



**CENTRO DE INVESTIGACIÓN Y DE ESTUDIOS AVANZADOS  
DEL INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL**

Unidad Monterrey

**COMANDO ROBUSTO EN INTERFAZ  
CEREBRO-COMPUTADORA BASADA EN EEG  
PARA ROBOTS DINÁMICOS**

**Tesis que presenta**

M. en C. Dulce Citlalli Martínez Peón

**para obtener el Grado de**

**Doctora en Ciencias**

**en**

Ingeniería y Física Biomédicas

**Codirectores de la Tesis**

Dr. Vicente Parra Vega

Dr. Anand E. Sánchez Orta

Apodaca, Nuevo León.

Febrero 2016



# Resumen

Las interfaces cerebro-computadora (BCI por sus siglas en inglés *brain computer-interface*) surgen como un medio alternativo de comunicación entre los humanos y las máquinas donde las ondas cerebrales son adquiridas mediante señales basadas en electroencefalografía (EEG). Estas señales son caracterizadas y clasificadas por un bloque de procesamiento de señales capaz de inferir comandos de alto nivel (comandos BCI), los cuales, a su vez, son interpretados por un bloque de gestión (máquina de estados finitos (FSM por sus siglas en inglés *finite state machine*) que genera comandos de bajo nivel para dirigir un agente externo, en particular un robot dinámico. El lazo se cierra cuando el sujeto en cuestión recibe retroalimentación mediante estímulos visuales, auditivos o hápticos, que los abstrae y procesa para tomar decisiones sobre el nuevo comando BCI. La realización de un sistema con estas características representa un desafío de investigación que requiere de una integración multidisciplinaria de diferentes campos de estudio (las neurociencias, la ingeniería, la psicología, entre otros), el cual ha motivado a la comunidad científica del mundo principalmente por sus aplicaciones en rehabilitación y entretenimiento. Existe poca investigación, en particular, para dirigir robots con una BCI en lazo cerrado y en línea. Sin esto, poco puede hacer un control simple o avanzado del robot, aunado a los requerimientos de una extraordinaria integración de todos los bloques para una sola base de tiempo que permita correr el experimento en línea. Es en este último contexto que ubicamos esta tesis doctoral. Proponemos utilizar y sintetizar los mecanismos esenciales que constituyen el comando BCI para convertirlos en un comportamiento deseado de un robot dinámico en línea y en lazo cerrado tal que el control dinámico de bajo nivel del robot garantice el cumplimiento de la tarea deseada. Para ello, es necesario una BCI en lazo cerrado tal que el robot sea subrogado, pero que a su vez el robot cuente con la suficiente autonomía local para reaccionar ante el entorno y realizar la tarea con un comportamiento real tal que sea compatible con el modelo interno con que el usuario predice la tarea. Esto último es una conjetura básica de este trabajo, es decir, asumimos que el usuario realiza el mapeo percepción-acción sustentado en sus modelos internos realistas de la tarea que desea que el robot realice, cuyos modelos son modelos dinámicos a partir de su experiencia diaria con el mundo real. Así, en su conjunto, el problema es generar un comando BCI robusto para dirigir un robot dinámico (variante en el tiempo) en lazo cerrado y en línea. Para ello, se propone el desarrollo de un sistema interfaz cerebro computadora robot BCRI (por sus comandos en inglés *brain computer robot interface*), capaz de inferir comandos

BCI asíncronos (voluntarios), los cuales permiten dirigir robots mediante una FSM les confiere instrucciones de bajo nivel y supervisa su comportamiento sin aumentar la carga cognitiva del usuario, lo que a su vez permite no bloquear al usuario para la generación del comando BCI. Se propone un procesamiento de señales que infiere comandos mediante la secuenciación temporal de eventos EEG y no una detección de patrones en frecuencia, así como también la evaluación subjetiva a posteriori de la carga de trabajo que bloquea la generación de comandos BCI así como modelos y controles dinámicos del agente externo. En particular, proponemos una interfaz basada en comando BCI robusto y control avanzado, en lazo y en línea, considerando modelos internos y sin generar frustración en el usuario para que continúe produciendo comandos BCI. Se diseñó una interfaz experimental tal que la realización de los experimentos demuestran la factibilidad tecnológica y la viabilidad económica de la BCRI propuesta en condiciones controladas, sin embargo, por consiguiente, las especificaciones funcionales y paramétricas propuestas en ésta tesis son válidas pero también son limitadas a las condiciones experimentales e hipótesis de trabajo establecidas. Por lo tanto, es claro que esta propuesta contribuye puntualmente en el avance de las BCRI en condiciones operativas realistas, aunque se deben resolver aspectos fundamentales en cada uno de los bloques que la conforman para sintetizar una plataforma funcional en aplicaciones de rehabilitación o como interfaz de un paciente parapléjico.

# Abstract

Brain computer interfaces (BCI) have emerged as an alternative medium to communicate humans with machines through brain signals EEG based. These signals are characterized and classified by the signal processing block to infer high level commands (BCI commands), further, they are send to the manager block (finite state machine FSM) which maps BCI commands into proper low level commands to steer or manipulate an external agent. The loop is closed when the subject receives feedback via visual, auditory or haptic stimulus, and he/she abstracts and processes them to make decisions about the next BCI command. This research problem has interested because of the applications in rehabilitation and entertainment, and requires a multidisciplinary integration of different fields as psychology, engineering, neuroscience, and others. However, there is few research to achieve this, in particular an online closed-loop BCI considering robots or dynamic external agents (all physical systems are dynamic). Without this it is not important what can do an advanced or simple control, joined to the requirements of an extraordinary integration of all the blocks for only one time base to run experiments online.

It is situated this thesis in that context, it is proposed to utilize and synthesize the essential mechanisms that constitute the BCI command to map them into a desirable behaviour of a dynamic robot online and closed-loop, such that, the low level dynamic control of the robot guarantees the compliance of the target task. To that end, it is necessary a closed-loop BCI such that the robot is surrogate, but at the same time, the robot needs to have local autonomy to react in the face of environment and it realizes the task with a real behaviour in such a way that it is consistent with the internal model that the subject predicts the task. This is a basic conjecture of this work, in other words, it is assumed that the subject executes the perception-action map sustained in his/her realistic internal models of the task that he/she desires that the robot performs. Thus, the problem is how to generate a robust BCI command to steer a dynamic robot (that changes in time) in closed-loop and online. To do this, it is proposed to develop a BCRI (brain-computer-robot interface). The BCRI should to infer asynchronous BCI commands that are send to the FSM, the FSM selects the proper control for the external agent, trying to maintain the mental workload in low level, thus, allows the generation of commands. It is proposed a signal processing that infers command through the temporal sequence of EEG events (not the usual pattern recognition in the frequency domain), the subject evaluation a posteriori of the workload that blocks the generation of the BCI command, the

implementation of models and dynamic controls of the external agent. In particular, it is proposed an interface based on robust BCI command and advanced control, closed-loop and online, considering internal models, and maintaining low workload. It was designed an experimental interface such that the realization of the experiments show the technological and economical feasibility of the BCRI that is proposed in controlled conditions, however, the functional and parametric specifications proposed for this thesis are valid but at the same time are limited to the experimental conditions and the established hypothesis. Therefor, it is clear that this proposal contributes in the advance of the operatives BCRI in real conditions, although, they must be resolved fundamental aspects in each of the BCI blocks, to synthesize a functional rehabilitation applications.

# Agradecimientos

---

**A Iktan Koobor**

*Por ser la luz de mis ojos*

**A Heriberto Ramírez**

*Por todo el amor y apoyo incondicional que me das*

**Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología**

*Por la beca proporcionada*

**Al Dr. Vicente Parra Vega y Dr. Anand Sánchez Orta**

*Por ser pacientes y haberme guiado durante mis estudios de doctorado*

**A la Dra. Dania Gutierrez, al Dr. Daniel Sánchez y al Dr. Jesús**

**Rodríguez**

*Por sus valiosos consejos*

**A Diana Vargas y Gloria Mendoza**

*Por todo el apoyo durante mi estancia en la unidad Monterrey y la unidad Saltillo*

**A mis padres**

*Por confiar en mi*

**A mis amigos Norma, Samuel, Ludivina, Fátima, Carlos, Aldo, Yei,  
Rocio, Nayeli, Rubí, Enrique, Angel, Javier, Ivonne, Jorge y Jautzi**

*Por sus consejos*

---





# Índice general

Índice de figuras	XII
Índice de tablas	XVIII
<b>1. Introducción</b>	<b>3</b>
1.1. Interfaces cerebro-computadora . . . . .	3
1.1.1. Componentes de un sistema BCI . . . . .	3
1.2. Motivación y justificación . . . . .	6
1.3. Enunciado del problema . . . . .	7
1.4. Objetivos . . . . .	7
1.4.1. Objetivo General . . . . .	7
1.4.2. Objetivos específicos . . . . .	7
1.5. Antecedentes de BCIs para el comando de agentes externos dinámicos	8
1.6. Solución propuesta . . . . .	8
1.7. Resultados obtenidos . . . . .	10
1.8. Organización de la tesis . . . . .	11
<b>2. Preliminares</b>	<b>15</b>
2.1. Anatomía y neurofisiología del cerebro . . . . .	15
2.1.1. Anatomía del cerebro . . . . .	16
2.1.2. Neurofisiología del cerebro . . . . .	18
2.1.3. Ritmos cerebrales . . . . .	19
2.1.4. Dinámica funcional . . . . .	20
2.2. Procedimientos para medición de actividad neuronal EEG . . . . .	21
2.2.1. Historia de las mediciones EEG . . . . .	21
2.2.2. Montaje de electrodos . . . . .	22
2.2.3. Protocolo de localización de electrodos no invasivos: Sistema 10-10 y 10-20 . . . . .	22
2.3. Paradigmas utilizados en BCI . . . . .	22
2.4. Regiones cerebrales de interés para BCI . . . . .	25
2.4.1. Regiones corticales . . . . .	26
2.5. Secuenciación de actividades neuronales . . . . .	26
2.5.1. Secuencia del paradigma MI . . . . .	26
2.6. Multimodalidad sensorial . . . . .	28

2.7.	Discusiones . . . . .	29
<b>3.</b>	<b>Procesamiento de señales EEG</b>	<b>31</b>
3.1.	Señales EEG para BCI . . . . .	31
3.2.	Procesamiento de Señales EEG . . . . .	32
3.2.1.	Pre-procesamiento . . . . .	32
3.2.2.	Extracción de características . . . . .	35
3.2.3.	Algoritmos de clasificación EEG . . . . .	38
3.2.4.	Protocolos asíncronos (Self-paced) . . . . .	39
3.3.	Consideraciones tecnológicas de dispositivos de adquisición de EEG	41
3.3.1.	Electrodos . . . . .	41
3.3.2.	Posición de los electrodos del casco Emotiv EPOC . . . . .	41
3.3.3.	Tiempos y frecuencia de adquisición de datos . . . . .	42
3.3.4.	Latencias . . . . .	43
3.4.	Discusiones . . . . .	44
<b>4.</b>	<b>Diseño del Sistema Experimental</b>	<b>45</b>
4.1.	Introducción . . . . .	45
4.1.1.	Comandos motrices y su representación interna . . . . .	46
4.1.2.	Comando de agentes externos . . . . .	48
4.1.3.	Análisis de la tarea bajo comando BCI . . . . .	49
4.1.4.	Carga mental bajo sistema BCI . . . . .	50
4.2.	El gestor del comando BCI para generar tareas inteligibles para el robot	52
4.2.1.	Máquinas de Estado Finito (FSM) . . . . .	52
4.3.	Consideraciones tecnológicas de una plataforma experimental BCI con robots subrogados . . . . .	53
4.3.1.	El casco EEG . . . . .	54
4.3.2.	El procesamiento de señales . . . . .	55
4.3.3.	El gestor . . . . .	56
4.3.4.	La tarea . . . . .	56
4.3.5.	El robot . . . . .	57
4.3.6.	Estado cognitivo del usuario . . . . .	57
4.3.7.	La interfaz BCRI . . . . .	58
4.4.	Discusiones . . . . .	59
<b>5.</b>	<b>Sistema BCI y diseño de experimentos</b>	<b>61</b>
5.1.	Esquema propuesto para comandar asíncronamente un robot subrogado en línea . . . . .	61
5.2.	Bloque A: El usuario . . . . .	62
5.2.1.	El casco . . . . .	63
5.2.2.	La actividad electrofisiológica . . . . .	63
5.3.	Bloque B: Procesamiento de señales . . . . .	64
5.3.1.	Cálculo de la media cero . . . . .	64
5.3.2.	Blanqueamiento . . . . .	65

5.3.3.	Ponderación de pesos . . . . .	65
5.3.4.	Divergencia de Kullback-Leibler . . . . .	66
5.3.5.	Secuenciación de eventos EEG para generar comandos BCI . . . . .	66
5.3.6.	Revisión del esquema de Kuramoto, [1] . . . . .	68
5.3.7.	Propuesta de modificación del esquema de Kuramoto . . . . .	68
5.3.8.	Métrica de Hausdorff . . . . .	69
5.4.	Bloque C: Máquina de estados finitos (FSM) . . . . .	70
5.4.1.	FSM semi-automática . . . . .	70
5.5.	Bloque D: Agente dinámico externo . . . . .	71
5.5.1.	Brazo robótico de 2 grados de libertad . . . . .	71
5.5.2.	Brazo robótico de 3 grados de libertad . . . . .	73
5.5.3.	Robot omnidireccional . . . . .	74
5.5.4.	Robot móvil no holonómico . . . . .	74
5.5.5.	Modelo dinámico . . . . .	76
5.5.6.	Control del robot . . . . .	76
5.6.	Plataforma experimental y diseño de experimentos . . . . .	76
5.6.1.	Diseño de Experimentos . . . . .	77
5.7.	Discusiones . . . . .	82
<b>6.</b>	<b>Resultados</b>	<b>85</b>
6.1.	Experimento 1: Caracterización de comando bajo paradigma de im- aginación motriz . . . . .	85
6.1.1.	Resultados . . . . .	86
6.1.2.	Discusiones . . . . .	91
6.1.3.	Conclusiones . . . . .	92
6.2.	Experimento 2: Caracterización de comando durante atención auditiva I	92
6.2.1.	Resultados . . . . .	93
6.2.2.	Resultados . . . . .	93
6.2.3.	Conclusiones . . . . .	93
6.3.	Experimento 3: Caracterización de comando durante atención auditiva II	94
6.3.1.	Resultados . . . . .	94
6.3.2.	Discusiones . . . . .	94
6.3.3.	Conclusiones . . . . .	95
6.4.	Experimento 4: Comando de robot dinámico de 2GdL . . . . .	95
6.4.1.	Resultados . . . . .	96
6.4.2.	Discusiones . . . . .	96
6.4.3.	Conclusiones . . . . .	96
6.5.	Experimento 5: Comando de robot móvil holonómico . . . . .	96
6.5.1.	Resultados . . . . .	97
6.5.2.	Discusiones . . . . .	98
6.5.3.	Conclusiones . . . . .	98
6.6.	Experimento 6: Comando de robot móvil no holonómico . . . . .	98
6.6.1.	Resultados . . . . .	99

6.6.2. Discusiones . . . . .	100
6.6.3. Conclusiones . . . . .	100
6.7. Experimento 7: Medición de la carga cognitiva bajo comando de robots dinámicos. . . . .	100
6.7.1. Resultados . . . . .	100
6.7.2. Discusiones . . . . .	101
6.7.3. Conclusiones . . . . .	102
<b>7. Conclusiones</b>	<b>103</b>
7.1. Contribuciones . . . . .	103
7.2. Limitaciones . . . . .	104
7.3. Trabajo a futuro . . . . .	105
<b>Bibliografía</b>	<b>107</b>

# Índice de figuras

1.1. Diagrama a bloques de un sistema BCI. El usuario emite voluntariamente actividad eléctrica medida como señales EEG en el bloque A. El bloque B, de procesamiento de señales caracteriza y clasifica las señales EEG para inferir comandos. Posteriormente, la FSM del bloque C transforma los comandos a tareas factibles para el agente externo las cuales son ejecutadas por un controlador del bloque D. El lazo del sistema se cierra con la retroalimentación al sujeto (visual, auditiva y/o háptica). . . . .	4
1.2. Ejemplo de las aplicaciones de robots para BCI utilizando el dispositivo Emotiv Epoc de bajo costo. a) Comando BCI de un brazo robótico, Universidad de Buffalo. b) Comando BCI de un robot de 3 DoF con retroalimentación háptica, Instituto Politécnico Nacional-CINVESTAV.	6
1.3. Sujeto utilizando el casco Emotiv Epoc y realizando tarea de dirigir robot dinámico. . . . .	11
1.4. Diagrama a bloques del sistema BCRI propuesto. El usuario utiliza el paradigma de imaginación motriz de su brazo derecho. En el bloque de procesamiento de señales se caracterizan y clasifican las señales EEG para inferir comandos apartir de las señales adquiridas por casco Emotiv Epoc. Posteriormente, una FSM mapea los comandos provenientes del bloque de procesamiento de señales en comandos inteligibles para el agente externo. El agente externo a comandar es un robot dinámico. El lazo del sistema se cierra con retroalimentación visual al sujeto mostrando al usuario el estado del robot, lo que resulta en una taea robótica perceptual tal que el sujeto determina el siguiente comando en línea. . . . .	12
2.1. El cerebro tiene dos grandes estructuras, el prosencéfalo y el tronco cerebral. (Reproducido de B. Kolb and I. Whishaw: <i>An Introduction to Brain Behavior</i> , 2011) . . . . .	16
2.2. Lóbulos cerebrales: parietal, occipital, temporal y frontal. Los lóbulos definen las divisiones en la corteza cerebral. (Reproducido de <i>The Society for Neuroscience. Brain Facts: A primer on the brain and nervous system</i> , 2002) . . . . .	17

2.3.	Áreas de Brodmann, corteza cerebral. 1,2 y 3) Córtex somatosensorial primario. 4) Córtex motor. 6) Córtex premotor. 8) Frontal intermedio (incluye el frente de los campos de los ojos). 9) Córtex dorsolateral prefrontal. 17) Córtex visual primario. 18) Córtex visual secundario. 21) Temporal medio. 44-45) Área de Broca. (Reproducido de Schünke, Schulte y Schumacher: Prometheus texto y atlas de anatomía. Ed. Panamericana, 2011) . . . . .	17
2.4.	a) Romboencéfalo compuesto por: puente, bulbo y cerebelo, b) Ganglios basales compuesto por: el núcleo caudado, el putamen, el globo pálido, el núcleo subtalámico y la sustancia negra. (Reproducido de B. Kolb and I. Whishaw. <i>An introduction to brain behavior</i> , 2011). . . . .	18
2.5.	Estructura de una neurona y sus partes principales (Reproducido de Guyton AC: <i>Basic Neuroscience: Anatomy and Physiology</i> , Philadelphia, W. B. Saunders Co, 1987) . . . . .	18
2.6.	Tipos de montajes para medición EEG: a) Montaje unipolar, b) Montaje bipolar, c) Montaje de referencia promedio (Reproducido de Kiloh et. al <i>Clinical Electroencephalography</i> , 1972) . . . . .	23
2.7.	Posición de electrodos en el sistema 10-10, (Reproducido de S. Sanei and J. Chambers: <i>EEG Signal Processing</i> , John Wiley and Sons, 2007)	24
2.8.	Posición de electrodos en el sistema 10-10 junto con las áreas de Brodmann más cercanas. (Reproducido de Schünke, Schulte y Schumacher: Prometheus texto y atlas de anatomía. Ed. Panamericana, 2011) . . . . .	25
2.9.	Secuencia que se genera en el sujeto durante la tarea de agarre. 1) El usuario desea realizar una tarea, en este caso “beber del vaso con agua”. 2) El sujeto tiene un modelo mental de como se realiza dicha tarea, por lo que se genera un mapeo percepción acción. 3) Se envía el comando hacia el agente que ejecutará la tarea, en este caso el brazo derecho. 4) El sujeto toma el vaso con agua y durante esta interacción se cierra el lazo mediante la retroalimentación sensorial, en este caso con la propiocepción. . . . .	27
3.1.	Ejemplo de señal EEG cruda de 10 electrodos, obtenida con casco Emotiv EPOC y graficada en Matlab. El eje de las abscisas es el tiempo en mili-segundos y el eje de las ordenas es la amplitud. . . . .	34
3.2.	Señal EEG luego del algoritmo blanqueamiento. . . . .	35
3.3.	Concepto de separación de señales EEG fuente (Reproducido de S. Sanei y J. Chambers. <i>EEG Signal Processing</i> , 2007. . . . .	36
3.4.	Ejemplo de señal EEG procesada con el algoritmo ICA. . . . .	38
3.5.	Ejemplo de medición de impedancia de los electrodos con casco Emotiv EPOC. Los colores utilizados miden la calidad de contacto de cada electrodo, el negro indica que no hay contacto; el rojo indica contacto muy pobre; el naranja indica contacto pobre; amarillo donde el contacto es razonable; y el verde un buen contacto. . . . .	42
3.6.	Posición de los electrodos del casco Emotiv EPOC. . . . .	43

4.1.	Diagrama a bloques de un comando motriz. Primero se planea el comando motriz y después se envía el comando al sistema motriz para ejecutarlo. En paralelo, el modelo hacia adelante recibe el comando y predice la salida sensorial que es comparada con la verdadera salida para obtener una discrepancia sensorial que permite corregir errores, (Reproducido de D. Wolpert et al.: <i>An internal model for Sensorimotor integration</i> , 1995) . . . . .	46
4.2.	El espacio peri-personal es aquel que se encuentra cerca del sujeto mientras que el extra-personal se encuentra lejos del sujeto (Reproducido de J. Clery et al.: <i>Neuronal bases of peripersonal and extrapersonal spaces, their plasticity and their dynamics: Knowns and unknowns</i> , 2015) . . .	47
4.3.	Esquema de una FSM automática usada para comandar un sistema robótico. Inicialmente el sistema espera el comando, si se detecta, la acción se confirma con el movimiento de la cabeza de arriba hacia abajo se rechaza con el de derecha a izquierda para rechazarlo. Si se confirma el comando se establece la trayectoria. Se monitorean los parámetros del error, de velocidad y de tiempo de ejecución de la tarea robótica y cuando dichos parámetros son menores a los umbrales establecidos $\epsilon_1$ , $\epsilon_2$ y $\epsilon_3$ , respectivamente, la tarea robótica se da por finalizada. Posteriormente se determina si la tarea se ha completado para nuevamente esperar el siguiente comando por parte del usuario. . . . .	54
4.5.	Pantalla del fabricante del casco Emotiv-Epoc. La pantalla muestra la impedancia de los electrodos por colores. Rojo mala señal. Naranja no muy buena señal. Amarillo señal aceptable. Verde señal deseada . . .	55
4.6.	Tiempos de reacción del usuario a los estímulos visual, auditivo y háptico (Reproducido de T. Kaaresoja y S. Brewter: <i>Feedback is... Late: Measuring Multimodal Delays in Mobile Device Touchscreen Interaction</i> , International Conference on Multimodal Interfaces and the Workshop on Machine Learning for Multimodal Interaction. ACM, 2010)	58
4.4.	FSM para enviar usada para al sistema robótico. El sistema espera el comando, si detecta el comando la acción se confirma con el movimiento de la cabeza de arriba hacia abajo para confirmar el comando y de derecha a izquierda para rechazar comando. Si se confirma el comando se analiza el ambiente donde el robot se encuentra y se determina si no existen obstáculos, si el camino esta libre se calcula la trayectoria deseada del robot. Se monitorean los parámetros error, velocidad y tiempo de ejecución de la tarea robótica, cuando dichos parámetros son menores a los umbrales establecidos $\epsilon_1$ , $\epsilon_2$ y $\epsilon_3$ respectivamente, la tarea robótica se da por finalizada. El siguiente estado evalúa el nuevo comando en cola parte del usuario, si es positivo se decodifica el comando y se pasa al estado de confirmación de comando, si es negativo se determina si la tarea que pidió el usuario se ha completado para nuevamente esperar el comando por parte del usuario. . . . .	60

5.1.	Esquema propuesto del sistema BCI en línea. Para el bloque A se consideran las actividades electrofisiológicas de imaginación motriz (MI), imaginación kinestética motriz (MIK) y la atención auditiva (AA) generadas voluntariamente. Para el bloque B se propone el uso de los siguientes algoritmos: ICA con una mejora en pesos iniciales, la divergencia de Kullback-Leibler, la métrica de Hausdorff y la construcción de secuencias temporales que son los comandos abstractos enviados al bloque C. En el bloque C se propone la utilización de una máquina de estados finitos (FSM) semi-autónoma que depende de la tarea perceptual. En el bloque D se propone la utilización de robots dinámicos. Finalmente el lazo del sistema se cierra con la retroalimentación visual.	62
5.2.	Usuario utilizando el casco Emotiv Epoc. . . . .	63
5.3.	Algoritmo utilizado por Kuramoto <i>et al</i> , [1]. La gráfica izquierda-arriba muestra las señales crudas de 10 electrodos. La gráfica derecha-arriba muestra las señales con media cero. La gráfica izquierda-abajo presenta las señales con el algoritmo ICA pero sin nuestra propuesta de inicialización de pesos. La gráfica derecha-abajo presenta las la aplicación de filtros morfológicos. . . . .	68
5.4.	Modificación del algoritmo de Kuramoto con la función ponderación de pesos. Se utilizaron las mismas señales que en el ejemplo de la Figura 5.3	69
5.5.	Máquina de estados semiautomática. Consta de los estados esperar secuencia, inferir comando de acuerdo a la secuencia, comando posible, analizar el ambiente, establecer estado deseado o velocidad deseada, mover robot, comando en cola, tarea cumplida y tarea completada. Las tareas están relacionadas con las tareas deseadas por el sujeto, por ejemplo, “beber del vaso con agua”. En este caso el robot tendrá como meta dirigirse hacia el lugar donde se encuentre el vaso, tomar el vaso con agua y regresar con el sujeto. Por lo tanto, las tareas consisten en seguimiento de trayectoria y alcanzar objetos <i>reaching task</i> . . . . .	72
5.6.	Brazo robótico, compuesto por 2 eslabones sujetos a la gravedad $g(q)$ en el eje $y$ , mostrado en el plano fase $x, y$ . En rojo y amarillo se muestran las marcas del estado deseado del robot $\xi_d = (x_d, y_d)$ , y la posición del efector final es $\xi_e = (x_e, y_e)$ respectivamente. En el tiempo $t_0$ se coloca el robot como posición inicial que es a la mitad de las dos marcas. En el tiempo $t_i$ se encuentra el robot antes de llegar a su posición final. En el tiempo $t_f$ el robot llega a su posición final, ya sea izquierda o derecha.	73
5.7.	Brazo robótico de 3 grados de libertad con eslabones rotacionales. . .	74
5.8.	Robot móvil omnidireccional con ruedas mecánicas. . . . .	75
5.9.	Robot móvil no holonómico . . . . .	75
5.10.	La plataforma experimental está conformada por una PC, el casco Emotiv Epoc y el programa Simulink/Matlab. . . . .	77
5.11.	Protocolo experimental, experimento 1. . . . .	78
5.12.	Protocolo experimental, experimento 2. . . . .	79



5.13. Protocolo experimental, experimento 3. . . . .	80
5.14. Protocolo experimental, experimento 4. . . . .	81
5.15. El experimento 7 consistió en 2 tareas de 5 repeticiones cada una. La primer tarea el robot siguió una trayectoria con comportamiento cinemático mientras que en la tarea 2 la trayectoria presentó un comportamiento dinámico. . . . .	83
6.1. Numeración por posición de los electrodos. . . . .	86
6.2. Diagramas de dispersión de la respuesta en amplitud de cada uno de los electrodos bajo el paradigma de imaginación motriz a los 100ms, 200ms y 300ms después de ser enviado el estímulo. El número de muestras es 12 (sujetos) con 14 ensayos cada uno de ellos. El eje de las ordenadas muestra la amplitud de las señales y el eje de las abscisas los electrodos. . . . .	87
6.3. Barras de error basadas en el error estándar de la media de todos los electrodos. . . . .	88
6.4. Comparación de un ensayo durante la ejecución de imaginación motriz usando la métrica Euclidiana y la métrica de Hausdorff, donde la última agrupa los electrodos por regiones cerebrales. Con la métrica de Hausdorff se puede ver más claro el cambio de nivel (actividad eléctrica) por regiones. . . . .	89
6.5. Gráfica de caja de la respuesta en amplitud de la región prefrontal (a), premotora (b) y parietal (c) bajo el paradigma de imaginación motriz con 12 muestras y 14 ensayos por cada una. Con la métrica de Hausdorff que mide la distancia del nivel de actividad de cada una de las regiones con respecto a una referencia base (14). . . . .	90
6.6. Gráfica de caja de la respuesta en amplitud durante la ejecución del paradigma AA. Los sujetos fueron aislados en una cabina en la que solamente escucharon música proveniente de un vídeo con una imagen estática durante 90 segundos. . . . .	93
6.7. Gráfica de caja de la respuesta en amplitud durante la ejecución del paradigma AA. Los sujetos escucharon a una persona durante 90 segundos ésta leía instrucciones. . . . .	94
6.8. Plano de fase (x,y) de la navegación libre durante la fase de entrenamiento. . . . .	97
6.9. Resultado de 3 sujetos comandando un robot móvil holonómico con una BCI, donde el objetivo está a 45° a la derecha del punto inicial localizado en el plano fase (0,0). . . . .	98
6.10. Resultado de 3 sujetos durante la operación de un robot móvil no holonómico con restricción de tiempo de 30 segundo. El objetivo, mostrado con línea negra se encontraba a 95°. Se muestran el primer y el último intento de cada sujeto. El eje de las abscisas es la posición en x del robot y el eje de las ordenadas es la posición en y. . . . .	99

6.11. Resultado del cuestionario NASA TLX. Sub-escalas. La tarea cinemática muestra menos carga mental que la dinámica. La demanda física obtuvo un valor muy bajo. El promedio de la demanda temporal es similar. . . . .	101
6.12. Carga mental total de cada una de las tareas con la herramienta NASA TLX. . . . .	101
6.13. Tiempo para enviar comandos. . . . .	101

# Índice de tablas

1.1. Ejemplos de experimentos de sistemas BCI o BCRI, síncronos (S) o asíncronos (As), con medición de la carga mental (CM), sistema en lazo abierto (LA) o sistema en lazo cerrado (LC), invasivo (I) o no invasivo (NI). Como se puede observar el sistema BCRI de Carmena et al. es el que más se aproxima al que proponemos, sin embargo, este método es invasivo y no valora la carga cognitiva que ocasiona operar la BCRI. . . . .	9
2.1. Ritmos cerebrales,[2] . . . . .	19
3.1. Gorras y dispositivos comerciales para adquirir señales EEG. . . . .	33
4.1. Factores que se consideran con la implementación del cuestionario NASA-TLX y que sirven para determinar la carga de trabajo en el sujeto durante la interacción con una tarea. . . . .	51
6.1. Etiquetado de los electrodos del dispositivo Emotiv Epoc . . . . .	85
6.2. Resultados de la evaluación de los comandos, donde las filas indican el número de intentos por sujeto durante el comando BCI del robot, y las columnas la evaluación de los sujetos. El promedio fue de 82% . .	95
6.3. Resultado de la evaluación para 3 sujetos del comando BCI. IC: estado de control. NC: estado de no control . . . . .	96
6.4. Tiempo para enviar comandos ( $10^{-1}$ segundos) . . . . .	102
6.5. Resultados del cuestionarion NASA-TLX comparando cuando el sujeto tiene el control y cuando lo pierde. . . . .	102



## Abreviaturas

**ANOVA:** análisis de varianza (*analysis of variance*)

**BCI:** interfaz cerebro-computadora (*Brain-Computer Interface*)

**BRCI:** interfaz cerebro-robot-computadora (*Brain-Robot-computer interface*)

**EEG:** electroencefalografía (*electroencephalography*)

**DoF:** grados de libertad (*degrees of freedom*)

**ERP:** potenciales relacionados a eventos (*event-related potentials*)

**ERS:** sincronización de eventos relacionados (*event-related synchronization*)

**fMRI:** imagen por resonancia magnética funcional (*functional magnetic resonance image*)

**FPR:** radio de falsos positivos (*false positive rate*)

**HCI:** interacción humano-computadora (*Human-computer interaction*)

**HRI:** interacción robot-computadora (*Human-robot interaction*)

**MI:** imaginación motriz (*Motor imagery*)

**ROC:** característica operativa del receptor (*receiver operating characteristic*)

**SM:** modos deslizantes (*sliding modes*)

**SNR:** relación señal/ruido (*Signal to noise ratio*)

**SVM:** máquina de soporte vectorial (*support vector machine*)

**TPR:** radio de verdaderos positivos (*true positive rate*)

**VR:** realidad virtual (*virtual reality*)

**VRML:** Virtual Reality Modeling Language

---



# Capítulo 1

## Introducción

Cotidianamente realizamos funciones cognitivas y motrices para caminar, comer, correr, leer, escuchar, decidir, entre muchas otras tareas, en función de la decisión que toma nuestro cerebro, [3, 4]. Si deseamos beber de un vaso con agua que se encuentra frente a nosotros, para realizar dicha tarea inicialmente planeamos la trayectoria del brazo. La tarea “*beber del vaso con agua*” parece ser sencilla, sin embargo, si por algún motivo no pudiéramos mover nuestro brazo o si no tuviéramos dicho miembro, entonces hablaríamos de un problema motriz y cognitivo. Este problema ha motivado el desarrollo de interfaces cerebro-computadora (BCI, por sus siglas en inglés *brain-computer interface*), como un medio alternativo de comunicación entre un humano y una máquina, [5], para permitir a personas que se encuentran en condiciones de discapacidad motriz realizar tareas con robots, [6, 7, 8].

En este capítulo se describe el funcionamiento de las BCI, la estructura que las compone y algunas de sus aplicaciones. Además, se plantea la problemática de interés para comandar agentes dinámicos externos en línea con una BCI, así como los resultados obtenidos y las perspectivas del trabajo de tesis.

### 1.1. Interfaces cerebro-computadora

Los sistemas BCI surgieron hace cuatro décadas [9], y desde entonces su evolución ha permitido que hoy en día grupos científicos desarrollen investigación básica y aplicada con avances significativos en medicina, educación y entretenimiento, [2, 10]. La definición de un sistema BCI es la siguiente:

**Interfaz cerebro-computadora:** una BCI basada en electroencefalografía (EEG) es un sistema que permite la comunicación hombre-máquina sin utilizar las salidas normales de los nervios periféricos y los músculos [9].

#### 1.1.1. Componentes de un sistema BCI

Un sistema BCI está compuesto principalmente por cuatro bloques: el usuario, el bloque de adquisición y procesamiento de señales EEG, la máquina de estados finitos

(FSM por sus siglas en inglés *finite state machine*), el agente externo y finalmente se cierra el lazo del sistema con la retroalimentación ya sea visual, auditiva o háptica, lo cual condiciona la respuesta del usuario en el bloque B [11], ver Figura 1.1.

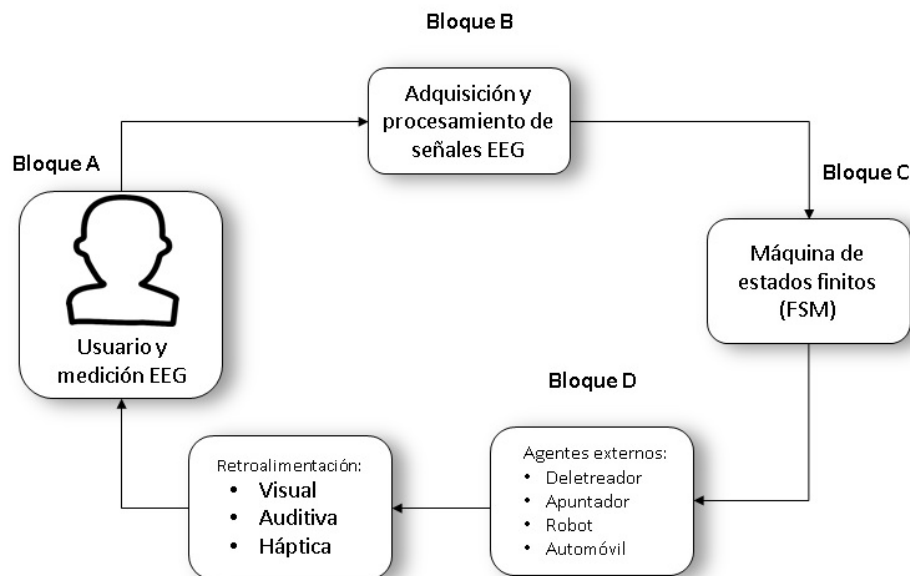


Figura 1.1: Diagrama a bloques de un sistema BCI. El usuario emite voluntariamente actividad eléctrica medida como señales EEG en el bloque A. El bloque B, de procesamiento de señales caracteriza y clasifica las señales EEG para inferir comandos. Posteriormente, la FSM del bloque C transforma los comandos a tareas factibles para el agente externo las cuales son ejecutadas por un controlador del bloque D. El lazo del sistema se cierra con la retroalimentación al sujeto (visual, auditiva y/o háptica).

#### ■ Bloque A: Usuario

Para comandar un sistema BCI es necesario entrenar al sujeto, para esto, se le pide realizar una tarea ya sea cognitiva motriz (imaginación del movimiento o fuerza de algún miembro) o cognitiva no motriz (cálculo mental, imaginación visual), [12, 13], tal que el sujeto emite eventos EEG de forma voluntaria (asíncrona) o bajo el condicionamiento de un estímulo en cierto tiempo (sincrónico), sin embargo, este último le genera carga mental porque demanda mayor atención desencadenando estrés, [14, 15]. El estrés altera la capacidad voluntaria de emitir señales EEG, [16, 17], implicando que el sujeto pierde la capacidad de emitir comandos, [18]. Una vez dominada la tarea cognitiva se puede entrenar al sujeto con otra tarea, a este proceso se le denomina multimodalidad y con esto se busca comandar agentes externos. El problema reside en que la generación de un mayor número de comandos recae en el sujeto, imponiéndole carga mental, [19]. Por otro lado, actualmente existen dispositivos que permiten medir las señales



EEG con una buena resolución, pero son costosos y de uso clínico. En este trabajo de tesis nos enfocamos al uso de dispositivos de bajo costo, en particular, el casco Emotiv EPOC, el cual ha sido utilizado en diferentes laboratorios del mundo mostrando resultados satisfactorios, [20]. El reto al utilizar esta clase de dispositivos reside en generar algoritmos robustos que compensen su baja resolución, [2, 21].

## ■ Bloque B: Adquisición y procesamiento de señales

El procesamiento de señales EEG se conforma por las etapas de preprocesamiento, caracterización y clasificación, [11]. La etapa de clasificación determina si la actividad cerebral del sujeto es un comando abstracto de alto nivel, [22], del cual se infiere una orden o instrucción, [23]. Los comandos de alto nivel son los que emite el usuario a partir de paradigmas no relacionados con la tarea de la máquina, [24]. Por otro lado, los comandos de bajo nivel son instrucciones en lenguaje máquina necesarias para que el agente externo realice una acción o tarea deseada. Existen dos clases de comandos de alto nivel, los cognitivos motrices (imaginación motriz (MI por sus siglas en inglés *motor imagery*)) y los cognitivos no motrices (imaginar un cubo rotando, cálculo mental numérico, imaginación visual (VI por sus siglas en inglés *visual imagery*)). Los cognitivos no motrices se ven mayormente afectados por los cambios emocionales de los sujetos. Los comandos cognitivos motrices son más robustos, ya que se detectan en regiones más específicas, [12]. Entre los paradigmas utilizados para inferir comandos se encuentran la imaginación motriz (MI) y la imaginación kinestésica motriz (MIK). Su uso se puede ejemplificar de la siguiente forma: el sujeto imagina el movimiento de uno de sus miembros (un brazo o una pierna) y a partir de algoritmos se busca clasificarlo de forma binaria, es decir, determinar si el paradigma se ejecutó o no. Sin embargo, se ha demostrado que durante la ejecución de estos paradigmas existe actividad en ambos miembros, [25]. Otro problema es la detección en línea de los comandos pues cuando son comandos voluntarios (asíncronos) no se sabe exactamente cuando el sujeto los está emitiendo [26].

## ■ Bloque C: Máquina de estados finitos (FSM)

La FSM mapea los comandos provenientes del bloque de procesamiento de señales en comandos inteligibles para el agente externo. La tasa de transferencia de datos debe ser lo suficientemente alta para obtener una resolución espacial y temporal de la tarea, sobre todo en el caso de un sistema complejo, [13]. La FSM es un gestor que debe ser capaz de detectar si el sujeto no puede emitir comandos y al mismo tiempo generar el control del agente externo en línea. Las características de una FSM son:

- Conoce las entradas de control posibles para el agente externo
-

- Quitarle carga cognitiva al usuario
  - Evita que exista una interacción que ponga en peligro al usuario
- **Bloque D: Máquina a comandar**

Entre las máquinas que podemos comandar se encuentran los sistemas cinemáticos, tales como deletreadores, apuntadores de pantalla, y los sistemas dinámicos, tales como robots, prótesis, exoesqueletos, automóviles, entre otros. Las ventajas que ofrecen las aplicaciones BCI con robots dinámicos son: la realización de tareas como agarre y manipulación de objetos, [27, 28], la interacción con el ambiente [27, 29] y la ejecución de tareas con movimientos similares de los humanos [30, 27] (ver Figura 1.2). Las principales aplicaciones corresponden a pacientes que requieren asistencia física debida a: esclerosis lateral amiotrófica (ELA), traumatismo de médula espinal, amputaciones, entre otros, [16, 31, 32].

Finalmente, el lazo se cierra cuando el sujeto recibe un estímulo sensorial visual, auditivo o háptico para percibir el nuevo estado del dispositivo, [6]. El objetivo del estímulo sensorial es darle mayor percepción al usuario sobre la consecuencia de su comando en la tarea robótica perceptual del robot dinámico, [13, 33].

