



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL
ESTADO DE MORELOS



FACULTAD DE
HUMANIDADES

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE
MORELOS

FACULTAD DE HUMANIDADES

Propuesta de interfaz cerebro-computador,
controlada por la sincronización de fase en los
registros EEG de las regiones motoras de la
corteza cerebral

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL TÍTULO DE:
Maestra en Ciencias Cognitivas

PRESENTA:
Andrés Jaramillo González

DIRECTOR DE TESIS:
Jorge Hermosillo Valadez

Abril, 2013

RESUMEN

Esta tesis aborda desde una perspectiva teórica, algunos aspectos de la problemática asociada al análisis de señales de EEG en el campo de las Interfaces Cerebro-Computador y la transformación de sus rasgos característicos en variables de control, que permiten vincular la actividad electrofisiológica con tareas mentales. El acoplamiento de la actividad oscilatoria de diferentes ensambles y redes neuronales es el supuesto mecanismo subyacente por el que tiene lugar la integración funcional a gran escala que sustentan los procesos cognitivos. Dicha integración se revela a través de la sincronización de fase de estos ensambles. En el campo de las BCI, el hallazgo de esta sincronización ha servido para obtener variables de control vinculadas a las imaginaciones motoras. Sin embargo, los métodos numéricos empleados para encontrar el régimen de sincronización de fase, están limitados en banda, son computacionalmente complejos, requieren de un gran número de ensayos para ser estadísticamente significativos, y obtienen sólo dos variables de control. En esta tesis, proponemos un método que permite compensar estas limitaciones logrando hallar sincronización de fase en un espectro de frecuencias amplio, entre diferentes áreas de la corteza cerebral, incluyendo interacciones interhemisféricas, a pesar de la variabilidad intrínseca de los registros. El método propone la utilización de sólo tres electrodos y se basa en el análisis de las fases instantáneas de los componentes espectrales del espectro de Fourier, para encontrar entre un par de ellos indicios del régimen de sincronización de fase, obteniendo así más de dos variables de control.

Introducción

La importancia de las Interfaces Cerebro-Computador (BCI por sus siglas en inglés) radica en que son herramientas que permiten establecer nuevos canales o vías alternativas, que compensan en algún grado las capacidades humanas ausentes o perdidas, y mejoran la interacción del individuo discapacitado con otras personas y con su entorno.

Fundamental para el campo de las BCI, es el estudio de la corteza cerebral, debido a su importancia para los procesos cognitivos de alto nivel en el ser humano, siendo el centro de atención en la investigación en neurociencias. Un caso particular, es el movimiento voluntario de las extremidades, función de la corteza cerebral, cuya actividad electrofisiológica puede ser registrada por medio de la técnica de electroencefalografía (EEG).

En la literatura sobre BCIs, se reportan diversos experimentos donde se ha observado que los sujetos son capaces de controlar voluntariamente determinados rasgos de las señales de EEG. Esto permite obtener variables de control que vinculan estas señales con la actividad mental del sujeto, como es el caso de las imaginaciones motoras. El interés de las variables de control radica en la posibilidad de controlar un dispositivo robótico a través de la actividad mental del sujeto.

Para obtener variables de control, se han realizado experimentos donde se estudia la interacción entre ambos hemisferios ante tareas de realización de movimiento e imaginación motora. En ellos, sólo se reporta la actividad diferencial de registros bipolares de EEG como resultado de variaciones en la potencia de los Ritmos Sensorimotors en bandas estrechas, lo que limita la comprensión de la actividad electrofisiológica de las áreas subyacentes.

Por otro lado, el acoplamiento de la actividad oscilatoria de diferentes ensamblajes y redes neuronales es el mecanismo subyacente por el que supuestamente tiene lugar la integración funcional a gran escala que sustenta los procesos cognitivos. Dicha integración se revela a través de la sincronización en fase de estos ensamblajes y redes. En el campo de las BCI, el hallazgo de esta sincronización ha servido para obtener variables de control vinculadas a las imaginaciones motoras. Sin embargo, los métodos numéricos empleados para encontrar el régimen de sincronización de fase, están limitados en banda, son computacionalmente complejos, y requieren de un gran número de ensayos para ser estadísticamente significativos.

En esta tesis, proponemos un método que permite compensar estas limitaciones encontrando indicios del régimen de sincronización de fase en un espectro de frecuencias amplio entre diferentes áreas de la corteza cerebral, incluyendo interacciones interhemisféricas, a pesar de la variabilidad intrínseca de las señales. Este método, permitiría explorar capacidades inéditas del cerebro, proponiendo un diseño portátil de BCI, obteniendo tres variables de control cuando la mayoría de los diseños en BCIs obtienen solo dos.

