI: 10.3171/2010.2.focus1027. URL: <http://dx.doi.org/10.3171/2010.2.FOCUS1027>.
- [76] Dean J Krusienski et al., «A comparison of classification techniques for the P300–Speller». En: *Journal of Neural Engineering* 3.4 (oct. de 2006), págs. 299-305. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/3/4/007. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/3/4/007>.
- [77] Dean J Krusienski et al., «Critical issues in state-of-the-art brain-computer interface signal processing». En: *Journal of Neural Engineering* 8.2 (mar. de 2011), pág. 025002. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/8/2/025002. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/8/2/025002>.
- [78] Shitij Kumar y Ferat Sahin. «A framework for a real time intelligent and interactive Brain Computer Interface». En: *Computers & Electrical Engineering* (abr. de 2015). ISSN: 0045-7906. DOI: 10.1016/j.compeleceng.2015.03.024. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.compeleceng.2015.03.024>.
- [79] Ibonnet. *P300: Basic P300 Speller demo*. Inria, OpenViBE P300 Speller manual. 2011. URL: <http://openvibe.inria.fr/openvibe-p300-speller/>.
- [80] Olivier Ledoit y Michael Wolf. «A well-conditioned estimator for large-dimensional covariance matrices». En: *Journal of Multivariate Analysis* 88.2 (feb. de 2004), págs. 365-411. ISSN: 0047-259X. DOI: 10.1016/S0047-259X(03)00096-4. URL: [http://dx.doi.org/10.1016/S0047-259X\(03\)00096-4](http://dx.doi.org/10.1016/S0047-259X(03)00096-4).
- [81] Olivier Ledoit y Michael Wolf. «Honey, I Shrunk the Sample Covariance Matrix». En: *The Journal of Portfolio Management* 30.4 (ene. de 2004), págs. 110-119. DOI: 10.3905/jpm.2004.110. URL: <https://doi.org/10.3905/jpm.2004.110>.

- [82] Eui Chul Lee et al., «A brain–computer interface method combined with eye tracking for 3D interaction». En: *Journal of Neuroscience Methods* 190.2 (jul. de 2010), págs. 289-298. ISSN: 0165-0270. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2010.05.008. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jneumeth.2010.05.008>.
- [83] Robert Leeb et al., «Transferring brain–computer interfaces beyond the laboratory: Successful application control for motor-disabled users». En: *Artificial Intelligence in Medicine* 59.2 (oct. de 2013), págs. 121-132. ISSN: 0933-3657. DOI: 10.1016/j.artmed.2013.08.004. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.artmed.2013.08.004>.
- [84] Jie Li et al., «Evaluation and application of a hybrid brain computer interface for real wheelchair parallel control with multi-degree of freedom». En: *International Journal of Neural Systems* 24.04 (jun. de 2014), pág. 1450014. ISSN: 1793-6462. DOI: 10.1142/S0129065714500142. URL: <http://dx.doi.org/10.1142/S0129065714500142>.
- [85] Junhua Li et al., «Design of assistive wheelchair system directly steered by human thoughts». En: *International Journal of Neural Systems* 23.03 (jun. de 2013), pág. 1350013. ISSN: 1793-6462. DOI: 10.1142/S0129065713500135. URL: <http://dx.doi.org/10.1142/S0129065713500135>.
- [86] Jinyi Long et al., «Control of a simulated wheelchair based on a hybrid brain computer interface». En: *2012 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (ago. de 2012). DOI: 10.1109/embc.2012.6347538. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/EMBC.2012.6347538>.
- [87] Ana C. Lopes, Gabriel Pires y Urbano Nunes. «Assisted navigation for a brain-actuated intelligent wheelchair». En: *Robotics and Autonomous Systems* 61.3 (mar. de 2013), págs. 245-258. ISSN: 0921-8890. DOI: 10.1016/j.robot.2012.11.002. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.robot.2012.11.002>.
- [88] F Lotte et al., «A review of classification algorithms for EEG-based brain–computer interfaces». En: *J. Neural Eng.* 4.2 (ene. de 2007), R1-R13. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/4/2/r01. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/4/2/r01>.