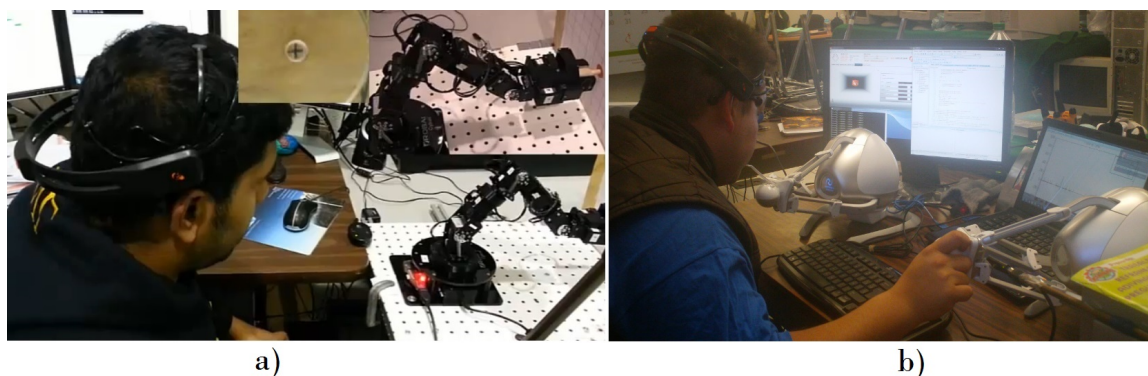


Figura 1.2: Ejemplo de las aplicaciones de robots para BCI utilizando el dispositivo Emotiv EPOC de bajo costo. a) Comando BCI de un brazo robótico, Universidad de Buffalo. b) Comando BCI de un robot de 3 DoF con retroalimentación háptica, Instituto Politécnico Nacional-CINVESTAV.

## 1.2. Motivación y justificación

En México, hasta el año 2010 se registró que el 5.1% de la población tiene algún tipo de discapacidad y 3,347,849 personas presentan discapacidad motriz, lo que representa el 2.9% de la población. Estas personas no pueden caminar o moverse normalmente, ya sea por enfermedad, defectos congénitos o edad avanzada, [34]. Para

---

ellos las tareas cotidianas se vuelven un reto, por lo que en algunos casos se requieren dispositivos, terapias de rehabilitación o asistencia de otras personas.

Hasta ahora se han desarrollado diversos sistemas BCI para comandar agentes externos y el área que mayor número de resultados presenta es el de procesamiento de señales utilizando el paradigma de imaginación visual o imaginación motriz, [35, 36, 37], sin embargo, se ha reportado poca investigación en lazo cerrado y para comandar robots. La implementación de una interfaz hombre-máquina (HMI por sus siglas en inglés *human machine-interface*), de una interacción hombre-robot (HRI por sus siglas en inglés *human robot-interaction*) así como de robótica avanzada, permiten desarrollar interfaces para controlar robots que pueden asistir o llevar a cabo tareas cotidianas para los humanos. Sin embargo, ninguna de estas interfaces funciona con EEG y por hipótesis se consideran usuarios sanos. Por lo tanto, resulta de interés estudiar interfaces con los dispositivos de adquisición de señales EEG que proveen un lazo cerrado en línea con tecnología confiable y a precios accesibles, [14, 38].

### 1.3. Enunciado del problema

Estamos interesados en el problema de cómo comandar un agente dinámico externo en línea utilizando comandos basados en eventos EEG tal que la tarea perceptual robótica del agente dinámico externo genere una carga cognitiva que no impida el comando BCI. Así, el problema abordado en esta tesis se sintetiza en dar respuestas de las siguientes preguntas:

¿Cómo utilizar un comando asíncrono basado en EEG para controlar un agente externo dinámico en línea y en lazo cerrado?

¿Qué factores generan carga cognitiva en el usuario para dirigir un agente dinámico externo a través de un sistema interfaz cerebro-computadora-robot (BCRI por sus siglas en inglés *brain computer-robot-interface*)?

### 1.4. Objetivos

#### 1.4.1. Objetivo General

*Detectar un mecanismo neuronal secuencial basado en EEG para que el usuario comande de manera asíncrona y robusta un sistema BCRI con un dispositivo de bajo costo y portátil.*

#### 1.4.2. Objetivos específicos

1. Determinar qué comandos basado en EEG son robustos y cómo detectarlos para dirigir agentes dinámicos externos.
  2. Caracterizar las señales EEG para inferir comandos.
-

3. Desarrollar un algoritmo para detectar la secuencia temporal de la activación de las regiones cerebrales a nivel cortical durante la ejecución del paradigma seleccionado
4. Trasladar el comando inferido en un control apropiado para que el agente externo realice la tarea
5. Desarrollar un algoritmo que mapear los comandos BCI en multicomandos
6. Integración biomecátrica de lazo cerrado y experimentos bajo protocolo en tiempo real suave
7. Determinar que comportamiento del agente produce una carga cognitiva apropiada en el sujeto para la ejecución de tareas bajo el sistema BCRI.

### 1.5. Antecedentes de BCIs para el comando de agentes externos dinámicos

Los primeros experimentos donde usuarios controlaban sus propias señales EEG convertidas en mensajes de código Morse, los realizó Edmond Dewan en 1967, [39]. En 1973, Jaques Vidal describió los principios de trabajo de una BCI, [5], y a partir de entonces se desarrollan experimentos con sistemas BCI, inicialmente de forma empírica, hasta hoy en día donde las BCI constituyen una área de investigación. Algunos de estos sistemas se mencionan en la Tabla 1.1 y se clasifican con los siguientes criterios: si es un sistema BCI o BCRI, si el comando es síncrono (S) o asíncrono (As), si se llevó a cabo medición de la carga mental (CM), si el sistema BCI se llevó a cabo en lazo abierto (LA) o en lazo cerrado (LC) y si se realizó con electrodos invasivos (I) o no invasivos (NI).

Hasta ahora no existe un sistema BCRI basado en EEG, utilizando comandos asíncronos, que mida la carga mental del usuario debida a la interacción en línea con el agente externo dinámico y en lazo cerrado. El sistema que más se acerca a estas condiciones es el de Carmena et al., ya que consideran las dinámicas en torno del agente dinámico externo, [44]. En este trabajo de tesis se propone diseñar un sistema que cuente con todas las cualidades mencionadas. Para lograr el reto que esto representa, es necesario realizar investigación aplicada en cada bloque del sistema, tal que la integración en lazo cerrado y en línea resuelva todas las problemáticas.

### 1.6. Solución propuesta

Se propusieron las siguientes soluciones:

---

Experimento	BCI	BCRI	S	As	CM	LA	LC	I	NI
En 1988, Farwell y Donchin le mostraban al usuario una tabla con caracteres pidiéndole que pensara en una letra y se concentrara en ella, luego al azar aparecían letras y cuando el objetivo aparecía la onda P300 indicaba la selección [40].	✓		✓			✓			✓
A mediados de 1990, Niels Birbaumer implementó una BCI en pacientes utilizando potenciales corticales lentos. Con su diseño los pacientes aprendían a comandar en un procedimiento con una condición de operación [33, 41].	✓		✓			✓			✓
En 2002, Nicolelis y Chapin entrenaron ratas para que movieran un brazo robótico en una dimensión con el objetivo de obtener agua [42].	✓		✓			✓		✓	
En 2003, Carmena et al. entrenaron monos para mover un objeto con un brazo mecánico. Utilizaron señales provenientes de la corteza motriz sin mover sus brazos [43].		✓		✓			✓	✓	
En 2008, Millán et al. crearon un control para una silla de ruedas mediante una BCI no invasiva con EEG asíncrona. [16].		✓		✓		✓			✓
En 2009, Carmena et al. desarrollaron un sistema BCRI tomando en cuenta la dinámica del agente dinámico externo, [44].		✓		✓			✓	✓	
En 2012, Collinger et al. implementaron un arreglo de electrodos invasivos en una paciente con quadriplegia. Luego de un largo entrenamiento la paciente pudo controlar un robot de 7 DoF, [27].		✓		✓		✓		✓	
En 2013, Millán et al. implementaron una BCRI-híbrida con comandos asíncronos basados en EEG. Midieron la carga de trabajo para comparar la implementación híbrida [45].		✓		✓	✓	✓			✓
En 2014, Collinger et al. lograron que una paciente manipulara un brazo robótico con 10 DoF agregando movilidad a la muñeca del robot [28].		✓		✓		✓		✓	

Tabla 1.1: Ejemplos de experimentos de sistemas BCI o BCRI, síncronos (S) o asíncronos (As), con medición de la carga mental (CM), sistema en lazo abierto (LA) o sistema en lazo cerrado (LC), invasivo (I) o no invasivo (NI). Como se puede observar el sistema BCRI de Carmena et al. es el que más se aproxima al que proponemos, sin embargo, este método es invasivo y no valora la carga cognitiva que ocasiona operar la BCI.

- Utilizar el dispositivo de adquisición de señales EEG de bajo costo Emotiv Epoc
- Caracterizar y clasificar las señales EEG como eventos secuenciales, independientes de la banda frecuencial en que ocurren, para obtener comandos asíncronos, de manera que el sujeto no esté sujeto a estímulos fijos que le demanden atención continua
- Desarrollar e implementar un algoritmo para mapear las señales EEG en señales fuentes proporcionando información por área
- Utilizar una FSM-semiautomática que genere el control para el robot y coadyuve en el funcionamiento del sistema integral en lazo cerrado, en línea con comandos asíncronos y sin quitarle el control al usuario
- Proveer al usuario con retroalimentación visual que le permita cerrar el lazo con información del desempeño del robot
- Utilizar el cuestionario NASA TLX para evaluar la carga de trabajo generada en los sujetos cuando se ejecutan tareas robóticas con comportamiento cinemático o dinámico bajo comando BCI

La Figura 1.3 muestra la solución propuesta: la utilización del casco Emotiv Epoc para medir señales EEG, una pantalla para la retroalimentación visual de las tareas robóticas y una FSM que mapea los comandos emitidos por el usuario en comandos de bajo nivel para el robot. La Figura 1.4 muestra el diagrama a bloques del sistema BCRI propuesto.

## 1.7. Resultados obtenidos

Las actividades electrofisiológicas utilizadas en este trabajo de tesis corresponden a la imaginación motriz (MI), la atención auditiva (AA), y la imaginación kinestésica motriz (MIK), las cuales fueron procesadas mediante el análisis de componente independiente (ICA por sus siglas en inglés *independent component analysis*) para inferir comandos. Los comandos fueron secuencias temporales constituidas por activaciones eléctricas bajo los paradigmas MI y MIK. Se implementó la métrica de Hausdorff para medir la actividad por regiones agrupando los electrodos fuente de las cortezas prefrontal, parietal y premotora. La secuencia detectada fue la activación prefrontal en los primeros 100 ms, seguida de las activaciones parietal y premotora en los siguientes 200 ms. Esta novedosa detección de comando secuencial, que no depende de un patrón o banda específica en tiempo-frecuencia, es una alternativa a las existentes para sistemas BCI asíncronos (donde la emisión de comandos es de forma voluntaria y no cuando se le indique al sujeto con estímulos). Comparada con otras detecciones del paradigma MI, nuestra propuesta presenta robustez tomando en cuenta la actividad de la región prefrontal, parietal y premotora, no solamente en la corteza motriz. Se demostró la robustez de la detección asíncrona logrando alcanzar un 83.6% de

---



Figura 1.3: Sujeto utilizando el casco Emotiv EPOC y realizando tarea de dirigir robot dinámico.

verdaderos positivos, lo cual es sobresaliente considerando la utilización de un casco de bajo costo.

Se probó el comando secuencial para comandar un agente dinámico. Los sujetos utilizaron el paradigma MI de brazo derecho y brazo izquierdo (2 comandos) para que el robot dinámico alcanzara un objeto que se encontraba en el lado derecho o izquierdo, respectivamente. Los sujetos evaluaron el desempeño de la tarea robótica y se obtuvo una acertividad del 82 %. Mediante lógica difusa se extendió el espectro de dos comandos MIK, permitiendo a los sujetos comandar un robot móvil omnidireccional y otro diferencial para llegar a un objetivo.

Con el protocolo NASA-TLX, para medir la carga de trabajo que el sujeto percibe durante la ejecución de la tarea robótica, se demostró que el control con comportamiento dinámico genera menor frustración en los sujetos.

## 1.8. Organización de la tesis

- **Capítulo 2:** Se presenta la base neurológica de la tesis, la cual involucra: los procedimientos de medición de EEG, los tipos de actividad neuronal detectable con EEG, los paradigmas utilizados en BCI, las regiones cerebrales de interés para BCI a nivel cortical, la forma en que se lleva a cabo la secuenciación de actividades neuronales a nivel de región cerebral del paradigma MI y los tipos de retroalimentación utilizados en BCI.
- **Capítulo 3:** Se presenta el procesamiento de señales EEG, así como también

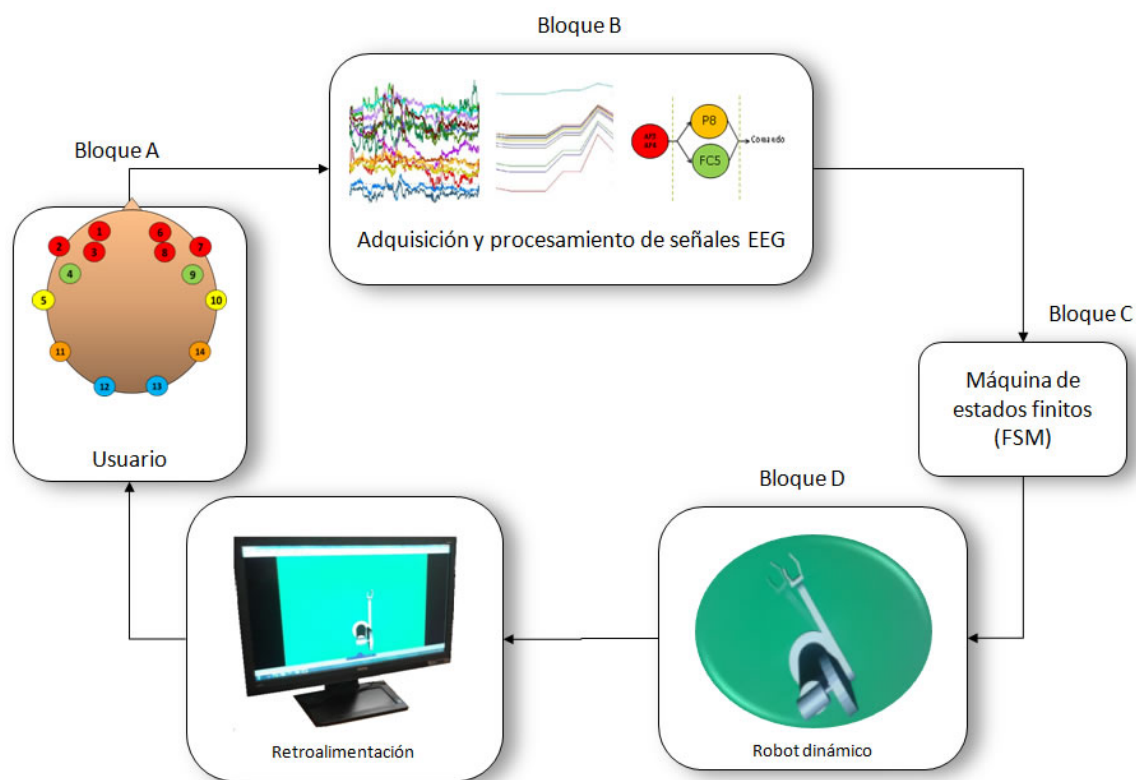


Figura 1.4: Diagrama a bloques del sistema BCRI propuesto. El usuario utiliza el paradigma de imaginación motriz de su brazo derecho. En el bloque de procesamiento de señales se caracterizan y clasifican las señales EEG para inferir comandos a partir de las señales adquiridas por casco Emotiv Epoc. Posteriormente, una FSM mapea los comandos provenientes del bloque de procesamiento de señales en comandos inteligibles para el agente externo. El agente externo a comandar es un robot dinámico. El lazo del sistema se cierra con retroalimentación visual al sujeto mostrando al usuario el estado del robot, lo que resulta en una taea robótica perceptual tal que el sujeto determina el siguiente comando en línea.



la forma de llevar a cabo la medición EEG y algunos dispositivos comerciales para adquirir EEG. El procesamiento de señales EEG con ICA y la detección de comandos asíncronos. Finalmente, algunas consideraciones tecnológicas de los dispositivos de adquisición EEG son discutidas.

- **Capítulo 4:** Se presenta el paradigma BCI para comandar agentes externos, la valoración de la carga en tareas BCI, los gestores de comandos para BCI y las consideraciones tecnológicas y computacionales para una plataforma experimental BCI.
  - **Capítulo 5:** Se presentan la propuesta de solución para agentes externos dinámicos, el esquema propuesto en la tesis, el algoritmo implementado y la implementación del cuestionario NASA-TLX luego de comandar un sistema BCI. Así como, la plataforma experimental y el diseño de los experimentos utilizados.
  - **Capítulo 6:** Se muestran los resultados obtenidos de los experimentos realizados.
  - **Capítulo 7:** Se presentan las conclusiones que se obtuvieron durante el trabajo de esta tesis y las perspectivas.
-



# Capítulo 2

## Preliminares

En este capítulo se presentan los antecedentes de las señales EEG para detectar un comando robusto. Por consiguiente, se describe la anatomía y neurofisiología del cerebro y cómo son llevadas a cabo sus activaciones eléctricas. La actividad eléctrica es medida con electrodos no invasivos, por lo que se explica cómo se lleva a cabo la medición de señales EEG, cómo se utiliza el Sistema 10-20 y el Sistema 10-10 para la colocación de electrodos, así como la importancia de la selección de los electrodos. Además, se describen los paradigmas visual, motriz y cinétesico utilizados en sistemas BCI y en esta tesis.

Las regiones cerebrales de interés para BCI basadas en EEG se encuentran a nivel cortical pues la actividad eléctrica, que es una mezcla de las señales que pueden ser medidas sobre el cuero cabelludo, es medida con electrodos no invasivos. Sin embargo, es sabido que la actividad neuronal que se genera cuando el sujeto lleva a cabo una tarea cognitiva no solamente involucra una región sino regiones conectadas [46], es por esto que ponemos énfasis en estudiar secuencias temporales que empiezan en una región con cierto nivel de actividad eléctrica y con cierta frecuencia, y su conexión con la actividad temporal de otra región. Finalmente, discutimos la multimodalidad sensorial (lo que el sujeto experimenta) ante estímulos cinestésicos y visuales y que nos permiten cerrar el lazo con el sujeto en nuestro sistema BCI.

### 2.1. Anatomía y neurofisiología del cerebro

La motivación de los investigadores del campo de las BCIs es entender las funciones neuronales, las propiedades neurofisiológicas y anatómicas del cerebro para desarrollar mejores sistemas BCI, [47]. El cerebro tiene componentes complejos que trabajan en conjunto para permitirnos realizar tareas cotidianas, como abrir y cerrar los ojos, mantenernos en equilibrio, hablar, tomar decisiones, entre muchas otras, [48]. Revisemos ahora aspectos básicos de anatomía y neurofisiología del cerebro.

### 2.1.1. Anatomía del cerebro

El cerebro tiene dos grandes estructuras que son el prosencéfalo (cerebro anterior) y el tronco cerebral (ver Figura 2.1). El prosencéfalo tiene dos hemisferios (derecho e izquierdo) que dividen casi simétricamente al cerebro. El prosencéfalo está compuesto por los lóbulos temporal, parietal, frontal y occipital, ver Figura 2.2, [49]. Entre las funciones en el lóbulo temporal se encuentran actividades cognitivas como escuchar, el lenguaje y habilidades musicales. El lóbulo frontal está relacionado con funciones como toma de decisiones y cálculo mental. El lóbulo parietal está relacionado con funciones como el agarre de objetos y la atención. En el lóbulo occipital se lleva a cabo el proceso de visualización, [49, 48].

La capa externa del prosencéfalo es la corteza o córtex cerebral, una capa de aproximadamente 3 mm de grueso, [49], donde se desarrollan principalmente las actividades mentales relacionadas con la percepción y planificación, [49]. La corteza nunca funciona sola, sino que lo hace junto con regiones subcorticales, [50].

Por otro lado, tenemos las cortezas motriz y sensorial [51] (ver Figura 2.2). En la corteza sensorial existe actividad cuando hay estimulación somática, auditiva, visual, olfatoria o gustativa, mientras que en la corteza motriz se puede apreciar actividad cuando se llevan a cabo movimientos, [49]. También tenemos la corteza premotora en la que se lleva a cabo la planificación de movimientos y que se le ha relacionado con funciones no motrices como atención y memoria [52, 53]. La Figura 2.3 muestra las áreas de Brodmann y las áreas corticales de interés en esta tesis.

Debajo de la corteza cerebral encontramos el romboencéfalo y los ganglios basales. El romboencéfalo está compuesto por el bulbo, la protuberancia o puente, y el cerebelo, ver Figura 2.4 a). En el romboencéfalo se encuentran diversas funciones motrices (como balance, movimientos finos y rápidos, coordinación y control de la mayoría de los movimientos voluntarios e involuntarios), [49]. Los ganglios basales están compuestos por el núcleo caudado, el putamen, el globo pálido, el núcleo subtalámico y la sustancia negra, ver Figura 2.4 b). Los ganglios basales tienen las funciones motrices relacionadas con los movimientos voluntarios inconscientes, [49].

La actividad cerebral produce señales eléctricas, las cuales son corrientes iónicas generadas por fuentes bioquímicas a nivel celular, [47, 6]. En la siguiente sección se describe la generación de estas señales eléctricas.

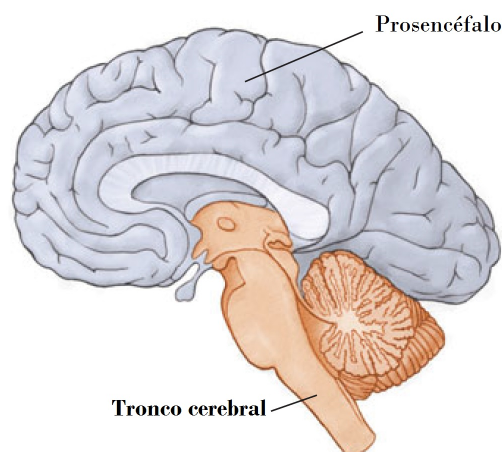


Figura 2.1: El cerebro tiene dos grandes estructuras, el prosencéfalo y el tronco cerebral. (Reproducido de B. Kolb and I. Whishaw: *An Introduction to Brain Behavior*, 2011)

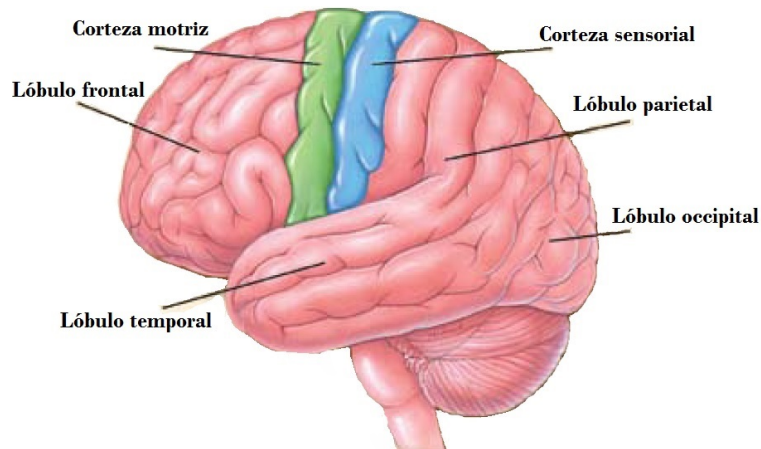


Figura 2.2: Lóbulos cerebrales: parietal, occipital, temporal y frontal. Los lóbulos definen las divisiones en la corteza cerebral. (Reproducido de *The Society for Neuroscience. Brain Facts: A primer on the brain and nervous system*, 2002)

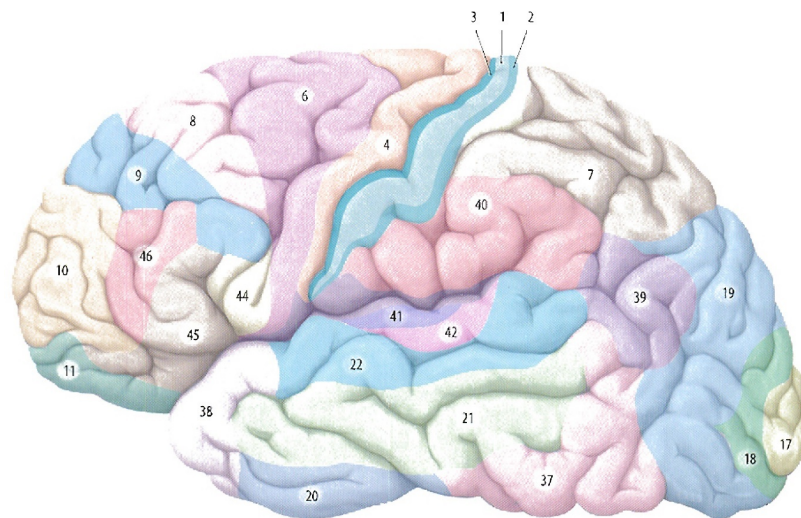


Figura 2.3: Áreas de Brodmann, corteza cerebral. 1,2 y 3) Córtex somatosensorial primario. 4) Córtex motor. 6) Córtex premotor. 8) Frontal intermedio (incluye el frente de los campos de los ojos). 9) Córtex dorsolateral prefrontal. 17) Córtex visual primario. 18) Córtex visual secundario. 21) Temporal medio. 44-45) Área de Broca. (Reproducido de Schünke, Schulte y Schumacher: Prometheus texto y atlas de anatomía. Ed. Panamericana, 2011)

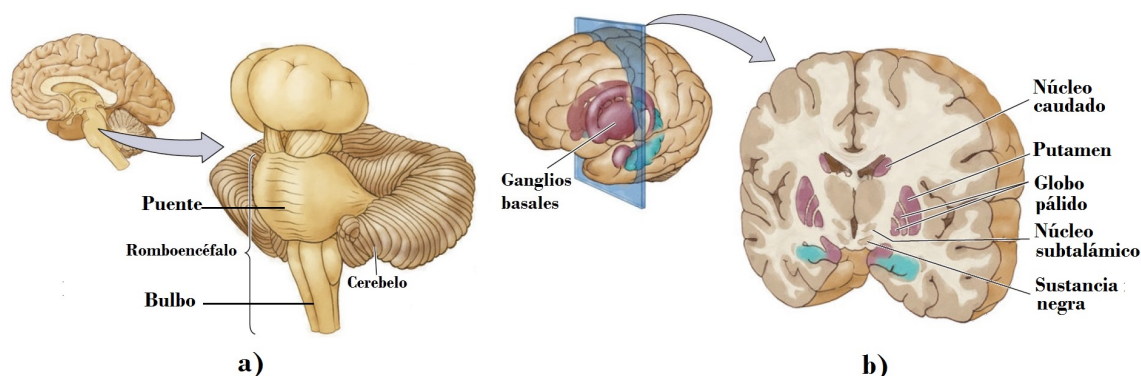


Figura 2.4: a) Romboencéfalo compuesto por: puente, bulbo y cerebelo, b) Ganglios basales compuesto por: el núcleo caudado, el putamen, el globo pálido, el núcleo subtalámico y la sustancia negra. (Reproducido de B. Kolb and I. Whishaw. *An introduction to brain behavior*, 2011).

### 2.1.2. Neurofisiología del cerebro

El sistema nervioso central (SNC) está conformado por más de cien mil millones de neuronas, [50]. Cada neurona está constituida por axones, dendritas y cuerpos celulares, [2], ver Figura 2.5. Existen diferentes tipos de neuronas según su función (motoras, sensitivas e interneuronas) y según su forma (piramidal, esférica, estrellada o fusi-forme), [49]. Las neuronas se comunican a través de la sinapsis, que puede ser química o eléctrica, y sirve para transmitir información en el SNC, [49], vía potenciales de acción (impulsos nerviosos), [50]. Los potenciales de acción son causados por el intercambio iónico a través de la membrana de las neuronas. Dentro de la membrana de la neurona, en estado de reposo, existe una diferencia de potencial de 60 a 80 mV, [47]. Cuando la membrana se despolariza, se vuelve más positiva, se produce un potencial de acción (pico) que es debido a la abertura de canales de sodio ( $Na^+$ ) y entra un número elevado de iones sodio ( $Na^+$ ), [2, 50]. Después de que se produce este pico, la membrana se repolariza (se vuelve más negativa) gracias a la apertura de los canales de potasio ( $K^+$ ), [51]. Así, la corriente eléctrica del cerebro es generada en su mayoría por el flujo de iones positivos de  $Na^+$ , potasio ( $K^+$ ) y calcio ( $Ca^{2+}$ ), y de

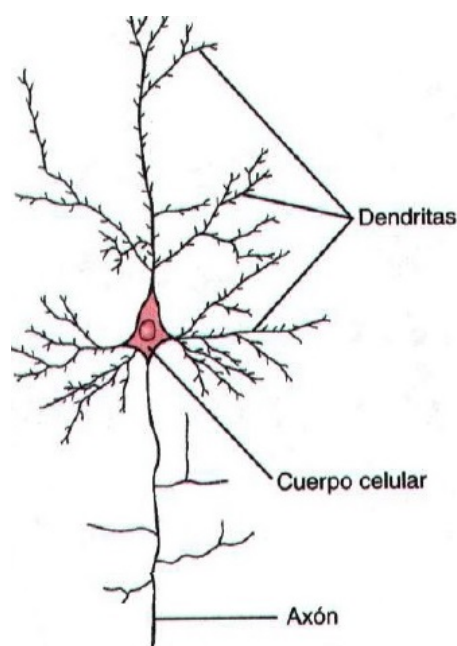


Figura 2.5: Estructura de una neurona y sus partes principales (Reproducido de Guyton AC: *Basic Neuroscience: Anatomy and Physiology*, Philadelphia, W. B. Saunders Co, 1987)

iones negativos de cloro ( $\text{Cl}^-$ ), a través de la membrana de la neurona, [2]. Desde este marco descriptivo una señal EEG es una medición de corriente que fluye durante las excitaciones sinápticas de las dendritas de muchas neuronas piramidales en la corteza cerebral a frecuencias menores a 100 Hz, [2]. A continuación se describen los ritmos cerebrales y algunas de las tareas relacionadas con cada una de las bandas frecuenciales en EEG.

### 2.1.3. Ritmos cerebrales

Los ritmos cerebrales se han dividido en bandas denominadas alfa, mu, theta, beta, delta y gamma. La tabla 2.1 muestra una descripción de cada una, así como algunas de las actividades relacionadas con cada banda, [2].

Banda	Frecuencia	Descripción
Delta ( $\delta$ )	0.5 - 4 Hz	Se presenta durante el sueño profundo.
Theta ( $\theta$ )	4 - 8 Hz	Las actividades que realizan los sujetos y que están relacionadas con esta banda son la creatividad, meditación profunda y cambios emocionales.
Alfa ( $\alpha$ )	8 - 13 Hz	Los cambios en esta banda están relacionados con actividades como imaginación visual, concentración mental o atención.
Mu ( $\mu$ )	8 - 13 Hz	Se encuentra en el mismo rango de frecuencia que la banda $\alpha$ pero los cambios se detectan en la corteza motriz. La banda $\mu$ cambia cuando el sujeto realiza imaginación motriz.
Beta ( $\beta$ )	13 - 30 Hz	Las actividades relacionadas con esta banda son el cálculo mental y durante percepción háptica.
Gamma ( $\gamma$ )	25 - 100 Hz	Se presenta durante la sincronización de eventos relacionados ( <i>ERS event-related synchronization</i> ).

Tabla 2.1: Ritmos cerebrales,[2]

Las frecuencias en las que oscila la actividad cortical son dependientes de los patrones específicos de una tarea cognitiva. En la corteza cerebral, se ha demostrado que existen cambios en la potencia espectral de algunas bandas, por ello se describen a continuación algunos ejemplos:

- *Corteza prefrontal*: la banda  $\alpha$  se altera en tareas de concentración, memoria y cálculo mental, [54].
- *Corteza parietal*: la banda  $\alpha$  se suprime durante la imaginación motora, [55].

- *Corteza motriz*: la banda  $\mu$  se desincroniza durante la ejecución de movimientos y la imaginación motriz [56].
- *Corteza premotora*: se presenta actividad en la banda  $\gamma$  durante tareas de planificación de movimientos y en estados de atención y memoria del sujeto, [52, 57].

No solamente se pueden apreciar cambios en la frecuencia de las señales EEG durante actividades mentales sino también en el dominio del tiempo, es por esto que ponemos énfasis en la dinámica funcional, que nos permite conocer secuencias temporales relacionadas, y utilizar dichas secuencias como comandos en sistemas BCI, [58, 1]

### 2.1.4. Dinámica funcional

La dinámica funcional describe las funciones del cerebro a través del tiempo, [59, 60]. A nivel celular se han estudiado los mecanismos de transmisión de la actividad eléctrica del cerebro, sin embargo a nivel macroscópico falta más investigación para comprender cómo se llevan a cabo las conexiones que comunican a las regiones del cerebro y que son las vías para el transporte de la actividad eléctrica, [60]. El estudio de la dinámica funcional es de importancia en sistemas BCI porque cuando el sujeto ejecuta una tarea sucede que diferentes regiones cerebrales son activadas, [61] por esto Carmena *et al.* sugieren considerar la actividad eléctrica de la regiones involucradas para detectar comandos más robustos, [43].

#### Tiempo de respuesta

El tiempo de respuesta de la activación eléctrica cerebral con medición EEG ante una tarea cognitiva depende del tipo de tarea (cálculo mental, imaginación visual, imaginación motriz, etc.) y de la complejidad de ésta, [62]. El tiempo de respuesta de algunas tareas cognitivas se ha medido en diferentes experimentos, por ejemplo, nos toma alrededor de  $150ms$  distinguir un objeto dentro de una escena compleja (proceso de visualización), [63], pero en el caso de imaginación motriz, el tiempo de la respuesta de la tarea depende de diferentes parámetros relacionados con el sujeto y la tarea, [64]:

#### Sujeto:

- La concentración y atención
  - El estado físico y mental
  - Experiencia previa ante tareas similares
  - Perspectiva de la persona durante la interacción con la tarea (primera persona, tercera persona)
-



**Tarea:**

- La complejidad del movimiento
- Características del objeto (en el caso de que la tarea lo requiera) que se desea tomar o manipular

Para sistemas BCI el tiempo de respuesta puede ser un problema, es por ello que se prefiere el manejo de las señales en el dominio de la frecuencia.

## 2.2. Procedimientos para medición de actividad neuronal EEG

Existen algunas recomendaciones de la Federación Internacional de Sociedades para EEG y Neurofisiología Clínica (*International Federation of Societies for EEG and Clinical Neurophysiology*) para la medición de EEG, [51]. A continuación se presentan sus recomendaciones considerando el caso no invasivo, es decir, cuando se mide la actividad eléctrica cerebral mediante electrodos colocados sobre el cuero cabelludo para obtener ondas cerebrales, [33].

### 2.2.1. Historia de las mediciones EEG

La existencia de corrientes eléctricas en el cerebro fue descubierta en 1875 por Richard Caton, quien estudió los potenciales de acción en el córtex cerebral de monos y conejos, [65]. Hans Berger inició con el estudio de EEG en humanos en 1920, [2, 47] y en 1924 trabajó en la localización cerebral y la circulación sanguínea intracranial. Berger usando su equipo ordinario de radio, para amplificar las mediciones de actividad cerebral del cuero cabelludo de un humano, demostró que las débiles corrientes eléctricas generadas en el cerebro podían ser grabadas sin necesidad de abrir el cráneo del paciente, [65]. En 1927, Berger realizó el primer reporte que incluía la banda *alpha* como el mayor componente de las señales EEG, [2]. En 1934, Toennies construyó el primer amplificador biológico para la grabación de potenciales del cerebro. La fundación Rockefeller construyó un amplificador diferencial en 1932 para grabar EEG, [2]. En 1943, Baldock y Grey Walter introdujeron el primer analizador de frecuencias que consistía en un banco de 24 filtros de banda que cubría un rango desde 1.5 hasta 30 Hz, [66]. En 1965, Cooley y Tukey introdujeron la transformada de Fourier al campo de las EEG con lo que se redujo el tiempo de cómputo, [66].

Actualmente, los dispositivos de uso clínico para medir señales EEG están equipadas con herramientas de procesamiento de señales, electrodos precisos, cuentan con suficiente memoria para grabaciones de muchas horas e integradas con otros sistemas de neuroimagen, [2]. Sin embargo, estos dispositivos aún están lejos del alcance de usuarios finales debido principalmente a que son aparatos costosos. Por otro lado, la tecnología de hoy en los dispositivos de adquisición EEG portátiles permite tener dispositivos efectivos y de menor costo, [20], cuentan con menor resolución pero se

---

ha demostrado que son efectivos en sistemas BCI como es el caso del casco Emotiv Epoc, [67, 20].

### 2.2.2. Montaje de electrodos

Existen tres tipos de montajes: unipolar, bipolar y de referencia promedio. En el montaje unipolar se toma un canal como referencia, ver Figura 2.6 a). El montaje bipolar toma pares de electrodos, por cada par un electrodo es la referencia, ver Figura 2.6 b). El montaje de referencia promedio toma como referencia un punto que asume un potencial que es el promedio de potenciales individuales, ver Figura 2.6 c). El montaje más usado es el unipolar pues el montaje bipolar no es recomendado para medir la banda alfa debido a que subestima la amplitud de señal. Por otro lado, el montaje de referencia promedio dificulta las mediciones que se encuentren dispersas espacialmente, [51]. Por ello, los dispositivos de adquisición de señales EEG utilizados en los sistemas BCI requiere un montaje unipolar.

### 2.2.3. Protocolo de localización de electrodos no invasivos: Sistema 10-10 y 10-20

Existen diferentes sistemas que permiten estandarizar la colocación de los electrodos no invasivos, entre los más usados tenemos el 10-20 y el 10-10, cuyo número se refiere a la distancia entre la nasion y el inion, [51, 2, 68], siendo el Sistema 10-10 una extensión del Sistema 10-20 [68]. El etiquetado de los electrodos está relacionado con el área sobre la que se encuentran, ver Figura 2.7, por ejemplo para el electrodo O1 la “O” significa que está sobre la corteza occipital. En la numeración, el hemisferio izquierdo recibe los números impares mientras que el hemisferio derecho los pares. Para el caso de los electrodos como por ejemplo el Fz, Cz y Pz, significa que están colocados sobre la corteza prefrontal, motriz y parietal respectivamente, todos ellos en la línea media, [51]. Para empear la colocación de electrodos con las área de Brodmann, la Figura 2.8 muestra qué electrodo se encuentra más cercano a cada área para ambos hemisferios. Es importante mencionar que la posición de los electrodos nos puede dar información acerca de como se activan las señales dada una tarea, [51].

## 2.3. Paradigmas utilizados en BCI

Existen diferentes paradigmas utilizados en los sistemas BCI, entre los que encontramos el P300, el potencial evocado visual de estado estacionario (SSVEP por sus siglas en inglés), imaginación visual (VI, por sus siglas en inglés *visual imagery*), imaginación motriz (MI, por sus siglas en inglés *motor imagery*) e imaginación kinestésica motriz (MIK, por sus siglas en inglés *kinesthetic motor imagery*), entre otros, [69, 70].