La estructura del documento es la siguiente. En el capítulo 1 presentamos los antecedentes teóricos de las BCIs, y algunos aspectos relevantes de la actividad electrofisiológica que permitan comprender la importancia del EEG para registrar la actividad de la corteza, en particular las imaginaciones motoras. En ese capítulo también adelantamos cuestiones teóricas sobre el fenómeno de sincronización.

En el capítulo 2 hacemos una breve revisión del estado del arte en BCIs, exponiendo los casos particulares de las BCIs que han utilizado interacciones entre hemisferios, y las que han usado indicios de sincronización de fase para obtener variables de control. En cada caso, señalamos las problemáticas vigentes y la aportación con la que nuestra propuesta pretende solventar esas problemáticas.

El capítulo 3 exponemos nuestra propuesta; los detalles del registro y del análisis de las señales, y el protocolo experimental propuesto.

En un último y breve capítulo, exponemos las perspectivas que se generan de este método propuesto, y unas conclusiones.

Tenemos que agregar que toda la literatura en el campo de BCIs está disponible en idioma inglés; hemos por tanto tomado dos consideraciones. La primera, es que todas las citas textuales que se indican en este documento, son traducciones libres de las fuentes originales. La segunda, es que para facilitar la comparativa con las fuentes, utilizamos a lo largo del texto las abreviaciones en inglés (e.g. MI, *motor imagery* por imaginación motora), que pueden ser consultadas en la lista de abreviaciones.

Lista de Abreviaciones

BCI	Brain-Computer Interface
BPF	Bandpower Features
CNS	Central Nervous System
CT	Cognitive Tasks
CV	Control Variable
ECoG	Electrocorticography
EEG	Electroencephalography
EP	Evoked Potential
EPSP	Excitatory Post-synaptic Potential
ERP	Event-Related Potentials
FFT	Fast Fourier Transform
fMRI	Functional Magnetic Resonance Imaging
fNIRS	Functional Near Infrared Spectroscopy
IPSP	Inhibitory Post-synaptic Potential
LFP	Local Field Potential
LS	Lag Synchronization
MC	Motor Cortex
MEG	Magnetoencephalography
MI	Motor Imagery
OC	Operant Conditioning
PA	Premotor Area
PET	Positron Emission Tomography
PL	Phase-locking
PLV	Phase Locking Value
PMC	Primary Motor Cortex
PS	Phase Synchronization
SC	Spectral Coherence
SC	Somatosensory Cortex
SCP	Slow Cortical Potentials
SCR	Single-cell Recording
SMA	Supplementary Motor Area
SMR	Sensorimotor Rhythms
SNR	Signal to Noise Ratio

Índice general

CAPÍTULO

1. Antecedentes Teóricos	1
1.1. Origen de las BCI	1
1.2. Aplicaciones y beneficios de las BCI	1
1.3. Fundamento Operativo y Estructura de las BCI	2
1.4. Clasificación de las BCI	3
1.5. Actividad Electrofisiológica en la Corteza, uso del EEG en BCIs	4
1.6. Métodos de generación de los rasgos en el EEG: Condicionamiento Operante y Tareas Mentales	6
1.7. Plasticidad neuronal, aprendizaje y evidencias de plasticidad en BCIs	7
1.8. Detección de variaciones en la actividad de la corteza motora	8
1.9. Imaginaciones Motoras y Ritmos Sensorimotores	9
1.10. El fenómeno de sincronización	11
1.11. Sincronización de fase en la Integración Funcional a gran escala	13
2. Estado del Arte y Problemática	15
2.1. Panorama General en BCIs	15
2.1.1. Wolpaw y colaboradores	15
2.1.2. Pfurtscheller y colaboradores	16
2.1.3. Birbaumer y colaboradores	16
2.1.4. Millán y colaboradores	16
2.1.5. Problemática y Aportación	17
2.2. BCIs controladas por interacción interhemisférica	18
2.2.1. Pineda y colaboradores, 2003	18
2.2.2. Wolpaw & McFarland, 1994	18
2.2.3. Problemática y Aportación	19
2.3. BCIs controladas por detección de PS	20
2.3.1. Wang y colaboradores, 2006	21
2.3.2. Brunner y colaboradores, 2006	21
2.3.3. Krusienski y colaboradores, 2012	22
2.3.4. Problemática y Aportación	22
3. Propuesta	27
3.1. Registro de Datos	27
3.2. Análisis de las Señales	28
3.2.1. El Método de TSS	28
3.2.2. Parámetros del Registro	30
3.2.3. Extracción de Rasgos	30
3.2.4. Traducción de Rasgos	31
3.2.5. Métodos de Comparación	34
3.3. Protocolo Experimental	35
3.3.1. Paradigma <i>off-line</i>	35
3.3.2. Desarrollo del Experimento	36
4. Perspectivas y Conclusiones	39
4.1. Perspectivas	39
4.2. Conclusiones	40
Bibliografía	43