- [89] J N Mak et al., «Optimizing the P300–based brain–computer interface: current status, limitations and future directions». En: *Journal of Neural Engineering* 8.2 (mar. de 2011), pág. 025003. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-

- 2560/8/2/025003. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/8/2/025003>.
- [90] Nikolay V. Manyakov et al., «Comparison of Classification Methods for P300 Brain–Computer Interface on Disabled Subjects». En: *Computational Intelligence and Neuroscience* 2011 (2011), págs. 1-12. ISSN: 1687-5273. DOI: 10.1155/2011/519868. URL: <http://dx.doi.org/10.1155/2011/519868>.
- [91] M. Marchetti et al., «Exogenous and endogenous orienting of visuospatial attention in P300–guided brain computer interfaces: A pilot study on healthy participants». En: *Clinical Neurophysiology* 123.4 (abr. de 2012), págs. 774-779. ISSN: 1388-2457. DOI: 10.1016/j.clinph.2011.07.045. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2011.07.045>.
- [92] Jérémie Mattout et al., «Improving BCI performance through co-adaptation: Applications to the P300-speller». En: *Annals of Physical and Rehabilitation Medicine* 58.1 (feb. de 2015), págs. 23-28. ISSN: 1877-0657. DOI: 10.1016/j.rehab.2014.10.006. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.rehab.2014.10.006>.
- [93] Lynn M. McCane et al., «Brain-computer interface (BCI) evaluation in people with amyotrophic lateral sclerosis». En: *Amyotrophic Lateral Sclerosis and Frontotemporal Degeneration* 15.3-4 (jun. de 2014), págs. 207-215. ISSN: 2167-9223. DOI: 10.3109/21678421.2013.865750. URL: <http://dx.doi.org/10.3109/21678421.2013.865750>.
- [94] Lynn M. McCane et al., «P300–based brain–computer interface (BCI) event–related potentials (ERPs): People with amyotrophic lateral sclerosis (ALS) vs. age–matched controls». En: *Clinical Neurophysiology* (feb. de 2015). ISSN: 1388-2457. DOI: 10.1016/j.clinph.2015.01.013. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2015.01.013>.
- [95] Dennis J. McFarland et al., «The P300–based brain–computer interface (BCI): Effects of stimulus rate». En: *Clinical Neurophysiology* 122.4 (abr. de 2011), págs. 731-737. ISSN: 1388-2457. DOI: 10.1016/j.clinph.2010.10.029. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2010.10.029>.
- [96] Charles E. Metz. «Basic principles of ROC analysis». En: *Seminars in Nuclear Medicine* 8.4 (oct. de 1978), págs. 283-298. ISSN: 0001-2998. DOI: 10.1016/

- s0001-2998(78)80014-2. URL: [http://dx.doi.org/10.1016/S0001-2998\(78\)80014-2](http://dx.doi.org/10.1016/S0001-2998(78)80014-2).
- [97] José Del R. Millán. «Combining brain-computer interfaces and assistive technologies: state-of-the-art and challenges». En: *Frontiers in Neuroscience* 1 (2010). ISSN: 1662-453X. DOI: 10.3389/fnins.2010.00161. URL: <http://dx.doi.org/10.3389/fnins.2010.00161>.
- [98] Emily M Mugler et al., «Design and Implementation of a P300-Based Brain-Computer Interface for Controlling an Internet Browser». En: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 18.6 (dic. de 2010), págs. 599-609. ISSN: 1558-0210. DOI: 10.1109/tnsre.2010.2068059. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/TNSRE.2010.2068059>.
- [99] F. Nijboer et al., «A P300-based brain-computer interface for people with amyotrophic lateral sclerosis». En: *Clinical Neurophysiology* 119.8 (ago. de 2008), págs. 1909-1916. ISSN: 1388-2457. DOI: 10.1016/j.clinph.2008.03.034. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2008.03.034>.
- [100] Yosuke Okamoto y Seiji Nakagawa. «Effects of daytime light exposure on cognitive brain activity as measured by the ERP P300». En: *Physiology & Behavior* 138 (ene. de 2015), págs. 313-318. ISSN: 0031-9384. DOI: 10.1016/j.physbeh.2014.10.013. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.physbeh.2014.10.013>.