El P300/P3 es un pico positivo que se manifiesta después de 300 ms de que un estímulo se presenta. La desventaja del P300 es que se requiere que el usuario

---

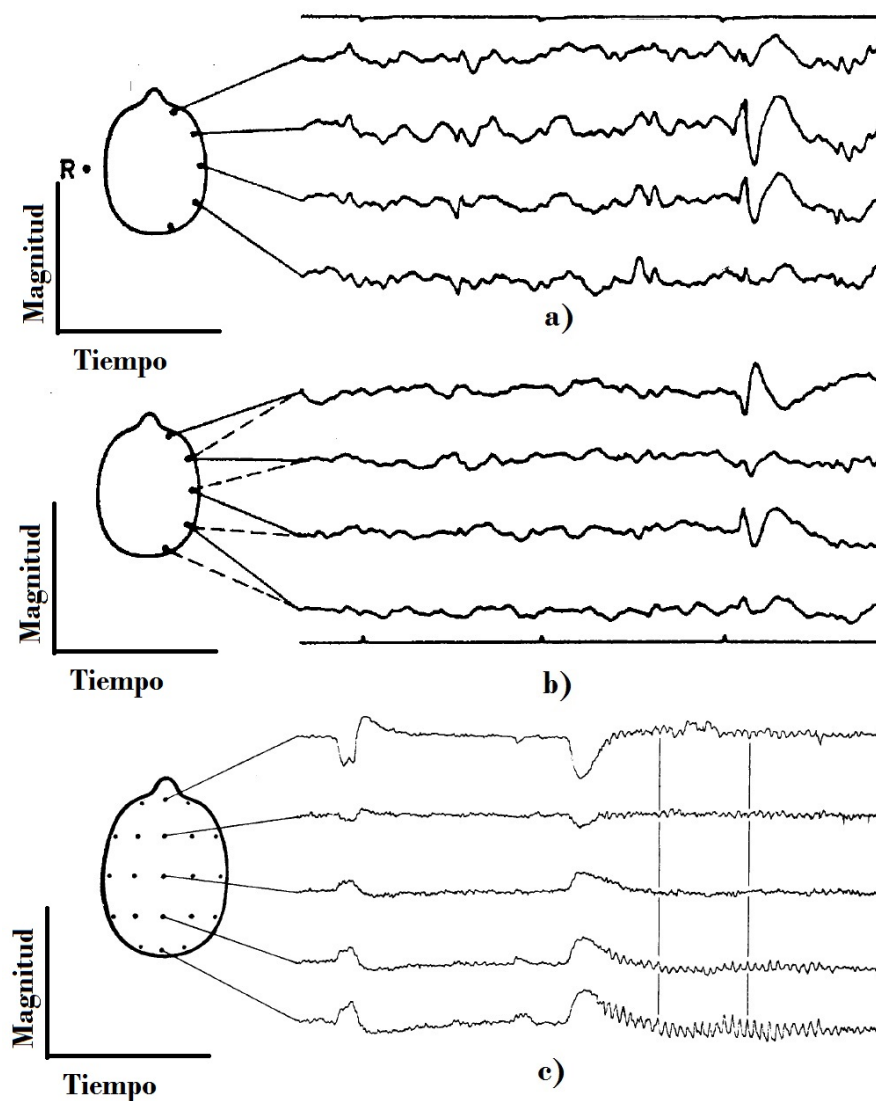


Figura 2.6: Tipos de montajes para medición EEG: a) Montaje unipolar, b) Montaje bipolar, c) Montaje de referencia promedio (Reproducido de Kiloh et. al *Clinical Electroencephalography*, 1972)

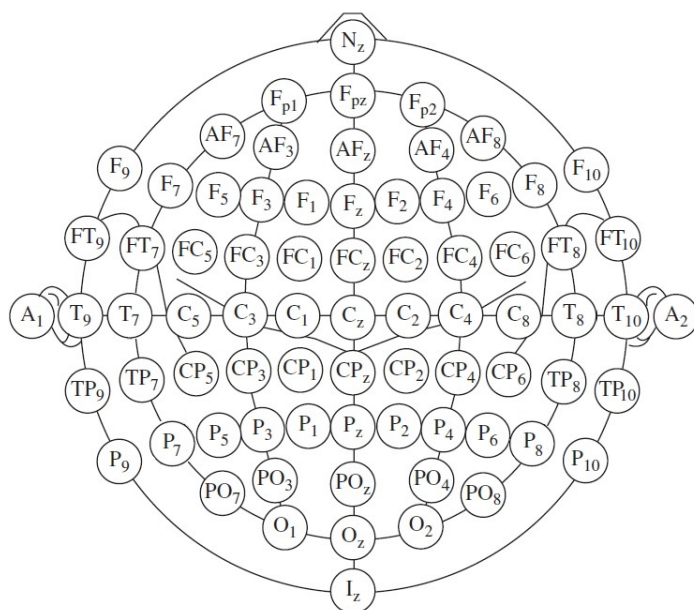


Figura 2.7: Posición de electrodos en el sistema 10-10, (Reproducido de S. Sanei and J. Chambers: *EEG Signal Processing*, John Wiley and Sons, 2007)

esté atento continuamente y además se ha demostrado que en pacientes con parálisis es usualmente intolerable [71],[72], [73], [74], [75].

El SSVEP es un señal de respuesta debida a una estimulación visual en una frecuencia específica; la desventaja es que se requiere fijar una frecuencia para cada tipo de estímulo SSVEP, [76].

El paradigma VI corresponde a la capacidad cognitiva del sujeto para imaginar la visualización de objetos, [77], en el cual la perspectiva de la persona juega un papel principal. Si se realiza la imaginación visual desde primera persona, el usuario se involucra de manera activa con la tarea y en algunas ocasiones se le pide que imagine la acción conforme transcurre el tiempo como en un vídeo. Por otro lado, la perspectiva de tercera persona corresponde a que el usuario fuera solo un espectador, [69].

El paradigma MI o puede definirse como el proceso cognitivo de imaginar un movimiento de nuestro propio cuerpo sin físicamente realizarlo. Se ha demostrado que la imaginación motriz ayuda a las terapias de rehabilitación, [78], utilizando imaginación de movimiento de manos, pies y dedos, [79]. Por otro lado, a los sujetos no se les dificulta el entrenamiento de este paradigma debido a que es intuitivo, [80]. Las ventajas que ofrece este paradigma como lo son el poco entrenamiento y claridad de cómo ejecutarlo hacen que sea un buen candidato para comando BCI, [80].

En el paradigma MIK los sujetos imaginan a uno de sus miembros ejerciendo fuerza. Tiene la ventaja de contar con la propiocepción, la cual le da información de la ubicación espacial de sus extremidades relativas a un punto de referencia exterior

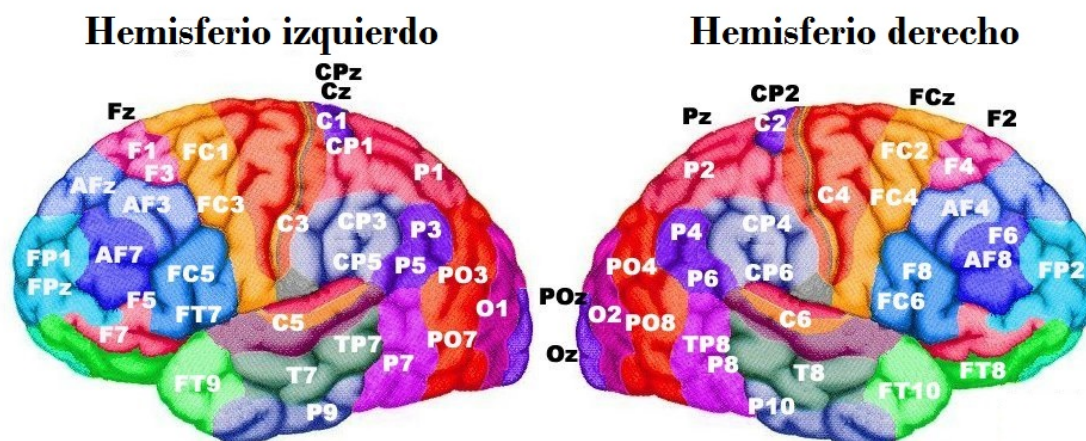


Figura 2.8: Posición de electrodos en el sistema 10-10 junto con las áreas de Brodmann más cercanas. (Reproducido de Schünke, Schulte y Schumacher: Prometheus texto y atlas de anatomía. Ed. Panamericana, 2011)

o interior, [78, 69].

El paradigma AA los sujetos imaginan a uno de sus miembros ejerciendo fuerza. Tiene la ventaja de contar con la propiocepción, la cual le da información de la ub, es una alternativa de comando BCI, sobre todo en pacientes con parálisis que no controlen el movimiento de sus ojos. Consiste en concentrarse en algún sonido o recordar una canción, [81, 82, 83].

Para esta tesis se seleccionaron los paradigmas VI, MI y MIK como comandos BCI por las ventajas que ofrecen. En particular se ha demostrado que el paradigma MIK es uno de los más efectivos para comandos BCI, esencialmente porque la señal EEG es más distintiva, [84]. Estos paradigmas EEG se han implementado en diferentes sistemas BCI y la combinación de estos ha sido utilizado en rehabilitación, [85]. Sin embargo, para aplicaciones de usuario final falta investigación de cómo emplear estos comandos en línea, es decir, para que puedan ser utilizados de forma continua. Por otro lado, otra problemática es que la caracterización de estos paradigmas se hace fuera de línea, aun cuando se sabe que en los comandos sincrónicos disminuye la varianza de las señales, [86].

## 2.4. Regiones cerebrales de interés para BCI

La actividad cerebral toma lugar en ciertas estructuras del cerebro, dependiendo de la tarea que se este realizando, es decir, no solamente en una área se activa sino que pueden activarse diferentes regiones; aunque también depende de otros factores relativos al sujeto tales como la experiencia, los antecedentes médicos, el estado físico y el estado psicológico, [46]. Por ello, es necesario conocer las regiones de activación para la selección espacial de los electrodos. También se debe definir el tipo de paradigma que será utilizado ya que de éste dependen las regiones de activación. Una

vez seleccionado el paradigma, se analiza qué regiones corticales se activan, a qué frecuencia y en qué momento. La detección de un paradigma de forma espacio-temporal ha sido propuesto en sistemas BCI, [58, 1], sin embargo, se requiere la detección de la emisión del paradigma cuando es voluntario y en línea.

### 2.4.1. Regiones corticales

La actividad eléctrica de las regiones corticales es medida a través de los electrodos sobre el cuero cabelludo por lo que, realmente se mide una mezcla de señales debido a la pobre resolución espacial de los electrodos. Se ha demostrado que las regiones de activación del paradigma MI y VI son diferentes, [78]. El paradigma MI involucra las cortezas prefrontal, premotora y parietal, [84], aunque existe controversia con el involucramiento de la corteza motriz, [69]. Durante la atención y visión las regiones de activación son la parietal y la occipital respectivamente. Solo algunos sistemas BCI consideran utilizar señales EEG sobre la región relacionada a la tarea, utilizarlas de esta manera hace necesario desunificar las señales para encontrar las fuentes.

## 2.5. Secuenciación de actividades neuronales

Los modelos de interacción entre regiones cerebrales, tal como lo estudia la dinámica funcional, indican que existe una actividad secuencial entre regiones cuando se ejecuta una tarea, [87, 88, 89, 90, 63], lo cual se ha demostrado con evidencia neurofisiológica y psicológica que soporta que las habilidades motrices están consolidadas a través de secuencias de patrones de aprendizaje motriz [91]. Por ejemplo, cuando un sujeto se encuentra ante la tarea “*beber del vaso con agua*”, el proceso que se lleva a cabo es de manera secuencial y se desarrolla como sigue, [3, 49]:

1. El sujeto decide la tarea
2. En la corteza prefrontal se genera la identificación de la tarea (el modelo mental) y la selección del objetivo (vaso). En la corteza premotora se planean los movimientos a realizar y se envía la información (comando motriz-bajo nivel) para ser ejecutada por un agente (miembro superior)
3. La corteza motriz se activa durante la ejecución de los movimientos
4. Se cierra el lazo mediante la retroalimentación propioceptiva

La Figura 2.9 muestra la secuenciación de dicha tarea.

### 2.5.1. Secuencia del paradigma MI

La secuencia que se lleva a cabo durante el paradigma MI es similar a la secuencia motriz, sin embargo no existe la ejecución de la tarea por parte de alguno de los

---



Figura 2.9: Secuencia que se genera en el sujeto durante la tarea de agarre. 1) El usuario desea realizar una tarea, en este caso "beber del vaso con agua". 2) El sujeto tiene un modelo mental de como se realiza dicha tarea, por lo que se genera un mapeo percepción acción. 3) Se envía el comando hacia el agente que ejecutará la tarea, en este caso el brazo derecho. 4) El sujeto toma el vaso con agua y durante esta interacción se cierra el lazo mediante la retroalimentación sensorial, en este caso con la propiocepción.

miembros del cuerpo, por lo que el análisis de las regiones que se activan, así como la secuencia que se sigue ha sido sometida a discusiones entre los expertos de rehabilitación motriz y neurociencias [92, 93].

De acuerdo a Ioffe, la secuencia para el paradigma MI involucra las cortezas prefrontal, premotora y parietal, [84], tal que se lleva a cabo primero en la corteza prefrontal, posteriormente en la premotora y finalmente en la parietal, [4]. Esta activación secuencial fue detectada con medición EEG por Kuramoto et al. utilizando el paradigma MI de las piernas, [1], y las regiones de las que midieron actividad EEG fueron la prefrontal, la temporal y la premotora. Sin embargo, se ha demostrado que para este paradigma MI también existe actividad en la región parietal, [94, 52], en donde se determina la activación relativa a la atención.

## 2.6. Multimodalidad sensorial

La multimodalidad sensorial nos permite percibir el mundo mediante nuestros sentidos: visual, auditivo, gustativo y cinestésico, vía la corteza somatosensorial mediante los mecanismos propios de cada sentido. Cuando movemos nuestro brazo, estos mecanismos envían información a nuestro cerebro acerca del estado tanto del brazo como del objeto que queremos tomar. Con esta información nuestro cerebro decide hacia donde dirigir el brazo (esto lo podemos hacer mediante los receptores del huso muscular) y la fuerza necesaria para detenerlo (mediante el órgano del tendón de Golgi), [95]. A continuación se describen los sistemas sensoriales que son de interés en esta tesis.

- **Sistema visual:** contribuye a la percepción, principalmente en el reconocimiento de distancias y formas [96], por ejemplo, para la interacción efectiva con objetos en el espacio, el sistema visual nos da información de la localización y de algunas propiedades del objeto como forma, color, etc., [97]. El sistema visual en tareas motrices participa en la planificación de movimientos y permite al cerebro tomar decisiones respecto a la dirección del movimiento de los miembros del cuerpo, [25]. El área que se activa mayormente durante el proceso de visualización es la occipital, [48]. En los sistema BCI, el sistema visual es uno de los más recurridos, pues los sujetos reciben estimulación visual o información de la tarea, la actividad neuronal generada del área occipital se caracteriza y se clasifica para utilizarla como comando o evaluación del estado del sujeto.
  - **Sistema auditivo:** permite asociar sonidos, el sonido es procesado por el núcleo coclear y la información recabada es llevada al núcleo del tronco encefálico, [96]. El sistema auditivo, durante la interacción con objetos, nos da información del objeto cuando colisionamos con éste o hacemos contacto. Durante tareas motrices, el sistema auditivo es utilizado como guía para los movimientos y se ha demostrado que los sujetos realizan movimientos más precisos con estimulación auditiva, [98].
-



- **Sistema propioceptivo:** ayuda en la identificación de texturas y tamaños, [96]. Los receptores del huso muscular, además de determinar la posición de los miembros del cuerpo, son particularmente muy sensitivos para detectar la velocidad y la dirección de los movimientos de las extremidades mediante la actividad neuronal en la corteza sensorial y motriz, [95, 99]. Esto contribuye a determinar la posición relativa de nuestro cuerpo mediante los ángulos de nuestras articulaciones, la dirección y la velocidad de los cambios angulares. El cambio de estas propiedades son consideradas como la sensibilidad cinestésica. La intensidad cinestésica es menor cuando el cuerpo se encuentra en reposo que cuando se mueve. Los receptores articulares permiten conocer si estamos cerca de una posición deseada mediante presión, cuando estos fallan en el cuerpo humano es imposible llevar a cabo simples tareas motrices, [100]. Los receptores cutáneos o táctiles proveen las señales relacionadas a los ángulos cuando la piel cubre una articulación estirada o cuando la posición del miembro entra en contacto con superficies [101]. Existen cuatro tipos de receptores táctiles en el glabro y cada uno de ellos es sensitivo a diferentes parámetros físicos. La sensibilidad depende del tamaño, densidad, rango de frecuencia y ramificación de la fibra nerviosa, [100].

Se ha demostrado que con estímulo háptico para sistemas BCI se mejora la decodificación del paradigma MI, [102], por lo que es de interés en esta tesis evaluar dicho estímulo para el comando de agentes externos. En los sistemas BCI, cuando el sujeto comanda un agente externo, conjeturamos que si proveemos al usuario de multimodalidad sensorial, mediante la visualización de la tarea y la retroalimentación háptica, entonces el comando será más robusto.

## 2.7. Discusiones

Se ha mencionado que no todos los usuarios pueden utilizar una BCI, [103], pero estudios recientes han propuesto que la problemática que esto representa es el diseño de los experimentos junto con los algoritmos de procesamiento de señales, [19]. Además, se debe considerar la elección de la actividad electrofisiológica (paradigmas) con base a la condición de salud del usuario, [85]. Así, en este trabajo de tesis se seleccionaron los paradigmas MI y MIK pues son adecuados para sistemas BCI porque la activación eléctrica en la corteza está localizadas en regiones específicas y se realizan de forma secuencial, [4]. Aunado a esto, se ha demostrado que su detección y análisis puede llevarse a cabo con medición EEG, [1]. La detección secuencial bajo el paradigma MI con electrodos no invasivos es factible, [104], para desarrollar un algoritmo de comando BCI. Por otro lado, el paradigma AA puede ser utilizado como comando BCI con resultados promisorios, [83].

Con la multimodalidad sensorial cerramos el lazo entre el sujeto y el sistema. Para una tarea cognitiva motriz se considera el estímulo auditivo, visual y propioceptivo, pues cuando es llevada a cabo, el sujeto visualiza la tarea y observa como ésta cambia,

---

la propiocepción determina los parámetros de interacción con los objetos, la posición y velocidad de nuestros miembros del cuerpo y el sistema auditivo nos guía en las trayectoria que siguen nuestros miembros del cuerpo. Esta percepción multimodal proporciona patrones para tomar decisiones a nuestro cerebro y por lo tanto generar comandos cognitivos en línea, en lazo cerrado y asíncronos.

# Capítulo 3

## Procesamiento de señales EEG

Un sistema BCI basado en EEG requiere del modelado de señales cerebrales para detectar, extraer características y clasificar los patrones que permiten inferir comandos BCI,[105]. Los algoritmos implementados en esta tesis para el procesamiento de señales EEG son el blanqueamiento de señales, análisis de componentes principales (ICA por sus siglas en inglés *independent component analysis*) y la métrica de Hausdorff.

Por otro lado, los protocolos utilizados en BCI son en general sincrónicos y asíncronos (*self-paced*). El interés de esta tesis reside en los asíncronos con el propósito de permitir al usuario generar comandos sin condicionamiento externo, para lo cual se propone un novedoso método llamado “*paradigma secuencial*”, el cual está basado en la activación cronológica de regiones del cerebro durante una tarea cognitiva.

Finalmente, cerramos el capítulo con discusiones de consideraciones tecnológicas de los dispositivos de adquisición de señales EEG, señalando algunas de las ventajas y desventajas de los electrodos utilizados y la posición de éstos, así como las necesidades computacionales para un procesamiento de señales en línea.

### 3.1. Señales EEG para BCI

Las señales EEG son medidas sobre el cuero cabelludo con electrodos no invasivos, [2]. Una vez adquiridas las señales crudas, se acondicionan para remover ruido y otros componentes que no son de interés, entre los que se encuentran los potenciales eléctricos no deseados que provienen de otras fuentes, como lo son los movimientos musculares u oculares, [106]. Las frecuencias de las señales que provienen de los movimientos musculares oscilan entre los 20 y los 300 Hz y la amplitud de dichas señales se encuentra en los rangos de los mV, [107]. En el caso de las señales debidas al movimiento de ojos, sus frecuencias son menores a 5 Hz y su amplitud es de  $\pm 500 \mu\text{V}$ , [108]. Los algoritmos para remover tales componentes no deben quitar información útil para la generación de comandos BCI, [109, 110]. Dispositivos de adquisición de señales EEG, como el casco de bajo costo Emotiv EPOC, cuentan con pre-amplificación y filtrado de ruido, [111], por lo que entregan una señal útil para

las etapas de pre-procesamiento, extracción de características y clasificación.

Actualmente, en el mercado existen diversos cascos para la adquisición de señales EEG, entre los más utilizados encontramos G.Nautilus, Emotiv EPOC, Nexus, B.Alert y Mindwave. La tabla 3.1 muestra algunos de éstos así como sus características. El objetivo en el campo de las BCIs es contar con dispositivos cada vez más confiables, de bajo costo, fáciles de colocar y con baterías de larga duración, [108]. El casco Emotiv EPOC tiene un costo mucho menor que los clínicos y se ha demostrado su efectividad en investigación científica, [111, 20]. Investigadores del campo de BCI han desarrollado plataformas de software, como los son la BCI2000 y el OpenVibe, específicamente para BCI, [112, 113], con capacidades para filtrar, procesar, clasificar y visualizar las señales EEG, las cuales son compatibles con los cascos mencionados. El lenguaje de programación de dicho software está desarrollado en C++ o código M (propio de MATLAB), sin embargo es propiedad del desarrollador, es decir no es de código abierto y por lo tanto no se tiene acceso a los algoritmos. Por esta razón, se requiere de programación propia para obtener resultados debidos a una investigación. En el caso de sistemas BCI, se requiere probar algoritmos para mejorar la inferencia de comandos.

## 3.2. Procesamiento de Señales EEG

Las señales EEG son altamente no estacionarias, no lineales y no Gaussianas, [109], por lo que los algoritmos implementados para su procesamiento deben considerar lo anterior para caracterizar y clasificar comandos BCI con el menor número de falsos positivos y con el mayor número de verdaderos positivos. Las etapas de procesamiento de señales EEG, después de la obtención de éstas incluyen un transductor, pre-amplificación, amplificación y filtrado, digitalización de la señal, filtrado para remoción de componentes no deseados (artefactos), detección de eventos y componentes, pre-procesamiento, extracción de características y clasificación, [114]. Algunos dispositivos comerciales cuentan con las primeras etapas del procesamiento, tal es el caso del casco Emotiv EPOC. Los algoritmos seleccionados para el procesamiento, en este trabajo de tesis, descomponen las señales EEG en señales fuente con ICA, con previo pre-procesamiento denominado blanqueamiento (*whitening*) el cual tiene la función de descomponer las señales en sus valores y vectores propios y posteriormente, los patrones encontrados son clasificados con la métrica de Hausdorff. A continuación se describen a detalle estos algoritmos.

### 3.2.1. Pre-procesamiento

El objetivo de esta etapa es resaltar componentes deseados para la extracción de características utilizando métodos como ICA, superficies Laplacianas, análisis de componente independiente, patrones espaciales comunes, filtro de Kalman, entre otros,

---






Dispositivo	Características
G.Nautilus (G.tec) 	Cuenta con versiones de 8, 16 o 32 canales. En su versión de 32 electrodos se consideran los siguientes: Fp1, Fp2, AF3, AF4, F7, F3, Fz, F4, F8, FC5, FC1, FC2, FC6, T7, C3, Cz, C4, T8, CP5, CP1, CP2, CP6, P7, P3, Pz, P4, P8, PO7, PO3, PO4, PO8 y Oz. Cuenta con un acelerómetro para medir los movimientos de cabeza. Su frecuencia de muestreo es 256 Hz.
Emotiv EPOC(Emotiv) 	Cuenta con 14 canales: AF3, AF4, F7, F3, F4, F8, FC5, FC6, T7, T8, P7, P8, O1 y O2, usando P3 y P4 como referencias. Cuenta con un acelerómetro para medir los movimientos de cabeza. Su frecuencia de muestreo es 128 Hz .
B.Alert X10 (Biopack) 	Cuenta con 9 canales: F3, Fz, F4, C3, Cz, C4, P3, POz Y P4, un acelerómetro para medir los movimientos de cabeza y su frecuencia de muestreo es 256 Hz.
Nexus (Mind Media) 	Contiene 21 canales: Fp1, Fp2, F7, F3, Fz, F4, F8, T7, C3, Cz, C4, T8, P7, P3, Pz, P4, P8, O1, Oz, y O2, usando el mastoide derecho e izquierdo como referencias. Su frecuencia de muestreo es 512 Hz.
Mindwave (Neurosky) 	Cuenta con 1 canal en la posición FP1. Su frecuencia de muestreo es 60 Hz.

Tabla 3.1: Gorras y dispositivos comerciales para adquirir señales EEG.

[11, 109]. La selección del algoritmo de pre-procesamiento depende de la tecnología de adquisición, número de electrodos y el neuromecanismo utilizado, [11]. El algoritmo utilizado en este trabajo de tesis es el blanqueamiento de señales, el cual permite descomponer las señales adquiridas en componentes basados en sus valores propios que sirven para la siguiente etapa de des-unificación de fuentes.

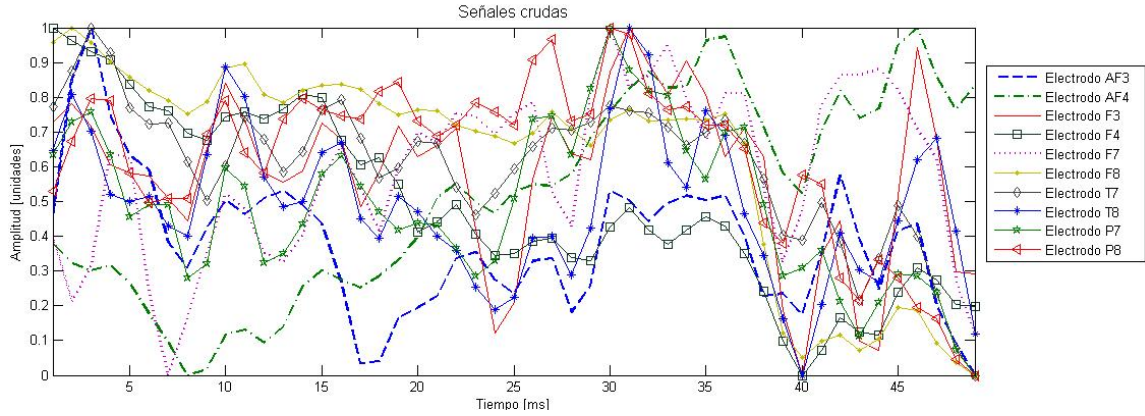


Figura 3.1: Ejemplo de señal EEG cruda de 10 electrodos, obtenida con casco Emotiv EPOC y graficada en Matlab. El eje de las abscisas es el tiempo en mili-segundos y el eje de las ordenas es la amplitud.

### Blanqueamiento

Las señales se blanquean para encontrar sus valores propios y así descorrelacionarlas. Sea  $X \in R^{n \times N}$  el número de las señales medidas de los electrodos (con  $n$  número de electrodos y  $N$  muestras) y sea  $S \in R^{n \times N}$  la matriz en el espacio fuente que constituye una época o *epoch*. Considere  $A \in R^{n \times n}$  que mapea el espacio fuente a las señales medidas,

$$X = AS \quad (3.1)$$

Cuando  $N$  es suficientemente grande, la matriz de covarianza puede ser razonablemente obtenida como  $\Sigma = AA^T + \Psi$ , donde  $\Sigma$  y  $\Psi$  son matrices diagonales. Asumiendo que  $X$  está compuesto por  $N$  fuentes-muestras, entonces la matriz de covarianza resulta  $C = XX^T$ , [115].

Por otro lado, las señales con eventos promediados tienen una relación señal/ruido (SNR por sus siglas en inglés *Signal to Noise Ratio*) muy alto y una varianza del ruido  $\Psi$  muy baja, cercana a cero, sin embargo para señales de un solo evento el *SNR* es muy bajo y el ruido no puede ser rechazado del modelo, por lo que se requiere descorrelacionar las señales con el método de descomposición de valores propios, [116].

Los pasos a seguir para el blanqueamiento son los siguientes:

1. Calcular la matriz de covarianza  $C$  de los datos e inicializar  $\Psi = \text{diag}(C^{-1})^{-1}$
2. Calcular el valor propio más grande  $\Lambda_n$  de  $C$  y asociarlo al vector propio  $U_n$  de  $C$
3. Calcular el valor estimado de  $\hat{A} = U_n \lambda_n^{1/2}$  y estimar  $\hat{\Psi} = \text{diag}(C - \hat{A}\hat{A}^T)$
4. Repetir los pasos 2 y 3 hasta que los valores estimados converjan
5. Calcular la pseudoinversa  $Q \in R^{n \times n}$  de la matriz  $\hat{A}$  y obtener  $z = QX$  (el nuevo valor)

La Figura 3.2 muestra un ejemplo de una señal EEG luego de ser procesada con el algoritmo de blanqueamiento. Una vez que se tienen las señales descorrelacionadas, el paso siguiente consiste en buscar los componentes principales y para esto procedemos con el ICA.

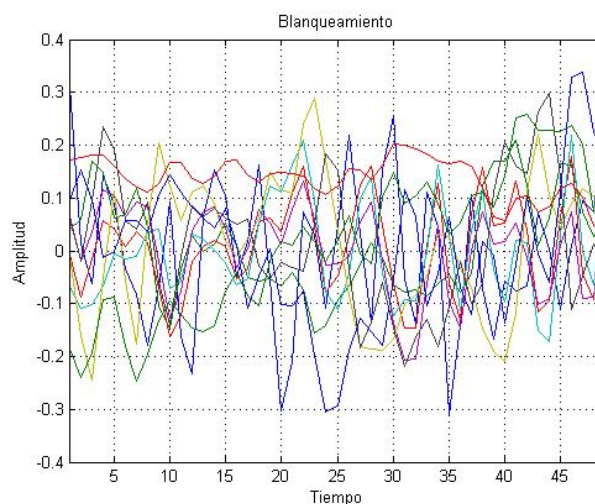


Figura 3.2: Señal EEG luego del algoritmo blanqueamiento.

### 3.2.2. Extracción de características

La extracción de características consiste en modelar matemáticamente las señales EEG. Esta etapa es una de las más cruciales ya que si el modelo es muy simple podemos excluir dinámicas importantes de la fuente, mientras que un modelo complejo puede imposibilitar el uso de herramientas lineales o requerir tiempos de procesamiento inútiles para una BCI en línea. En general para el modelado se utilizan herramientas como modelado paramétrico, parámetros espectrales, ICA, entre otros.

#### Análisis de Componente Independiente (ICA)

Una vez blanqueados los datos se obtienen los componentes principales con el algoritmo *ICA*, el cual garantiza separación ciega en función de un sistema de coordenadas lineales con señales resultantes estadístico-independientes, [117]. El ICA es un método que sirve para resolver el problema de separación ciega (BSS *blind source separation*). Así, el ICA es una manera de modelar un sistema de coordenadas lineales debido a que las señales resultantes son estadísticamente independientes. El ICA no solo descorrelaciona las señales, sino también reduce el orden de las dependencias estadísticas. Existen dos propiedades importantes: gradiente natural y robustez [115, 116]. El concepto de separación de fuentes cerebrales está ejemplificado en la Figura 3.3 donde podemos observar que una señal eléctrica del cerebro (fuente) se emite y es propagada en diversas direcciones a causa de fenómenos como la conectividad funcional del cerebro y no localidad de eventos EEG. La lectura de los electrodos

es una mezcla de muchas fuentes, este problema es conocido como el problema de la fiesta de cóctel, donde tenemos muchas voces y se requiere encontrar de donde viene cada voz, [116].

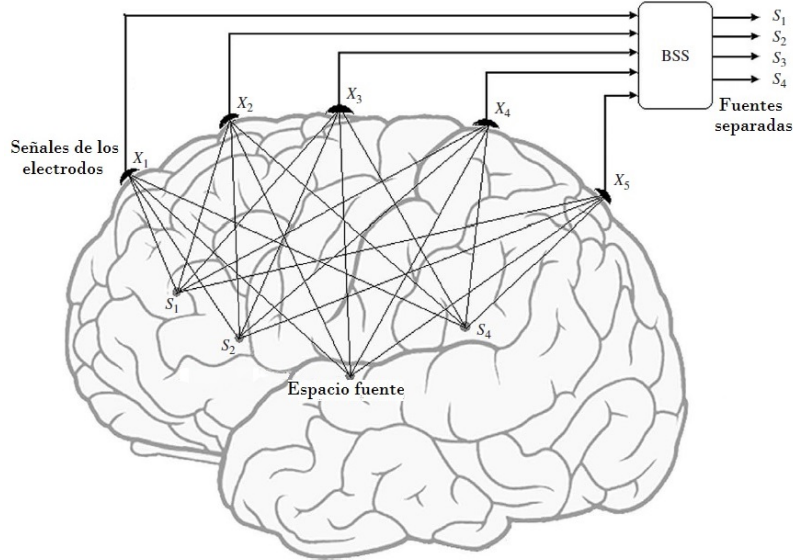


Figura 3.3: Concepto de separación de señales EEG fuente (Reproducido de S. Sanei y J. Chambers. EEG Signal Processing, 2007).

Con más detalle, asuma que existe un vector de dimensión  $n$  y de media cero. Las señales obtenidas de los electrodos están representadas con el vector  $X$ , donde

$$X(t) = (X_1(t), X_2(t), \dots, X_n(t))^T \quad (3.2)$$

tal que

$$S(t) = (S_1(t), S_2(t), \dots, S_n(t))^T \quad (3.3)$$

Note que el vector  $S(t)$  corresponde a  $n$  fuentes de señales en tiempo discreto, medidas en el instante  $t = k$ , y cada uno de los componentes  $S_i(t)$  son mutuamente independientes. El objetivo es encontrar el mapeo entre los vectores  $S$  y  $X$ . De (3.1) podemos observar que  $A$  representa el mapeo de  $S$  a  $X$ , sin embargo, contamos con las mediciones de los electrodos no con las fuentes, por lo que es necesario encontrar  $B = A^{-1}$ . Para encontrar  $B \in R^{n \times n}$ , considere descomponer las fuentes independientes  $y \in R^n$  mediante la siguiente transformación lineal:

$$y(t) = Wz(t) \quad (3.4)$$

donde  $W \in R^{n \times n}$  es llamada la matriz de desunción calculada usando el algoritmo *ICA* basado en gradiente natural. Para ello, se considera la divergencia de Kullback-Leibler (*KL*) es útil como función contrastante para medir la independencia mutua estocástica de las señales de salida  $y_i$  [116], entre las funciones de probabilidad conjunta  $p_y(y)$



y las funciones de probabilidad marginal  $p_i(y_i)$ , como sigue:

$$D(y|W) = \int p_i(y_i) \log \frac{p_y(y)}{\prod_{i=1}^n p_i(y_i)} dy \quad (3.5)$$

La divergencia  $KL$  dada por  $D(y|W) = 0$  resulta si y sólo si la condición de independencia  $p_y(y) = \prod_{i=1}^n p_i(y_i)$  se cumple. Para lograr esto, considere el método del gradiente descendiente estocástico de la versión del gradiente natural para la regla de actualización de  $W$ , donde la aproximación de la derivada (estrictamente el incremento en discretos) se calcula como:

$$\Delta W(t) = \eta [I - \varphi(y(t))y(t)^T] W(t) \quad (3.6)$$

donde  $\eta > 0$  es la tasa de aprendizaje y  $\varphi(\cdot)$  es el vector de las funciones de activación. La variable  $\varphi(\cdot)$  tiene como componentes óptimos

$$\varphi_i(y_i) = -\frac{d}{dy_i} \log p_i(y_i) = -\frac{\dot{p}_i(y_i)}{p_i(y_i)} \quad (3.7)$$

donde  $\dot{p}_i(y_i) = dp_i(y_i)/dy_i$ . Note que (3.7) requiere de la distribución de probabilidad de la fuente, la cual es desconocida y constituye un problema. Para resolver este problema Kuramoto propone razonablemente un modelo de distribución  $t$  (reportado con éxito en otros artículos para bioseñales EEG), [115]. La función de activación no lineal (3.7) se propone de la siguiente manera, [116],

$$\varphi_i(y_i) = \alpha \lambda_\alpha \operatorname{sgn}(y_i) |\lambda_\alpha y_i|^{\alpha-1}, \kappa_\alpha = \hat{\kappa}_i \leq 0 \quad (3.8)$$

$$= \frac{(1 + \beta)y_i}{y_i^2 + \beta/\lambda_\beta^2}, \kappa_\beta = \hat{\kappa}_i > 0 \quad (3.9)$$

donde  $\alpha$  y  $\beta$  son los parámetros obtenidos de la estimación de la curtosis  $\hat{\kappa}_i(y_i)$  y  $\lambda_\beta$ ,  $\lambda_\alpha$  son constantes de escalamiento.

De esta manera, el algoritmo de *ICA* se resume de la siguiente forma:

1. Calcular la salida  $y(t)$  con (3.4), como la transformación de  $z$ , y con una adecuada inicialización de  $W$
2. Estimar los momentos de alto orden de  $y$ . Se calcula la curtosis como  $\hat{\kappa}_i = \hat{m}_4/\hat{m}_2^2 - 3$ , donde el segundo y cuarto momento se estiman con  $\hat{m}_j(t) = [1 - \eta(t)]\hat{m}_j(t-1) + \eta(t)y_i^j(t)$ , ( $j = 2, 4$ )
3. Calcular  $\alpha$  y  $\beta$  de acuerdo al valor de  $\hat{\kappa}_i$ , si este es menor o igual a 0, entonces se calcula  $\alpha$ , de lo contrario  $\beta$ . Para calcular  $\kappa_\alpha$  y  $\kappa_\beta$  se consideran:  $\kappa_\alpha = \frac{\Gamma(5/\alpha)\Gamma(1/\alpha)}{\Gamma^2(3/\alpha)} - 3$  y  $\kappa_\beta = \frac{3\Gamma(\frac{\beta-4}{2})\Gamma(\frac{\beta}{2})}{\Gamma^2(\frac{\beta-2}{2})} - 3$ . Pero como la función  $\Gamma$  no tiene inversa, se establecen dos tablas de consulta las cuales hacen un barrido en los valores que pudieran tomar  $\alpha$  y  $\beta$  hasta que converjan al valor de  $\hat{\kappa}_i$ .

4. Estimar las constantes de escalamiento  $\lambda_\alpha, \lambda_\beta$ , usando  $\hat{m}_2$  estimado inicial y  $\alpha$  o  $\beta$  calculando  $\lambda_\alpha = \left[ \frac{\Gamma(3/\alpha)}{\hat{m}_2 \Gamma(1/\alpha)} \right]^{1/2}$  ó  $\lambda_\beta = \left[ \frac{\beta \Gamma((\beta-2)/2)}{2 \hat{m}_2 \Gamma(\beta/2)} \right]^{1/2}$ .
5. Calcular la función no lineal  $\varphi_i(y_i)$  usando (3.8) y (3.9) y actualizar  $W$  mediante (3.6).

La Figura 3.4 muestra un ejemplo de señal EEG procesada con el algoritmo ICA.

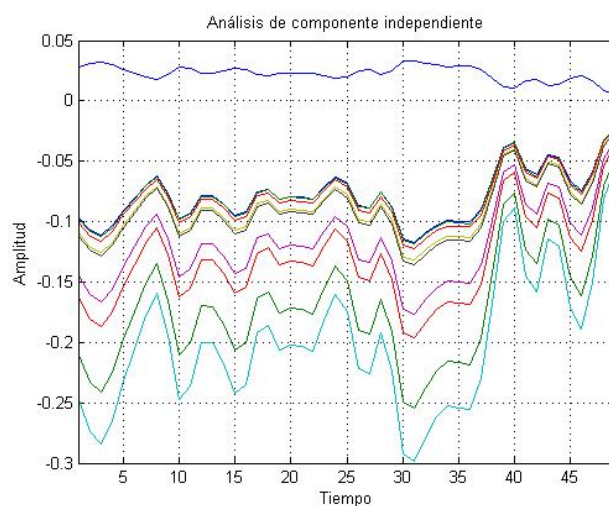


Figura 3.4: Ejemplo de señal EEG procesada con el algoritmo ICA.

### 3.2.3. Algoritmos de clasificación EEG

La clasificación es la etapa donde finalmente se decide el tipo de señal detectada, con el menor número de falsos positivos (FP). Una herramienta útil para medir el desempeño de nuestro clasificador es el radio de falsos positivos (TPR) y el radio de falsos positivos (FPR), de los cuales hablaremos más adelante, [11].

Los diseños de BCI han sido implementados en dos tipos de protocolos: sincrónico y asíncronos. El protocolo más utilizado para BCI es el sincrónico en el cual el sistema condiciona al sujeto cuando emitir el comando mental. Adicionalmente este sistema determina el periodo de control y el usuario debe estar atento para emitir su comando durante estos periodos. Posteriormente, el sistema inicia un nuevo periodo de control cuando el usuario a finalizado la tarea anterior. Con el protocolo sincrónico el usuario pierde el control sobre el sistema, pero se reduce el número de falsos positivos (FP), [118], aunque se puede generar frustración a causa de la atención que se requiere, [119]. Por otro lado, los protocolos asíncronos le dan libertad de decisión al sujeto, [12]. El interés de este trabajo de tesis reside en los protocolos asíncronos, por lo que a continuación se describe su funcionamiento.

### 3.2.4. Protocolos asíncronos (Self-paced)

El protocolo asíncrono (Self-paced) no utiliza un estímulo externo indicador, lo que permite al sujeto poder producir el comando cuando lo desee. Se ha demostrado que en estas condiciones el usuario tiene el control para operar la BCI, por lo que se mejora la usabilidad, la flexibilidad y el tiempo de respuesta del sistema BCI, [120]. El reto reside en que en todo momento las señales deben ser procesadas y los comandos deben ser detectados lo más rápido posible, [121, 118].

#### Sistema BCI con protocolo asíncrono

En un sistema BCI asíncrono, como la tarea no es automática, sino que ésta depende de la intención y detección de la misma por el sujeto, entonces, el sujeto se encuentra continuamente inmerso entre la tarea perceptual y la operación del sistema BCI. Esto genera una mayor demanda mental comparado con el protocolo sincrónico, por lo que se requiere la medición de carga mental que se produce en el sujeto para no colocarlo en un estado de frustración. Esto se puede realizar con herramientas de valoración subjetiva, como el NASA-TLX, o de valoración objetiva como protocolos en línea basados en bioseñales u otros métodos, [122].

Con este protocolo, el sujeto se encuentra en estado de control (*IC Intentional Control*) o estado de no-control (NC). Por lo tanto, es necesario evaluar continuamente en cuál de estos dos estados se encuentra el sujeto, determinando que tipo de patrón de actividad cerebral es emitido por el usuario para una clasificación adecuada, [123]. Entre los problemas comunes para este tipo de diseños se encuentra el manejo del NC pues aunque se llegue a obtener un elevado número de IC los NC también son elevados, [124].