1.1. Origen de las BCI

Hace cuarenta años Vidal (1973) utilizó por vez primera el término *Brain-Computer Interface* (BCI) para definir su proyecto de investigación; aunque ya antes, proyectos con el mismo fundamento habían tenido lugar (Graimman et al., 2010a). Desde entonces han surgido diversos proyectos, similares en objetivos pero diversos en metodología, que integran al día de hoy el campo de investigación multidisciplinario de las BCIs. Aunque el número de laboratorios y grupos en el mundo que incursionan en este campo no es tan grande, día a día se incrementa. En esos grupos convergen conocimientos de varias disciplinas (Mason y Birch, 2003): neurociencias, fisiología, psicología, ingeniería, ciencias computacionales, así como otras disciplinas técnicas y clínicas. La necesidad de integrar todos estos conocimientos tan diversos, vuelve al campo de las BCIs un terreno fértil para probar los más recientes hallazgos en todas ellas.

Un incremento notorio en la investigación en BCIs ha tenido lugar en los últimos veinte años gracias a una mejor comprensión de las funciones cerebrales, al desarrollo de nuevas técnicas en neuropsicología, a nuevos algoritmos y métodos numéricos más eficientes y robustos, al surgimiento de equipo de cómputo más poderoso, así como a un creciente interés social en las necesidades, problemas y potencial de la gente con discapacidades motoras (Kübler y Müller, 2007).

1.2. Aplicaciones y beneficios de las BCI

La principal motivación detrás de la investigación en BCIs, es el desarrollo de tecnologías médicas asistenciales, en particular, tecnologías que asistan a individuos con discapacidad motora parcial o total; individuos que conservan únicamente control sobre algunos músculos o están privados completamente de movimiento, y por tanto, privados de la capacidad de comunicarse con otra gente, y de una interacción plena con su entorno (Curran y Stokes, 2003; Kübler y Müller, 2007; Millán et al., 2010; Vaughan et al., 1996; Wolpaw et al., 2000).

El desarrollo filogenético del ser humano le ha dotado con “canales convencionales” de comunicación, vías aferentes y eferentes que comunican los receptores sensoriales con el Sistema Nervioso Central (CNS), y éste último con el sistema motor (Kandel et al., 2000). La retroalimentación por medio de estas vías es la que permite una correcta interacción del individuo con el entorno. Toda clase de actividad sensorimotora compleja depende para su adquisición y mantenimiento subsecuente de un ajuste continuo basado en la revisión de las salidas y entradas de estos sistemas (Piaget, 1952). La ausencia de retroalimentación impide el correcto desarrollo de las actividades motoras, y la pérdida de retroalimentación degrada las habilidades ya adquiridas (Gibson, 1966).

Es posible entonces definir a las BCIs como herramientas que permiten establecer nuevos canales o vías alternativas, que compensan en algún grado las capacidades humanas ausentes o perdidas, y mejoran la interacción del individuo discapacitado con otras personas y con su entorno (Kübler y Müller, 2007; Vaughan et al., 1996).

Para crear estas nuevas vías, las BCIs aprovechan de que el CNS puede permanecer funcional e intacto, en contraste con las trayectorias nerviosas aferentes y eferentes que han quedado interrumpidas. La intención es proveer al cerebro con nuevos canales de salida, independientes de la actividad muscular, que comuniquen y proyecten directamente al entorno la actividad cerebral del individuo vinculada a su cognición (Vaughan et al., 1996). En particular, lo que se aprovecha es la actividad electrofisiológica del cerebro vinculada a determinados estados mentales (Graimman et al., 2010b; Kübler y Müller, 2007; Wolpaw et al., 2002).

Ese principio de las BCIs hace posible implementarlas no solo en pacientes con discapacidad motora, sino también en sujetos sanos; y es en sujetos sanos que la mayoría de los laboratorios y grupos de investigación prueban sus sistemas BCI (Curran y Stokes, 2003).