- [101] OMS. *Clasificación Internacional del Funcionamiento de la Discapacidad y la Salud*. Ginebra: Organización Mundial de la Salud, 2001.
- [102] OMS, ed. *Informe Mundial Sobre la Discapacidad*. Organización Mundial de la Salud, 2011.
- [103] R. Ortner et al., «Accuracy of a P300-Speller for People with Motor Impairments: A Comparison». En: *Clinical EEG and Neuroscience* 42.4 (oct. de 2011), págs. 214-218. ISSN: 1550-0594. DOI: 10.1177/155005941104200405. URL: <http://dx.doi.org/10.1177/155005941104200405>.
- [104] M.A. Oskoei, J.Q. Gan y Hu Huosheng. «Adaptive schemes applied to online SVM for BCI data classification». En: *2009 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (sep. de 2009). DOI: 10.1109/iembs.2009.5335328. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/IEMBS.2009.5335328>.

- [105] F. Pedregosa et al., «Scikit-learn: Machine Learning in Python». En: *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011), págs. 2825-2830.
- [106] Omar Piña-Ramírez, Raquel Valdés-Cristerna y Oscar Yanez-Suarez. «Classifiers-comparison for P300 detection in a modified speller screen». En: *12th International Symposium on Medical Information Processing and Analysis*. Ed. por Eduardo Romero et al., SPIE-Intl Soc Optical Eng, ene. de 2017. DOI: 10.1117/12.2256946.
- [107] Omar Piña-Ramírez, Oscar Yañez-Suárez y Raquel Valés-Cristerna. «Visual P300 Stimulator with Non Uniform Background and Non Symmetric Stimulation Markers». En: *VI Latin American Congress on Biomedical Engineering CLAIB 2014, Paraná, Argentina 29, 30 & 31 October 2014* (2015), págs. 576-579. ISSN: 1433-9277. DOI: 10.1007/978-3-319-13117-7_147. URL: http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-13117-7_147.
- [108] G. Pires, U. Nunes y M. Castelo-Branco. «GIBS block speller: Toward a gaze-independent P300-based BCI». En: *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society* (ago. de 2011). DOI: 10.1109/iembs.2011.6091570. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/IEMBS.2011.6091570>.
- [109] Gabriel Pires, Urbano Nunes y Miguel Castelo-Branco. «Comparison of a row-column speller vs. a novel lateral single-character speller: Assessment of BCI for severe motor disabled patients». En: *Clinical Neurophysiology* 123.6 (jun. de 2012), págs. 1168-1181. ISSN: 1388-2457. DOI: 10.1016/j.clinph.2011.10.040. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2011.10.040>.
- [110] Gabriel Pires, Urbano Nunes y Miguel Castelo-Branco. «Statistical spatial filtering for a P300-based BCI: Tests in able-bodied, and patients with cerebral palsy and amyotrophic lateral sclerosis». En: *Journal of Neuroscience Methods* 195.2 (feb. de 2011), págs. 270-281. ISSN: 0165-0270. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2010.11.016. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jneumeth.2010.11.016>.
- [111] John Polich. «Updating P300: An integrative theory of P3a and P3b». En: *Clinical Neurophysiology* 118.10 (oct. de 2007), págs. 2128-2148. DOI: 10.1016/j.clinph.2007.04.019.

- [112] Yunyong Punsawad y Yodchanan Wongsawat. «Hybrid SSVEP-motion visual stimulus based BCI system for intelligent wheelchair». En: *2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)* (jul. de 2013). DOI: 10.1109/embc.2013.6611272. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/EMBC.2013.6611272>.
- [113] Rabie A. Ramadan y Athanasios V. Vasilakos. «Brain computer interface: control signals review». En: *Neurocomputing* 223 (feb. de 2017), págs. 26-44. DOI: 10.1016/j.neucom.2016.10.024.
- [114] B Rebsamen et al., «A Brain Controlled Wheelchair to Navigate in Familiar Environments». En: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 18.6 (dic. de 2010), págs. 590-598. DOI: 10.1109/tnsre.2010.2049862.
- [115] B. Rebsamen et al., «A Brain-Controlled Wheelchair Based on P300 and Path Guidance». En: *The First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2006. BioRob 2006*. IEEE, 2006, online. DOI: 10.1109/biorob.2006.1639239.