Para evaluar que tan efectivo es el protocolo asíncrono utilizado, se consideran dos funciones objetivo: 1) la tasa de verdaderos positivos (VP), i.e. cuantos comandos que si fueron enviados con esa intención fueron detectados 2) la tasa de falsos positivos (FP), i.e. los comandos detectados por el sistema pero que no fueron enviados como comandos, [125]. Es crucial mantener la tasa de FP lo más baja posible para evitar la frustración de usuario, [124, 126]

Para medir la efectividad del protocolo asíncrono, se calcula el ratio entre los verdaderos positivos y los falsos negativos 3.10 y el objetivo es disminuirlo, [124]:

$$Efectividad = \frac{VP}{FP} \quad (3.10)$$

Otra forma de evaluar el desempeño del algoritmo es calculando la tasa de falsos positivos (TFP) (3.13), la tasa de verdaderos positivos (TVP) dados por (3.14).

$$TFP = \frac{VP}{VP + FN} \quad (3.11)$$

$$TVP = \frac{FP}{FP + VN} \quad (3.12)$$

Satti et. al utilizan (3.13) y (3.14) para también medir el desempeño, [121]:

$$TVP = \frac{VP}{VP + FP} \quad (3.13)$$

$$TFP = \frac{FP}{VP + FP} \quad (3.14)$$

### Paradigma secuencial

Conocer el neuromecanismo temporal que se genera en el sujeto cuando emite intencionalmente una señal eléctrica EEG, permite diseñar estrategias para detectar comandos BCI. La detección de este fenómeno es un paradigma secuencial: Dado un evento neurológico, el sistema busca la primer actividad en cierta región cerebral y en seguida busca en otra región o regiones y así sucesivamente. Debido a que el usuario no está sujeto a un tiempo limitado para emitir el comando, el paradigma de secuenciación es utilizado en un sistema BCI de protocolo asíncrono, en lugar de detección de patrones del protocolo asíncrono.

El paradigma secuencial utiliza los paradigmas MI, VI o MIK, cuyas señales EEG entrenan el algoritmo de secuenciación temporal y regional para determinar las regiones que se activan y en que secuencia. La ventaja de conocer como ocurre el evento fisiológico de cada paradigma, permite predecir las regiones que se activan y en función de ello sintonizar adecuadamente el algoritmo de detección, por lo que ahora se describen las características de cada uno de ellos.

- **Secuenciación del paradigma imaginación visual (VI):** la actividad cortical de este paradigma se encuentra principalmente en la corteza occipital y sí el sujeto se encuentra concentrado (atento) existe también activación en la región parietal cortical, [84]. Estas activaciones se generan casi de manera simultánea y dependen diseño experimental, del paradigma y el dominio del sujeto del paradigma, [127]. El tiempo de respuesta de este paradigma es menor de 1.250 ms, [128]. Para robustecer la detección del paradigma VI, se requiere la detección en frecuencia, [11], se ha demostrado que existe una disminución en la banda  $\alpha$  mientras que en las bandas  $\beta$  y  $\gamma$  se presenta un incremento de potencia, [129].
  - **Secuenciación del paradigma MI:** este paradigma es de los más caracterizados pues entre las regiones de activación más conocidas se encuentra la corteza motriz y se sabe que en la banda  $\mu$  existe una desincronización [56] con activación en las cortezas prefrontal, premotora y parietal, [4], con desincronización en la banda  $\beta$ , [84]. El tiempo de respuesta del paradigma MI es menor a 500 ms, [127].
  - **Secuenciación del paradigma imaginación cinestésica (KI):** este paradigma involucra las bandas  $\alpha$  y  $\mu$  y se ha demostrado que es buen candidato para generar comando robusto gracias a que las regiones de activación se encuentran
-

bien definidas para su clasificación, [84]. Los tiempos de respuesta llegan a ser similares a los del movimiento ejecutado.

### 3.3. Consideraciones tecnológicas de dispositivos de adquisición de EEG

Aun cuando se demuestra teóricamente que los algoritmos de procesamiento de señales EEG funcionan para detectar el evento neurológico deseado, existen limitaciones debidas a los dispositivos de adquisición de señales EEG, específicamente, al tiempo de muestreo, resolución espacial y temporal, tasa de envío de datos, entre otros, [16]. Por esta razón, a continuación se revisan las consideraciones tecnológicas para la utilización de los algoritmos propuestos para esta tesis.

#### 3.3.1. Electrodo

Los electrodos utilizados para medición EEG pueden ser de plata (Ag), cloruro de plata (AgCl) o aleaciones, estos permiten la conductancia de las señales cerebrales de amplitudes del orden de  $\mu V$ . Existen electrodos pasivos y activos, la diferencia radica en que los activos tienen una etapa de amplificación en cada electrodo. Se aplica además un gel conductor para mejorar la conductividad de los electrodos, aunque también podemos encontrar electrodos secos, [130]. El metal electrolítico y la piel electrolítica, en conjunto, pueden causar un *offset* de voltaje de corriente directa y una impedancia que dependen del material del electrodo, la superficie de contacto, la composición del gel y la temperatura, [108]. Los amplificadores deben diseñarse de manera que el *offset* no sature las entradas del amplificador, ya que la amplitud que puede alcanzar dicho *offset* es de  $\pm 50 \mu V$ . Por esta razón se utiliza el mismo material de los electrodos y el gel para minimizar los efectos de polarización. Además, la impedancia de la piel puede ser disminuida si se remueve piel muerta, aunque también puede cambiar con la temperatura y la humedad, [108]. Los electrodos activos pueden ayudar a disminuir los componentes no deseados gracias a que cuentan con un amplificador en el sensor, sin embargo son más costosos y voluminosos. Los electrodos secos cuentan con micro agujas que penetran la primer capa de la piel, ofrecen la ventaja de no usar el gel conductor, sin embargo pueden atrapar más ruido del medio que los rodea [108, 131]. Los electrodos utilizados en el dispositivo Emotiv EPOC son pasivos y utilizan un gel conductor; permite la medición de la impedancia de los electrodos y ofrece el software que muestra esta medición mediante colores que indican el nivel de impedancia, la Figura 3.5 muestra un ejemplo de la medición de impedancia.

#### 3.3.2. Posición de los electrodos del casco Emotiv EPOC

La posición de los electrodos es clave para la detección de los neuromecanismos EEG pues si por ejemplo deseamos actividad visual, la región de interés será la occipi-

---

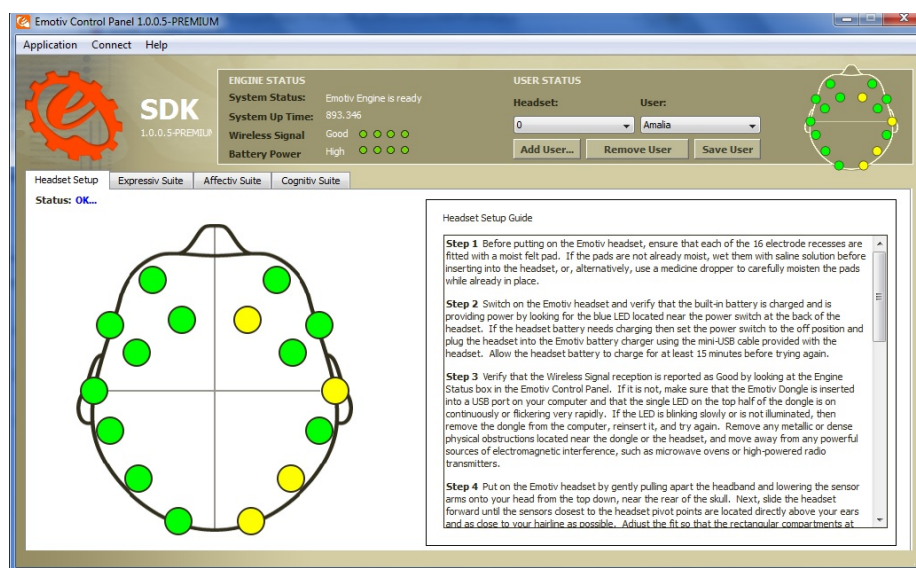


Figura 3.5: Ejemplo de medición de impedancia de los electrodos con casco Emotiv EPOC. Los colores utilizados miden la calidad de contacto de cada electrodo, el negro indica que no hay contacto; el rojo indica contacto muy pobre; el naranja indica contacto pobre; amarillo donde el contacto es razonable; y el verde un buen contacto.

tal. Existen cascos EEG que permiten escoger la posición de los electrodos, mientras que hay dispositivos que ya tienen definidas dichas posiciones. La desventaja de las gorras radica en que para cada medición se tiene que configurar el sistema para indicarle los electrodos que se están usando. La desventaja de los dispositivos con electrodos fijos consiste en que si uno de ellos se rompe o deja de funcionar, sustituirlo no es tan fácil [108], por lo que el casco Emotiv EPOC es una selección adecuada al tener 14 electrodos, la posición de estos es mostrada en la Figura 3.6. Como podemos observar, se cuenta con electrodos en las regiones de interés para realizar medición de los paradigmas VI, MI y KI.

### 3.3.3. Tiempos y frecuencia de adquisición de datos

Cuando la aplicación es dirigida por un agente externo dinámico, como puede ser un exoesqueleto, un navegador virtual o un robot, el sistema BCI debe enviar señales con una velocidad apropiada relativa a la constante de tiempo del sistema a controlar, [108]. La frecuencia de muestreo es importante porque define los requerimientos de los amplificadores de las bioseñales, [132]. Las frecuencias en las que oscilan las señales EEG se encuentran por debajo de los 60 Hz, y de acuerdo al Teorema de Nyquist, una frecuencia de muestreo apropiada estará en los 120 Hz. Un dispositivo de medición EEG debe muestrear mínimo a 128 Hz, la cual es la frecuencia de muestreo del dispositivo Emotiv EPOC.

Los tiempos en los que ocurren los fenómenos neurológicos van desde los 100 ms hasta pocos segundos, por lo que las señales EEG son adecuadas para detectar dichos

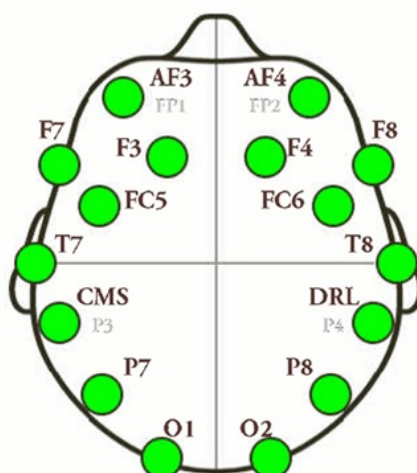


Figura 3.6: Posición de los electrodos del casco Emotiv EPOC.

eventos, sin embargo, dependiendo del algoritmo de procesamiento, cada evento (*trial*) puede verse limitado por el tamaño de los datos mínimos necesarios para la utilización del algoritmo. En el caso de la implementación del paradigma secuencial y utilizando ICA, si tenemos un número  $n$  de electrodos, se requiere una matriz de datos de tamaño  $n \times n$  para que exista solución. Esto implica que el tiempo de adquisición está sujeto al número de electrodos y frecuencia de muestreo.

### 3.3.4. Latencias

Existe un límite de la tolerancia que el sujeto tiene cuando percibe la tareas, [133]. Cabe mencionar que cada bloque del sistema BCI tiene un tiempo de respuesta diferente y la integración de todos los componentes del sistema BCI hacen que en lazo cerrado se generen diferentes latencias que pueden ser imperceptibles por el usuario, para evitar percepción retardada no generar frustración en él. Es bien sabido que retardos cambian las condiciones del sistema pues la detección de comandos se dificulta porque la actividad mental ahora está sujeta a un estado diferente al esperado lo que ocasiona frustración y en el peor de los casos puede derivar en el estrés del sujeto impidiéndole la emisión de comandos, [18]. En general, cuando existen retardos perceptibles por el operador, se genera descorrelación de la tarea con el modelo interno del sujeto y generalmente eso constituye una de las razones principales que imposibilitan manejar una BCI. Para evitar esto, es necesario generar un mapa de latencias donde el tiempo para cada uno de los bloques que componen el sistema BCI es medido. En el caso del algoritmo propuesto, se garantiza un procesamiento de épocas de tamaño de  $100ms$ , a causa de la frecuencia de muestreo del casco Emotiv EPOC que muestrea a 128 Hz y el número de electrodos con los que cuenta.

### 3.4. Discusiones

El procesamiento de señales es una etapa crítica para el sistema BCI, porque los algoritmos en cada fase deben garantizar un procesamiento sin retardo y una efectiva secuencia. Los algoritmos obtienen información en el espacio fuente de las regiones del cerebro a nivel cortical. La ventaja que se tiene con esta descomposición es la determinación del tiempo de activación de un evento neurológico, en nuestro caso los paradigmas VI, MI o KI, dado que ya se conocen las regiones de activación.

Muchas investigaciones de protocolos y paradigmas para BCI están enfocados en aspectos de eficacia y precisión poniendo poca atención a los aspectos neurofisiológicos y menos aun en los aspectos tecnológicos de su implementación. Sin embargo, si se consideran los neuromecanismos, entonces se puede mejorar el diseño del procesamiento de señales EEG, lo cual es necesario cuando se cierra el lazo.

Los protocolos más utilizados son los sincrónicos, cuya ventaja es una detección mínima de FP, pero la desventaja es que para aplicaciones reales es poco práctica pues el usuario realmente no tiene el control del agente a comandar sino solo determina cuando hacerlo. Por lo tanto, consideramos que los protocolos asíncronos, aun con el reto de procesamiento continuo, son candidatos para un sistema BCI subrogado realmente al sujeto.

El paradigma de secuenciación ofrece la ventaja de aprovechar las características de eventos neurofisiológicos en tiempo y no en frecuencia, además de es posible su utilización con protocolo asíncrono.

---



# Capítulo 4

## Diseño del Sistema Experimental

### 4.1. Introducción

El interés en este capítulo es estudiar qué sucede en el sujeto cuando comanda un agente externo (robot) con comportamiento dinámico bajo el paradigma MI, considerando que los modelos internos y el mecanismo percepción-acción juegan un papel importante para llevar a cabo una tarea, [134, 135, 136, 137]. Comandar dicho agente conlleva además a estudiar qué fenómenos ocurren, sobretodo a nivel cortical, para posteriormente detectar la actividad EEG correspondiente, [138].

Los agentes externos pueden ser reales (físicos) o virtuales y su comportamiento puede ser cinemático o dinámico. El comportamiento del agente externo se predice vía la representación interna que el sujeto tenga de él (modelo interno), lo cual se genera con la experiencia de interactuar con sistemas similares, [139, 140]. Los agentes presentan un comportamiento dinámico cuando obedecen a leyes físicas, tomando en cuenta parámetros como masa, fricción, fuerzas de interacción, gravedad, entre otras. En el caso cinemático, estos parámetros y variables no se toman en cuenta. La mayoría de los investigadores del campo de las BCI llevan a cabo experimentos asumiendo agentes externos con comportamiento cinemático (para el caso de deletreadores o apuntadores de pantalla pero inclusive robots). En ocasiones se utilizan robots virtuales con comportamiento cinemático, sin embargo, si se requiere posteriormente utilizar una plataforma real con robots reales se debe considerar que su comportamiento es dinámico. Por otro lado, un agente externo bajo comando mental requiere de una FSM que puede ser probabilista o determinista, para gestionar los estados de las tareas y mapear los comandos a coordenadas del agente, [141]. Cuando el sujeto comanda un agente externo bajo el paradigma MI, considerando estímulos (visuales, auditivos o hápticos) hacia él para cerrar el lazo, la dinámica de todo el sistema en conjunto (o un bloque en particular) puede generar estrés en el sujeto, [142]. Por esta razón, es necesario analizar la carga de trabajo en el sujeto que permita determinar lo que puede desencadenar el estrés, y así evitarlo en el diseño de experimento. Por consiguiente, en este capítulo se propone utilizar el cuestionario NASA-TLX que mide carga mental en 6 dimensiones. Finalmente, en este capítulo se

describen algunas consideraciones tecnológicas y computacionales de los bloques que constituyen la estación experimental.

#### 4.1.1. Comandos motrices y su representación interna

Durante la ejecución de una tarea motriz nuestro cerebro percibe la posición de nuestro cuerpo, las fuerzas de interacción, los movimientos que realizamos con relación a la tarea y los objetos que hay en el entorno, [143]. El sistema motriz interpreta acciones observadas y define la coexistencia del estado con el control de movimiento, [144], mediante el mecanismo percepción-acción, el cual tiene un enlace complejo en el cuerpo humano, [137].

Las señales provenientes de nuestros sentidos, denominadas aferentes, son enviadas al cerebro (percepción) y procesadas mediante modelos internos los procesamos, para después establecer el movimiento de los miembros y enviar las señales eferentes (acción) a cada miembro, [137]. Los modelos internos son los mecanismos neuronales que pueden imitar las características de entrada-salida del aparato motor [145], tienen codificada experiencia dinámica, y en función de esto, se predice el movimiento, [146]. Podemos encontrar dos tipos de modelos internos, [139]: modelos hacia adelante (*forward models*), los cuales sirven para predecir los movimientos, y los modelos inversos (*inverse models*), que estiman el comando motriz que causa un estado particular de transición, [137].

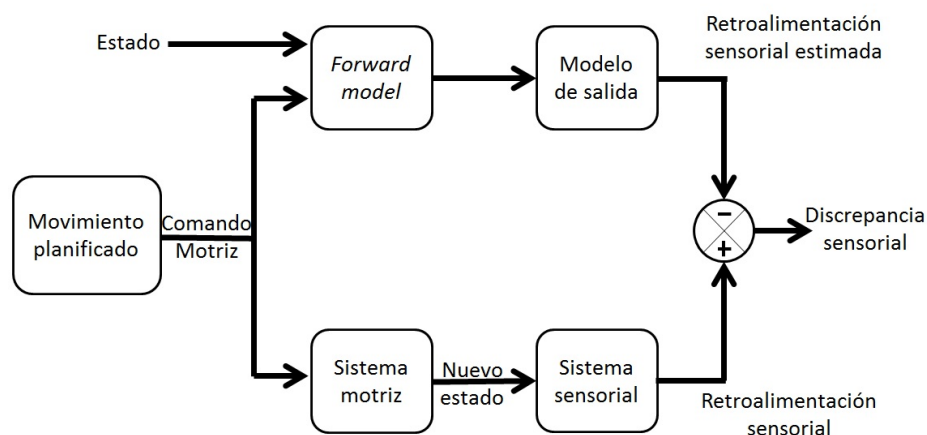


Figura 4.1: Diagrama a bloques de un comando motriz. Primero se planea el comando motriz y después se envía el comando al sistema motriz para ejecutarlo. En paralelo, el modelo hacia adelante recibe el comando y predice la salida sensorial que es comparada con la verdadera salida para obtener una discrepancia sensorial que permite corregir errores, (Reproducido de D. Wolpert et al.: *An internal model for Sensorimotor integration*, 1995)

A continuación se describe el proceso de un comando motriz, ver Figura 4.1, [139]:

1. El proceso del comando motriz inicia cuando el sujeto planea un movimiento
2. El comando es enviado como señal motriz hacia el sistema motriz para su ejecución generando un nuevo estado; paralelamente el comando motriz es enviado al modelo hacia adelante (*forward model*) para predecir el movimiento con el modelo interno produciendo un estado estimado sensorial que es comparado con el real
3. Se obtiene una discrepancia sensorial que sirve para corregir los errores mediante la propiocepción y los modelos mentales de tareas similares

Los modelos internos pueden ser adquiridos mediante experiencia y se ha demostrado que los modelos dinámicos se adquieren independientemente de los cinemáticos, [147]. Además, la propiocepción ayuda a afinar los modelos internos pues estos se encuentran cambiando constantemente, [148]. Se ha demostrado que con propiocepción y visión podemos acceder a la representación de nuestro cuerpo, [136].

Aunado a esto, la propiocepción forma parte del esquema corporal (*body schema*), [148].

El esquema corporal es un modelo interno de nuestro cuerpo que, mediante la propiocepción, la visión y audición, predice posiciones y velocidades de nuestros miembros para guiar nuestros movimientos, [137, 149].

### Esquema corporal

El sujeto percibe las tareas que se encuentran a su alrededor dependiendo del espacio en el que se lleven a cabo; ya sea en el espacio peri-personal o el extra-personal, [134, 143]. El espacio peri-personal es aquel en el que el sujeto tiene acceso mediante sus miembros, [150]. En el espacio extra-personal el sujeto no tiene acceso y percibe con el sentido de la visión y la audición, [151], ver Figura 4.2.

La representación interna del espacio corporal se construye mediante una red de interacción entre áreas corticales y subcorticales. Para representar el espacio alrededor del cuerpo y el espacio que es alcanzable por los miembros del cuerpo, el cerebro debe calcular la posición de cada miembro en el espacio, [143]. Dicha representación se encuentra en dos diferentes marcos referenciales: referencia centrada en el cuerpo y referencia centrada en los ojos, [143]. Para tareas realizadas con los brazos, el espacio es llamado

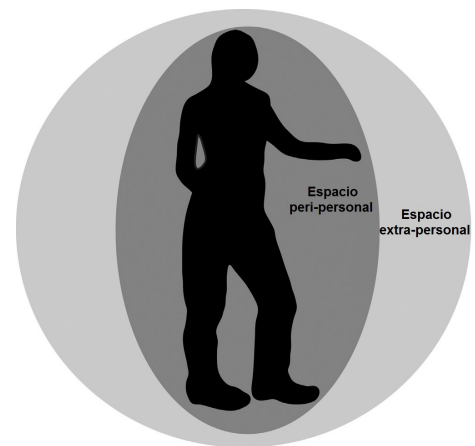


Figura 4.2: El espacio peri-personal es aquel que se encuentra cerca del sujeto mientras que el extra-personal se encuentra lejos del sujeto (Reproducido de J. Clery et al.: *Neuronal bases of peripersonal and extrapersonal spaces, their plasticity and their dynamics: Knowns and unknowns*, 2015)

peri-personal viso-táctil y utiliza el marco de referencia centrado en el cuerpo para calcular posiciones de miembros y objetos, [152].

Durante la interacción con un objeto, no solamente se localiza su posición, sino que además el esquema del cuerpo actualiza el estatus de la forma del cuerpo y postura mediante señales de propiocepción, [135]. El esquema corporal se modifica y con el uso de agentes externos, que van desde herramientas como espadas, prótesis, brazos robóticos, entre otros, el espacio peri-personal se expande. [143, 136].

#### 4.1.2. Comando de agentes externos

Este problema ha sido analizado por psicólogos, médicos y neurocientíficos como parte de una extensión del cuerpo y está relacionado con el esquema corporal, [135]. En el cerebro de un adulto se han calibrado distancias, velocidades y fuerzas de los miembros, i.e. la cinemática y dinámica, la cuales le permiten realizar trayectorias motrices, [137]. Sin embargo, cuando utilizamos una herramienta o agente externo estos parámetros se re-calibran y el espacio peri-personal se modifica, [135, 134]; estos cambios son posibles debido a estímulos táctiles y visuales, [134, 136]. Además es necesario decodificar la posición del agente externo respecto a la posición del cuerpo y las partes del cuerpo, [134].

La adición de agentes externos en las tareas ha sido estudiado recientemente por el área de aumento humano (*human augmentation*), la cual se enfoca en analizar las regiones cerebrales que se activan, así como la plasticidad cerebral debida a tareas de interacción, [150]. Este análisis de activación por regiones permite discernir entre la imaginación motriz (*overt*) y la ejecución de movimientos (*covert*), [137]. La ejecución de movimientos involucra la banda sensorimotriz y la imaginación de movimientos involucra el área premotora, [150, 137]. La imaginación del comportamiento de agentes externos está relacionada con la experiencia previa del sujeto, [150], que resulta fundamental cuando se realiza la imaginación de un comando porque produce la activación de fibras cortico-espinales, [150]. Por ello, es importante el tipo de comportamiento de los agentes externos los cuales se clasifican en comportamiento cinemático y comportamiento dinámico.

- **Agentes con comportamiento cinemático:** Las tareas con agentes externos cinemáticos trabajan bajo un comportamiento que no está gobernado por leyes físicas, como la gravedad o la inercia. Entre los sistemas que presentan este comportamiento podemos encontrar: los deletreadores, los apuntadores y algunos simuladores virtuales. La desventaja que tienen los simuladores con esta clase de comportamiento es que si se desean trasladar los resultados a un sistema real, entonces, el sujeto no tiene experiencia previa pues el sistema real obedece leyes físicas que no son consideradas en los agentes artificiales.
  - **Agentes con comportamiento dinámico:** Las tareas con agentes externos son dinámicas, tienen masa, inercia, fricción, etc. Mediante entrenamiento estas propiedades son integradas al esquema corporal, [137]. Los comandos enviados
-

para un brazo robótico como agente externo, deben considerar parámetros variables como velocidades angulares y los ángulos de las articulaciones, y parámetros no variables, como masas, momentos de inercia y centros de masa, aunque para interactuar con un objeto es necesario el conocimiento de las fuerzas de interacción, [140]..

Se ha analizado la integración temporal de la información proveniente de los sentidos (estimulación multi-sensorial) para manipular un robot, de la misma manera que se integra una herramienta en las tareas motrices, y se ha demostrado que también se actualiza el esquema corporal, [153, 154]. Este análisis de integración busca cerrar el lazo y proveer al sujeto información que le permite tomar decisiones más precisas, sin embargo, no es evidente la cantidad y el tipo de información que se debe proveer (el usuario se puede saturar). En esta tesis nos enfocamos en proveer un sistema el cual el sujeto perciba una interacción natural y no le genere carga cognitiva.

### **4.1.3. Análisis de la tarea bajo comando BCI**

Los sistemas BCI para el comando de sistemas cinemáticos el sujeto es un espectador, [69]. Esto hace muy difícil comandar la BCI debido a las limitantes que se interponen cuando el sujeto solamente puede usar señales eléctricas del cerebro para interactuar con el ambiente,[41].

Es importante mencionar que cuando el usuario se encuentra comandando un sistema BCI basado en EEG, ya sea con comportamiento cinemático o dinámico, utiliza sus sentidos para percibir la tarea. Con base a la percepción, el cerebro toma decisiones que se convierten en señales eléctricas que, que a su vez, son medidas nuevamente con EEG, generando un lazo que se actualiza constantemente, [14].

La percepción del usuario depende del tipo de tarea, el usuario tiene un modelo de la tarea en espera de que el sistema con el que está interactuando actúe como lo predice su modelo, pero cuando el sistema se comporta de forma diferente, entonces le genera frustración, [43]; la frustración continua desencadena en estrés, el cual es indeseable para comandar un sistema bajo BCI debido a que se pierde la capacidad cognitiva normal y con ello el usuario es incapaz de emitir la actividad cerebral útil para comandos, [18]. Las tareas pueden tener comportamiento cinemático o dinámico, sin embargo los sistemas reales son dinámicos.

#### **Comando BCI de agente externo dinámico**

La mayoría de los sistemas bajo BCI consideran un comportamiento cinemático del agente, inclusive en robots, pocos trabajos consideran su comportamiento dinámico y aplican un lazo de control apropiado para el sistema, [43, 44]. El desempeño del usuario es diferente cuando en el lazo de control el comportamiento del robot es dinámico, [43], pues el modelo interno puede predecir el comportamiento de la dinámica de interacción, [155]. Los sujetos pueden aprender a operar una BCI con comportamiento cinemático, pues son capaces de aprender nuevas tareas con modelos diferentes, sin

---

embargo esto puede desencadenar estrés cuando el agente no se comporta como se esperaba. Por ello, analizar la carga cognitiva producida durante la interacción con agentes externos es clave para no producir frustración en el usuario.

### **Entorno real o virtual**

En los experimentos de BCI, los entornos virtuales tienen la ventaja de poder ser programados con comportamientos no necesariamente naturales. Son muy útiles para entrenamiento de comandos y nos dan información acerca del comportamiento del usuario ante tareas de interacción con agentes externos. Sin embargo, cuando buscamos que el entorno virtual nos ofrezca la simulación de un entorno real se debe considerar que el entorno real se rige bajo leyes físicas, por lo que la programación del entorno virtual se debe regir bajo estas mismas leyes considerando además que el usuario cuenta con un modelo interno del entorno real y por lo tanto él espera que el entorno virtual se comporte de la misma forma.

#### **4.1.4. Carga mental bajo sistema BCI**

La información que el sujeto procesa durante la interacción con el sistema BCI proviene del ambiente, de los estímulos sensoriales y del modelo mental interno del sistema, lo cual constituye una tarea compleja que generan carga mental, [156]. Por otro lado, el estrés y la carga mental suelen ser confundidos. La carga mental se refiere a la carga de trabajo impuesta en el sujeto durante una tarea para lograr un nivel de desempeño deliberado. Aunque también el estrés está relacionado con el manejo de información de la tarea y con la incapacidad del sujeto de mantener la actividad cognitiva deseada. Así pues, un sujeto puede estar sometido a alta carga de trabajo desencadenando carga mental, pero no generando estrés, [157].

En el caso de alta demanda mental o niveles de estrés altos, las dinámicas de interacción y la complejidad deben ser manejados de manera que el usuario baje esos niveles y pueda seguir emitiendo actividad cerebral deseada, [16]. La medición de la carga mental se puede hacer con diversos métodos que a continuación se mencionan.

#### **Medición y valoración de carga mental para realizar tareas con BCI**

Comandar un agente externo bajo BCI requiere de ciertas consideraciones para que la interacción humano-máquina se lleve de manera que el sujeto no sea sometido a una carga de trabajo que le genere estrés, [158]. Por ello es importante contar con una herramienta que mida la carga de trabajo y poder determinar qué factores se tienen que quitar o re-diseñar en la plataforma experimental. Para medir la carga de trabajo se pueden utilizar diversos métodos, como el SWAT (por sus siglas en inglés *Subjective Workload Assessment Technique*), el NASA-TLX (por sus siglas en inglés *NASA Task Load Index*), los métodos de perfil de carga de trabajo, [122], y mediciones con señales bioeléctricas. En este trabajo de tesis utilizamos el NASA-TLX.

El método NASA-TLX es un procedimiento de valoración multidimensional que da una puntuación global de carga de trabajo, el cual está basado en una media

---

ponderada de las puntuaciones de seis factores divididos en demandas impuestas en el sujeto (demanda mental, demanda física y demanda temporal) y demandas debidas a la interacción del sujeto con la tarea (desempeño propio, esfuerzo y frustración), [142, 159]. La Tabla 4.1 describe cada uno de los factores.

	<b>Variables</b>	<b>Extremos</b>	<b>Descripción</b>
Dimensión Demanda	Demanda mental	Baja/alta	¿Cuánta actividad mental y perceptiva fue necesaria? (Por ejemplo: pensar, decidir, calcular, recordar, buscar, investigar, etc.). ¿Se trata de una tarea fácil o difícil, simple o compleja, pesada o ligera?
	Demanda física	Baja/alta	¿Cuánta actividad física fue necesaria? (Por ejemplo: empujar, tirar, girar, pulsar, accionar, etc.) ¿Se trata de una tarea fácil ó difícil, lenta o rápida, relajada o cansada?
	Demanda temporal	Baja/alta	¿Cuánta presión de tiempo sintió debido al ritmo al cual se sucedían las tareas o los elementos de la tarea? ¿Era el ritmo lento y pausado ó rápido y frenético?
Dimensión Interacción	Desempeño propio	Bajo/alto	¿En qué medida ha tenido que trabajar (física o mental mente) para alcanzar su nivel de resultados?
	Esfuerzo	Bueno/malo	¿Hasta qué punto cree que ha tenido éxito en los objetivos establecidos por el investigador (o por usted mismo(a))? ¿Cuál es su grado de satisfacción con su nivel de ejecución?
	Frustración	Bajo/alto	Durante la tarea, en qué medida se ha sentido inseguro(a), desalentado(a), irritado(a), tenso(a) o preocupado(a) o por el contrario, se ha sentido seguro(a), contento(a), relajado(a) y satisfecho(a)?

Tabla 4.1: Factores que se consideran con la implementación del cuestionario NASA-TLX y que sirven para determinar la carga de trabajo en el sujeto durante la interacción con una tarea.

El grado con el que cada uno de estos 6 factores contribuyen a la carga de trabajo de una tarea específica a ser evaluada, desde la perspectiva del sujeto que ejecuta la tarea, es determinada mediante la comparación por pares de las quince combinaciones

sopesadas de los 6 factores. La magnitud de cada factor es determinado subjetivamente por el sujeto después de la ejecución de la tarea o segmento de una tarea. La evaluación de los factores, considerando los más importantes en la producción de carga de trabajo de una tarea, se les da más peso en el cálculo de la puntuación global de la carga de trabajo para la sensibilidad de la escala, [142, 159].

Este método es útil en el diseño de plataformas en sistemas BCI, tanto para sujetos sanos, como para pacientes, [15, 160]. Es una herramienta que proporciona información del usuario final, ha sido utilizada para comparar controles durante la interacción de robots, [45, 160], y permite comparar qué tanta carga mental perciben los usuarios, por lo tanto la hace ideal para nuestro trabajo de tesis.

## 4.2. El gestor del comando BCI para generar tareas inteligibles para el robot

Cuando deseamos ejecutar un movimiento, como se describió en la subsección 4.1.1, las señales aferentes viajan desde los órganos receptores de estímulos hacia el cerebro [48]. Consideremos el sensor que provee información de las posiciones de los miembros (huso neuromuscular), así como de las fuerzas que experimentan los miembros (órgano tendinoso de Golgi) y del entorno espacial dónde se llevará a cabo la tarea (ojos). Esta información es comparada con los modelos internos y analizada para determinar que trayectoria seguirá el miembro, además de la fuerza y velocidad del movimiento. Una vez analizada esta información, se controla a través de las señales eferentes a los miembros correspondientes. Sin embargo, cuando se desea comandar un agente externo (el cual no pertenece a su cuerpo), el usuario no tiene control directo sobre este, no existe una señal EEG que sea traducida en el lenguaje apropiado del agente externo. Es por ello que es necesario el uso de un administrador o gestor que permita al sujeto generar señales en el lenguaje apropiado para el agente externo. Existen diferentes tipos de gestores de tareas, sin embargo en este trabajo de tesis consideran las máquinas de estados finitos (FSM por sus siglas en inglés *finite state machine*) por su fácil implementación. La característica general de estos sistemas es que cuentan con estados y transiciones. Cada transición tiene entradas y salidas que llevarán al sistema a un estado. La aplicación de estos gestores en el área de BCI no es nueva, se han propuesto el cambio de estados mediante las transiciones que se activan con comandos mentales, [21, 161, 162]. A continuación se presentan los autómatas utilizados para generar salidas en el lenguaje apropiado para el control del agente externo.

### 4.2.1. Máquinas de Estado Finito (FSM)

Una FSM es un sistema sincrónico con entradas finitas  $X = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_p) \in \mathbb{R}^p$  y salidas finitas  $Z = (\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_q) \in \mathbb{R}^q$ , que define un conjunto de estados finitos

---



$S = (\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n) \in \mathbb{R}^n$  y un par de funciones de caracterización  $f_c$  y  $f_d$  dadas por

$$z_\gamma = f_c(x_\gamma, s_\gamma) \quad (4.1)$$

$$s_{\gamma+1} = f_d(x_\gamma, s_\gamma) \quad (4.2)$$

donde  $x_\gamma$  y  $z_\gamma$  son respectivamente los símbolos de entrada, los símbolos de salida y los estados  $M$  en el tiempo  $t_\gamma$  ( $\gamma = 1, 2, \dots$ ), [163]. La problemática reside en el diseño de una FSM para un sistema BCI que provea estados para calcular las salidas a partir del bloque de procesamiento de señales y transformarlas en los estados del agente externo a comandar, [21, 161], (aunque también ha sido utilizada en esta área para clasificar estados cognitivos del sujeto, [164]). En el presente trabajo de tesis, la FSM es utilizada para mapear comandos en ordenes inteligibles para el robot o agente externo, la cual puede ser automática y semi-automática.

### FSM Automática

La FSM automática procesa los comandos enviados por el usuario de manera que una vez que se ejecuta la tarea robótica re-calcula el siguiente comando a partir del generado por el sujeto. Se han utilizado este tipo de FSM en sistemas BCI para comandar sillas de ruedas [162], y en [21] se presentan transiciones entre estados de la FSM. La desventaja de la FSM automática es que los errores debidos a la clasificación del estado mental se convierten en errores del sistema robótico. La Figura 4.3 muestra la FSM automática. Más aun, la FSM automática no permite la intervención asíncrona del sujeto, y por lo tanto limita el envío de comando BCI.

### FSM Semi-automática

La FSM semi-automática le da libertad al usuario de intervenir durante la ejecución pues administra los estados del robot por medio de lazos locales de control semi-autónomos. La ventaja que ofrece este tipo de FSM es que por un lado, le quita carga al usuario pues no le demanda atención todo el tiempo, [165], y por otro lado, no limita el comando BCI como la FSM automática gracias a la intervención asíncrona del sujeto. La Figura 4.4 muestra la FSM semi-automática.

## 4.3. Consideraciones tecnológicas de una plataforma experimental BCI con robots subrogados

La plataforma experimental BCI es una pieza clave para evaluar el desempeño y debe ser fácil de usar para el sujeto, [18]. Para ello, enseguida analizamos cada uno de los componentes que constituyen la plataforma experimental, la cual esencialmente debe cumplir estrictamente con las hipótesis funcionales del algoritmo.

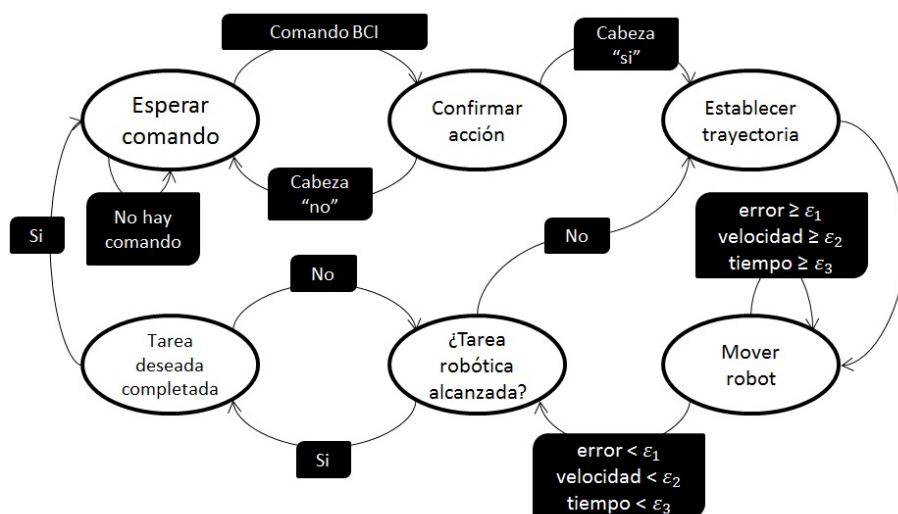


Figura 4.3: Esquema de una FSM automática usada para comandar un sistema robótico. Inicialmente el sistema espera el comando, si se detecta, la acción se confirma con el movimiento de la cabeza de arriba hacia abajo se rechaza con el de derecha a izquierda para rechazarlo. Si se confirma el comando se establece la trayectoria. Se monitorean los parámetros del error, de velocidad y de tiempo de ejecución de la tarea robótica y cuando dichos parámetros son menores a los umbrales establecidos  $\epsilon_1$ ,  $\epsilon_2$  y  $\epsilon_3$ , respectivamente, la tarea robótica se da por finalizada. Posteriormente se determina si la tarea se ha completado para nuevamente esperar el siguiente comando por parte del usuario.

### 4.3.1. El casco EEG

El dispositivo utilizado para medir señales EEG es el casco Emotiv-Epoc. Es un dispositivo de bajo costo y aunque tiene menor relación señal-ruido que otros dispositivos comerciales más caros, [166], su desempeño en experimentos BCI se ha llevado con éxito, [20, 111]. Cuenta con 14 electrodos en las posiciones del sistema 10-10: AF3, AF4, F7, F3, F4, F8, FC5, FC6, T7, T8, P7, P8, O1, y O2, y los puntos P3 y P4 como referencias que se colocan sobre los mastoides, [166]. El casco tiene una resolución de 14 bits por electrodo. La frecuencia de respuesta se encuentra entre 0.16 y 43 Hz, esto hace posible la lectura de frecuencias desde la banda delta a la banda beta, [2]. La colocación de los electrodos varía en cada persona y en cada experimento, [167], por lo que se deben seguir las recomendaciones del fabricante para su colocación, [168]. Los electrodos requieren de la utilización de una solución electrolítica que reduce la impedancia entre el cuero cabelludo y la esponja de los electrodos. Luego de la colocación del casco se puede observar la impedancia de cada uno de los electrodos, esto es mediante una pantalla que proporciona el software del fabricante, ver Figura 4.5. Mediante colores rojo, naranja, amarillo, verde y negro, se muestra que tan mala o que tan buena es la señal. Si por ejemplo es rojo, quiere decir

que la impedancia es alta, si es naranja es mediana, si es amarilla es baja, si es verde es buena señal con muy baja impedancia pero si es negra no hay lectura de señal por lo que el cuidado de los electrodos es importante para evitar que su oxidación disminuya la calidad de las señales, [168].

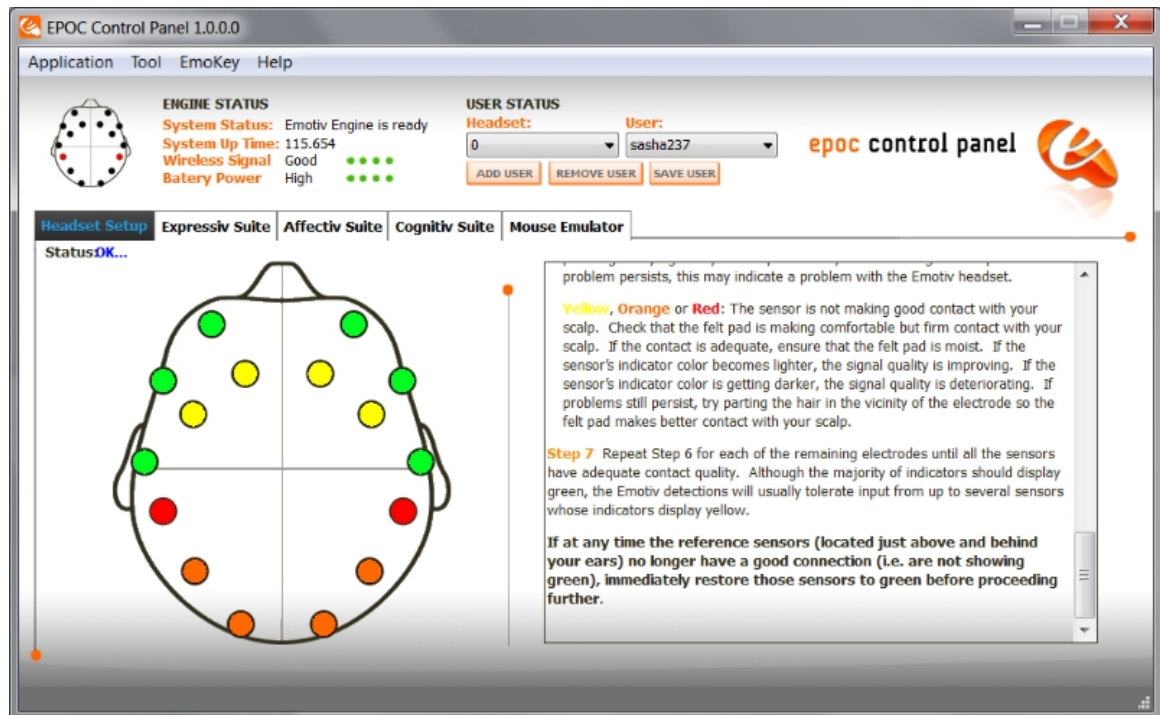


Figura 4.5: Pantalla del fabricante del casco Emotiv-Epoc. La pantalla muestra la impedancia de los electrodos por colores. Rojo mala señal. Naranja no muy buena señal. Amarillo señal aceptable. Verde señal deseada

La lectura de las señales de los electrodos se realiza mediante un importador de Simulink Matlab. El importador lee las señales cada 7.81 mili-segundos (que corresponde a una frecuencia de muestreo de 128 Hz), para después ser enviada al bloque de procesamiento de señales.