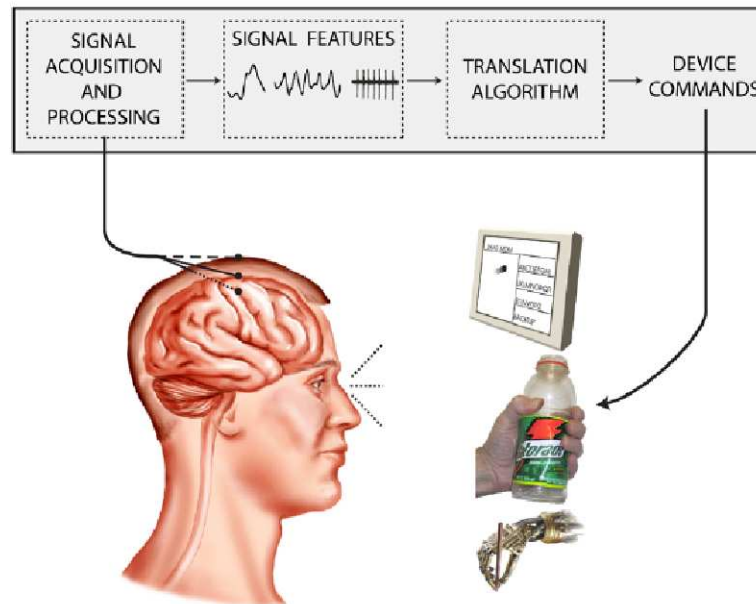


Figura 1.1: Partes fundamentales de un sistema BCI (tomado de Schalk y Mellinger, 2010.)

1.3. Fundamento Operativo y Estructura de las BCI

A pesar de tres décadas de investigación en este campo, tan solo hace diez años se consensó el esquema de los elementos que componen a las BCIs (Mason y Birch, 2003; Schalk et al., 2004).

El fundamento operativo para la construcción de BCIs, es que las señales electrofisiológicas (eléctricas o magnéticas) que tienen origen en el cerebro, están relacionadas con la cognición del individuo. Estas señales electrofisiológicas poseen varias propiedades (e.g. variaciones en la potencia, en la frecuencia de oscilación), y mediante diversos métodos es posible registrar una o varias de ellas, en función de los requerimientos de diseño (Kübler y Müller, 2007; Graimman et al., 2010a; Wolpaw et al., 2002).

En la figura 1.1 podemos ver el diseño básico y la partes operativas de cualquier sistema BCI. Las señales en el cerebro son adquiridas por algún método de registro y son procesadas para extraer rasgos específicos de la señal que reflejan las disposiciones y estados mentales del usuario; los rasgos son traducidos en comandos que operan un dispositivo (e.g. un cursor en un monitor, una prótesis, un actuador robótico) (Kübler y Müller, 2007; Graimman et al., 2010a; Mason y Birch, 2003; Wolpaw et al., 2002)¹. Nombramos a estos comandos *Variables de Control* (CV).

Siendo un reemplazo de las vías aferentes y eferentes naturales, el correcto funcionamiento de las BCIs depende, como en esas vías naturales, de la retroalimentación al sujeto de la actividad desempeñada, y de la posterior modificación que éste haga de su actividad cerebral en función de la retroalimentación (Wolpaw et al., 2002). Como se ve en la figura 1.1, el sujeto percibe por *feedback* visual (el tipo de retroalimentación mas usado en las BCIs) los cambios en su actividad cerebral.

Una creencia errónea consiste en pensar que el sólo hecho de registrar la actividad del cerebro, implica conocer los estados mentales del sujeto. Creer eso, es omitir etapas fundamentales en el proceso de diseño de una BCI. No basta con extraer rasgos característicos de la actividad electrofisiológica (que por sí misma solo es un reflejo de la actividad del CNS); se debe dotar a esos rasgos de un valor, de una semántica que permita vincular esos rasgos con los estados mentales del individuo (Mason y Birch, 2003). Lo que se hace entonces es, clasificar un conjunto de rasgos en la señal, como característicos de determinada actividad mental/cognitiva (Wolpaw et al., 2002); e.g. variaciones en la potencia de la banda μ , como características del movimiento imaginario de las

¹Debemos agregar un detalle sobre las CV. La mayoría de las traducciones que se hacen de los rasgos característicos de la actividad mental, construyen CV de tipo binario, "0 o 1"; la presencia/ausencia, incremento/decremento, de determinados rasgos de la señal, definen el estado 0 o el estado 1; e.g. el encendido o apagado de un interruptor, el avance hacia atrás o adelante de una silla de ruedas, el avance en la dirección actual o el cambio a una dirección diferente en un cursor.

manos².

1.4. Clasificación de las BCI

Una primera clasificación de las BCIs se hace según el método con el que se registran las señales; estos métodos pueden ser invasivos o no-invasivos.