- [116] Yann Renard et al., «OpenViBE: An Open-Source Software Platform to Design, Test, and Use Brain-Computer Interfaces in Real and Virtual Environments». En: *Presence: Teleoperators and Virtual Environments* 19.1 (feb. de 2010), págs. 35-53. ISSN: 1531-3263. DOI: 10.1162/pres.19.1.35. URL: <http://dx.doi.org/10.1162/pres.19.1.35>.
- [117] Angela Riccio et al., «Hybrid P300-Based Brain-Computer Interface to Improve Usability for People With Severe Motor Disability: Electromyographic Signals for Error Correction During a Spelling Task». En: *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation* 96.3 (mar. de 2015), S54-S61. ISSN: 0003-9993. DOI: 10.1016/j.apmr.2014.05.029. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.apmr.2014.05.029>.
- [118] D. B. Ryan et al., «Predictive Spelling With a P300-Based Brain-Computer Interface: Increasing the Rate of Communication». En: *International Journal of Human-Computer Interaction* 27.1 (dic. de 2010), págs. 69-84. ISSN: 1532-7590. DOI: 10.1080/10447318.2011.535754. URL: <http://dx.doi.org/10.1080/10447318.2011.535754>.

- [119] M Salvaris y F Sepulveda. «Visual modifications on the P300 speller BCI paradigm». En: *J. Neural Eng.* 6.4 (jul. de 2009), pág. 046011. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/6/4/046011. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/6/4/046011>.
- [120] Mathew Salvaris y Francisco Sepulveda. «Classification effects of real and imaginary movement selective attention tasks on a P300-based brain-computer interface». En: *Journal of Neural Engineering* 7.5 (sep. de 2010), pág. 056004. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/7/5/056004. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/7/5/056004>.
- [121] Martijn Schreuder et al., «User-centered design in brain-computer interfaces—A case study». En: *Artificial Intelligence in Medicine* 59.2 (oct. de 2013), págs. 71-80. ISSN: 0933-3657. DOI: 10.1016/j.artmed.2013.07.005. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.artmed.2013.07.005>.
- [122] Eric W. Sellers. «New horizons in brain-computer interface research». En: *Clinical Neurophysiology* 124.1 (ene. de 2013), págs. 2-4. ISSN: 1388-2457. DOI: 10.1016/j.clinph.2012.07.012. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2012.07.012>.
- [123] Eric W. Sellers, Theresa M. Vaughan y Jonathan R. Wolpaw. «A brain-computer interface for long-term independent home use». En: *Amyotrophic Lateral Sclerosis* 11.5 (oct. de 2010), págs. 449-455. ISSN: 1471-180X. DOI: 10.3109/17482961003777470. URL: <http://dx.doi.org/10.3109/17482961003777470>.
- [124] Eric W. Sellers et al., «A P300 event-related potential brain-computer interface (BCI): The effects of matrix size and inter stimulus interval on performance». En: *Biological Psychology* 73.3 (oct. de 2006), págs. 242-252. ISSN: 0301-0511. DOI: 10.1016/j.biopsycho.2006.04.007. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.biopsycho.2006.04.007>.
- [125] Yalda Shahriari y Abbas Erfanian. «Improving the performance of P300-based brain-computer interface through subspace-based filtering». En: *Neurocomputing* 121 (dic. de 2013), págs. 434-441. ISSN: 0925-2312. DOI: 10.1016/j.neucom.2013.05.001. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neucom.2013.05.001>.
- [126] Jizhong Shen et al., «A dynamic submatrix-based P300 online brain-computer interface». En: *Biomedical Signal Processing and Control* 15 (ene. de 2015),

- págs. 27-32. ISSN: 1746-8094. DOI: 10.1016/j.bspc.2014.09.005. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.bspc.2014.09.005>.
- [127] Jin-he Shi et al., «A submatrix-based P300 brain-computer interface stimulus presentation paradigm». En: *Journal of Zhejiang University SCIENCE C* 13.6 (jun. de 2012), págs. 452-459. ISSN: 1869-196X. DOI: 10.1631/jzus.c1100328. URL: <http://dx.doi.org/10.1631/jzus.C1100328>.