#### 4.3.2. El procesamiento de señales

El procesamiento de señales transforma las señales medidas del casco en señales para el gestor (FSM). En el algoritmo de blanqueamiento se calcula la inversa o pseudoinversa de la matriz de datos (dependiendo si es cuadrada o no) proveniente del casco. Para formar esta matriz se genera un buffer a la salida del importador de Simulink. Cada 7.81 mili-segundos se recibe información de 14 electrodos y se almacena en el buffer con 13 lecturas para formar una matriz de  $14 \times 13$ , esto representa 100 mili-segundos de información. Cada 100 mili-segundos se forma una matriz para el algoritmo ICA, es decir, se cuenta con menos de 100 mili-segundos para desunificar las

señales de cada uno de los bloques, por lo que es imprescindible encontrar los cuellos de botella que incrementan el tiempo de cómputo, en particular la función  $\Gamma$  (pues no cuenta con inversa), recurriendo a tablas de consulta generadas por (3.8) y (3.9). Para reducir el tiempo en las tablas de consulta, se realiza un barrido de los valores que corresponden con la salida deseada y se divide la búsqueda en casos para que el programa no realice un barrido desde infinito, teóricamente. Otro cuello de botella corresponde a calcular los valores de  $\alpha$  y  $\beta$  iniciales (3.8) y (3.9) respectivamente, y para reducir el tiempo de cómputo se prueban de manera heurística diferentes valores. Por otro lado, el tiempo de procesamiento del algoritmo depende no solamente del cálculo de las funciones sino que también de la capacidad computacional del procesador que se esté utilizando. Una vez completado el procesamiento cada 100 mili-segundos las señales resultantes son enviadas al gestor.

### 4.3.3. El gestor

El gestor recibe las señales resultantes del algoritmo del procesamiento de señales para la búsqueda de la secuencia patrón (constituida por 3 elementos). Si una de las señales resultantes coincide con el primer elemento deseado de la secuencia se enciende una bandera, entonces, el gestor buscará que la siguiente salida resultante, los siguientes 100 mili-segundos, sea el segundo elemento de la secuencia patrón encendiendo otra bandera que hace que el gestor busque en la siguiente salida resultante el tercer elemento de la secuencia patrón, en caso de que esto sea verdadero, entonces, obtenemos un comando que será interpretado como la intención del usuario para llevar a cabo una tarea, la cual será ejecutada por el agente externo. La duración de la secuencia patrón es de 300 mili-segundos, por lo que el gestor debe ser capaz de detectar el comando en ese intervalo de tiempo.

Además de procesar la secuencia patrón, el gestor monitorea el estado del robot y mapea el comando detectado, a partir de la secuencia patrón, en consignas de control adecuadas para que el robot ejecute la tarea deseada. La ventaja de utilizar FSM deterministas y con pocos estados es la poca demanda de tiempo de cómputo, sin embargo limitan el número de tareas.

### 4.3.4. La tarea

La realización de la tarea está limitada por la capacidad del agente externo. Para realizarla, lo cual, también depende del casco y del bloque de procesamiento de señales. Los comandos generados voluntariamente por el usuario, no siempre se pueden descifrar, [103]. Es necesario resaltar que existen usuarios que son incapaces de emitir comandos útiles para BCI, [103], sin embargo son los algoritmos los que deben ser capaces de interpretar los comandos de los usuarios, [19], por lo que se deben desarrollar algoritmos competitivos que no generen mucho tiempo computacional para que no genere un cuello de botella. Además, otra limitante es el uso de señales EEG, ya que muchas de las activaciones cerebrales se dan en zonas más profundas del cerebro. El casco limita la tarea porque la tecnología de los electrodos para obtener

---

EEG no tiene la suficiente resolución espacial y temporal como para detectar señales separadas donde las áreas se encuentren adjuntas, como en el caso de la corteza motriz, [169]. El agente externo, en este caso el robot, limita a la tarea cuando esta se encuentra fuera de su área de trabajo o no cuenta con la herramienta necesaria (*end effector*) para terminarla, [170].

#### 4.3.5. El robot

Los agentes externos utilizados son robots virtuales o reales. A los robots virtuales se les añade comportamiento, ya sea cinemático o dinámico, para ver cuál de los dos comportamientos le genera más carga mental al usuario, recordando que la carga mental alta es no deseada, [18]. El control a implementar dependerá del tipo de tarea (libre o restringida), configuración del robot y modo de interacción (subrogado, espacio humano, independiente), [171]. El controlador debe ser ejecutado con un hilo de tiempo real de *1ms* constante (debido a la constante de tiempo del robot) para permitir a completar la tarea antes de que el usuario la perciba como lenta. Si el usuario no está familiarizado con el robot, existe un tiempo de adaptación. Por otro lado, si en el espacio de trabajo existen obstáculos, el tiempo computacional aumenta debido al cálculo del control necesario para que el robot evada dichos obstáculos.

#### 4.3.6. Estado cognitivo del usuario

El usuario abstrae la tarea que realiza el robot y entonces reacciona generando en cada iteración acciones, las cuales son medidas con las señales EEG, que son descifradas con el algoritmo del bloque de procesamiento de señales. El problema se origina cuando las señales no se generan. La falta de concentración del usuario, la frustración y otros factores generan, estados diferentes al deseado. Sin embargo el estado “frustración” puede desencadenar estrés y el estrés bloquea al usuario, [18]. El usuario se puede frustrar debido a incomodidad, desconocimiento del funcionamiento de la plataforma, ejecuciones inesperadas y retrasos perceptibles por parte del robot. Por ello se debe diseñar la plataforma tomando en cuenta estos inconvenientes. Entre las soluciones para mejorar se encuentran los estímulos visual, auditivo y háptico que permiten mantener los estados cognitivos controlados fuera de estrés, con un mapa de latencias sin retardos. Se ha considerado la utilización de estos estímulos, pero se deben utilizar de manera que no sea contraproducente el resultado, esto debido a experimentos como el realizado por el Dr. Lackner de la Universidad de Grandize en el que se le pide al usuario que se toque su nariz y al mismo tiempo estimule mediante vibraciones el músculo bíceps. Los usuarios sienten que su brazo se mueve pero saben que no es así pues están tocando su nariz, por lo que concluyen que su nariz es la que ha crecido, [172]. Con respecto a la latencia de cada lazo, el estímulo sensorial debe ser validado pues deben estar acorde a las constantes de tiempo de los mecano-receptores del usuario. La Figura 4.6 muestra el tiempo de reacción del usuario ante los estímulos visual, auditivo y háptico, se puede observar que el tiempo

---

del estímulo visual es más rápido que el háptico, tal que el usuario percibe un sistema continuo.

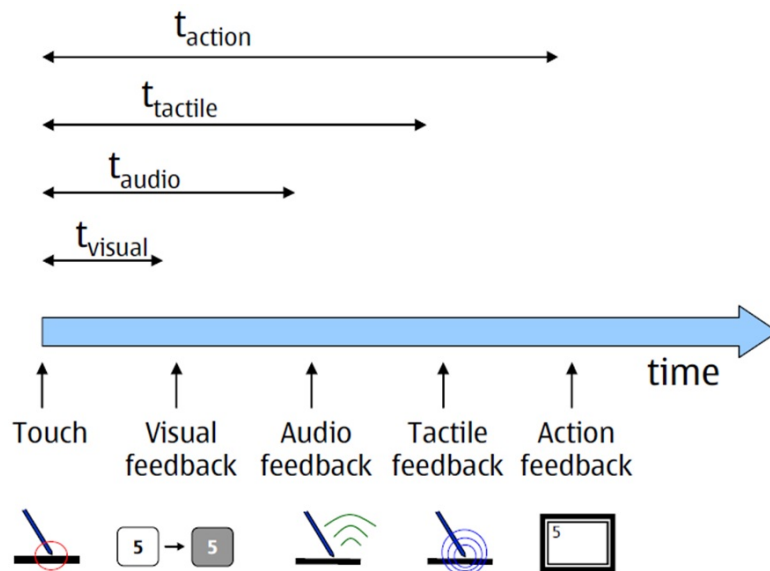


Figura 4.6: Tiempos de reacción del usuario a los estímulos visual, auditivo y háptico (Reproducido de T. Kaaresoja y S. Brewter: Feedback is...Late: Measuring Multimodal Delays in Mobile Device Touchscreen Interaction, International Conference on Multimodal Interfaces and the Workshop on Machine Learning for Multimodal Interaction. ACM, 2010)

#### 4.3.7. La interfaz BCRI

La plataforma completa se ejecuta en una computadora de escritorio que corre bajo Windows 7 de 64 bits, 16 GB de RAM, procesador Intel i7 de 3.40 GHz, 1.8 TB de ROM. La interconexión entre cada bloque genera un pequeño retraso que debe estar dentro de un rango para que el usuario no lo perciba como retraso. El envío de datos del casco al bloque de procesamiento de señales es secuencial y está limitado a 128 Hz. El dispositivo es inalámbrico utilizando tecnología bluetooth, para ello es importante que el casco se encuentre cerca del dispositivo que va conectado a la PC. Los bloques de procesamiento de señales, la FSM, el robot (en el caso virtual) y el envío de estímulos visual y auditivo se encuentran en la PC, por lo que el cálculo computacional de cada uno de ellos depende del procesador. Para reducir los retrasos y tener un mayor control de tiempo, es deseable tener el sistema en tiempo real, sin embargo estos programas se encuentran en Simulink y el bloque del importador de señales del casco no permite la implementación *Real Time* de Matlab.

## 4.4. Discusiones

La mayoría de los experimentos llevados a cabo por investigadores del campo de BCI con agentes externos presentan comportamiento cinemático. Esto es válido para deletreadores o apuntadores de pantalla, pero no para sistemas donde el sujeto sabe de antemano que su comportamiento es dinámico, sobretodo los sistemas reales. Añadir el manejo de un agente externo es factible y el cuerpo se acopla a estas nuevas dinámicas. El sujeto puede comandar este agente utilizando el paradigma MI y con EEG, con la limitante de utilizar señales corticales, cerrando el lazo con estímulos externos. El sujeto pierde la capacidad de comando, durante el mecanismo percepción-acción, cuando sufre estrés. El estrés puede ser medido con el cuestionario NASA-TLX que proporciona información de qué fue lo que el sujeto percibió como carga mental. El diseño de la plataforma experimental debe considerar los resultados de este cuestionario y la plataforma deberá correr en un rango de tiempo de forma que el sujeto perciba una tarea continua. Además, el administrador de estados, la FSM, debe ser capaz de enviar el control adecuado al agente externo, el robot, para generar la tarea continua. No es una tarea fácil, además la variabilidad entre sujetos es basta. Lograr una solución que funcione para la mayoría representa un reto en el diseño de una BCI.

---

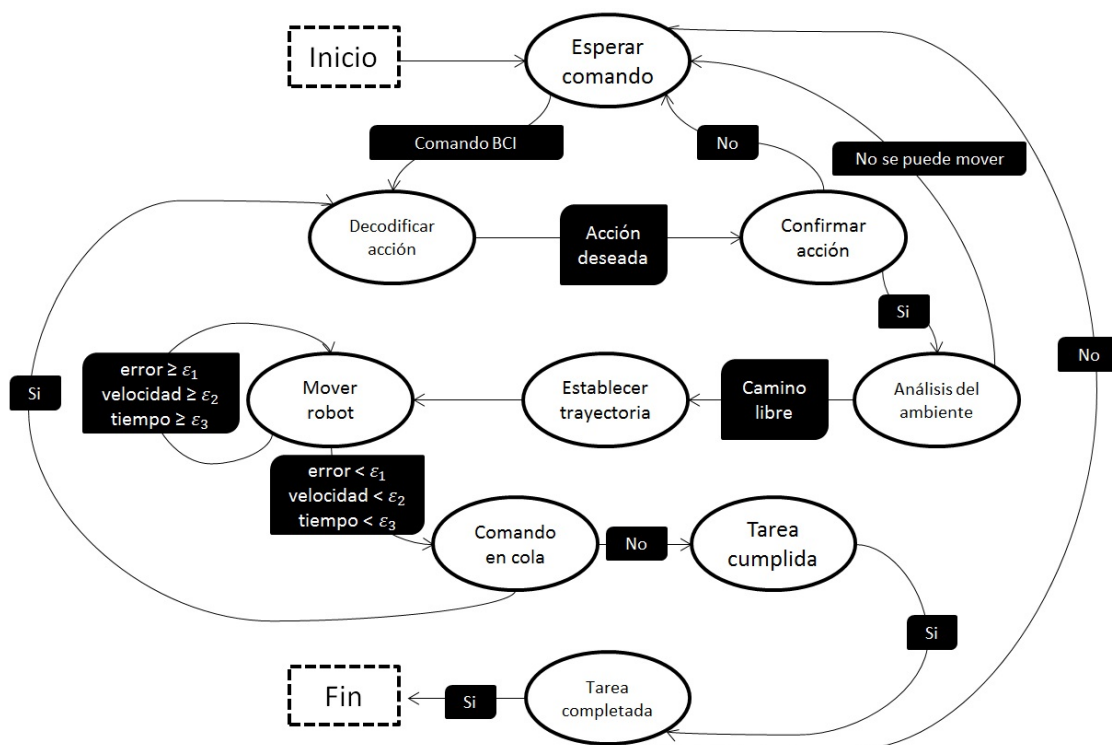


Figura 4.4: FSM para enviar usada para al sistema robótico. El sistema espera el comando, si detecta el comando la acción se confirma con el movimiento de la cabeza de arriba hacia abajo para confirmar el comando y de derecha a izquierda para rechazar comando. Si se confirma el comando se analiza el ambiente donde el robot se encuentra y se determina si no existen obstáculos, si el camino esta libre se calcula la trayectoria deseada del robot. Se monitorean los parámetros error, velocidad y tiempo de ejecución de la tarea robótica, cuando dichos parámetros son menores a los umbrales establecidos  $\epsilon_1$ ,  $\epsilon_2$  y  $\epsilon_3$  respectivamente, la tarea robótica se da por finalizada. El siguiente estado evalúa el nuevo comando en cola parte del usuario, si es positivo se decodifica el comando y se pasa al estado de confirmación de comando, si es negativo se determina si la tarea que pidió el usuario se ha completado para nuevamente esperar el comando por parte del usuario.



# Capítulo 5

## Sistema BCI y diseño de experimentos

En este capítulo se presenta el control de un agente dinámico externo en línea con comando EEG asíncrono utilizando un dispositivo portable. Para ello se plantean soluciones en cada uno de los bloques del sistema BCI sustentadas a partir de la teoría del disparo de eventos neurológicos durante una tarea, [173], la interacción humano-robot, [174], la retroalimentación en sistemas BCI, [58] y el diseño de experimentos para sistemas BCI, [19]. Finalmente se presenta el diseño de los experimentos que se llevaron a cabo.

### 5.1. Esquema propuesto para comandar asíncronamente un robot subrogado en línea

El sistema BCI está constituido por cuatro bloques, ver Figura 5.1. En el bloque A se plantea que los usuarios utilicen las actividades neurológicas (paradigmas) de imaginación motriz (MI), imaginación kinestésica motriz (MIK) y atención auditiva (AA). En el bloque B, que corresponde al procesamiento de señales EEG, se propone la siguiente metodología:

- Blanqueamiento de señales
- Análisis de componente independiente (ICA), con la mejora en los valores iniciales de la matriz de desunión
- Divergencia de Kullback-Leibler
- Métrica de Hausdorff para la clasificación
- Detección de secuencias temporales para inferir comandos

En el bloque C, se propone el uso de la máquina de estados finitos (FSM) semi-autónoma que depende de la tarea perceptual y transforma los comandos del bloque

B en comandos para el bloque D. En el bloque D, que corresponde al agente externo, se propone la utilización de los siguientes robots:

- Brazo robótico de 2 grados de libertad (GdL)
- Brazo robótico de 3 GdL
- Robot móvil omnidireccional
- Robot móvil no-holonómico

Finalmente, el lazo del sistema se cierra con la retroalimentación visual proporcionada al sujeto.

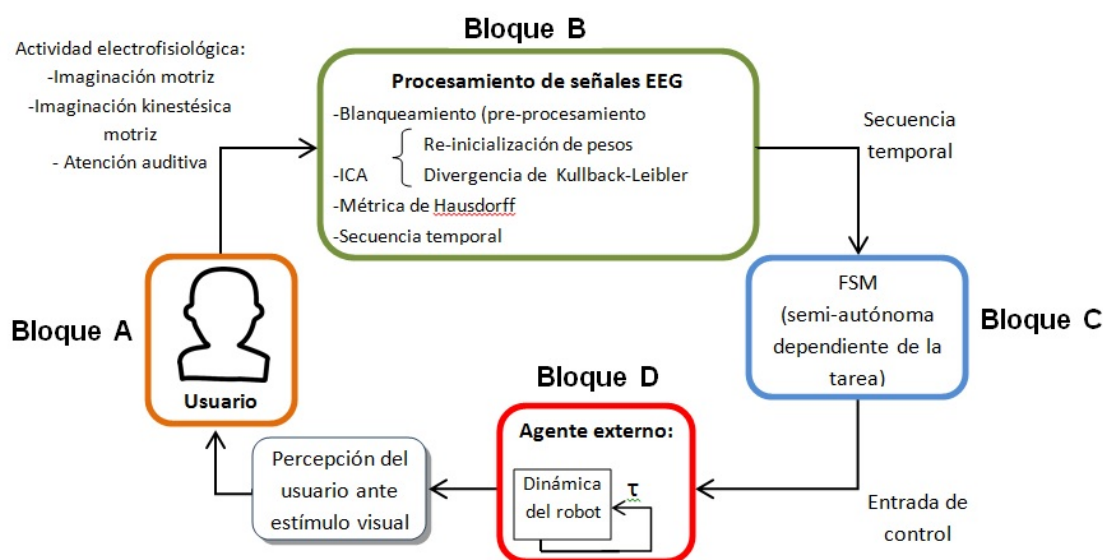


Figura 5.1: Esquema propuesto del sistema BCI en línea. Para el bloque A se consideran las actividades electrofisiológicas de imaginación motriz (MI), imaginación kinestésica motriz (MIK) y la atención auditiva (AA) generadas voluntariamente. Para el bloque B se propone el uso de los siguientes algoritmos: ICA con una mejora en pesos iniciales, la divergencia de Kullback-Leibler, la métrica de Hausdorff y la construcción de secuencias temporales que son los comandos abstractos enviados al bloque C. En el bloque C se propone la utilización de una máquina de estados finitos (FSM) semi-autónoma que depende de la tarea perceptual. En el bloque D se propone la utilización de robots dinámicos. Finalmente el lazo del sistema se cierra con la retroalimentación visual.

## 5.2. Bloque A: El usuario

El bloque A está constituido por el usuario, el casco y el evento neurológico que es emitido por el sujeto considerado sano. Además, se propone el dispositivo de adqui-

sición de señales EEG Emotiv Epoc, del cual se obtienen señales crudas, pero no se utiliza el software del fabricante para procesar las señales. Para la generación de comandos, se proponen los paradigmas MI, MIK y AA. Cuando el usuario se encuentra comandando el sistema en línea (y en lazo cerrado) es importante mantener baja su carga cognitiva del usuario. La alta carga cognitiva desencadena estrés y bloquea la capacidad del usuario para generar comandos, [18]. Para verificar que el sistema no le generara alta carga cognitiva al usuario, se propone la utilización de la herramienta NASA-TLX.

### 5.2.1. El casco

La resolución del dispositivo Emotiv Epoc es baja comparada con dispositivos clínicos o de mayor costo, sin embargo, se ha comprobado su uso en investigación para sistemas BCI con éxito, [20, 111].

Los motivos para la elección de este dispositivo son: el número y posiciones de los electrodos, su bajo costo y su portabilidad. Las características que tiene son:

- Es no invasivo
- Tiene un tiempo de muestreo de 128 Hz
- Es inalámbrico
- Es capaz de detectar actividad en 5 regiones cerebrales
- Es fácil y rápido de colocar
- Es de bajo costo
- Requiere poco mantenimiento
- Es cómodo al usarlo



Figura 5.2: Usuario utilizando el casco Emotiv Epoc.

La lectura de las señales provenientes del casco se realizan cada 7.8 mili-segundos (128 Hz), [168], por lo que se construyen matrices  $X$  de tamaño  $m \times n$ , donde  $m = 14$  es el número de electrodos y  $n = 13$  es el número de lecturas que corresponden a aproximadamente 100 mili-segundos. Cada matriz corresponde a una época *epoch* y cada 3 épocas forman un ensayo *trial*.

### 5.2.2. La actividad electrofisiológica

Las actividades electrofisiológicas elegidas son entrenadas en cada experimento por los usuarios para posteriormente ser utilizada como comandos. El paradigma MI es uno de las más utilizados para sistemas BCI pero se ha demostrado que el MIK es

más robusto, [84]. Cuando se ejecuta el paradigma AA, las regiones del cerebro que se activan con mayor intensidad son la temporal, prefrontal derecha y parietal derecha, [81]. El paradigma AA es útil en personas que tienen dificultades en la percepción visual, [82]. Los comandos seleccionados son abstractos y de baja resolución, los cuales pueden ser evocados (sincrónicos) o voluntarios (asíncronos), [11]. Los comandos asíncronos (*self-paced*) se prefieren, por un lado, debido a que se ejecuta el sistema en línea, [58], con percepción continua, y por otro lado, con comandos sincrónicos el usuario está sujeto a estímulos temporales que le demandan una atención continua que puede derivar en estrés o en el peor de los casos epilepsia, [58]. La desventaja de los comandos asíncronos reside en la dificultad de identificarlos. El entrenamiento se lleva a cabo con comandos sincrónicos con el propósito de caracterizar y sintonizar las secuencias temporales, y la detección en línea se realiza con comandos asíncronos.

Dado que todos los usuarios son diferentes, el buscar una solución general para identificar comandos es un reto. Se ha demostrado que una solución es la utilización de algoritmos de adaptación individual, [175]. Otra solución alternativa es conocer las áreas cerebrales donde se genera la actividad electrofisiológica y los tiempos de activación. Por ello, se propone el uso de un algoritmo de procesamiento de señales EEG que permita detectar dicha actividad en tiempo y espacio, y no en frecuencia.

### 5.3. Bloque B: Procesamiento de señales

La metodología propuesta está diseñada para encontrar las señales fuentes, es decir, encontrar en dónde se genera la actividad electrofisiológica a nivel cortical. Para ello, se requiere resolver el problema inverso con el análisis con componente independiente (ICA). El algoritmo de procesamiento de señales tiene las siguientes funciones:

1. Cálculo de la media cero
2. Blanqueamiento
3. Ponderación de pesos
4. Divergencia de Kullback-Leibler
5. Métrica de Hausdorff

La matriz de entrada del algoritmo es  $X \in \mathbb{R}^{14 \times 13}$ . La matriz de salida es  $Y \in \mathbb{R}^{14 \times 1}$ .

#### 5.3.1. Cálculo de la media cero

La primer parte del algoritmo es el preprocesamiento, se inicia con la función que transforma los datos de la matriz  $X$  en datos con media cero, el metacódigo de dicha operación se puede ver en el algoritmo 1, [Algorithm 1](#).

---

**Data:** Matriz de entrada  $X \in \mathbb{R}^{14 \times 13}$   
**Result:** Matriz  $X_{m_o} \in \mathbb{R}^{14 \times 13}$  con media cero de tamaño  
*function* media-cero;  
 $X_n \leftarrow (\frac{X}{13})^2$ ;  
**for**  $i=1$  **to**  $i=14$  **do**  
|  $X(i, :) \leftarrow \frac{X_n(i, :) - \min(X_n(i, :))}{\max(X_n(i, :)) - \min(X_n(i, :))}$   
**end**

**Algorithm 1:** Metacódigo de la función para calcular la media cero

Después de obtener la media cero por cada ensayo, se procede con el blanqueamiento, el cual sigue siendo parte del preprocesamiento de matriz señal de entrada  $X$ .

### 5.3.2. Blanqueamiento

En esta parte del algoritmo se calculan los valores y vectores propios de la matriz  $X_{m_o}$ , la cual ya tiene media cero. La salida de esta función es una matriz denominada  $Q$ , ver algoritmo 2, [Algorithm 2](#).

**Data:** Matriz  $X_{m_o} \in \mathbb{R}^{14 \times 13}$   
**Result:** Matriz  $Q \in \mathbb{R}^{14 \times 14}$   
*function* blanqueamiento;  
 $C \leftarrow XX^T$  % Cálculo de la matriz de covarianza;  
 $D \leftarrow \text{eigenvalues}(C)$  % Cálculo de los valores propios de  $C$  ;  
 $V \leftarrow \text{eigenvector}(C)$  % Cálculo de los vectores propios de  $C$  ;  
 $\phi \leftarrow \text{diag}(C^{-1})^{-1}$  ;  
 $\hat{A} \leftarrow VD^{1/2}$ ;  
 $\hat{\phi} \leftarrow \text{diag}(C - \hat{A}\hat{A}^T)^{-1}$  ;  
 $D_1 \leftarrow \hat{\phi}^+$  % Cálculo de la pseudoinversa de  $\hat{\phi}$ ;  
 $Q \leftarrow (\hat{A}^T D_1 \hat{A})^+ \hat{A}^T \hat{\phi}^+$ ;  
**Algorithm 2:** Metacódigo de blanqueamiento de señales

### 5.3.3. Ponderación de pesos

Esta función detecta los vectores propios de mayor magnitud de la matriz  $C$ , y se le asigna mayor probabilidad, de esta manera en la matriz inicial de pesos  $W$  tiene mayor probabilidad. Si vuelve a aparecer en el siguiente ensayo sigue manteniendo mayor probabilidad, el algoritmo 3, denominado Algorithm 3:

```
Data: Matriz  $Q$  de tamaño  $14 \times 14$   
Result: Matriz  $W_0$  de tamaño  $14 \times 14$   
function pesos iniciales;;  
     $ei \leftarrow \sum col(Q)$ ;  
     $e1 \leftarrow max(ei)$  ;  
     $e2 \leftarrow min(ei)$ ;  
for  $i=1$  To  $14$  do  
     $W_0(e1, :) \leftarrow randsrc(1, 14, [.9.8])$ ;  
     $W_0(e2, :) \leftarrow randsrc(1, 14, [.1.2])$ ;  
     $W_0(i, :) \leftarrow randsrc(1, D, [.3.4.5.6.7])$  ;  
end
```

**Algorithm 3:** Metacódigo de la función de ponderación de pesos

### 5.3.4. Divergencia de Kullback-Leibler

El algoritmo de la divergencia de Kullback-Leibler requiere la matriz  $W$  reinicializada, es decir  $W_0$ . Se inicializan los parámetros  $n$ ,  $\hat{m}_2$  y  $\hat{m}_4$ , que son la tasa de aprendizaje, los momentos dos y cuatro, respectivamente. Dado que se desconocen las fuentes, se realiza una consulta de la tabla de los parámetros  $\alpha$  y  $\beta$ , ver metacódigo en [Algorithm 4](#).

Cuando se obtiene la matriz  $W$ , las señales de  $X$  se encuentran en el espacio de las señales fuentes. Con la matriz  $W$ , que corresponde a épocas de 100 mili-segundos, se calcula la señal que tiene la mayor intensidad por cada época. Se propuso medir la actividad neurológica en intervalos de tiempo menores a 400 mili-segundos, es decir menos de 4 épocas, las cuales conforman un ensayo. Cada ensayo está constituido por secuencias que dependen de la actividad que se esté llevando a cabo.

### 5.3.5. Secuenciación de eventos EEG para generar comandos BCI

La actividad electrofisiológica medida con EEG se detecta en secuencias por regiones, [176], pues a pesar de que la circuitería neuronal es continua, la resolución de los electrodos no permite una detección precisa de la trayectoria que siguen las neuronas mediante la sinapsis. Otro problema adicional es la frecuencia de adquisición de señales, pues los eventos motrices (desde que se planea hasta que se ejecuta con los miembros) se dan en ordenes de aproximadamente 2 segundos, [58]. Las secuencias motrices han sido estudiadas en el área de neurociencias, y han sido utilizadas en el área de BCI por Kuramoto *et.al.* [1] y Choi *et.al.* [58]. El algoritmo propuesto fue utilizado por Kuramoto fuera de línea y en lazo abierto, por lo que se presentan las modificaciones que a continuación se describen.

---

**Data:** Matriz  $W_0 \in \mathbb{R}^{14 \times 14}$

**Result:** Matriz  $W \in \mathbb{R}^{14 \times 14}$

% Inicialización de parámetros ;

$n \leftarrow 0.005$  ;

$\hat{m}_2 \leftarrow 2$  ;

$\hat{m}_4 \leftarrow 0.7$  ;

*function* Kullback;

$\hat{m}_2 \leftarrow (1 - n)\hat{m}_2 + n|p|^2$ ;

$\hat{m}_4 \leftarrow (1 - n)\hat{m}_4 + n|p|^4$ ;

$cur \leftarrow \frac{\hat{m}_4}{\hat{m}_2^2 - 3}$  ;

**if**  $cur \leq 0$  **then**

*function* CalculeAlpha ( $cur$ );

$\lambda_\alpha \leftarrow \frac{\Gamma(\frac{3}{\alpha})^{1/2}}{(\hat{m}_2 \Gamma(\frac{1}{\alpha}))}$  ;

$V_V \leftarrow \alpha \lambda_\alpha \text{sgn}(p)$ ;

$T_T \leftarrow |\lambda_\alpha p|(\alpha - 1)$ ;

$\varphi \leftarrow V_V T_T$

**else**

*function* CalculeBeta ( $cur$ );

$\lambda_\beta \leftarrow \frac{\beta \Gamma((\beta - 2)^{1/2})}{2 \hat{m}_2 \Gamma(\frac{\beta}{2})}$  ;

$R \leftarrow (|p|^2)^T + \frac{\beta}{(\lambda_\beta^2)}$ ;

$\varphi \leftarrow \frac{((1 + \beta)p)}{R}$ ;

**end**

$R_R \leftarrow \varphi p$  ;

$W \leftarrow n(I - R_R)p$ ;

**Algorithm 4:** Metacódigo de la divergencia de Kullback-Leibler

### 5.3.6. Revisión del esquema de Kuramoto, [1]

El esquema de Kuramoto detecta el proceso eléctrico neuronal a nivel cortical a partir de la generación de movimiento lento de brazos el cual se lleva a cabo en 3 etapas localizadas en las cortezas prefrontal, temporal y premotora, que respectivamente constituyen la planeación de movimiento, la confirmación y la ejecución del movimiento, [4], sustentado en el paradigma de MI. Resulta por lo tanto esencial detectar esa activación y secuenciación específica (en tiempo y espacio) en cada área para determinar la intención y transformarla en un comando para la BCI.

Cada señal es procesada para determinar la ocurrencia de alguno de los eventos (planeación de movimiento, la confirmación o la ejecución del movimiento) resaltando las características con filtros morfológicos que se clasifican con máquina de soporte vectorial (SVM), para finalmente determinar la secuencia e inferir un comando abstracto (de alto nivel) que a su vez se transforma en una instrucción o tarea deseada. La Figura 5.3 muestra un ejemplo realizado en Matlab del algoritmo de Kuramoto.

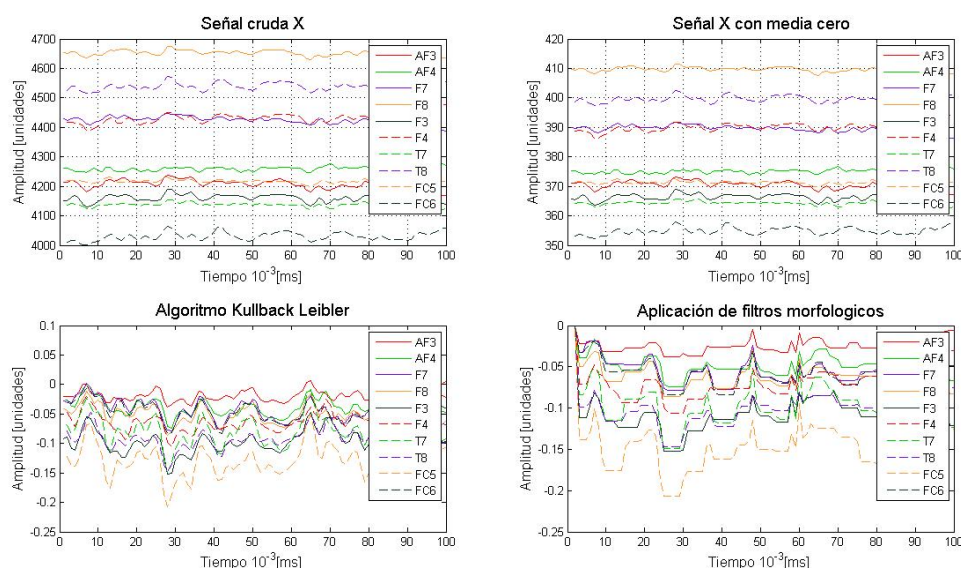


Figura 5.3: Algoritmo utilizado por Kuramoto *et al*, [1]. La gráfica izquierda-arriba muestra las señales crudas de 10 electrodos. La gráfica derecha-arriba muestra las señales con media cero. La gráfica izquierda-abajo presenta las señales con el algoritmo ICA pero sin nuestra propuesta de inicialización de pesos. La gráfica derecha-abajo presenta las la aplicación de filtros morfológicos.

### 5.3.7. Propuesta de modificación del esquema de Kuramoto

El algoritmo de Kuramoto *et.al.* utilizó electrodos por áreas de las regiones prefrontal, temporal y premotora, nuestra propuesta fue utilizar además electrodos de la región parietal y temporal, y procesar la información para detectarla por regiones (conjunto de áreas). Por otro lado, Kuramoto *et.al.* desarrollaron un algoritmo



que era procesado fuera de línea. Otra modificación y mejora fue la inicialización de la matriz  $W_0$ , la cual utiliza los vectores propios obtenidos del blanqueamiento y asigna probabilidades a los vectores propios, aquellos con mayor magnitud reciben mayor . La Figura 5.4 muestra las gráficas del algoritmo modificado con la función de ponderación de pesos.

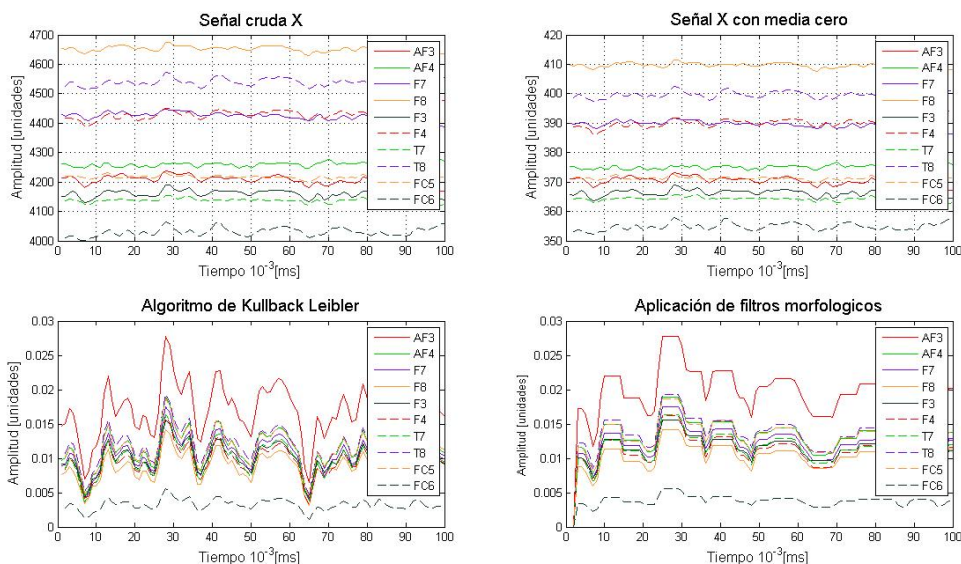


Figura 5.4: Modificación del algoritmo de Kuramoto con la función ponderación de pesos. Se utilizaron las mismas señales que en el ejemplo de la Figura 5.3

La construcción de las secuencias encontradas por Kuramoto *et.al.* se realizó por áreas mientras que la propuesta de esta tesis fue agrupar los electrodos por regiones cerebrales mediante la métrica de Hausdorff, por lo que se omite el uso de SVM y filtros morfológicos, esto conduce menor costo computacional.

### 5.3.8. Métrica de Hausdorff

La motivación de considerar la métrica de Hausdorff consiste en que procesa no solamente áreas (electrodos de forma individual en cada época) si no que además considera regiones (conjunto de electrodos). Esta métrica denota la distancia entre conjuntos, sustentada en la conectividad de áreas cerebrales. La colocación de electrodos en cada área se permite evitar el problema de superposición (*overlapping*), [177].

La métrica de Hausdorff para dos conjuntos  $A$  y  $B$  está definida con la siguiente ecuación:

$$d_H(A, B) = \max \left\{ \sup_{a \in A} \inf_{b \in B} d(a, b), \sup_{b \in B} \inf_{a \in A} d(a, b) \right\} \quad (5.1)$$

Una vez que se tienen los electrodos agrupados por regiones cerebrales, cuando el usuario emite un comando, se mide su intensidad con la métrica de Hausdorff respecto a una referencia y se construyen las secuencias por cada ensayo. Esta secuencia es enviada a la FSM para interpretarla como comando.

## 5.4. Bloque C: Máquina de estados finitos (FSM)

Una vez que la secuencia se ha producido como comando BCI, ésta es enviada a la FSM que mapea el comando abstracto a comando inteligible para el bloque D, por lo tanto la FSM no solamente es dependiente de la tarea sino también depende del sujeto. Se propuso una máquina de estados finitos (FSM)-semiautomática que coadyuva en la realización de la tarea robótica con las siguientes propiedades:

- No tomar el control total, es decir, que no sea automática
- Evitar que el usuario se encuentre en estado peligroso
- Quitarle carga cognitiva al usuario gracias a la interacción
- El robot está subrogado al sujeto

A continuación se describen los estados de la FSM semi-automática.

### 5.4.1. FSM semi-automática

La FSM semi-automática consiste en los siguientes estados:

1. ***Esperar secuencia:*** la FSM inicia esperando la secuencia que es el comando abstracto proporcionado por el bloque de procesamiento de señales con el paradigma clasificado. Si se detecta un comando BCI se prosigue al estado de inferir comando
  2. ***Inferir comando de acuerdo a la secuencia:*** se interpreta el comando BCI haciendo un mapeo del comando clasificado a un estado o velocidad deseada del robot
  3. ***Comando posible:*** se analiza si el comando enviado por el sujeto es viable y no pone en peligro al sujeto
  4. ***Analizar el ambiente:*** se analiza el ambiente en el que se encuentra el robot para determinar si la tarea se puede llevar a cabo. Si no se puede mover el robot el estado es esperar comando, de lo contrario se continua con el siguiente estado
  5. ***Establecer estado deseado o velocidad deseada:*** Se establece el estado deseado de posición del robot  $x_d$  en el caso de ser un robot con comportamiento cinemático, o se establece la velocidad deseada del robot  $V_d$  en el caso de un robot con comportamiento dinámico. Posteriormente se continua al estado “*mover robot*”
-

6. **Mover robot:** Se mueve el robot hacia la posición deseada  $x_d$  o se mueve con la velocidad deseada  $V_d$ . Se calcula el error, si es mayor a un umbral impuesto el estado del sistema es invariante. El lazo interno de control se asegura que el error  $e = x - x_d$  sea cero, donde  $x$  es el estado del robot. Mientras que si el error es menor al umbral establecido entonces se pasa al estado comando en cola
7. **Comando en cola:** Si existe un comando en cola se continua con el estado decodificar acción, de lo contrario se pasa al estado tarea cumplida
8. **Tarea cumplida:** si la tarea robótica fue cumplida se pasa al estado tarea completada
9. **Tarea completada:** si la tarea deseada por el usuario se ha completado se finaliza, de lo contrario si no se pasa al estado esperar comando. La diferencia con la tarea cumplida es que la tarea cumplida es una parte de la tarea completada, es decir, la tarea completada está compuesta por una serie de tareas

## 5.5. Bloque D: Agente dinámico externo

Se propone utilizar como agentes externos robots dinámicos, los cuales consideran parámetros de inercia, fricción y gravedad, de manera que el movimiento de los robots sea realistas. Los robots propuestos fueron brazos robóticos de dos y tres grados de libertad (GdL), además de un robot omnidireccional (holonómico) y un robot móvil diferencial (no holonómico). Los robots dinámicos tienen un modelo cinemático y un modelo dinámico. El modelo cinemático genera la relación geométrica del efector final parametrizada en un marco de referencia inercial  $\sum_0$  mediante la matriz homogenea  $T_3^0$ , [178]. A continuación se describen los modelos de los robots utilizados.