Los métodos no-invasivos registran la actividad del cerebro sin acceder directamente a este órgano; los registros se hacen a nivel del cuero cabelludo, sin invasión quirúrgica o cirugías. Es posible registrar la actividad eléctrica por medio del método de EEG, buscando rasgos distintivos en las señales registradas (e.g. SCP, SMR, ERP, SSVEP); también se puede registrar la actividad magnética (MEG). Otros métodos no-invasivos aprovechan las variaciones metabólicas de la glucosa y oxígeno en el cerebro; tal es el caso de la medición del efecto BOLD con fMRI, o el menos utilizado método fNIRS. Otros, se valen de la introducción al cuerpo de un marcador radiactivo, que es el caso del PET. Por supuesto, cada una de las diferentes técnicas de registro tiene ventajas y desventajas en su aplicación a las BCIs. Un recuento de ellas puede verificarse en Kübler y Müller (2007).

Es posible encontrar combinaciones de varios de estos métodos de registro no-invasivo para la implementación de una BCI (Kübler y Müller, 2007), y en ocasiones incluso se recomienda que así sea (Millán et al., 2010). Debemos referir que el método de registro EEG es el más usado en el campo de las BCIs; más adelante expondremos las razones.

Otro tipo de métodos de registro son los invasivos. Éstos miden la actividad electrofisiológica del cerebro, ya sea en la superficie o al interior de la corteza cerebral. La ECoG se realiza por medio de tiras o matrices de electrodos colocados sobre las áreas de la corteza que se desea registrar; mientras que los métodos de registro intracorticales se valen de electrodos o arreglos de electrodos que registran la actividad de células individuales (SCR) o de ensambles de células (LFP) respectivamente (Kübler y Müller, 2007).

Los métodos de registro invasivos ofrecen ventajas sobre los no-invasivos: mayor potencia de la señal registrada y mayor SNR. Pero su desventaja es que requieren de cirugías para implantar los electrodos, así como otros procedimientos clínicos para el cuidado del individuo y procurar la aceptación del material implantado (Kübler y Müller, 2007).

Según sean las posibilidades y/o el propósito de la BCI, es posible optar por la metodología invasiva, aunque es necesaria una valoración de los resultados que se desea obtener. Por ejemplo, Wolpaw (2007) menciona que al menos en el campo de las BCIs, la superioridad de los métodos invasivos sobre los no-invasivos es cuestionable.

Otra clasificación recurrente de las BCIs se hace en función del tipo de pauta con que se produce la actividad mental que modifica las señales electrofisiológicas. La actividad mental puede ser evocada (síncrona), o espontánea (asíncrona)³; refiriéndose esto a que esta sincronizadas o no, con una pauta o indicación (Millán et al., 2007; Vaughan et al., 1996).

Las BCIs que se basan en la actividad mental evocada, explotan la capacidad del cerebro de proyectar en los registros variaciones estereotipadas en tiempo o frecuencia, en respuesta a determinados estímulos (Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 1999; Wolpaw y Boulay, 2010); tal es el caso del los EP en respuesta a la presentación de un estímulo sensorial, o el caso de los ERP en respuesta a eventos sensoriales, cognitivos o motores, que involucran procesos cognitivos de mayor nivel (e.g. memoria, atención). El momento en que ocurre el estímulo o evento, sirve como referencia o pauta para la ventana de tiempo en que se realiza el análisis de los registros; dentro de esa ventana de análisis debe, idealmente, hayarse la respuesta electrofisiológica estereotipada, vinculada a un proceso cognitivo. Un ejemplo de BCI que aprovecha las propiedades de los EP (en particular de los SSVEP) puede verificarse en Allison et al. (2008); un ejemplo del uso de ERP en BCI es el clásico Farwell y Donchin (1988).

Debemos mencionar que hay actividad electrofisiológica que sólo puede ocurrir en respuesta a cierto tipo de estímulo, estando por tanto restringida a la aparición de ese estímulo (e.g. el potencial P300); mientras que hay actividad electrofisiológica que puede ocurrir en respuesta a una pauta o estímulo pero también en cualquier

²En secciones posteriores nos extenderemos sobre este fenómeno; lo mencionamos aquí solo como un ejemplo.

³Cuando hagamos referencia a la actividad generada a partir de esas pautas, nos referiremos a ella como actividad evocada o actividad espontánea; esto, para evitar confusiones con el uso de los conceptos “sincronía” y “sincronización”, de los cuales haremos un uso considerable, y que reservamos para describir un fenómeno físico.

otro momento, puesto que el estado mental/cognitivo al que esta vinculada es controlado a voluntad por el sujeto (e.g. la tarea mental de rotar una figura, o de realizar una operación aritmética).

En el caso de las BCIs que dependen de determinada respuesta electrofisiológica vinculada a un tipo de estímulo, la naturaleza externa (al usuario) del estímulo, y la existencia de una única respuesta a ese tipo de estímulo, limitan el funcionamiento y las aplicaciones de esa BCI (Vaughan et al., 1996).