- [128] Jerry J. Shih, Dean J. Krusienski y Jonathan R. Wolpaw. «Brain-Computer Interfaces in Medicine». En: *Mayo Clinic Proceedings* 87.3 (mar. de 2012), págs. 268-279. ISSN: 0025-6196. DOI: 10.1016/j.mayocp.2011.12.008. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.mayocp.2011.12.008>.
- [129] Rajesh Singla, Arun Khosla y Rameshwar Jha. «Influence of stimuli color on steady-state visual evoked potentials based BCI wheelchair control». En: *JBiSE* 06.11 (2013), págs. 1050-1055. ISSN: 1937-688X. DOI: 10.4236/jbise.2013.611131. URL: <http://dx.doi.org/10.4236/jbise.2013.611131>.
- [130] Rajesh Singla, Arun Khosla y Rameshwar Jha. «Influence of stimuli colour in SSVEP-based BCI wheelchair control using support vector machines». En: *Journal of Medical Engineering and Technology* 38.3 (abr. de 2014), págs. 125-134. ISSN: 1464-522X. DOI: 10.3109/03091902.2014.884179. URL: <http://dx.doi.org/10.3109/03091902.2014.884179>.
- [131] Ángel Tabullo et al., «An ERP study of structural anomalies in native and semantic free artificial grammar: Evidence for shared processing mechanisms». En: *Brain Research* 1527 (ago. de 2013), págs. 149-160. ISSN: 0006-8993. DOI: 10.1016/j.brainres.2013.05.022. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.brainres.2013.05.022>.
- [132] Kouji Takano et al., «Coherent Activity in Bilateral Parieto-Occipital Cortices during P300-BCI Operation». En: *Frontiers in Neurology* 5 (mayo de 2014). ISSN: 1664-2295. DOI: 10.3389/fneur.2014.00074. URL: <http://dx.doi.org/10.3389/fneur.2014.00074>.
- [133] Kouji Takano et al., «Visual stimuli for the P300 brain-computer interface: A comparison of white/gray and green/blue flicker matrices». En: *Clinical Neurophysiology* 120.8 (ago. de 2009), págs. 1562-1566. ISSN: 1388-2457. DOI: 10.1016/j.clinph.2009.06.002. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2009.06.002>.

- [134] C. S. Throckmorton et al., «Bayesian Approach to Dynamically Controlling Data Collection in P300–Spellers». En: *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering* 21.3 (mayo de 2013), págs. 508-517. ISSN: 1558-0210. DOI: 10.1109/tnsre.2013.2253125. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/TNSRE.2013.2253125>.
- [135] Robert Tibshirani. «Regression Shrinkage and Selection via the Lasso». En: *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* 58.1 (1996), págs. 267-288. ISSN: 00359246. URL: <http://www.jstor.org/stable/2346178>.
- [136] Robert Tibshirani. «Regression shrinkage and selection via the lasso: a retrospective». En: *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Statistical Methodology)* 73.3 (2011), págs. 273-282. ISSN: 13697412, 14679868. URL: <http://www.jstor.org/stable/41262671>.
- [137] Robert Tibshirani et al., «Least angle regression». En: *The Annals of Statistics* 32.2 (abr. de 2004), págs. 407-499. ISSN: 0090-5364. DOI: 10.1214/009053604000000067. URL: <http://dx.doi.org/10.1214/009053604000000067>.
- [138] Ryota Tomioka y Klaus-Robert Müller. «A regularized discriminative framework for EEG analysis with application to Brain–Computer Interface». En: *NeuroImage* 49.1 (ene. de 2010), págs. 415-432. ISSN: 1053-8119. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2009.07.045. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neuroimage.2009.07.045>.
- [139] L Tonin et al., «An online EEG BCI based on covert visuospatial attention in absence of exogenous stimulation». En: *Journal of Neural Engineering* 10.5 (ago. de 2013), pág. 056007. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/10/5/056007. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/10/5/056007>.