### 5.5.1. Brazo robótico de 2 grados de libertad

Este robot es un brazo robótico que tiene dos eslabones rotacionales, ver Figura 5.6.

---

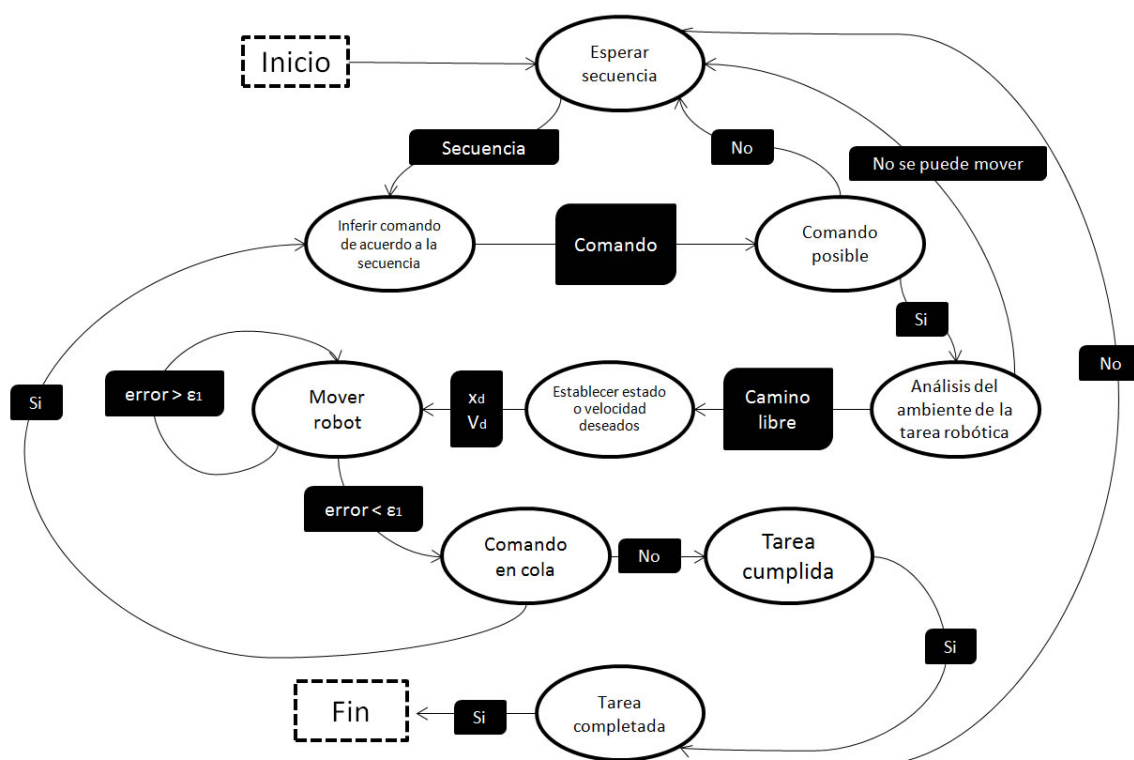


Figura 5.5: Máquina de estados semiautomática. Consta de los estados esperar secuencia, inferir comando de acuerdo a la secuencia, comando posible, analizar el ambiente, establecer estado deseado o velocidad deseada, mover robot, comando en cola, tarea cumplida y tarea completada. Las tareas están relacionadas con las tareas deseadas por el sujeto, por ejemplo, “beber del vaso con agua”. En este caso el robot tendrá como meta dirigirse hacia el lugar donde se encuentre el vaso, tomar el vaso con agua y regresar con el sujeto. Por lo tanto, las tareas consisten en seguimiento de trayectoria y alcanzar objetos *reaching task*.

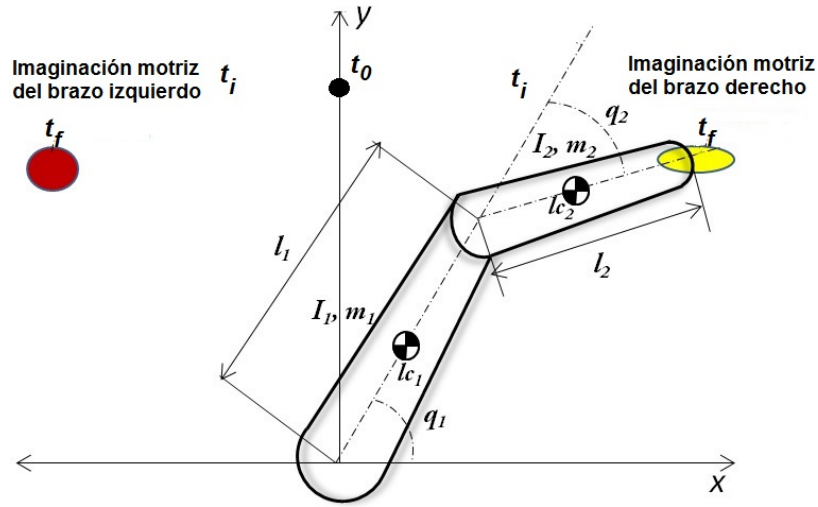


Figura 5.6: Brazo robótico, compuesto por 2 eslabones sujetos a la gravedad  $g(q)$  en el eje  $y$ , mostrado en el plano fase  $x, y$ . En rojo y amarillo se muestran las marcas del estado deseado del robot  $\xi_d = (x_d, y_d)$ , y la posición del efector final es  $\xi_e = (x_e, y_e)$  respectivamente. En el tiempo  $t_0$  se coloca el robot como posición inicial que es a la mitad de las dos marcas. En el tiempo  $t_i$  se encuentra el robot antes de llegar a su posición final. En el tiempo  $t_f$  el robot llega a su posición final, ya sea izquierda o derecha.

el robot se encuentra posicionado de manera que la gravedad  $g(q)$  ejerce fuerza en el eje  $z$ . La posición del efector final  $(x_e, y_e)$  en el plano fase  $(x, y)$  esta dada por:

$$\begin{aligned} x_e &= l_1 \cos q_1 + l_2 \cos(q_1 + q_2); \\ y_e &= l_1 \sin q_1 + l_2 \sin(q_1 + q_2) \end{aligned} \quad (5.2)$$

donde los ángulos  $q_1, q_2$  miden el desplazamiento rotacional de los eslabones  $l_1$  y  $l_2$ , ver Figura 5.6.

El jacobiano  $J(q) \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$  mapea las velocidades cinemáticas diferenciales y define el espacio de trabajo libre de la configuración singular  $\Omega_r = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 | \det(J(q)) \neq 0\}$  de tareas admisibles.

### 5.5.2. Brazo robótico de 3 grados de libertad

El robot es un brazo robótico de tres eslabones rotacionales conocido como manipulador de codo (*elbow manipulator*), ver Figura 5.7. Se encuentra la relación geométrica entre el marco local  $\sum_0$  y el marco inercial  $\sum_1$ , la relación cinemática es una relación geométrica compuesto solamente de atributos geométricos. Se considera un matriz homogénea  $T_3^0$  del brazo robótico que mapea la posición final:

$$X_3 = T_3^0 X_0 \quad (5.3)$$

donde

$$T_3^0 = \begin{bmatrix} c_{123} - c_1 s_{23} & r_1 & s_1 & v_1 \\ s_{123} - s_1 s_{23} & r_2 & -c_1 & v_2 \\ 0 & 0 & 1 & d_1 + d_2 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.4)$$

donde  $c_{123} = \cos \theta_1 \cos \theta_2 \cos \theta_3$ ,  $c_1 = \cos \theta_1$ ,  $s_{23} = \sin \theta_2 \sin \theta_3$ ,  $r_1 = -c_{12} s_3 - c_{13} s_2$ ,  $r_2 = -s_{13} c_2 - s_{12} c_3$ ,  $v_1 = a_3 c_{123} - a_3 c_1 s_{23} + a_2 c_{12} + d_2 s_1$ ,  $v_2 = a_3 s_{123} - a_3 s_1 c_{23} + a_2 s_1 c_2 - d_2 c_1$ ,  $s_1 = \sin \theta_1$ ,  $s_2 = \sin \theta_2$ ,  $s_3 = \sin \theta_3$ . Los ángulos de cada eslabón están dados por  $\theta_1$ ,  $\theta_2$  y  $\theta_3$ ,  $a_2$  y  $a_3$  son las medidas de los eslabones 2 y 3 respectivamente,  $d_1$  y  $d_2$  son las medidas del eslabón 1 y la distancia entre el eslabón 1 y 3 en el eje  $x$ .

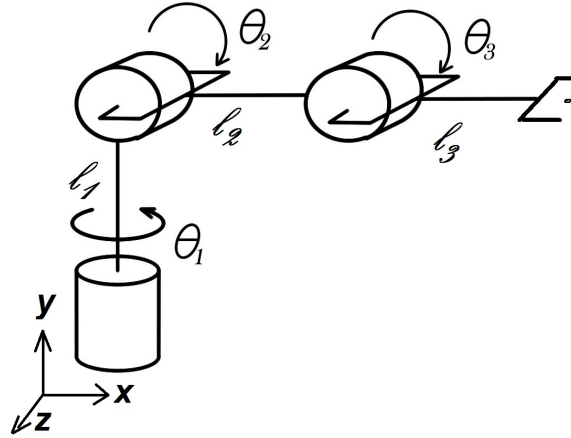


Figura 5.7: Brazo robótico de 3 grados de libertad con eslabones rotacionales.

### 5.5.3. Robot omnidireccional

Este robot móvil tiene 3 ruedas que le permiten desplazarse sin restricciones holónomas, ver Figura 5.8, cuyo modelo cinemático inverso es:

$$\begin{bmatrix} \dot{\Theta}_1 \\ \dot{\Theta}_2 \\ \dot{\Theta}_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{r} \begin{bmatrix} -\sin(\delta + \phi) & \cos(\delta + \phi) & L \\ -\sin(\delta - \phi) & -\cos(\delta - \phi) & L \\ 0 & 0 & L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{x}_e \\ \dot{y}_e \\ \dot{\phi} \end{bmatrix} \quad (5.5)$$

donde  $\Theta_1$ ,  $\Theta_2$  y  $\Theta_3$  son los desplazamientos angulares de las ruedas 1,2 y 3 respectivamente.  $(x_e, y_e)$  es la posición del robot respecto al plano de referencia  $(x, y)$ .  $L$  es la distancia del centro del robot hacia las ruedas.  $\phi$  es el ángulo de rotación del robot respecto al plano de referencia  $(x, y)$  y  $r$  es el radio de las ruedas.

### 5.5.4. Robot móvil no holonómico

Este robot es no holonómico porque su movimiento está restringido a nivel de velocidades dado que tiene dos ruedas y cuya configuración se puede ver en la Figura

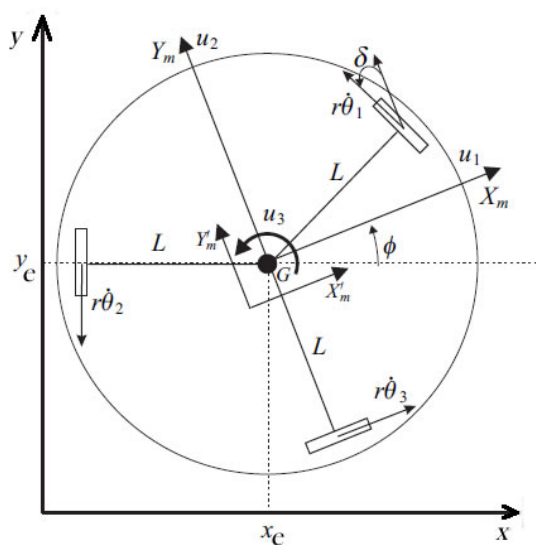


Figura 5.8: Robot móvil omnidireccional con ruedas mecánicas.

5.9. El modelo cinemático está dado por:

$$\begin{aligned} \dot{x}_e &= v_1 \cos \Theta; \\ \dot{y}_e &= v_2 \sin \Theta; \\ \dot{\Theta} &= \frac{1}{R}(v_1 - v_2) \end{aligned} \quad (5.6)$$

donde  $\Theta$  es el ángulo del robot con respecto al marco de referencia  $(x, y)$ .  $(x_e, y_e)$  es la posición del robot respecto al plano de referencia  $(x, y)$ .  $L$  es la distancia entre las ruedas.  $v_1, v_2$  son las velocidades de las llantas 1 y 2, respectivamente.

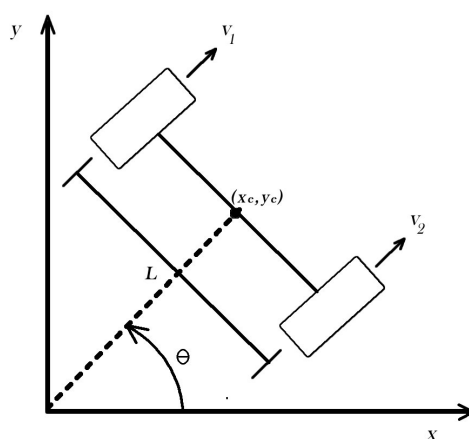


Figura 5.9: Robot móvil no holonómico

### 5.5.5. Modelo dinámico

Este modelo es obtenido mediante el formalismo de Euler-Lagrange que modela la siguiente ecuación diferencial no lineal de segundo orden:

$$H(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) = \tau \quad (5.7)$$

donde  $q \in \mathfrak{R}^n$ ,  $\dot{q} \in \mathfrak{R}^n$  son las coordenadas generalizadas de posición y velocidad de los eslabones, respectivamente,  $H(q) \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  es la matriz de inercia que es simétrica y definida positiva,  $C(q, \dot{q}) \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  modela las fuerzas de Coriolis y centrípetas,  $g(q) \in \mathfrak{R}^n$  representa la fuerza de gravedad, y  $\tau \in \mathfrak{R}^n$  es la entrada de control, [179].

### 5.5.6. Control del robot

El control a implementar depende del tipo de tarea (libre o restringida), la configuración del robot y del modo de interacción (subrogado, espacio humano, independiente). Uno de los controles para el robot es el par calculado, dado por la siguiente ecuación:

$$\tau = H(q)(\ddot{q}_d - K_d\Delta\dot{q} - K_p\Delta q) + C(q, \dot{q})\dot{q} + g(q) \quad (5.8)$$

donde  $\Delta q = q - q_d$  es el error en la trayectoria,  $q_d$  es la trayectoria suave deseada transformada por la FSM desde el comando BCI. El lazo cerrado produce una ecuación diferencial de segundo orden dada por:

$$\Delta\ddot{q} + K_d\Delta\dot{q} + K_p\Delta q = 0 \quad (5.9)$$

que garantiza seguimiento exponencial, las ganancias  $K_p$ ,  $K_d$  son sintonizadas apropiadamente. Otro esquema de control puede ser usado, sin embargo este control provee un régimen de amortiguamiento rígido y se presenta solo para ejemplificar, aunque es claro que en la práctica se sugieren algoritmos robustos y rápidos como en [43].

## 5.6. Plataforma experimental y diseño de experimentos

La plataforma experimental es un sistema que integra el hardware y el software que permiten llevar a cabo los experimentos requeridos para validar las hipótesis. Está compuesto por una computadora personal (PC), el casco y el programa Simulink de MATLAB, ver Figura 5.10.

- **Casco Emotiv Epoc:** Dispositivo que adquiere las señales EEG, las digitaliza y las envía a la PC a 2.4GHz. Contiene 14 electrodos chapados en oro, una batería de litio que le provee 12 horas de continuo uso y un dispositivo USB que permite la comunicación con la PC sin el uso de cables
-



- **PC:** Recibe las señales EEG a través del puerto USB y utilizando un programa llamado EPOC-Simulink server. Mediante el monitor se le proporciona retroalimentación visual al usuario. La PC tiene un sistema de 64-bits bajo el sistema operativo Windows y está equipada con una tarjeta gráfica (Nvidia GeForce 560 GTX), un procesador de 3.40 GHz Intel Core i7 y memoria RAM de 16 MB
- **Simulink/Matlab:** En este programa corren los algoritmos. Contiene un bloque denominado *cmex-EmotivEpocEEG* que permite que el programa Simulink lea las señales las cuales son posteriormente procesadas

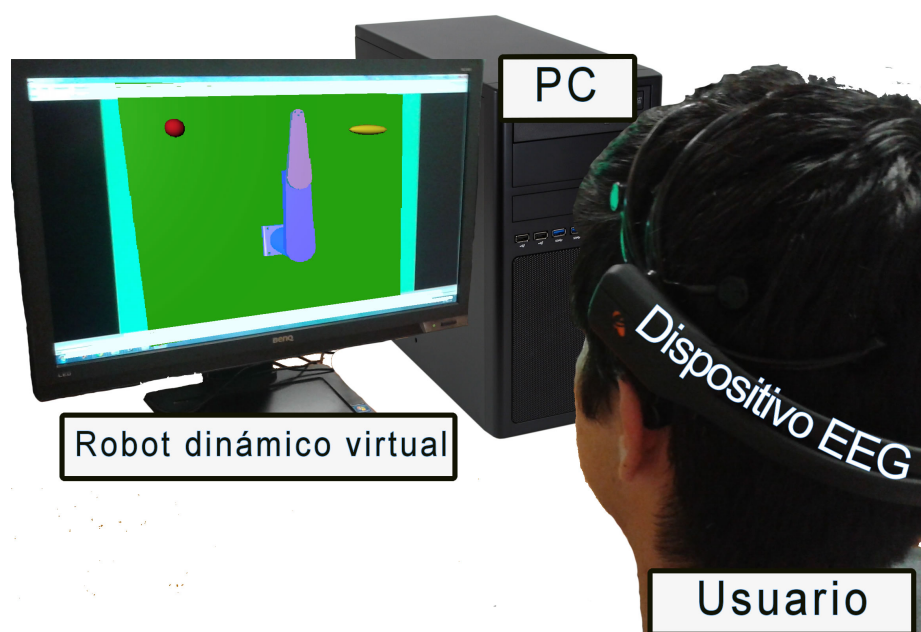


Figura 5.10: La plataforma experimental está conformada por una PC, el casco Emotiv Epoc y el programa Simulink/Matlab.

La comunicación entre dispositivos se lleva a cabo de manera que el usuario no perciba retardos en el sistema, pues los retardos hacen que la tarea sea interpretada erróneamente o lenta y por lo tanto generar frustración en el usuario.

### 5.6.1. Diseño de Experimentos

Los experimentos están diseñados para comprobar las hipótesis planteadas. Los experimentos se llevaron a cabo en espacios controlados de ruido y factores visuales. Los sujetos sanos, sin antecedentes de desorden neurológico o psiquiátrico, además de no estar tomando medicamentos, recibieron instrucciones y todos firmaron consentimiento informado. Se propusieron 7 experimentos que se describen a continuación:

## Experimento 1

El objetivo de este experimento es la caracterización de secuencias bajo el paradigma MI. Es un experimento fuera de línea. Para esto, se obtienen las señales EEG cuando los sujetos se encuentran ejecutando el paradigma de imaginación motriz. Posteriormente se caracterizan y clasifican las señales EEG para inferir comandos.

**Sujetos:** Doce sujetos diestros, 7 mujeres y 5 hombres de entre 25 y 60 años de edad (edad promedio de 33.7 años) quienes participaron de manera voluntaria, se les dio a conocer el criterio de inclusión y firmaron de consentimiento. Dichos sujetos no presentaron ningún reporte de antecedentes desorden neurológico o psiquiátrico y no estaban tomando medicamentos en el tiempo de los experimentos.

### Protocolo experimental:

Los sujetos fueron entrenados por 5 *min* para realizar la imaginación del movimiento de los brazos derecho e izquierdo. Posteriormente se realizaron 5 repeticiones de 90 segundos cada una para tener un total de 70 ensayos. Una pantalla desplegaba la palabra derecha o izquierda cada 6 segundos, una vez que aparecía los sujetos imaginaban el movimiento de su brazo derecho o izquierdo respectivamente, ver Figura 5.11.

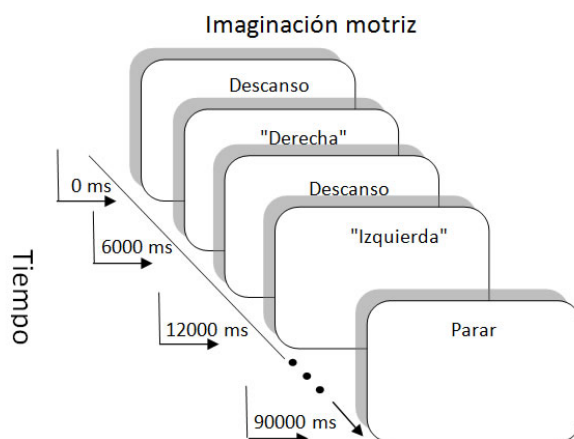


Figura 5.11: Protocolo experimental, experimento 1.

## Experimento 2

El objetivo de este experimento es la caracterización de comando de atención auditiva (escuchar música). Es un experimento fuera de línea.

### Sujetos:

El experimento se llevó a cabo con cinco sujetos diestros, 3 mujeres y 2 hombres de entre 25 y 60 años de edad (edad promedio de 33.7 años) quienes participaron de manera voluntaria, se les dio a conocer el criterio de inclusión y firmaron de consentimiento. Dichos sujetos no presentaron ningún reporte de antecedentes desorden

neurológico o psiquiátrico y no estaban tomando medicamentos en el tiempo de los experimentos.

#### Protocolo experimental:

Este experimento consistió en escuchar música. Los sujetos fueron aislados en una cabina mientras escuchaban música durante 90 segundos, ver Figura 5.12.

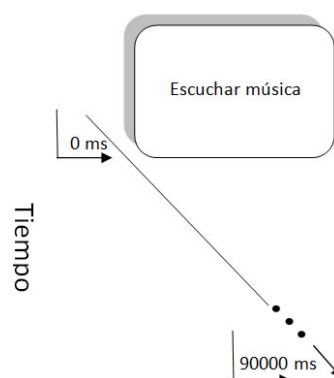


Figura 5.12: Protocolo experimental, experimento 2.

### Experimento 3

Detección de comando de atención auditiva (escuchar un discurso). Experimento fuera de línea. Utilizar la caracterización de los comandos del Experimento 1 para detectar comandos de forma asíncrona. Medir el número de falsos positivos y verdaderos positivos.

El objetivo de este experimento es la caracterización de comando de atención auditiva (escuchar música). Es un experimento fuera de línea.

#### Sujetos:

El experimento se llevó a cabo con cinco sujetos diestros, 3 mujeres y 2 hombres de entre 25 y 60 años de edad (edad promedio de 33.7 años) quienes participaron de manera voluntaria, se les dio a conocer el criterio de inclusión y firmaron de consentimiento. Dichos sujetos no presentaron ningún reporte de antecedentes desorden neurológico o psiquiátrico y no estaban tomando medicamentos en el tiempo de los experimentos.

#### Protocolo experimental:

Este experimento consistió en poner atención mientras una persona daba instrucciones. Los sujetos fueron aislados en una cabina mientras escuchaban instrucciones durante 90 segundos, ver Figura 5.13.

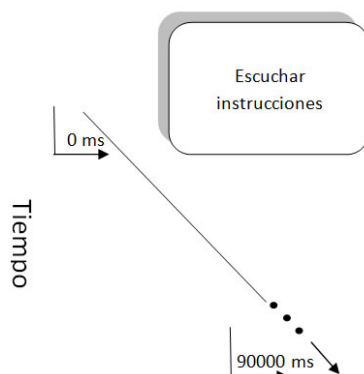


Figura 5.13: Protocolo experimental, experimento 3.

#### Experimento 4

Comando de un agente externo dinámico de 2 DoF. Este experimento fue llevado a cabo en línea. Los sujetos evaluaron los movimientos del agente externo con respecto al comando deseado.

##### Sujetos:

El experimento se llevó a cabo con cinco sujetos diestros, 3 mujeres y 2 hombres de entre 25 y 60 años de edad (edad promedio de 33.7 años) quienes participaron de manera voluntaria, se les dio a conocer el criterio de inclusión y firmaron de consentimiento. Dichos sujetos no presentaron ningún reporte de antecedentes desorden neurológico o psiquiátrico y no estaban tomando medicamentos en el tiempo de los experimentos.

##### Protocolo experimental:

La activación de la secuencia EEG era detectada cuando los sujetos imaginaban el movimiento de sus brazos izquierdo o derecho para alcanzar un punto rojo o un punto amarillo. Los sujetos emitían los comandos de forma voluntaria. Una vez detectada la secuencia la FSM calculaba la trayectoria deseada para un robot dinámico virtual, ver Figura 5.14.

#### Experimento 5

Dirección de un robot holonómico de 3 DoF en ambiente virtual con comandos difusos. Los sujetos realizaron 2 tareas. El experimento fue realizado en línea.

##### Sujetos:

Cuatro voluntarios diestros, 1 mujer y 3 hombres entre 27 y 30 años (promedio de 27.3 años), conocieron el criterio de inclusión y firmaron de consentimiento. Los sujetos son sanos sin historial de padecimientos neurológicos o psiquiátricos y que además no se encontraban bajo medicación en el momento del experimento.

##### Protocolo experimental:

---

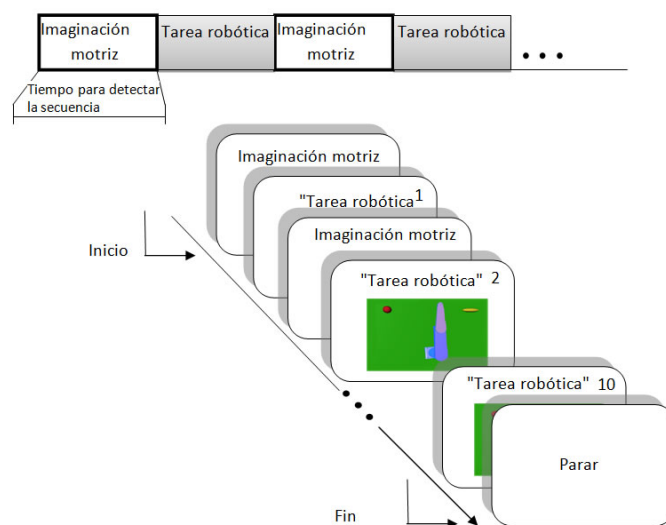


Figura 5.14: Protocolo experimental, experimento 4.

Los sujetos fueron entrenados durante 5 minutos con el paradigma de imaginación kinésica motriz (MIK). Posteriormente realizaban la primera tarea de navegación para que los se familiarizaron con el movimiento del robot dentro del ambiente virtual. Esta tarea consistía en enviar los comandos entrenados y visualizar el movimiento del robot. Su duración fue de un minuto y se realizaron 5 repeticiones. En la segunda tarea a los sujetos se les mostró en el ambiente virtual una esfera azul colocada a 45 grados, la cual se les indicó que era el punto al cual tenían que llegar. La tarea tuvo un tiempo de 30 segundos y los sujetos realizaron 5 repeticiones.

## Experimento 6

Dirección de un robot no holonómico en ambiente virtual con comandos difusos. Los sujetos realizaron 2 tareas. Experimento en línea.

### Sujetos:

Cuatro voluntarios diestros, 1 mujer y 3 hombres entre 27 y 30 años (promedio de 27.3 años), conocieron el criterio de inclusión y firmaron de consentimiento. Los sujetos son sanos sin historial de padecimientos neurológicos o psiquiátricos y que además no se encontraban bajo medicación en el momento del experimento.

### Protocolo experimental:

Los sujetos fueron entrenados durante 5 minutos con el paradigma de imaginación kinésica motriz (MIK). Posteriormente realizaban la tarea de navegación para que los se familiarizaron con el movimiento del robot dentro del ambiente virtual. Esta tarea consistía en enviar los comandos entrenados y visualizar el movimiento del robot. Se realizaron 5 repeticiones. En la segunda tarea a los sujetos se les mostró en el ambiente virtual una pared roja colocada a 100 grados, la cual se les indicó que era el punto al cual tenían que llegar. La tarea tuvo un tiempo de 30 segundos y los sujetos realizaron 5 repeticiones.

## Experimento 7

Medición de la carga cognitiva bajo comando de robots dinámicos. Experimento en línea.

### Sujetos:

Once sujetos diestros, 3 mujeres y 8 hombres de entre 25 y 34 años de edad (edad promedio de 27.9 años) quienes participaron de manera voluntaria, se les dio a conocer el criterio de inclusión y firmaron de consentimiento. 5 de los sujetos contaban ya con experiencia en BCI. Dichos sujetos no presentaron ningún reporte de antecedentes desorden neurológico o psiquiátrico y no estaban tomando medicamentos en el tiempo de los experimentos.

**Protocolo experimental:** En el inicio del experimento, los sujetos leyeron las instrucciones de la herramienta NASA TLX. Posteriormente los sujetos fueron entrenados para enviar el comando de MI. El experimento consistió en dos partes. En la primer parte, dos tareas fueron llevadas a cabo. La diferencia entre la tarea 1 y la tarea 2 fue el tipo de comportamiento del robot, en la tarea 1 la trayectoria que siguió el robot tiene un comportamiento cinemático y en la tarea 2 la trayectoria del robot tiene un comportamiento dinámico. Cuando los sujetos enviaban el comando de MI el robot se movía hacia el lado derecho siguiendo la trayectoria, esto lo repitieron 5 veces por cada tarea, ver Figura 5.15. Las tareas no fueron limitadas en tiempo. Al final de cada una de las tareas los sujetos contestaron en cuestionario NASA TLX. En la parte 2, dos tareas fueron comparadas, la primer tarea el sujeto comando un robot móvil con comando difuso y con el completo control de la dirección del robot, el cual tiene que ser llevado hacia un objetivo que se encuentra enfrente pero con un obstáculo entre el robot y el objetivo. La tarea 2, es similar, sin embargo se le añade un control a propósito para que el robot móvil se dirija en una dirección perpendicular al objetivo y el sujeto considere que perdió el control.

## 5.7. Discusiones

El algoritmo propuesto fue diseñado para encontrar las señales fuente, es decir, dónde se origina la señal a menor costo computacional mediante una modificación de la secuenciación de Kuramoto para extenderla a funcionar en línea y en lazo cerrado como comandos asíncronos. Con esto se tiene que cada electrodo nos da información de la intensidad de actividad en esa área para obtener información por regiones. Por otro lado, el periodo de muestreo del casco limita el tamaño de la matriz de señales de entrada. Cada 100 mili-segundos se construye una época en una matriz de  $14 \times 13$  que entra al algoritmo. La función propuesta de ponderación de pesos es similar a un algoritmo de recompensa donde se busca darle mayor peso al vector propio que tiene mayor intensidad para que si en la siguiente época vuelve a ser mayor tiene también mayor probabilidad, sin embargo si no se le asigna una menor probabilidad. En la función de Kullback-Leibler los valores iniciales de la tasa de aprendizaje y los momentos 2 y 4, cambian el tiempo de procesamiento del algoritmo al ser calculados

---

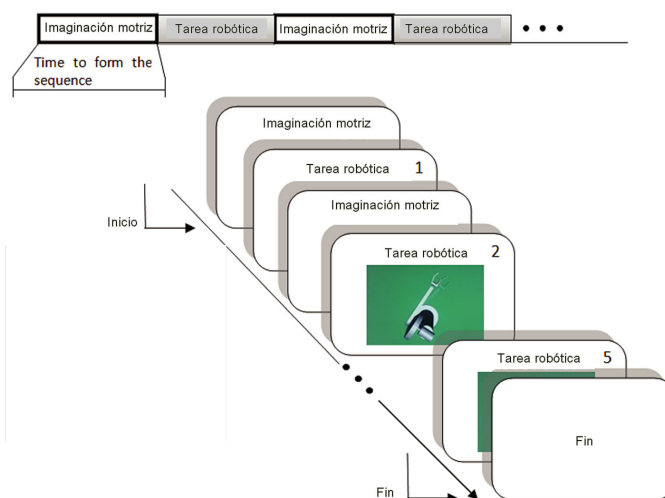


Figura 5.15: El experimento 7 consistió en 2 tareas de 5 repeticiones cada una. La primer tarea el robot siguió una trayectoria con comportamiento cinemático mientras que en la tarea 2 la trayectoria presentó un comportamiento dinámico.

de manera heurística de manera que se obtenga un resultado aceptable para correr en línea. La ventaja de la utilización de la función ponderación de pesos es que durante las iteraciones del algoritmo la probabilidad de obtener valores indefinidos *NAN* es menor. Además como se puede ver en las Figura 5.3 y 5.4, la señal fuente con mayor intensidad queda claramente por arriba de las otras señales. Los experimentos propuestos tiene el objetivo de resolver las hipótesis planteadas. Los sujetos seleccionados fueron sujetos sanos puesto que los que presentan algún padecimiento tienden a tener cambios en su circuitería neuronal. Aún cuando lo que se busca es trabajar con comando asíncronos, durante la etapa de caracterización de las señales se realiza con comandos sincrónicos.





# Capítulo 6

## Resultados

En este capítulo, se presentan los resultados experimentales que caracterizan las señales EEG para obtener comandos BCI bajo los paradigmas de MI y AA. En los experimentos 4, 5 y 6 los sujetos comandan una BCI basados en las secuencias de eventos EEG para dirigir robots dinámicos. En el experimento 7 se midió la carga cognitiva al ejecutar una trayectoria con comportamiento tanto cinemático como dinámico. Los resultados están organizados por subsecciones.

### 6.1. Experimento 1: Caracterización de comando bajo paradigma de imaginación motriz

**Objetivo:** Encontrar una secuencia temporal de activación por regiones del cerebro para comando BCI bajo el paradigma de MI.

**Protocolo:** Adquirir y caracterizar señales EEG durante la ejecución del paradigma de MI. A los sujetos se les mostró la palabra “derecha” (“izquierda”) para que estos imaginaran el movimiento de su brazo derecho (izquierdo).

**Descripción:** Las ventanas de datos, en el instante en el que fue presentado el estímulo en la pantalla, corresponden a los  $300ms$  después de presentado el estímulo. Cada ventana está compuesta por 3 matrices: la primera contiene el intervalo de 1 a  $100ms$ , la segunda el intervalo entre los  $101ms$  y los  $200ms$  y la tercera el intervalo de  $201ms$  a  $300ms$ . Los datos  $X_i \in R^{14 \times 13}$ , para  $i = 1, 2, 3$ , se procesaron con el algoritmo ICA propuesto para calcular vectores  $W_i \in R^{14 \times 1}$ . Cada vector contiene los electrodos del dispositivo, los cuales son enumerados del 1 al 14, ver la Tabla 6.1 y la Figura 6.1.

Electrodo	AF3	AF4	F7	F3	F4	F8	FC5	FC6	T7	T8	P7	P8	O1	O2
Número	1	6	2	3	8	7	4	9	5	10	11	14	12	13

Tabla 6.1: Etiquetado de los electrodos del dispositivo Emotiv Epoc

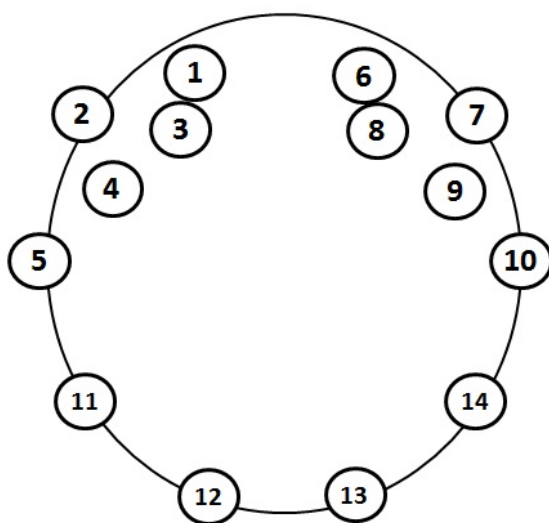
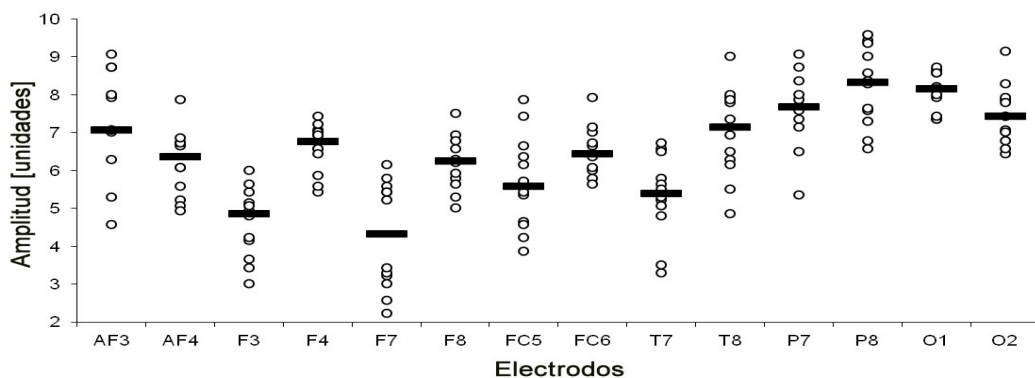


Figura 6.1: Numeración por posición de los electrodos.

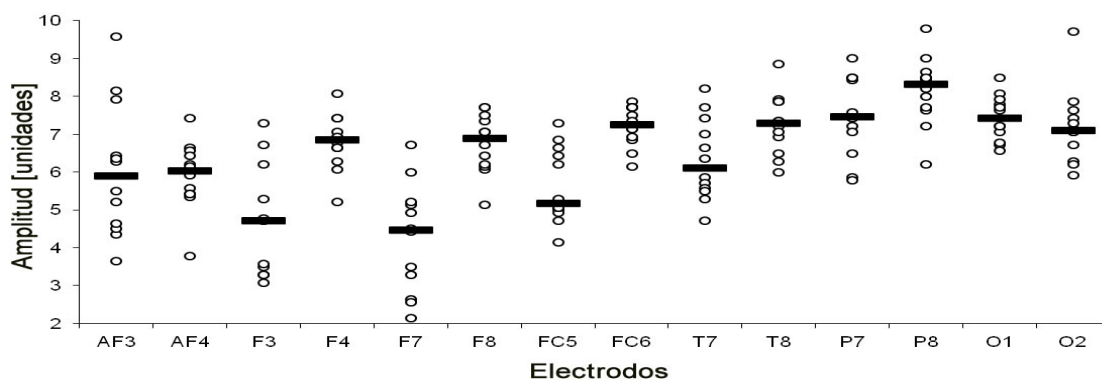
Una vez obtenido el vector  $W$ , sus elementos se reordenan de mayor a menor de acuerdo a su nivel de actividad. Por ejemplo, del vector de datos  $W_1 = [3, 13, 7, 14, 11, 5, 12, 6, 9, 8, 10, 2, 1, 4]$  podemos observar que el electrodo F3 fue el que mayor actividad presentó seguido del O2, mientras que el electrodo FC5 fue el que menos actividad presentó. En total, para este experimento, se obtuvieron muestras de 12 sujetos (con 14 ensayos cada uno). Los resultados se muestran en las Figuras 6.2, las cuales son gráficas de dispersión de datos. Se realizaron además las barras de error basadas en el error estándar de la media, ver Figura 6.3. Posteriormente, se agruparon los electrodos por regiones y se utilizó la métrica de Hausdorff para medir el nivel de activación por región. La Figura 6.4 muestra un ejemplo de comparación entre la métrica Euclidiana y la de Hausdorff. Las gráficas de caja mostradas en la Figura 6.5, son los resultados del algoritmo ICA más la utilización de la métrica de Hausdorff para agrupar la información obtenida por regiones cerebrales.

### 6.1.1. Resultados

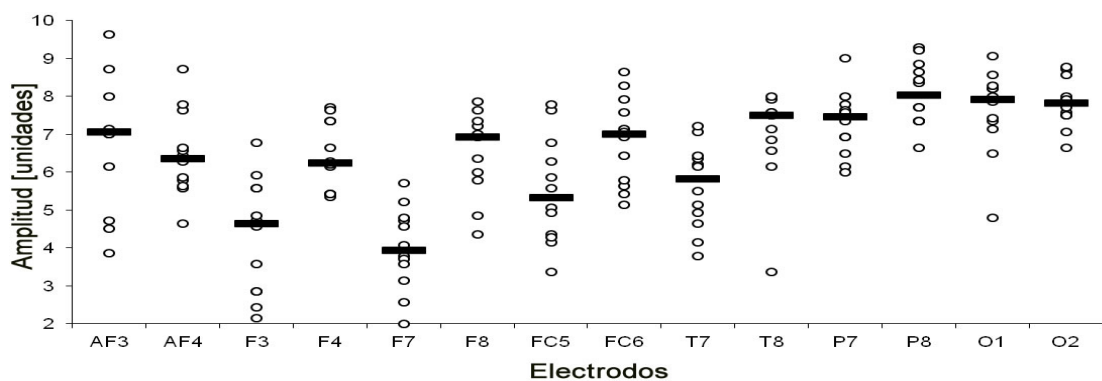
- A continuación se presenta el análisis de las gráficas de la Figura 6.2, por cada intervalo:
    - **Primer intervalo:** Se muestra que el electrodo P8, correspondiente a la región parietal derecha, es el de mayor nivel de actividad. Se observa además que el electrodo O1, que pertenece a la región occipital, muestra poca dispersión de los datos. Los electrodos correspondientes a la región prefrontal (AF3 y AF4), que son los que esperábamos que tuvieran mayor actividad se encuentran por debajo de los electrodos P8, P7, O1 y O2.
-



(a) MI intervalo a los 100ms



(b) MI intervalo a los 200ms



(c) MI intervalo a los 300ms

Figura 6.2: Diagramas de dispersión de la respuesta en amplitud de cada uno de los electrodos bajo el paradigma de imaginación motriz a los 100ms, 200ms y 300ms después de ser enviado el estímulo. El número de muestras es 12 (sujetos) con 14 ensayos cada uno de ellos. El eje de las ordenadas muestra la amplitud de las señales y el eje de las abscisas los electrodos.