Por otro lado, en las BCIs basadas en la actividad mental espontánea, se busca analizar los registros de la señal electrofisiológica asociados a la actividad mental espontánea del sujeto, tal como ocurre en tiempo real, extrayendo de esa actividad rasgos que puedan vincularse con los estados mentales del sujeto, producidos de manera voluntaria. El usuario no necesita de indicadores o estímulos externos para modificar su actividad mental y las señales electrofisiológicas vinculadas a ella. Él es quien decide cuándo comenzar o terminar una tarea mental. Por tanto, la producción de la actividad electrofisiológica no depende de ninguna clase de estímulo externo y (a diferencia de la actividad mental evocada) por ello no se demanda la atención de alguna modalidad sensorial en el sujeto.

La actividad mental espontánea debe ser analizada con métodos numéricos robustos que puedan encontrar en tiempo real los rasgos que vinculan la actividad electrofisiológica con los estados mentales del individuo. Se mejora el desempeño de la BCI si se aplican conocimientos complementarios, por ejemplo, sobre la distribución funcional de la corteza cerebral, o sobre los fenómenos ante los que son reactivas las diferentes bandas de frecuencia del EEG (Millán et al., 2007; Vaughan et al., 1996).

Para el diseño e implementación de una BCI no sólo se debe considerar el mejor método para registrar la señal; es igual o hasta más relevante conocer el tipo de señal electrofisiológica y los rasgos que se pretenden extraer de ella, aprovechando sus características para lograr un aceptable desempeño de la BCI (Curran y Stokes, 2003; Wolpaw et al., 2002).

1.5. Actividad Electrofisiológica en la Corteza, uso del EEG en BCIs

La actividad eléctrica que puede registrarse en el CNS es producto de las contribuciones de todos los procesos celulares que tienen lugar en los tejidos de ese sistema (Buzsáki et al., 2012). Los campos eléctricos generados al interior de los tejidos del CNS (y particularmente para nuestro interés, dentro de la corteza cerebral) pueden registrarse en forma de potencial eléctrico al medirse respecto de un potencial de referencia (o simplemente referencia) (Buzsáki et al., 2012; Speckmann y Elger, 2005).

Los potenciales eléctricos pueden ser captados por métodos de registro intracelular ó extracelular (Buzsáki et al., 2012; Speckmann y Elger, 2005), y la información obtenida es usada para interpretar aspectos de la dinámica neuronal (Buzsáki et al., 2012).

El conocimiento de la actividad de neuronas individuales no es suficiente para comprender el comportamiento macroscópico del sistema y las funciones cerebrales de alto nivel (Lopes Da Silva, 2010). “Es necesaria la comprensión de como interactúan las poblaciones de neuronas y experimentan procesos de auto-organización para formar ensamblajes dinámicos (Lopes Da Silva, 2010)”. La medición extracelular del campo eléctrico o magnético arroja información que proviene de la actividad de redes y poblaciones de neuronas (Lopes Da Silva, 2010). Los potenciales eléctricos extracelulares (con sus características como frecuencia y potencia) son producto de la contribución de múltiples fuentes, de las propiedades de los tejidos en que se forman estos potenciales, entre otras variables (Buzsáki et al., 2012). Estos factores definen cualitativa y cuantitativamente a la señal registrada.

Históricamente, han existido varios tipos de métodos para el registro del potencial eléctrico (ya hablamos un poco de ellos en una sección anterior). Se usa el EEG cuando el registro se hace sobre el cuero cabelludo; el ECoG cuando el registro se hace con gradillas de electrodos subdurales en la superficie de la corteza cerebral; el método de LFP (también conocido como EEG intracraneal) cuando los potenciales son registrados con electrodos desde dentro de la corteza; el MEG para registrar la actividad de los campos magnéticos que se generan en el cerebro (Buzsáki et al., 2012). Todos estos métodos de registro han sido utilizados en la implementación de BCIs (Graimman et al., 2010a; Kübler y Müller, 2007).

Aunque todas las estructuras del SNC generan potenciales eléctricos, el centro de atención en la investigación ha sido la corteza cerebral (Buzsáki et al., 2012), esto se debe a su importancia para los procesos cognitivos de alto nivel en el ser humano; tal es el caso del movimiento voluntario de las extremidades, función de la corteza cerebral que es fundamental para el campo de las BCI y por ende para la propuesta que hacemos.