- [140] George Townsend et al., «A general P300-brain–computer interface presentation paradigm based on performance guided constraints». En: *Neuroscience Letters* 531.2 (dic. de 2012), págs. 63-68. ISSN: 0304-3940. DOI: 10.1016/j.neulet.2012.08.041. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.neulet.2012.08.041>.
- [141] G. Townsend et al., «A novel P300–based brain–computer interface stimulus presentation paradigm: Moving beyond rows and columns». En: *Clinical Neurophysiology* 121.7 (jul. de 2010), págs. 1109-1120. ISSN: 1388-2457. DOI:

- 10.1016/j.clinph.2010.01.030. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.clinph.2010.01.030>.
- [142] Matthias S Treder y Benjamin Blankertz. «(C)overt attention and visual speller design in an ERP-based brain-computer interface». En: *Behavioral and Brain Functions* 6.1 (2010), pág. 28. ISSN: 1744-9081. DOI: 10.1186/1744-9081-6-28. URL: <http://dx.doi.org/10.1186/1744-9081-6-28>.
- [143] Dirk Vanhooydonck et al., «Adaptable navigational assistance for intelligent wheelchairs by means of an implicit personalized user model». En: *Robotics and Autonomous Systems* 58.8 (ago. de 2010), págs. 963-977. ISSN: 0921-8890. DOI: 10.1016/j.robot.2010.04.002. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.robot.2010.04.002>.
- [144] Ismael A Vergara et al., «StAR: a simple tool for the statistical comparison of ROC curves». En: *BMC Bioinformatics* 9.1 (2008), pág. 265. ISSN: 1471-2105. DOI: 10.1186/1471-2105-9-265. URL: <http://dx.doi.org/10.1186/1471-2105-9-265>.
- [145] Hongtao Wang et al., «An asynchronous wheelchair control by hybrid EEG–EOG brain–computer interface». En: *Cognitive Neurodynamics* 8.5 (mayo de 2014), págs. 399-409. ISSN: 1871-4099. DOI: 10.1007/s11571-014-9296-y. URL: <http://dx.doi.org/10.1007/s11571-014-9296-y>.
- [146] J. R. Wolpaw et al., «Brain-computer interface technology: a review of the first international meeting». En: *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering* 8.2 (2000), págs. 164-173. ISSN: 1063-6528. DOI: 10.1109/TRE.2000.847807.
- [147] Jonathan R. Wolpaw. «Brain–computer interfaces». En: *Handbook of Clinical Neurology* (2013), págs. 67-74. ISSN: 0072-9752. DOI: 10.1016/b978-0-444-52901-5.00006-x. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/B978-0-444-52901-5.00006-x>.
- [148] Erwei Yin et al., «A novel hybrid BCI speller based on the incorporation of SSVEP into the P300 paradigm». En: *Journal of Neural Engineering* 10.2 (feb. de 2013), pág. 026012. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/10/2/026012. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/10/2/026012>.
- [149] Erwei Yin et al., «A Speedy Hybrid BCI Spelling Approach Combining P300 and SSVEP». En: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 61.2 (feb. de

- 2014), págs. 473-483. ISSN: 1558-2531. DOI: 10.1109/tbme.2013.2281976. URL: <http://dx.doi.org/10.1109/TBME.2013.2281976>.
- [150] Tianyou Yu et al., «Surfing the internet with a BCI mouse». En: *Journal of Neural Engineering* 9.3 (mayo de 2012), pág. 036012. ISSN: 1741-2552. DOI: 10.1088/1741-2560/9/3/036012. URL: <http://dx.doi.org/10.1088/1741-2560/9/3/036012>.
- [151] Rui Zhang et al., «Z-Score Linear Discriminant Analysis for EEG Based Brain-Computer Interfaces». En: *PLoS ONE* 8.9 (sep. de 2013). Ed. por MominiaoEditor Xiong, e74433. ISSN: 1932-6203. DOI: 10.1371/journal.pone.0074433. URL: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0074433>.
- [152] Claudia Zickler et al., «Brain Painting: Usability testing according to the user-centered design in end users with severe motor paralysis». En: *Artificial Intelligence in Medicine* 59.2 (oct. de 2013), págs. 99-110. ISSN: 0933-3657. DOI: 10.1016/j.artmed.2013.08.003. URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.artmed.2013.08.003>.