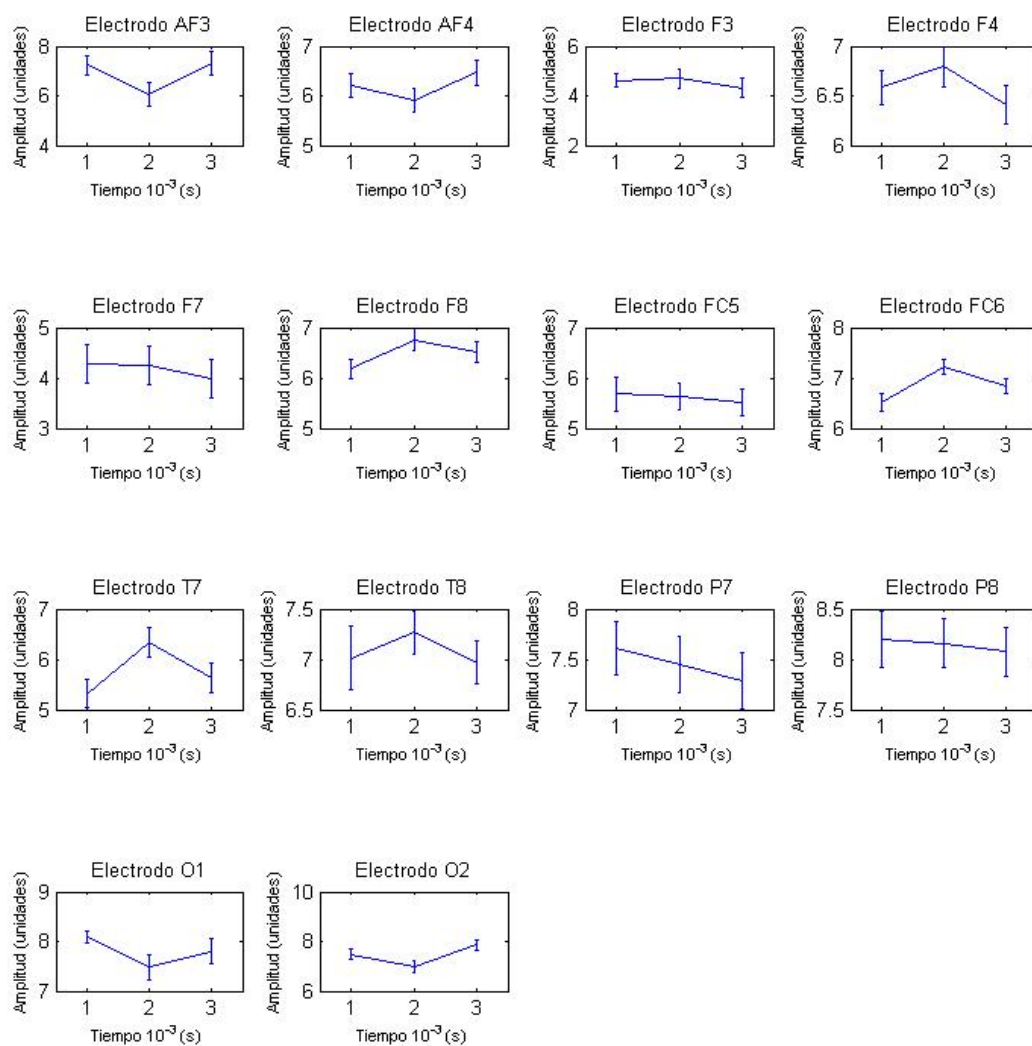
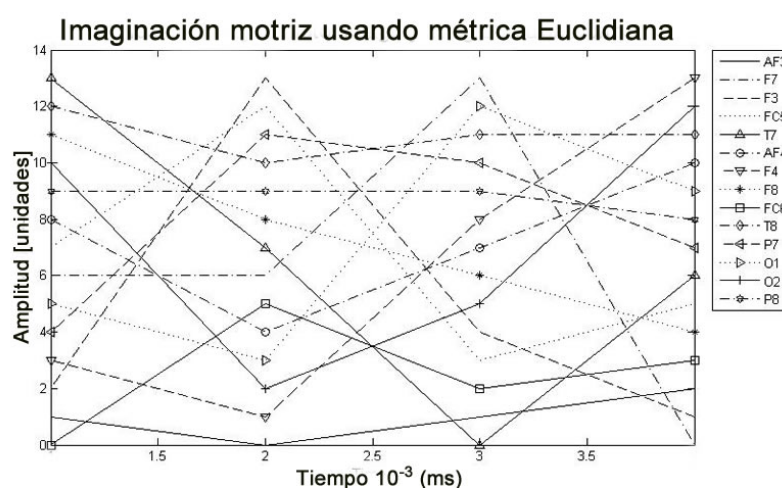
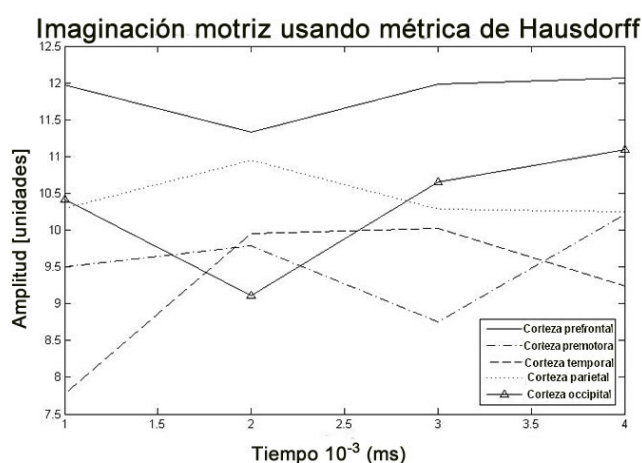


Figura 6.3: Barras de error basadas en el error estándar de la media de todos los electrodos.



(a) Métrica Euclidiana



(b) Métrica de Hausdorff

Figura 6.4: Comparación de un ensayo durante la ejecución de imaginación motriz usando la métrica Euclidiana y la métrica de Hausdorff, donde la última agrupa los electrodos por regiones cerebrales. Con la métrica de Hausdorff se puede ver más claro el cambio de nivel (actividad eléctrica) por regiones.

- **Segundo intervalo:** Nuevamente se observa que el electrodo P8 presenta el mayor nivel de activación, sin embargo, los electrodos O1, O2, P7, FC6 T8 muestran niveles similares. Los electrodos de la región prefrontal, AF3 y AF4, bajaron su nivel con respecto al intervalo anterior.
- **Tercer intervalo:** Se observa que los electrodos P8, O1 y O2 tienen un nivel similar entre ellos, mientras que los electrodos AF3 y AF4 subieron su nivel con respecto al intervalo anterior. Los electrodos de la región premotora, presentan menor dispersión en el primer y segundo intervalo. El

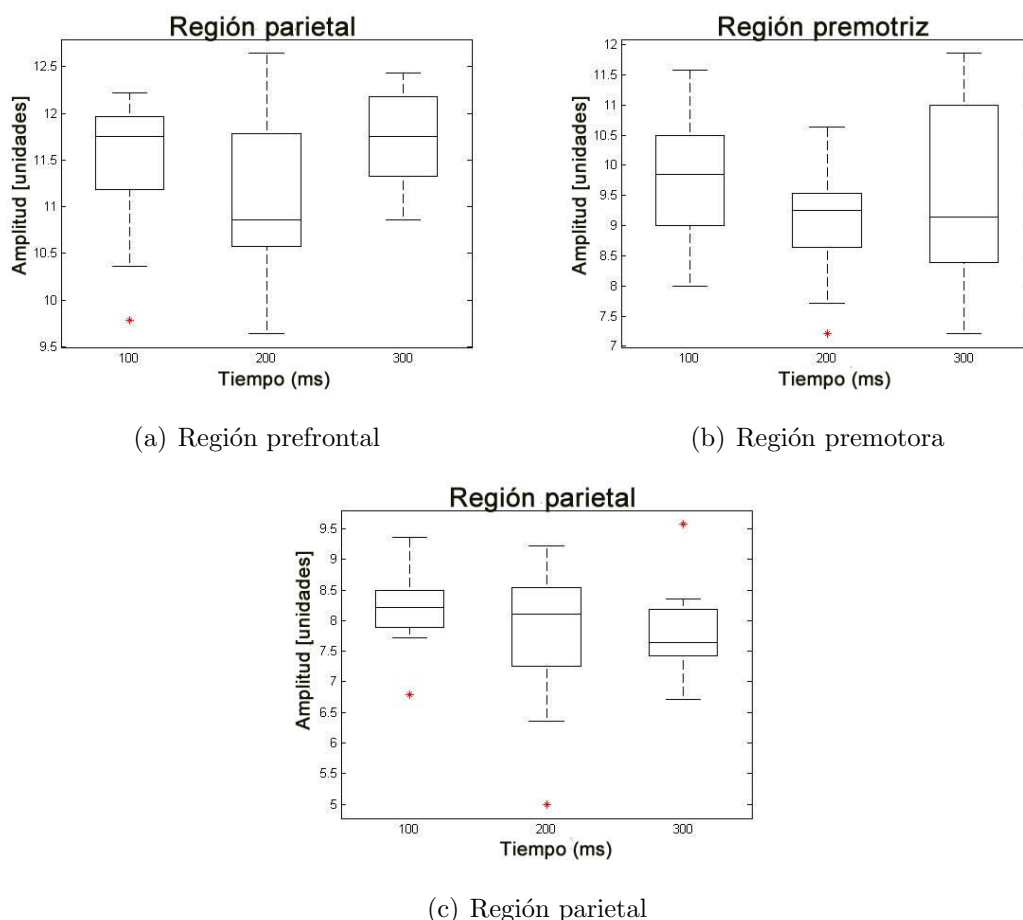


Figura 6.5: Gráfica de caja de la respuesta en amplitud de la región prefrontal (a), premotora (b) y parietal (c) bajo el paradigma de imaginación motriz con 12 muestras y 14 ensayos por cada una. Con la métrica de Hausdorff que mide la distancia del nivel de actividad de cada una de las regiones con respecto a una referencia base (14).

electrodo F3 presentó un nivel muy bajo en las 3 gráficas de dispersión y F4 presentó un nivel similar en las tres gráficas

- El análisis de las gráficas, Figura 6.3, se hace por pares de electrodos dependiendo de la región cerebral a la que pertenecen. Se observa que las gráficas de los electrodos AF3 y AF4 muestran un patrón similar de los electrodos, es decir, su nivel de actividad baja en el segundo intervalo de tiempo respecto del primero y sube en el tercero respecto al segundo. En el caso de los electrodos F3 y F4 se ve un patrón similar, suben de nivel en el segundo intervalo respecto del primero y bajan en el tercero. Los electrodos F7 y F8 muestran patrones similares. El electrodo F8 en el segundo intervalo sube con respecto al primero y baja con respecto al segundo. El electrodo F7 también baja en el tercer

intervalo con respecto al segundo, sin embargo el electrodo F7 no muestra una diferencia significativa entre el primer y segundo intervalo. Los electrodos T7 y T8, de la región temporal muestran un patrón similar. Su actividad sube en el segundo intervalo y baja en el tercero. Los electrodos P7 y P8 mantienen una actividad constante que ligeramente va decayendo en cada intervalo. Los electrodos FC5 y FC6 muestran patrones diferentes. El electrodo FC6 sube de nivel en el segundo intervalo y baja en el tercero. El electrodo FC5 muestra un nivel similar con una tendencia ligeramente hacia abajo. Los electrodos O1 y O2 muestran patrones similares, suben en el segundo intervalo y bajan en el tercero

- En la Figura 6.4 se observa que la métrica Euclidiana muestra actividad por cada electrodo. Mientras que la métrica de Hausdorff proporciona información por regiones. De esta última gráfica se muestra que los electrodos de la región prefrontal, AF3 y AF4, son los que presentan mayor actividad en todos los intervalos de tiempo, aun cuando baja un poco su nivel en el segundo intervalo. Por otro lado, electrodos pertenecientes a la región premotora bajan en el segundo intervalo con respecto al primero. La región parietal, electrodos P7 y P8 mantienen un nivel similar en todos los intervalos
- Finalmente las gráficas de caja, Figura 6.5, nos muestran como varia la actividad por regiones. En el caso de la Figura 6.5(a), conformada por electrodos de la región prefrontal (AF3 y AF4), vemos que la actividad en el segundo intervalo baja con respecto al primero y en el tercer intervalo sube con respecto al segundo. La Figura 6.5(b), electrodos de la región premotora, su actividad baja en el segundo intervalo y en el tercer intervalo sube. La Figura 6.5(c) nos muestra la actividad de los electrodos de la región parietal P7 y P8. Se puede ver que casi no hay diferencia, sin embargo tienen una tendencia a bajar en los intervalos 2 y 3.

### 6.1.2. Discusiones

El hecho de que el electrodo P8 fuera el de mayor actividad, está relacionado con el fenómeno de atención puesto que los sujetos se encontraban esperando el estímulo y por lo tanto se encontraban en estado de atención. Por otro lado, la actividad alta de los electrodos de la región occipital está relacionada con la visualización de la pantalla durante el experimento. Mientras que, la actividad en el primer intervalo de los electrodos de la región prefrontal, AF3 y AF4, es alta comparada con su actividad del segundo intervalo. Este fenómeno en el que es alto el nivel en el primer intervalo y se reduce en el segundo está relacionado con el proceso de planeación. En el caso de los electrodos de la región premotora, presentan dispersión puesto que la ejecución del paradigma se realizó de forma aleatoria.

Cuando se utilizó la métrica de Hausdorff para medir el nivel de actividad por regiones, nos muestra nivel alto de la región prefrontal puesto que los electros de

---

esta región tienen actividad alta, así en conjunto generan este nivel. Por otro lado, el resultado de la curva de los electrodos de la región premotora, muestran que la actividad más alta se presenta en el segundo intervalo, lo cual era lo esperado puesto que ha sido demostrado que es útil para medir intensidad de movimiento, [58].

Debido a la dinámica observada de actividad de las regiones prefrontal, parietal y premotora, es que se elige la secuencia de activación. Los electrodos F3 y F4 no fueron seleccionados puesto que mostraron un patrón opuesto a los electrodos AF3 y AF4. Los electrodos F7 y F8 no mostraron un patrón similar y se les ha asociado con el movimiento de los ojos. Los electrodos de la región temporal mostraron actividad con intensidad alta, sin embargo no se consideraron por ser potenciales para su uso como comando BCI para con el paradigma AA. A diferencia de las secuencias de Kuramoto se consideraron electrodos que forman parte de la secuencia, como es el caso de los correspondientes a la región parietal.

### 6.1.3. Conclusiones

La secuencia propuesta resultado de la literatura de neurociencias efectivamente se puede detectar con EEG. Los sujetos planean la tarea, planean trayectorias y ejecutan el movimiento. Se demostró que con el algoritmo propuesto se puede identificar esta secuencia de eventos.

## 6.2. Experimento 2: Caracterización de comando durante atención auditiva I

**Objetivo:** Encontrar que electrodos tienen mayor actividad durante la ejecución del paradigma AA.

**Protocolo:** Adquirir señales EEG mientras los sujetos escuchan música para caracterizarlas.

**Descripción:** La Figura 6.6 contiene las gráficas de caja de la actividad de los 14 electrodos durante la tarea de AA.

---



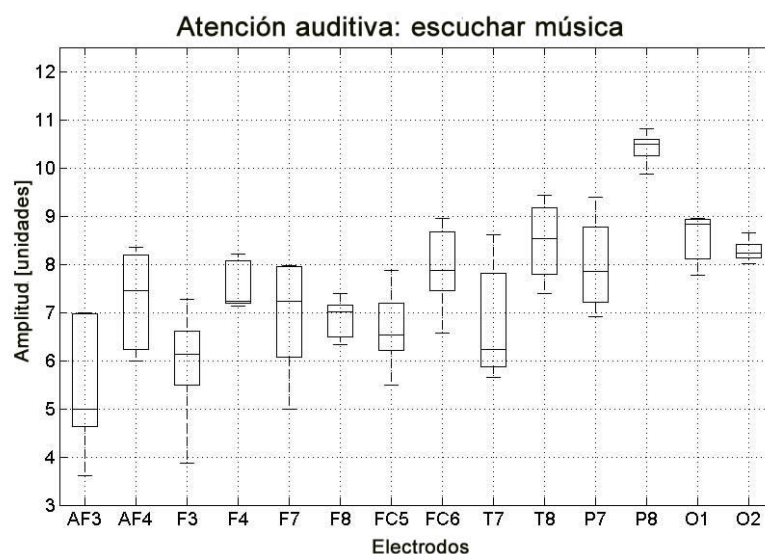


Figura 6.6: Gráfica de caja de la respuesta en amplitud durante la ejecución del paradigma AA. Los sujetos fueron aislados en una cabina en la que solamente escucharon música proveniente de un vídeo con una imagen estática durante 90 segundos.

### 6.2.1. Resultados

Se observa en la Figura 6.6 el electrodo que más actividad presentó fue el P8, localizado en la región parietal derecha. Mientras que, los electrodos O1 y O2 presentan poca dispersión de datos. El electrodo T8 mostró un nivel alto, seguido de los electrodos P7 y FC6.

### 6.2.2. Resultados

Debido a que los sujetos se encontraban en estado de atención es que el electrodo P8 presentó poca dispersión y alto nivel de actividad. La actividad de la región occipital fue alta y poco dispersa, debido a que los sujetos miraban una pantalla con una imagen mientras escuchaban la música.

### 6.2.3. Conclusiones

Con este experimento se demostró que el algoritmo utilizado encuentra las fuentes relacionadas con la tarea, en tareas como AA. Por lo tanto, se demuestra que la efectividad del dispositivo además de la tarea de imaginación motriz.

### 6.3. Experimento 3: Caracterización de comando durante atención auditiva II

**Objetivo:** Encontrar una secuencia útil del paradigma de atención auditiva (escuchar instrucciones para comando BCI).

**Protocolo:** Adquirir señales EEG durante la ejecución del paradigma de atención auditiva para caracterizarlas cuando los sujetos escuchaban durante 90 segundos instrucciones.

**Descripción:** La gráfica de caja de cada electrodo luego de la tarea de AA, es mostrada en la Figura 6.6.

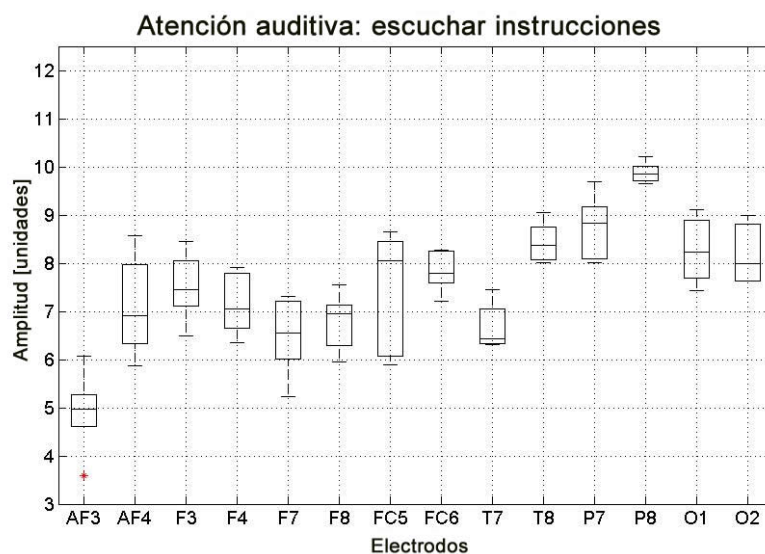


Figura 6.7: Gráfica de caja de la respuesta en amplitud durante la ejecución del paradigma AA. Los sujetos escucharon a una persona durante 90 segundos ésta leía instrucciones.

#### 6.3.1. Resultados

La Fig. 6.7 nos muestra que el electrodo P8 presenta una actividad muy alta y con muy poca dispersión de datos. Es seguida por los electrodos P7, T7, T8, O1 y O2. Los electrodos de la región temporal T7 y T8, y el electrodo FC6 presentaron poca dispersión de datos. El electrodo AF3 presento una actividad muy baja.

#### 6.3.2. Discusiones

Nuevamente en una tarea de atención se pudo ver que el electrodo P8 presentó actividad alta. Por otro lado, los electrodos de la región occipital mostraron mayor

dispersión de datos que en el experimento 2, puesto que los sujetos no miraban una pantalla, solo se dedicaron a escuchar instrucciones. Otro electrodo que presentó alto nivel y poca dispersión fue el T8, de la región temporal, el cual está relacionado con actividad auditiva. La actividad del electrodo AF3 es muy baja y suponemos que los sujetos no se encuentra planeando tareas.

### 6.3.3. Conclusiones

Con este experimento, se demuestra que es posible detectar tareas de atención. Que comparado con el experimento 2, cuando los sujetos no se encuentran observando un objeto la actividad occipital es más dispersa.

## 6.4. Experimento 4: Comando de robot dinámico de 2GdL

**Objetivo:** Utilizar el comando BCI, detectado del experimento 1, para dirigir un robot de 2GdL hacia la derecha o la izquierda con el paradigma MI de brazo izquierdo y derecho.

**Protocolo:** Detectar comandos BCI asíncronos para enviarlos a la FSM y que los mapee a comandos inteligibles del robot.

**Descripción:** la tabla muestra la evaluación de los sujetos durante la ejecución de la tarea del robot. Si el robot se dirigía hacia donde ellos pensaban, los sujetos calificaban con V de verdadero, pero si el robot no se dirigía hacia donde pensaban entonces calificaba con F de falso. Por otro lado, para obtener la TPR y la FPR, a 3 sujetos se les pidió que enviaran 5 comandos BCI y el sistema detectaría esos comandos, los resultados se muestran en la Tabla 6.3.

Intento	Sujeto 1	Sujeto 2	Sujeto 3	Sujeto 4	Sujeto 5
1	V	V	V	V	V
2	V	V	V	V	F
3	V	V	V	V	V
4	F	V	V	V	V
5	F	V	V	V	V
6	F	F	V	F	V
7	V	V	V	V	V
8	V	F	V	F	V
9	V	F	V	T	F
10	V	V	V	V	V

Tabla 6.2: Resultados de la evaluación de los comandos, donde las filas indican el número de intentos por sujeto durante el comando BCI del robot, y las columnas la evaluación de los sujetos. El promedio fue de 82%

	Sujeto 1	Sujeto 2	Sujeto 3
IC	4	2	3
IC	5	3	3
IC	3	4	3
NC	0	1	1 V
NC	1	1	1 V
NC	0	0	1 V
TPR	0.92	0.82	0.77
FPR	0.08	0.18	0.23

Tabla 6.3: Resultado de la evaluación para 3 sujetos del comando BCI. IC: estado de control. NC: estado de no control

### 6.4.1. Resultados

El sujeto 3 obtuvo calificación verdadera en todos sus intentos. Los sujetos que más falsos obtuvieron fueron el 1 y 2. Mientras que los sujetos 4 y 5 obtuvieron dos falsos, por lo que la media fue de 82 %. Por otro lado, el TPR del sujeto 1 fue muy alta, mientras que el sujeto 3 fue el más bajo. Ninguno de los sujetos repitió el experimento y además el entrenamiento fue rápido.

### 6.4.2. Discusiones

La evaluación obtuvo un porcentaje alto comparada con otras interfaces, [123, 121]. Por otro lado, se demostró la efectividad del algoritmo para detectar la secuencia en línea y con comando asíncrono.

### 6.4.3. Conclusiones

Se demostró que es posible comandar un robot en línea con comandos asíncronos.

## 6.5. Experimento 5: Comando de robot móvil holonómico

**Objetivo:** Utilizar el comando BCI, detectado del experimento 1, más el algoritmo difuso para clasificación de electrodos pertenecientes a la región premotora y dirigir un robot móvil.

**Protocolo:** Detectar comando BCI y gestionarlo con la FSM para que sean mapeados a ordenes inteligibles del robot. Primero los sujetos se familiarizan con el comando del robot y realizan navegación libre, después se les presenta un objetivo colocado a 45° hacia la derecha y entonces los sujetos deben comandar el robot hacia dicho objetivo.

---

**Descripción:** La Fig. 6.8 muestra los resultados para dos sujetos durante la fase de navegación libre. La Fig. 6.9 muestra el resultado para 3 sujetos durante la tarea de alcanzar un objetivo a  $45^\circ$ .

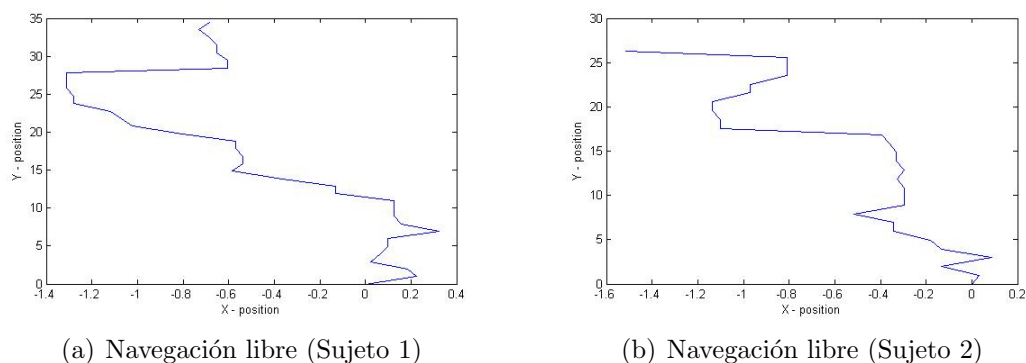


Figura 6.8: Plano de fase (x,y) de la navegación libre durante la fase de entrenamiento.

### 6.5.1. Resultados

La Figura 6.8 muestra las trayectorias que el robot siguió bajo el comando BCI durante la fase de entrenamiento, la única restricción fue el tiempo (1 minuto). Por otro lado, la gráfica 6.9 muestra los resultados cuando se les impuso el objetivo y con una restricción de tiempo de 30 segundos. El eje de las abscisas es la posición en  $x$  y el eje de las ordenadas es la posición en  $y$ . La línea negra gruesa muestra la trayectoria objetivo. Las seis líneas restantes son generadas en línea y lazo cerrado por los 3 sujetos, se muestran su primer y su último intento. Para el sujeto 1 durante su primer intento (mostrado con la línea azul delgada) se dirigió al inicio muy pegado a la línea negra hasta que en la posición (6,6) se dirigió más hacia los  $0^\circ$  y aunque en la posición (7.5,6) retomó los  $45^\circ$ , en la posición (8.4,6,5) decayó. En su segundo intento, línea morada, siguió nuevamente el objetivo perfectamente, sin embargo por la restricción del tiempo no pudo completa la tarea. El primer intento del sujeto 2, línea verde, siguió el objetivo hasta que en el punto (7.2,6.8) se dirigió hacia la derecha a  $0^\circ$ . En su segundo intento, línea roja, siguió el objetivo hasta el punto (0.7,0.7), después se dirigió hacia la derecha a  $0^\circ$  hasta el punto (3.7,0.7), nuevamente retomó la dirección a  $45^\circ$  hasta el punto (9,6.5) donde se fue con dirección a  $0^\circ$ . El sujeto 3 su primer intento, línea negra con guiones, inicio a  $45^\circ$  hasta el punto (0.7,0.7), continuó así hasta el punto (5.6,0.7), posteriormente se dirigió a  $45^\circ$  el resto de la trayectoria. En su segundo intento, línea azul cielo, inicio en dirección  $0^\circ$  hasta llegar al punto (4.5,0), desde ese punto se dirigió a  $45^\circ$  hasta el punto (8,4) donde nuevamente se dirigió a  $0^\circ$ .

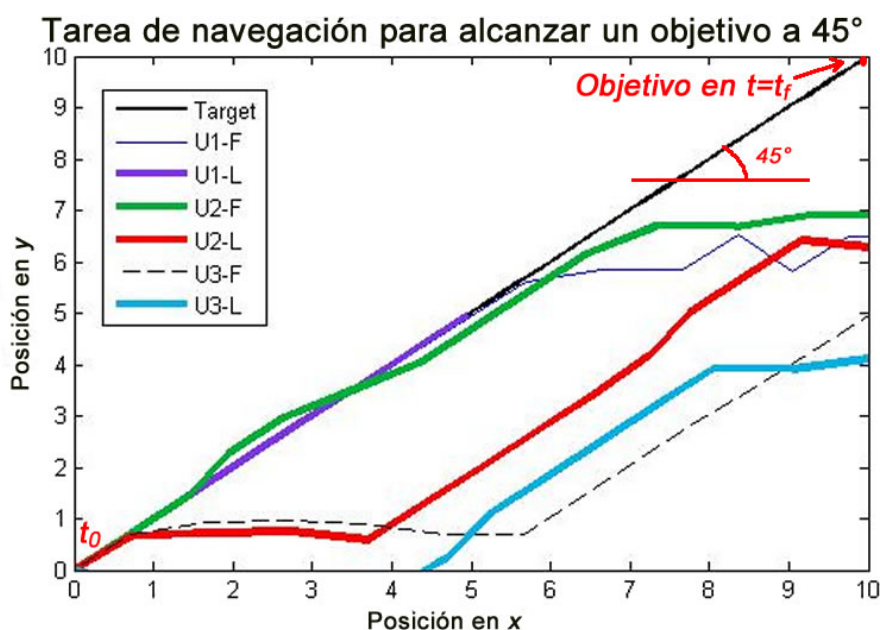


Figura 6.9: Resultado de 3 sujetos comandando un robot móvil holonómico con una BCI, donde el objetivo está a 45° a la derecha del punto inicial localizado en el plano fase (0,0).

### 6.5.2. Discusiones

La tarea propuesta parece fácil, seguir una línea, el reto fue que los sujetos logaran producir el comando en la dirección deseada y de forma continua. Los sujetos tenían que pensar con mayor intensidad en el MIK de su brazo derecho con un poco de MIK del brazo izquierdo de manera que mantuvieran los 45°. Aun cuando hubo desplazamientos en algunos de los intentos, los sujetos lograron mantener la trayectoria de 45°.

### 6.5.3. Conclusiones

Con este experimento se demostró que solamente utilizando dos comandos se puede obtener un mayor espectro de comando. La lógica difusa es quien le da esta ventaja.

## 6.6. Experimento 6: Comando de robot móvil no holonómico

**Objetivo:** Utilizar el comando BCI, detectado del experimento 1 más el algoritmo difuso para clasificación de electrodos pertenecientes a la región premotora, para dirigir un robot móvil y que llegue a un objetivo colocado a 95° hacia la izquierda.

**Protocolo:** Detectar comandos BCI y enviarlos a la FSM para que sean mapeados a comandos inteligibles del robot.

**Descripción:** La Fig. 6.9 muestra el resultado para 3 sujetos durante la tarea de alcanzar un objetivo a  $95^\circ$ .

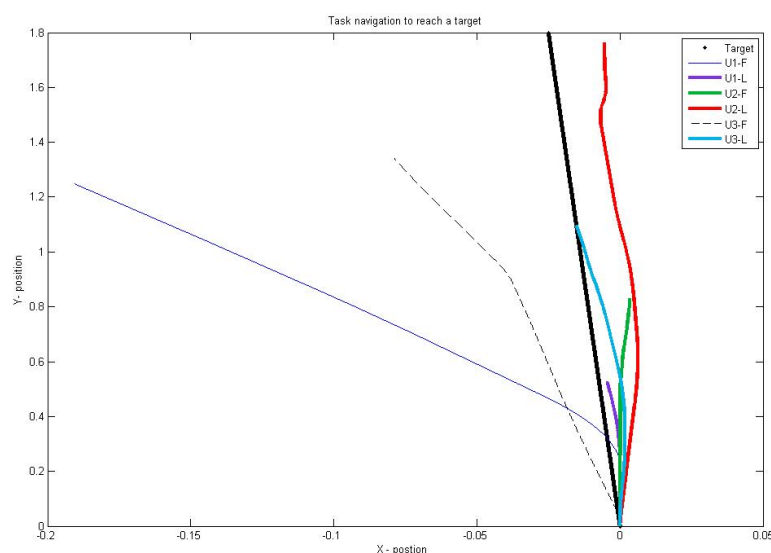


Figura 6.10: Resultado de 3 sujetos durante la operación de un robot móvil no holonómico con restricción de tiempo de 30 segundo. El objetivo, mostrado con línea negra se encontraba a  $95^\circ$ . Se muestran el primer y el último intento de cada sujeto. El eje de las abscisas es la posición en x del robot y el eje de las ordenadas es la posición en y.

### 6.6.1. Resultados

El primer intento del sujeto 1, línea azul marino delgada, muestra que se dirigió a  $135^\circ$ . El segundo intento, línea morada gruesa, muestra que el sujeto se dirigió hacia los  $95^\circ$ , muy cerca del objetivo, sin embargo no completó la tarea. El primer intento del sujeto 2, línea verde, muestra que el sujeto se dirigió casi a  $90^\circ$  y no completó la tarea. En su segundo intento, línea roja, aunque inició a  $90^\circ$  logró dirigirse a  $95^\circ$  y le faltó poco para terminar la tarea. El primer intento del sujeto 3, línea negra punteada, muestra que el sujeto se dirigió hacia la izquierda a  $120^\circ$  y posteriormente a  $135^\circ$ . En el intento 2, línea azul cielo, muestran que se acercó mucho al objetivo aunque no terminó la tarea.

### 6.6.2. Discusiones

En este experimento los sujetos tenían que dominar la intensidad del MIK de su brazo izquierdo puesto que el objetivo se encontraba casi a  $90^\circ$  y en ocasiones la dirección hacia la izquierda dominaba.

### 6.6.3. Conclusiones

Aun cuando los sujetos eran diestros el dominio del comando se logró durante el entrenamiento. Al ser un robot con restricciones holónomas dificulta la corrección de dirección del robot, sin embargo los sujetos dominaron el comando asíncrono pues todo el sistema se encontraba en línea.

## 6.7. Experimento 7: Medición de la carga cognitiva bajo comando de robots dinámicos.

**Objetivo:** Medir la carga cognitiva perceptual de una tarea robótica, bajo comando BCI, con comportamiento cinemático o dinámico.

**Protocolo:** Parte 1, utilizar el comando BCI, detectado del experimento 1 más la métrica de Hausdorff, para dirigir a un robot de 3GdL y que éste realice una tarea con comportamiento cinemático o dinámico, al final de cada tarea implementar el cuestionario NASA TLX para medir la carga cognitiva. Parte 2, se compara la tarea cuando el sujeto tiene el completo control cuando dirige un robot móvil con comandos difusos contra la tarea cuando pierde el control.

**Descripción:** la Figura 6.11 muestra los valores obtenidos del cuestionario NASA TLX. La Figura 6.12 muestra el valor total de la carga que percibieron los usuarios para ambas tareas. La Fig. 6.13 muestra el tiempo promedio para enviar un comando en una de las tareas. La Tabla 6.4 muestra el tiempo para cada uno de los usuarios. La Tabla 6.5 muestra el resultado del cuestionario NASA-TLX para 4 sujetos cuando el sujeto tiene el control del comando o lo pierde.

### 6.7.1. Resultados

El tiempo para la segunda tarea fue menor. El tiempo promedio para a tarea 1 fue de 1.47 segundos mientras que la tarea 2 fue de 1.16 segundos. De la Fig. 6.11 se puede observar que para la demanda mental no hubo una diferencia significativa. La demanda física obtuvo valores muy bajo. La demanda temporal se percibió casi igual. La ejecución se percibió ligeramente mayor en la tarea dinámica. El esfuerzo fue percibido como mayor en el esfuerzo. La frustración se percibió como menor en la tarea dinámica. La carga total fue menor en la tarea dinámica. El tiempo para envío de comandos fue menor también en la tarea dinámica.

La Tabla 6.5 muestra que los sujetos percibieron menor frustración para la tarea 2, pero con una carga de trabajo mayor.

---



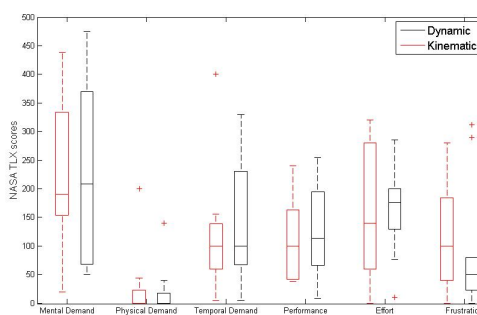


Figura 6.11: Resultado del cuestionario NASA TLX. Sub-escalas. La tarea cinemática muestra menos carga mental que la dinámica. La demanda física obtuvo un valor muy bajo. El promedio de la demanda temporal es similar.

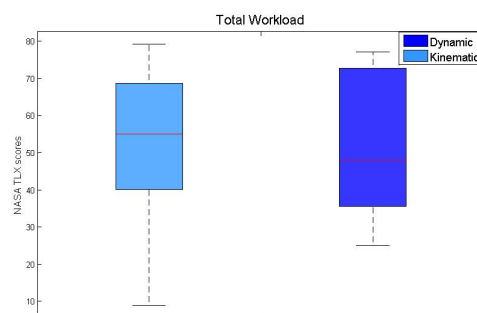


Figura 6.12: Carga mental total de cada una de las tareas con la herramienta NASA TLX.

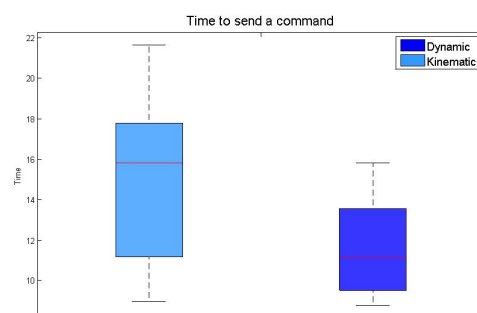


Figura 6.13: Tiempo para enviar comandos.

### 6.7.2. Discusiones

La carga de trabajo que percibieron los sujetos fue mayor en la tarea 1, sin embargo la frustración fue menor. Con este experimento podemos concluir que los sujetos

Tabla 6.4: Tiempo para enviar comandos ( $10^{-1}$  segundos)

Usuario	Primera tarea	Segunda tarea
1	17.8	11.2
2	17.6	14.2
3	16.2	10
4	21.6	15.8
5	13.6	12.2
6	9.2	11.8
7	11.8	9.4
8	11	9.2
9	9	11
10	15.8	14
11	18.4	8.8

Escala	Control del sujeto	Pérdida del control
Demanda mental	66	66
Demanda física	13.6	3.6
Demanda Temporal	13	14.3
Desempeño	52	36.6
Esfuerzo	53.3	30.3
Frustración	3.3	8
Carga de trabajo	50.3	39.75

Tabla 6.5: Resultados del cuestionario NASA-TLX comparando cuando el sujeto tiene el control y cuando lo pierde.

percibieron una mejor ejecución de la tarea 2. Los sujetos están familiarizados con tareas dinámicas, el modelo interno que tienen es dinámico por lo que los resultados concuerdan con la hipótesis de que se frustran menos cuando el sistema se comporta como el modelo mental que tienen. Podemos concluir que los sujetos se frustraron más cuando percibieron que perdían el control del robot móvil, aun cuando percibieran una mayor carga de trabajo. Sin embargo, percibieron un mejor desempeño para la tarea 1.

### 6.7.3. Conclusiones

Se demostró que un comportamiento dinámico le produce menor frustración al sujeto y la pérdida de control también se percibió mayor frustración.

---

# Capítulo 7

## Conclusiones

Esta tesis estableció cómo encontrar comandos robustos basados en EEG bajo paradigmas emitidos de forma voluntaria (asíncronos) para dirigir robots dinámicos en línea, buscando que no se generará alta carga de trabajo durante la interacción humano-robot. La literatura general de comandos asíncronos para dirigir robots en línea es poco concluyente, sobre todo en la interacción humano-robot. Nuestro estudio buscó contestar las siguientes preguntas:

1. ¿Cómo utilizar un comando asíncrono basado en EEG para controlar un agente externo dinámico en línea y en lazo cerrado?
2. ¿Qué factores generan carga cognitiva en el usuario que posibilitan comandar un sistema BCRI para dirigir un agente dinámico externo?

Ahora, procedemos a discutir globalmente las contribuciones, las limitaciones y las perspectivas que resultan del presente trabajo.

### 7.1. Contribuciones

La investigación del trabajo de tesis llevó a realizar aportaciones en el campo de las BCIs. Se describen a continuación los principales hallazgos que contestan ambas preguntas de investigación.

1. Con respecto a la primer pregunta, usando EEG para controlar un agente:
  - **Comando robusto:** Se determinó que los paradigmas MI, MIK y AA son adecuados para comando BCI con una tasa de hasta 82% de efectividad y sin dificultad en la fase de entrenamiento de los sujetos.
  - **Comando secuencial motriz asíncrono:** Se desarrolló una técnica basada en ICA y en la métrica de Hausdorff para inferir comandos BCI basados en la activación espacio-temporal por regiones (que agrupan varias áreas) del paradigma MI, el cual fue detectado en todos los sujetos. Se

probó el algoritmo para la detección de comandos asíncronos, mostrando efectividad con un TPR de 83.6 % y un FPR de 16.3 %.

- **Comando en línea para dirigir robots:** Se logró dirigir robots en línea con comando asíncrono obteniendo 82 % de asertividad
- **Multicomando:** Se desarrolló un algoritmo de clasificación de comandos BCI utilizando lógica difusa para obtener múltiples comandos fuzzy (con una mejor resolución espacial y temporal) a partir de dos comandos.

2. Relativo a la segunda pregunta, tenemos lo siguiente:

- **Comando BCI de robots con comportamiento dinámico:** Se demostró que los usuarios percibían menor frustración y mejor desempeño cuando el comportamiento del agente externo era dinámico (conjeturamos que es porque tiene una mejor representación de la realidad, y por lo tanto, el sujeto predice mejor los eventos para generar comandos), por lo que posibilita utilizar controles dinámicos para lograr un comportamiento realista.
- **Pérdida del comando:** Se demostró que cuando los usuarios perdían el control del comando BCI la frustración se elevaba y percibían menos desempeño. Sin embargo, el caso inverso también fue observado, lo que indica la importancia de supervisar la carga cognitiva y considerarla en el diseño experimental.