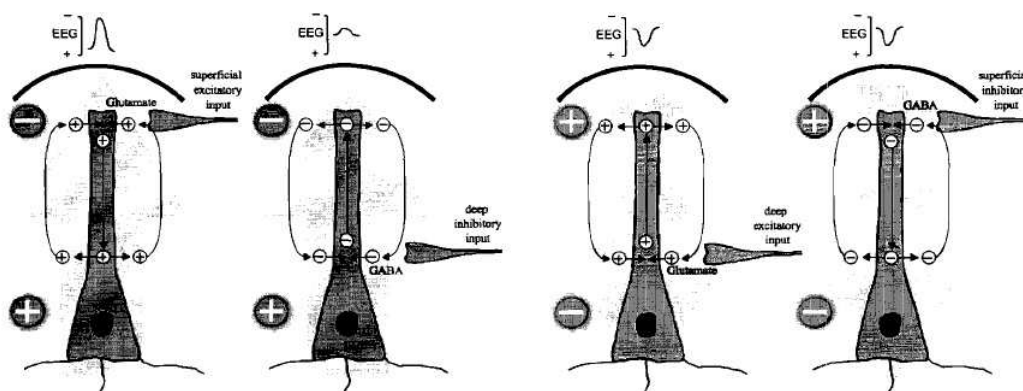


Figura 1.2: Neuronas idealizadas en las que se muestran, los tipos de conexiones postsinápticas (EPSP, IPSP) y la orientación de los dipolos que producen en el cuerpo de la dendrita. En el potencial registrado a nivel del cuero cabelludo, las dos de la izquierda muestran amplitudes positivas, y las dos de la derecha amplitudes negativas (Kirschstein y Köhling, 2009).

Como antes dijimos, el campo eléctrico registrado a nivel del cuero cabelludo es producto de varias contribuciones; pero para el método de registro de EEG, la mayor contribución proviene de los potenciales postsinápticos excitatorios e inhibitorios (EPSP e IPSP) que tienen lugar en las dendritas apicales de las neuronas piramidales situadas en las capas más externas de la corteza cerebral (Buzsáki et al., 2012; Lopes Da Silva, 2010; Kirschstein y Köhling, 2009).

La producción de diferentes concentraciones iónicas durante los EPSP e IPSP a lo largo de las dendritas apicales, genera dipolos eléctricos momentáneos (Lopes Da Silva, 2010; Nunez y Srinivasan, 2006). Adicionalmente a la magnitud y a la orientación de estos dipolos, así como a su densidad en un área determinada, su coordinación temporal (es decir, la manera en que se sincronizan sus campos) es lo que da forma al potencial eléctrico extracelular registrado en el EEG (Buzsáki et al., 2012; Lopes Da Silva, 2010; Kirschstein y Köhling, 2009). La figura 1.2 muestra el detalle de estos potenciales postsinápticos.

A pesar de la baja resolución espacial y de la relativamente baja SNR que ofrece el EEG, sigue siendo un método popular y muy utilizado en todo tipo de estudios y aplicaciones. El campo de las BCI no es una excepción, ya que el EEG continúa siendo el método de registro más utilizado por los grupos de investigación ya establecidos y los más recientes; las causas de esto pueden ser la alta disponibilidad de los amplificadores, su bajo costo en comparación con otros métodos de registro, y la portabilidad que se obtiene al haber en el mercado equipos cada vez más pequeños y portátiles.

Las características de las señales de EEG hacen muy difícil determinar las fuentes exactas de los potenciales registrados debido a la multitud de parámetros que intervienen y a la complejidad de las estructuras implicadas (Lopes Da Silva, 2010). Extraer información de las señales de EEG acerca de los estados funcionales de las redes neuronales activas, supone un problema de naturaleza no trivial (Lopes Da Silva, 2010). Debemos declarar que, a partir de las señales de EEG, “no es posible lograr una reconstrucción precisa del comportamiento de los elementos neuronales subyacentes (Lopes Da Silva, 2010)”, ya que esto plantea un “problema inverso” para el que no existe una única solución (Buzsáki et al., 2012; Lopes Da Silva, 2010; Nunez y Srinivasan, 2006).

“El problema inverso surge cuando se trata de inferir las variables microscópicas de las macroscópicas; como sucede en este caso [del EEG] cuando se trata de inferir las características de las fuentes de los dipolos eléctricos a partir de los parámetros espacio-temporales del campo eléctrico registrado (Buzsáki et al., 2012)”. El potencial eléctrico “macroscópico” extracelular, es generado por una gran cantidad de eventos celulares (Buzsáki et al., 2012).

Los problemas que supone el uso del EEG pueden ser resueltos de manera parcial, “combinando conocimientos anatómicos y fisiológicos, con herramientas biofísicas y matemáticas (Lopes Da Silva, 2010)”. “Por lo común, la manera de abordar el problema inverso, es resolviendo primero el ‘problema directo’, es decir, derivando variables macroscópicas de sus constituyentes causales básicos, y utilizando las relaciones establecidas entre las variables microscópicas y las macroscópicas, para comprender mejor los eventos microscópicos a partir de los patrones [o propiedades] macroscópicas (Buzsáki et al., 2012)”.