## 7.2. Limitaciones

En experimentos diferentes dos sujetos no lograban emitir la secuencia deseada. En cada uno de los casos, el algoritmo propuesto permitió determinar que la actividad con mayor nivel era en la región frontal. Conjeturamos que los sujetos no lograban concentrarse “estado indeseado” por lo tanto se les pidió que se relajaran durante 5 minutos. Uno de los sujetos logró emitir la secuencia y continuar con la sesión experimental, sin embargo, el otro sujeto mencionó tener demasiadas preocupaciones en ese momento y prefirió dejar la sesión para otro día. En consecuencia el algoritmo está limitado al estado del sujeto, pues aun cuando éste desee enviar el comando BCI, otros estados del sujeto, cuya actividad eléctrica llega a la corteza, pueden tener mayor nivel de activación y por lo tanto impiden al sistema medir el comando deseado. Por otro lado, la mitad de los sujetos eran estudiantes de posgrado, lo que generaba curiosidad científica en la propuesta y hacia que la sesión de entrenamiento durara más (algunos de ellos tardaban en emitir la secuencia).

La frecuencia de muestreo del dispositivo (Emotiv Epoc) limita la medición de ensayos con épocas de menor tamaño, sin embargo, a pesar de que algunos autores sugieren muestreos mínimos, la frecuencia adecuada es un tema de investigación abierto dada la naturaleza multifrecuencial de los ritmos y otras bandas, y la conectividad

---

cerebral. En realidad no hay certeza que a una mayor o menor frecuencia se mejorarían los resultados, aunque a mayor frecuencia se necesitaría una gran capacidad de cómputo para correr en línea nuestra propuesta, y a menor frecuencia probablemente se pierda información fundamental de las señales EEG.

### 7.3. Trabajo a futuro

La métrica de Hausdorff se propone como candidata para ser utilizada para medir las activaciones eléctricas entre regiones cerebrales basadas en señales de imagen por resonancia magnética funcional (fMRI por sus siglas en inglés *functional magnetic resonance image*). Esto, debido a que los conjuntos son disjuntos, es decir, se proponen conjuntos de datos basados en tensores tal que cada uno de ellos pertenezca a una sola región cerebral, evitando así el problema de solapamiento.

El algoritmo desarrollado se propone para ser utilizado en experimentos psicológicos, médicos u otra índole que requieran monitorear la atención en línea, lo cual le da ventajas a otros test que se realizan a posteriori. Además, este algoritmo se propone como complemento con los algoritmos que infieren comandos con frecuencia. Se propone la utilización del comando basado en el paradigma AA para dirección de robots, ya sea para dar otro grado de libertad al robot o que sea utilizado con usuarios que presenten dificultad para emitir el comando MI o MIK.

Para solucionar el problema de los “estados indeseados” que el sujeto no puede controlar, se propone la utilización de técnicas no invasivas, como la meditación, o hacer algoritmos adaptables que lleven al sujeto al estado deseado. La multimodalidad obtenida con lógica difusa se propone ser utilizada para el comando de silla de ruedas o automóviles, ya que no requiere que el usuario esté mirando a la pantalla ya sea para recibir estímulo o verificar trayectorias posibles.

---

# Índice alfabético

- Época, 63
- Atención auditiva, 64
  - definición, 25
- Cerebro, 16
  - áreas de Brodmann, 16
  - córtex cerebral, 16
  - cortezas motriz, 16
  - cortezas premotora, 16
  - cortezas sensorial, 16
  - ganglios basales, 16
  - lóbulo frontal, 16
  - lóbulo occipital, 16
  - lóbulo parietal, 16
  - lóbulo temporal, 16
  - prosencefalo, 16
  - romboencefalo, 16
- Comando
  - asíncrono, 64
  - self-paced, 64
- Dinámica funcional
  - definición, 20
- EEG, 19
  - banda alfa , 19
  - banda beta , 19
  - banda delta, 19
  - banda gamma, 19
  - banda mu, 19
  - banda theta, 19
  - definición, 19
  - ritmos cerebrales, 19
- Ensayo, 63, 66
- Estrés, 63, 64
- Evento
  - trial, 43
- Imaginación kinestésica motriz
  - definición, 24
- Imaginación motriz
  - definición, 24
- Imaginación visual
  - definición, 24
- Métrica de Hausdorff
  - definición, 69
- montaje unipolar, 22
- Neurona, 18
  - potenciales de acción, 18
- P300, 22
- Propiocepción, 29
- Sistema 10-10, 22
- SSVEP, 22

# Bibliografía

- [1] N. Kuramoto, S. Ito, K. Sato, and S. Fujisawa. Electroencephalogram analysis of mechanisms underlying brain activity during voluntary movement. *International Journal of Bioscience, Biochemistry and Bioinformatics*, 4:49–56, 2013.
- [2] S. Sanei and J. Chambers. *EEG Signal Processing*. John Wiley and Sons, 2007.
- [3] D. Wolpert and Z. Ghahramani. Computational principles of movement neuroscience. *Nature, Neuroscience*, 3:1212–1217, 2000.
- [4] M. E. Ioffe. Brain mechanisms for the formation of new movements during learning: The evolution of classical concepts. *Neuroscience and Behavioral Physiology*, 34:5–18, 2004.
- [5] J. Vidal and L. Mullins. Toward direct brain-computer communication. *Annual Review of Biophysics and Bioengineering*, 2:157–180, 1973.
- [6] D. McFarland and J. Wolpaw. Brain-computer interface operation of robotic and prosthetic devices. *IEEE Computer Society*, 41(10):52–56, 2008.
- [7] A. Kubler, E. Holz, A. Riccio, C. Zickler, T. Kaufmann, S. Kleih, P. Staiger-Salzer, L. Desideri, E. Hoogerwerf, and D. Mattia. The user-centered design as novel perspective for evaluating the usability of BCI-controlled applications. *PLoS ONE*, 9(13):1–22, 2014.
- [8] O. Tonet, M. Marinelli, L. Citi, P. Rossini, L. Rossini, G. Megali, and P. Dario. Defining brain-machine interface applications by matching interface performance with device requirements. *Journal of Neuroscience Methods*, 167(1):91–104, 2008.
- [9] D. J. McFarland G. Pfurtscheller J. R. Wolpaw, N. Birbaumer and T. Vaughan. Brain-computer interfaces for communication and control. *Clin. Neurophysiol*, 113:767–791, 2002.
- [10] B. Blankertz, M. Tangermann, C. Vidaurre, S. Fazli, C. Sannelli, S. Haufe, C. Maeder, L. Ramsey, Sturm, G. Curio, and K.R. Müller. The Berlin brain-computer interface: non-medical uses of BCI technology. *Frontiers in Neuroscience*, 4(198):1–17, 2010.

- [11] A. Bashashati, M. Fatourechi, R. K. Ward, and G. E. Birch. A survey of signal processing algorithms in brain–computer interfaces based on electrical brain signals. *Journal of Neural Engineering*, 4(2):32–57, 2007.
  - [12] E. Curran and M. Strokes. Learning to control brain activity: A review of the production and control of eeg components for driving brain–computer interface (BCI) systems. *Brain and Cognition*, 51(3):326–336, 2003.
  - [13] M. Lebedev and M. Nicolelis. Brain–machine interfaces: past, present and future. *Trends in Neurosciences*, 29(9):536–546, 2006.
  - [14] J. Millán. Brain-machine interfaces: The perception-action closed loop. *IEEE Systems, Man & Cybernetics Magazine*, 1(1):6–8, 2015.
  - [15] E. Felton, J. Williams, G. Vaderheiden, and R. Radwin. Mental workload during brain–computer interface training. *Ergonomics*, 55(5):526–537, 2012.
  - [16] J. Millan, R. Rupp, G. Muller-Putz, R. Murray-Smith, C. Giugliemma, M. Tangermann, C. Vidaurre, E. Cincotti, A. Kubler, R. Leeb, C. Neuper, K. R. Muller, and D. Mattia. Combining brain–computer interfaces and assistive technologies: state-of-the-art and challenges. *Frontiers in Neuroscience*, 4(161):1–15, 2010.
  - [17] M. Tangermann, K. R. Muller, A. Aertsen, N. Birbaumer, C. Braun, C. Brunner, R. Leeb, C. Mehring, K. Miller, G. Muller-Putz, G. Nolte, G. Pfurtscheller, H. Preissl, G. Schalk, A. Schlogl, C. Vidaurre, S. Waldert, and B. Blankertz. Review of the BCI competition iv. *Frontiers in Neuroscience*, 6(55):1–31, 2010.
  - [18] S.J. Lupien, F. Maheu, M. Tu, A. Fiocco, and T.E. Schramek. The effects of stress and stress hormones on human cognition: Implications for the field of brain and cognition. *Brain and Cognition*, 65:209–237, 2007.
  - [19] F. Lotte, F. Larrue, and C. Mühl. Flaws in current human training protocols for spontaneous brain-computer interfaces: lessons learned from instructional design. *Frontiers in Human Neurosciences*, 7(568):1–11, 2013.
  - [20] N. Badcock and P. Mousikou, Y. Mahajan, P. Lissa, J. Thie, and G. McArthur. Validation of the emotiv EPOC EEG gaming system for measuring research quality auditory ERPs. *PeerJ*, 38:1–17, 2012.
  - [21] J. Millan, F. Renkens, J. Mouriño, and W. Gerstner. Noninvasive brain-actuated control of a mobile robot by human EEG. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(6):1026–1033, 2004.
  - [22] B. Graimann, B. Allison, and G. Pfurtscheller. *Brain-computer interfaces*. Springer-Verlag, 2010.
  - [23] Oxford University. Oxford Diccionario. *Oxford University Press*, 2010.
-



- [24] J. R. Millan and J. Mouriño. Asynchronous BCI and local neural classifiers: An overview of the adaptive brain interface project. *IEEE Transactions on Neural Systems & Rehabilitation Engineering*, 11(2):159–161, 2003.
- [25] O. Frigolson, D. Cheng, and G. Binsted. The role of visual processing in motor learning and control: Insights from electroencephalography. *Vision Research*, 110, 2015.
- [26] J. Gan C. Tsui and S. Roberts. A self-paced brain–computer interface for controlling a robot simulator: an online event labelling paradigm and an extended kalman filter based algorithm for online training. *International Federation for Medical and Biological Engineering*, 2009. DOI 10.1007/s11517-009-0459-7.
- [27] J. Collinger, M. A. Kryger, R. Barbara, T. Betler, K. Bowsher, E. Brown, S.T. Clanton, A. Degenhart, S. T Foldesa, R. A Gaunt, F. Solzbacher, A. Srikameswaran, D. Swanson, S. Swetz, E. Tyler-Kabara, M. Velliste, W. Wang, D. Weber, B. Wodlinger, and M. Boninger. Collaborative approach in the development of high-performance brain–computer interfaces for a neuroprosthetic arm: Translation from animal models to human control. *Clinical and Translational Science*, 7(1):52–59, 2014.
- [28] J. Wodlinger, J. Downey, E. Tyler-Kabara, A. B. Shewartz, M. L. Boninger, and J. Collinger. Ten-dimensional anthropomorphic arm control in a human brain–machine interface: difficulties, solutions, and limitations. *Journal Neural Engineering*, 12(1):1–17, 2015.
- [29] K. Muelling, A. Venkatraman, J. Valois, J. Downey, J. Weiss, S. Javdani, M. Herbert, A. B. Schwartz, J. L. Collinger, and J. A. Bagnell. Autonomy infused teleoperation with application to BCI manipulation. *Cornell University Library*, 12(1503):1–10, 2015.
- [30] Samuel T. Clanton. *Brain-Computer Interface Control of an Anthropomorphic Robotic Arm*. PhD thesis, The Robotics Institute, Carnegie Mellon, University Pittsburgh, Pittsburgh, Pennsylvania, July 2011.
- [31] A. Kubler, E. Holz, and T. Kaufmann. *Converging Clinical and Engineering Research on Neurorehabilitation*, chapter Bringing BCI Controlled Devices to End-Users: A User Centred Approach and Evaluation. Biosystems and Biorobotics, Springer Verlag, Oxford, 2013.
- [32] A. Kübler, C. Zickler, E. Holz, T. Kaufmann, A. Riccio, and D. Mattia. Applying the user-centred design to evaluation of brain-computer interface controlled applications. *Biomed Tech*, 58:1–2, 2013.
- [33] K. West. *Biofeedback, Gray Matter*. Chelsea House, 2007.
-

- [34] Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). Discapacidad en México. INEGI Website. <http://http://cuentame.inegi.org.mx/poblacion/discapacidad.aspx?tema=P>.
- [35] K. Ang, K. Chua, K. Phua, C. Wang, Z. Y. Chin, C. W. K. Kuah, W. Low, and C. Guan. A randomized controlled trial of EEG-based motor imagery brain-computer interface robotic rehabilitation for stroke. *Sage Journals*, 2014.
- [36] A. Ubeda, J. Azorin, N. Garcia, J. Sabater, and C. Perez. Brain-machine interface based on EEG mapping to control an assistive robotic arm. *IEEE RAS/EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechanics*, 2012.
- [37] G. Onose, C. Grozea, A. Anghelescu, C. Daia, C.J. Sinescu, A.V. Ciurea, T. Spiricu, A. Mirea, I. Andone, A. Spanu, C. Popescu, A.S. Mihaescu, S. Fazli, M. Danoczy, and F. Popescu. On the feasibility of using motor imagery eeg-based brain-computer interface in chronic tetraplegics for assistive robotic arm control: a clinical test and long-term post-trial follow-up. *Spinal Cord*, 50, 2012.
- [38] J. Huggins, C. Guger, B. Allison, C. W. Anderson, A. Batista, A. Brouwer, C. Brunner, R. Chavarriaga, M. Fried-Oken, A.l Gunduz, D. Gupta, A. Kübler, R. Leeb, F. Lotte, L. Miller, G.R. Muller-Putz, T. Rutkowski, M. Tangermann, and D. Thompson. Workshops of the fifth international brain-computer interface meeting: Defining the future. *Journal of Brain-Computer Interfaces*, 1:27–49, 2013.
- [39] H. Bakardjian. Optimization of steady-state visual responses for robust brain-computer interfaces. *Tokyo University*, 2010.
- [40] L. Farwell and E. Donchin. Talking off the top your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials. *Electroencephal Clin Neurophysiol*, 70(6):510–523, 1988.
- [41] N. Birbaumer, N. Ghanayim, T. Hinterberger, I. B. Kotchoubey, A. Kübler, J. Perelmouter, E. Taub, and H. Flor. A spelling device for the paralysed. *Nature*, 398:297–298, 1999. doi:10.1038/18581.
- [42] M. Nicolelis and J. Chapin. Controlling robots with the mind. *Science American*, 287:46–53, 2002.
- [43] J. Carmena, M. Lebedev, R. Crist, J. O’Doherty, and D. Santucci. Learning to control a brain-machine interface for reaching and grasping by primates. *PLoS Biol*, 1(2):193–208, 2003. doi:10.1371.
- [44] R. Heliot, A. Orsborn, K. Ganguly, and J. Carmena. System architecture for stiffness control in brain-machine interfaces. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics -Part A: Systems and Humans*, 40:732–742, 2010.
-

- [45] T. Carlson, L. Tonin, S. Perdakis, R. Leeb, and J. del R. Millan. A hybrid BCI for enhanced control of a telepresence robot. *35th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2013.
  - [46] J. Doyon and H. Benali. Reorganization and plasticity in the adult brain during learning of motor skills. *Current Opinion in Neurobiology*, 15:161–167, 2005.
  - [47] D. L. Schomer and F. Lopes da Silva. *Niedermeyer’s Electroencephalography: Basic Principles, Clinical Applications, and Related Fields*. Wolters Kluwer Health, sixth edition edition, 2010.
  - [48] The Society for Neuroscience. *Brain Facts: A primer on the brain and nervous system*. Everbest Printing Company, 2002.
  - [49] B. Kolb and I. Whishaw. *An Introduction to Brain Behavior*. Worth Publishers, 2011.
  - [50] A. C. Guyton and J. E. Hall. *Tratado de Fisiología Médica*. McGrawHill, 2001.
  - [51] L. G. Kiloh, A. J. McComas, and J. W. Osselton. *Clinical Electroencephalography*. Butterworth and Co., 1972.
  - [52] A. Brovelli, J. Lachaux, P. Kahane, and D. Boussanoud. High gamma frequency oscillatory activity dissociates attention from intention in the human premotor cortex. *Neuroimage*, 28:154–164, 2005.
  - [53] C. Lamm, C. Windischberger, E. Moser, and H. Bauer. The functional role of dorso-lateral premotor cortex during mental rotation. an event-related fmri study separating cognitive processing steps using a novel task paradigm. *Neuroimage Elsevier*, 36:1374–1386, 2007.
  - [54] W. Klimesch. EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis. *Brain Research Reviews*, 29:169–195, 1999.
  - [55] M. Deiber, E. Sallard, C. Ludwig, C. Ghezzi, J. Barral, and V. Ibañez. EEG alpha activity reflects motor preparation rather than the mode of action selection. *Frontiers in Integrative Neuroscience*, 6:1–11, 2012.
  - [56] G. Pfurtscheller, C. Brunner, A. Schlogl, and F. Lopes da Silva. Mu rhythm (de)synchronization and eeg single-trial classification of different motor imagery tasks. *Neuroimage, Elsevier*, 31, 2006.
  - [57] O. Jensen, J. Kaiser, and J. Lachaux. Human gamma-frequency oscillations associated with attention and memory. *Trends in Neurosciences*, 30(7):317–324, 2007.
-

- [58] K. Choi. Electroencephalography (EEG) based neurofeedback training for brain-computer interface (BCI). *Experimental Brain Research*, 231:351–365, 2013.
- [59] F. Sun, L. Miller, and M. Esposito. Measuring interregional functional connectivity using coherence and partial coherence analyses of fMRI data. *Neuroimage*, 21:647–658, 2004.
- [60] R. M. Hutchison, T. Womelsdorf, E. A. Allen, P. A. Bandettini, V. D. Calhoun, M. Corbetta, S. D. Penna, J. H. Duyn, G. H. Glover, J. Gonzalez-Castillo, D. A. Handwerker, S. Keilholz, V. Kiviniemi, D. A. Leopold, F. de Pasquale, O. Sporns, M. Walter, and C. Chang. Dynamic functional connectivity: Promise, issues, and interpretations. *Neuroimage*, 80:360–378, 2013.
- [61] R. Kiani, C.J. Cueva, J.B. Reppas, D. Peixoto, S.I. Ryu, and W.T. Newsome. Natural grouping of neural responses reveals spatially segregated clusters in prearcuate cortex. *Neuron, Science Direct*, 15:1–15, 2015.
- [62] A. Tzovara, R. Chavarriaga, and M. De Lucia. Quantifying the time for accurate EEG decoding of single value-based decisions. *Journal of Neuroscience Methods, Elsevier*, 2014.
- [63] B. Amsel. Tracking real-time neural activation of conceptual knowledge using single-trial event-related potentials. *Neuropsychologia*, 49:970–983, 2011.
- [64] F. Hoffstaedter, C. Grefkes, and K. Zilles and S. Eickhoff. The “what” and “when” of self-initiated movements. *Cerebral Cortex*, 23:520–530, 2012.
- [65] H. Berger and P. Gloor. Hans berger on the electroencephalogram of man : the fourteen original reports on the human encephalogram. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, (28), 1969.
- [66] A. Rémond. *EEG Informatics. A Didactic Review of Methods and Applications of EEG Data Processing*. Elsevier, 1977.
- [67] A. Kawala-Janik, J. Baranowski, M. Podpora, P. Platek, and M. Pelc. Use of a cost-effective neuroheadset emotiv epoc for pattern recognition purposes. *International Journal of Computing*, 13(1):1–2, 2014.
- [68] V. Jurcak, D. Tsuzuki, and I. Dan. 10/20,10/10 and 10/5 systems revisited: Their validity as relative head-surface-based positioning systems. *NeuroImage, Elsevier*, 34, 2007.
- [69] A. Guillot, C. Collet, V. Nguyen, F. Malouin, C. Richards, and J. Doyon. Brain activity during visual versus kinesthetic imagery: An fMRI study. *Human Brain Mapping*, 30:2157–2172, 2009.
-

- [70] J. Munzert, B. Lorey, and K. Zentgraf. Cognitive motor processes: The role of motor imagery in the study of motor representations. *Brain Research Reviews*, 60:306–326, 2009.
- [71] C. Cinel L. Citi, R. Poli and F. Sepulveda. P300-based BCI mouse with genetically-optimized analogue control'. *IEEE Transactions Actions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 16(1), 2008.
- [72] R. Chalodhorn C. Bell, P. Shenoy and R. Rao. Control of a humanoid robot by a noninvasive brain–computer interface in humans. *Journal of Neural Engineering*, 2008.
- [73] R. Groningen. Multichannel eeg visualization. *Wiskunde*, 2010.
- [74] E. Sellers and E. Donchin. A P300-based brain-computer interface: initial tests by ALS patients. *Clinical Neurophysiol*, 117(no. 3):538–548, 2006.
- [75] F. Piccione, F. Giorgi, P. Tonin, K. Priftis, S. Giove, S. Silvoni, G. Palmas, and F. Beverina. P300-based brain computer interface: reliability and performance in healthy and paralysed participants. *Clinical Neurophysiol*, 117, 2006.
- [76] E. Lalor, S. Kelly, C. Finucane, R. Burke, R. Smith, R. Reilly, and G. McDarby. Steady-state vep-based brain-computer interface control in an immersive 3d gaming environment. *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*, pages 3156–3164, 2005.
- [77] P. Roland and B. Gulyas. Visual imagery and visual representation. *Trends Neuroscience, Elsevier*, 17:281–287, 1994.
- [78] S. Vries and T. Mulder. Using motor imagery in the rehabilitation of hemiparesis. *Journal Rehanilitation Medicine*, 39:5–13, 2007.
- [79] J. Decety, M. Jeannerod, and C. Prablanc. The timing of mentally represented actions. *Behavioural Brain Research*, 34:35–42, 1989.
- [80] J. Schwoebel, C. Boronat, and H. Branch-Coslett. The man who executed “imagined” movements: Evidence for dissociable components of the body schema. *Brain and Cognition*, 50, 2002.
- [81] R. Zatorre, T. Mondor, and A. Evans. Auditory attention to space and frequency activates similar cerebral systems. *NeuroImage*, 10(1):544–554, 1999.
- [82] M. Schreuder, B. Blankertz, and M. Tangermann. A new auditory multi-class brain-computer interface paradigm: Spatial hearing as an informative cue. *PLoS ONE*, 5(4):1–14, 2010.
-

- [83] K.V. Dijkstra, P. Brunner, A. Gunduz, W. Coon, A.L. Ritaccio, J. Farquhar, and G. Schalk. Identifying the attended speaker using electrocorticographic (ECoG) signals. *Brain omputer Interfaces*, year = 2015, volume = 2, number = 4, pages = 151-163 note = ,.
- [84] C. Neuper, R. Scherer, M. Reiner, and G. Pfurtscheller. Imagery of motor actions: Differential effects of kinesthetic and visual-motor mode of imagery in single-trial EEG. *Cognitive Brain Research, Elsevier*, 25:668–677, 2005.
- [85] A. Kumar. *Textbook of Movement Disorders*. Jaypee Brothers Medical Publishers, 2012.
- [86] A. Ponce-Alvarez, B. He, P. Hagmann, and G. Deco. Task-driven activity reduces the cortical activity space of the brain: Experiment and whole-brain modeling. *PLoS Biology*, 11(8):1–26, 2015.
- [87] T. Medkour, A. Walden, and A. Burgess. Graphical modelling for brain connectivity via partial coherence. *Journal of Neuroscience Methods*, 287:93–96, 2000.
- [88] T. Mima, T. Matsuoka, and M. Hallett. Functional coupling of human right and left cortical motor areas demonstrated with partial coherence analysis. *Neuroscience Letters, Elsevier*, 287:93–96, 2000.
- [89] F. Mora, G. Segovia, and A. Arco. Aging, plasticity and environmental enrichment: Structural changes and neurotransmitter dynamics in several areas of the brain. *Brain Research Reviews Elsevier*, 55:78–88, 2007.
- [90] G. Hadjipavlou, P. Duncley, T. Behrens, and I. Tracey. Determining anatomical connectivities between cortical and brainstem pain processing regions in humans: A diffusion tensor imaging study in healthy controls. *Pain*, 123:169–178, 2006.
- [91] L. Ungerleider, J. Doyon, and A. Karni. Imaging brain plasticity during motor skill learning. *Neurobiology of Learning and Memory*, 78:553–564, 2002.
- [92] J. Stevens and M. Phillips Stoykov. Motor imagery and stroke rehabilitation: A critical discussion. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 84:1090–1092, 2003.
- [93] S. Vries and T. Mulder. Motor imagery and stroke rehabilitation: A critical discussion. *Journal of Rehabilitation Medicine*, 39:5–13, 2007.
- [94] M. Muller, T. Gruber, and A. Keil. Modulation of induced gamma band activity in the human EEG by attention and visual information processing. *International Journal of Psychophysiology*, 38:283–299, 2000.
-

- [95] E. Naito. Sensing limb movements in the motor cortex: How humans sense limb movement. *The neuroscientist, Sage Publications*, 10:73–82, 2004.
- [96] J. Verhagen and L. Engelen. The neurocognitive bases of human multimodal food perception: Sensory integration. *Neuroscience and biobehavioral reviews*, 30:613–650, 2006.
- [97] B. Bridgeman, A. Gemmer, T. Forsman, and V. Huemer. Processing spatial information in the sensorimotor branch of the visual system. *Vision Research*, 40, 2000.
- [98] D. Schneider and R. Mooney. Motor-related signals in the auditory system for listening and learning. *Neurobiology*, 33, 2015.
- [99] E. Naito, T. Nakashima, T. Kito, Y. Aramaki, T. Okada, and Norihiro Sadato. Human limb-specific and non-limb-specific brain representations during kinesthetic illusory movements of the upper and lower extremities. *European Journal of Neuroscience*, 25:3476–3487, 2007.
- [100] A. Guillot, C. Collet, V. Nguyen, F. Malouin, C. Richards, and J. Doyon. Deriving haptic design guidelines from human physiological and neurological foundations. *Haptic Rendering—Beyond Visual Computing*, 2004.
- [101] P. Burgess and J. Wei. Signaling of kinesthetic information by peripheral sensory receptors. *Annual Reviews of Neuroscience*, 5:171–187, 1982.
- [102] M. Gomez-Rodriguez, J. Peters, J. Hill, B. Scholkopf, A. Gharabaghi, and M. Grosse-Wentrup. Closing the sensorimotor loop: haptic feedback facilitates decoding of motor imagery. *Journal Neural Engineering*, 8, 2011.
- [103] B. Allison and C. Neuper. Could anyone use a BCI? *Springer-Verlag London Limited*, 2010.
- [104] C. Babiloni, F. Carducci, F. Cincotti, P. Rossini, C. Neuper, G. Pfurtscheller, and F. Babiloni. Human movement-related potentials vs desynchronization of EEG alpha rhythm a high resolution EEG study. *NeuroImage*, 10, 2000.
- [105] C. Anderson D. Garrett, D. Peterson and M. Thaut. Comparison of linear, nonlinear, and feature selection methods for EEG signal classification. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 11(2), 2003.
- [106] A. Shackman, B. McMennamin, H. Slagter, J. Maxwell, L. Greischar, and R. Davidson. Electromyogenic artifacts and electroencephalographic inferences. *Brain Topography*, 2009.
- [107] S. Muthukumaraswamy. High-frequency brain activity and muscle artifacts in MEG/EEG: a review and recommendations. *Frontiers in Neuroscience*, 34:195–212, 2013.
-

- [108] D. Farina, W. Jensen, and M. Akay. *Introduction to neural engineering for motor rehabilitation*. IEEE Press, Wiley, 2013.
  - [109] D. Puthankattil Subha, P. Joseph, R. Acharya, and C. Min Lim. EEG signal analysis: A survey. *Journal of Medical Systems*, 34:195–212, 2010.
  - [110] L. Hunt, N. Kolling, A. Soltani, M. Woolrich, M. Rushworth, and T. Behrens. Mechanisms underlying cortical activity during value-guided choice. *Nature Neuroscience*, 15(3):470–479, 2012.
  - [111] M. Duvinage, T. Castermans, M. Petieau, T. Hoellinger, G. Cheron, and T. Dutoit. Performance of the Emotiv EPOC headset for P300-based applications. *BioMedical Engineering*, 2013.
  - [112] G. Schalk, D. McFarland, T. Hinterberger, N. Birbaumer, and J. Wolpaw. Bci2000 a general purpose brain computer interface BCI system. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(6):1034–1043, 2004.
  - [113] Y. Renard, F. Lotte, G. Gibert, M. Congedo, E. Maby, O. Bertrand V. Delannoy, , and A. Lecuyer. OpenViBE an open source software platform to design, test, and use brain computer interfaces in real and virtual environments. *Presence: Teleoperators and Virtual Environments*, 19:326–336, 2010.
  - [114] R. Rangayyan. *Introduction to biomedical signals. Book: Biomedical signal analysis*. Wiley, 2012.
  - [115] J. Cao, N. Murata, S. Amari, A. Cichocki, and T. Takeda. Independent component analysis for unaveraged single-trial MEG data decomposition and single-dipole source localization. *Neurocomputing*, 49:255–277, 2002.
  - [116] A. Cichocki and S. Amari. *Adaptive Blind Signal and Image Processing*. Wiley, 2002.
  - [117] T.W. Lee. *Independent Component Analysis*. Springer, 1998.
  - [118] S. Mason and G. Birch. A brain-controlled switch for asynchronous control applications. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 47(10):1297–1307, 2000.
  - [119] T. Geng, M. Dyson, C. Tsui, and J. Q. Gan. A 3-class asynchronous BCI controlling a simulated mobile robot. *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, 2007.
  - [120] R. Scherer, F. Lee, A. Schlogl, R. Leeb, H. Bischof, and G. Pfurtscheller. Toward self-paced brain–computer communication: Navigation through virtual worlds. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 55(2):675–682, 2008.
-



- [121] A. Satti, D. Coyle, and G. Prasad. Continuous EEG classification for a self-paced BCI. *IEEE EMBS Conference on Neural Engineering*, 2009.
- [122] S. Rubio, E. Diaz, J. Martin, and J.M. Puente. Evaluation of subjective mental workload: A comparison of swat, nasa-tlx, and workload profile methods. *Applied Psychology, Wiley Online Library*, 53:61–86, 2004.
- [123] S. Mason, J. Kronegg, J. Huggins, M. Fatourechi, and A. Schloegl. Evaluating the performance of self-paced BCI technology. Technical report, Neil Squire Society, 2006.
- [124] M. Fatourechi, G. Birch, and R. Ward. A self-paced brain interface system that uses movement related potentials and changes in the power of brain rhythms. *Journal of Computational Neuroscience*, 23:21–37, 2007.
- [125] M. Fatourechi, R. Ward, and G. Birch. A self-paced brain–computer interface system with a low false positive rate. *Journal of Neural Engineering, IOP*, 5:9–23, 2008.
- [126] R. Leeb, D. Friedman, G. Muller-Putz, R. Scherer, M. Slater, and G. Pfurtscheller. Self-paced (asynchronous) BCI control of a wheelchair in virtual environments: A case study with a tetraplegic. *Computational Intelligence and Neuroscience, Hindawi*, 2007.
- [127] C. Neuper, R. Scherer, S. Wriessnegger, and G. Pfurtscheller. Motor imagery and action observation: Modulation of sensorimotor brain rhythms during mental control of a brain–computer interface. *Clinical Neurophysiology*, 120, 2009.
- [128] G. Pfurtscheller, C. Neuper, H. Ramoser, and J. Muller-Gerking. Visually guided motor imagery activates sensorimotor areas in humans. *Neuroscience Letters*, 269, 1999.
- [129] M. Marrufo, E. Vaquero, M. Cardoso, and C. Gomez. Temporal evolution of a and b bands during visual spatial attention. *Cognitive Brain Research Elsevier*, 12:315–320, 2001.
- [130] J. Hesse, J.W. Gardner, and W. Gopel. *Sensors in Medicine and Health Care: Sensors Applications*. Wiley-VCH Verlag, 2004.
- [131] V. Mihajlovic, G. Garcia-Molina, and J. Peuscher. To what extent can dry and water-based EEG electrodes replace conductive gel ones. *International Conference on Biomedical Engineering*, 2011.
- [132] R. Ortner, E. Grünbacher, and C. Guger. State of the art in sensors, signals and signal processing. Technical report, G.tec medical engineering GmbH/Guger Technologies OG, Graz, Austria, 2010.
-

- [133] P. Selvidge, B. Chaparro, and G. Bender. The world wide wait: effects of delays on user performance. *International Journal of industrial ergonomics*, 29, 2001.
  - [134] A. Berti and F. Frassinetti. When far becomes near: Remapping of space by tool use. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 12(3):415–420, 2000.
  - [135] A. Maravita and A. Iriki. Tools for the body (schema). *Trends in Cognitive Science*, 8(2):79–86, 2004.
  - [136] T. Carlson, G. Alvarez, D-Wu, and F. Verstraten. Rapid assimilation of external objects into the body schema. *Psychological science*, 2010.
  - [137] P. Morasso, M. Casadio, V. Mohan, F. Rea, and J. Zenzeri. Revisiting the body-schema concept in the context of whole-body postural-focal dynamics. *Frontiers in human neuroscience*, 9(83):1–10, 2015.
  - [138] H. Imamizu, S. Miyauchi, T. Tamada, Y. Sasaki, R. Puetz, T. Yochioka, and M. Kawato. Human cerebellar activity reflecting an acquired internal model of a novel tool. *Nature*, 403, 2000.
  - [139] D. Wolpert, Z. Ghahramani, and M. Jordan. An internal model for sensorimotor integration. *Science*, 1995.
  - [140] D. M. Wolpert and M. Kawato. Multiple paired forward and inverse models for motor control. *Neural Networks*, 11, 1998.
  - [141] T. Murata. Petri nets: Properties, analysis and applications. *Proceedings of the IEEE*, 77(4):541 – 580, 1989.
  - [142] S. Hart and L. Staveland. Development of nasa-tlx (task load index): Results of empirical and theoretica research. *Advances in Psychology, Elsevier*, 52:139–183, 1988.
  - [143] N. Holmes and C. Spence. The body schema and the multisensory representation(s) of peripersonal space. *Cognitive Process*, 5(2):94–105, 2004.
  - [144] A. Hamilton, D. Wolpert, and U. Frith. Your own action influences how you perceive another person’s action. *Current Biology*, 14, 2004.
  - [145] H. Heuer and S. Keele. *Handbook of perception and action*. Academic Press, 1996.
  - [146] D. Merfeld, L. Zupan, and R. Peterka. Humans use internal models to estimate gravity and linear acceleration. *Nature*, 1999.
  - [147] C. Padoa-Schioppa, C. Ray Li, and E. Bizzi. Neuronal correlates of kinematics-to-dynamics transformation in the supplementary motor area. *Neuron*, 36:751–765, 2006.
-

- [148] U. Proske and S. Gandevia. The proprioceptive senses: Their roles in signaling body shape, body position and movement, and muscle force. *Physiology Rev*, 92, 2012.
- [149] F. Vignemont. Body schema and body image—pros and cons. *Neuropsychologia*, 48, 2010.
- [150] G. Di Pino, A. Maravita, L. Zollo, E. Guglielmelli, and V. Di Lazzaro. Augmentation-related brain plasticity. *frontiers in Systems Neuroscience*, 8(109):1–22, 2014.
- [151] J. Clery, O. Guipponi, C. Wardak, and S. Ben Hamed. Neuronal bases of peripersonal and extrapersonal spaces, their plasticity and their dynamics: Knowns and unknowns. *Neuropsychologia*, 70, 2015.
- [152] C. Spence, F. Pavani, A. Maravita, and N. Holmes. Multisensory contributions to the 3-d representation of visuotactile peripersonal space in humans: evidence from the crossmodal congruency task. *Journal of physiology*, 98, 2004.
- [153] C. Nabeshima, Y. Kuniyoshi, and M. Lungarella. Adaptive body squema for robotic tool-use. *Advanced Robotics*, 20(10):1105–1126, 2006.
- [154] R. Hellman, E. Chang, J. Tanner, S. Helms, and V. Santos. A robot hand testbed designed for enhancing embodiment and functional neurorehabilitation of body schema in subjects with upper limb impairment or loss. *Frontiers in Human Neuroscience*, 9(26):1–6, 2015.
- [155] J. R. Flanagan and A. Wing. The role of internal models in motion planning and control: Evidence from grip force adjustments during movements of hand-held loads. *Journal of Neuroscience*, 17(4):1519–1528, 1997.
- [156] F. Paas, A. Renkl, and J. Sweller. Cognitive load theory: Instructional implications of the interaction between information structures and cognitive architecture. *Instructional Science*, 32, 2004.
- [157] A. W. K. Gaillard. Comparing the concepts of mental load and stress. *Ergonomics*, 36(9):991–1005, 1993.
- [158] H. Preester and M. Tsakiris. Body-extension versus body-incorporation: Is there a need for a body-model? *Phenomenology and the Cognitive Sciences*, 8, 2009.
- [159] S. Hart and L. Staveland. Nasa-task load index (nasa-tlx); 20 years later. *Proceedings of the human factors and ergonomics society 50th annual meeting*, 50(9):904–908, 2006.
- [160] R. Leeb, L. Tonin, M. Rohm, L. Desideri, T. Carlson, and J. R. Millan. Towards independence: A BCI telepresence robot for people with severe motor disabilities. *Proceedings of the IEEE*, 103(6):969–982, 2015.
-

- [161] A. Teymourian, T. Luth, A. Graser, T. Felzer, and R. Nordmann. Brain-controlled finite state machine for wheelchair navigation. *ASSETS ACM*, 2008.
  - [162] R. Ramli, H. Arof, Fatimah Ibrahim, N. Mokhtar, and M. Yamani. Using finite state machine and a hybrid of EEG signal and EOG artifacts for an asynchronous wheelchair navigation. *Expert systems with applications*, 42, 2014.
  - [163] A. Gill. *Introduction to the theory of Finite-State machines*. Electronic science series, Mc Graw-Hill Book Company, 1982.
  - [164] C. Hsieh, H. Che, and Y. Huang. An HMM-based eye movement detection system using EEG brain-computer interface. *IEEE*, 2014.
  - [165] U. Sánchez. Comando de robots mediante ondas cerebrales con control dinámico. Master's thesis, CINVESTAV, Unidad Saltillo, Nov 2012.
  - [166] W. Hairston, K. Whitaker, A. Ries, J. Vettel, J. Bradford, S. Kerick, and K. McDowell. Usability of four commercially-oriented EEG systems. *Journal of Neural Engineering*, 2014.
  - [167] R. Miranda, W. Casebeer, A. Hein, J. Judy, E. Krotkov, T. Laabs, J. Manzo, K. Pankratz, G. Pratt, J. Sanchez, D. Weber, T. Wheeler, and G. Ling. Darpa-funded efforts in the development of novel brain-computer interface technologies. *Journal of Neuroscience Methods*, 2015.
  - [168] Emotiv. *Emotiv Software Development Kit*. Australia, 2009.
  - [169] R. Srinivasan. Methods to improve the spatial resolution of EEG. *International Journal of Bioelectromagnetism*, 1(1):102–111, 1999.
  - [170] M. Cutkosky and R. Howe. *Dextrous robot hands*, chapter Human grasp choice and robotic grasp analysis. Springer-Verlag, 1990.
  - [171] M. Vidyasagar M. Spong. *Robot Dynamics and Control*. Wiley, 1989.
  - [172] J.Lackner and M. Levine. Changes in apparent body orientation and sensory localization induced by vibration of postural muscles: Vibratory myesthetic illusions. *Aviation, Space, and Environmental Medicine*, 50, 1979.
  - [173] H. Sun, T. M. Blakely, F. Darvas, J. D. Wander, L. A. Johnson, D. K. Su, K. J. Miller, E. Fetz, and J. G. Ojemann. Sequential activation of premotor, primary somatosensory and primary motor areas in humans during cued finger movements. *Clinical Neurophysiology*, 2015.
  - [174] A. Steinfeld, T. Fong, D. Kaber, M. Lewis, J. Scholtz, A. Schultz, and M. Goodrich. Common metrics for human-robot interaction. *Proceedings of the 1st ACM SIGCHI/SIGART conference on Human-robot interaction*, 1:33–40, 2006.
-

- [175] R. Scherer, J. Faller, E. Friedrich, E. Opisso, U. Costa, A. Kubler, and G. Muller-Putz. Individually adapted imagery improves brain-computer interface performance in end-users with disability. *PLoS ONE*, 10(5):1–14, 2015.
  - [176] R. Xu, N. Jiang, N. Mrachacz-Kersting, C. Lin, G. A. Prieto, J. C. Moreno, J. L. Pons, K. Dremstrup, and D. Farina. A closed-loop brain-computer interface triggering an active ankle-foot orthosis for inducing cortical neural plasticity. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, (7):2092–2101, 2014.
  - [177] F. Esposito, T. Scarabino, A. Hyvarinen, E. Formisano, S. Comani, G. Tedeschi, R. Goebel, E. Seifritz, and F. Di Salle. Independent component analysis of fMRI group studies by self-organizing clustering. *Neuroimage*, 25:193–205, 2005.
  - [178] M. W. Spong, S. Hutchinson, and M. Vidyasagar. *Robot modeling and control*. John Wiley & sons, Inc., 2006.
  - [179] C. Canudas, G. Bastin, and B. Siciliano. *Theory of robot control*. Springer-Verlag New York, Inc., 1996.
-