Gran cantidad de métodos se usan para corregir o disminuir las deficiencias propias del EEG. Lopes Da Silva (2005) propone que “el objetivo ultimo del EEG es encontrar las fuentes intracraneales de los potenciales registrados en el cuero cabelludo”; y aunque bajo las consideraciones antes expuestas esto resulta impracticable, la combinación, por ejemplo, de dos métodos de neuroimagen (EEG y fMRI), resulta una herramienta que nos lleva a obtener mejores estimaciones de las fuentes subyacentes de los potenciales eléctricos (Mulert, 2010). Se han propuesto varios algoritmos para la localización de las fuentes del EEG (e.g. ICA, MUSICA, LORETA), y aunque este problema es tan difícil de plantear como de resolver, la aplicación de algunos de ellos arrojan resultados aceptables (Sanei y Chambers, 2007). La recomendación general es siempre valerse de información adicional, clínica, anatómica o fisiológica, y recurrir a la confirmación usando otras modalidades de neuroimagen.

1.6. Métodos de generación de los rasgos en el EEG: Condicionamiento Operante y Tareas Mentales

Mencionamos antes el fundamento operativo de las BCI: el hecho de que la actividad del cerebro esté relacionada con los procesos cognitivos y la actividad mental del individuo, haciendo posible “determinar las disposiciones del usuario a partir de una variedad de señales electrofisiológicas (Wolpaw et al., 2002)”, para después traducirlas en comandos que operen un dispositivo. Existe una generosa cantidad de investigación y literatura sobre la relación entre los procesos cognitivos y la actividad registrada en el EEG (Curran y Stokes, 2003); relación de connotaciones neuropsicológicas y neurofisiológicas que por su profundidad no podemos abarcar aquí. Sin embargo es importante mencionar, para su aplicación en el campo de las BCIs, que numerosos estudios han demostrado la correlación que existe entre las señales de EEG y determinadas tareas cognitivas (o tareas mentales), así como la correlación entre las señales de EEG y los movimientos reales o imaginados de las extremidades (Wolpaw et al., 2002).

Una postura generalizada en el diseño de BCIs en la que todos los miembros del campo están de acuerdo, es que “el sujeto debe [poseer o] adquirir control voluntario de cualquiera que sean los componentes de EEG usados para operar el sistema BCI (Curran y Stokes, 2003)”. Aunque no se conoce con exactitud cuál es la habilidad o conjunto de habilidades requeridas para lograr esta clase de control (Curran y Stokes, 2003), existe un gran número de evidencias que exhiben el control voluntario a partir de experimentos que relacionan la actividad neuronal con la conducta y el contenido mental (Curran y Stokes, 2003).

El grado de correlación entre estos procesos cognitivos o estados mentales controlados de manera voluntaria, y las variaciones en la actividad neuronal (tal como se refleja en el EEG), solo puede ser, hasta ahora, determinada empíricamente (Fetz, 2007).

La capacidad de lograr control voluntario sobre las señales del EEG puede aprovecharse mejor para las BCIs, si se tienen en cuenta tres elementos, así como la interacción entre ellos (Curran y Stokes, 2003):

- los estados mentales y otros procesos que proveen el contenido y la motivación para la comunicación del individuo con su entorno
- la actividad cerebral, tal como es registrada por el EEG, y que se utiliza para manipular un dispositivo
- la manipulación voluntaria y el control sobre esa actividad cerebral

Teniendo en cuenta estos elementos, podemos hablar de la existencia en el campo de las BCIs, de dos métodos principales para la generación y control (por los sujetos) de los componentes de EEG necesarios (Curran y Stokes, 2003; Wolpaw et al., 2002): Condicionamiento Operante (OC) y Tareas Cognitivas (CT). El experimentador es el que determina según el diseño de la BCI, el tipo de método o estrategia que el usuario utilizara para lograr eso.

El método de CT (también conocido como de Tareas Mentales), se fundamenta en la correlación (de la que antes ya hablamos), entre determinadas tareas mentales y la actividad del EEG registrada en una determinada región de la corteza cerebral. Diferentes tipos de CTs (al menos cinco) son utilizadas para generar distintos rasgos en las señales de EEG, que pueden ser detectados y diferenciados con relativa facilidad: tarea de referencia (de relajación), tarea de composición mental de una carta, tarea matemática (de multiplicación), tarea visual de conteo imaginario y tarea imaginaria de rotación de una figura geométrica (Curran y Stokes, 2003).

Es muy importante que mencionemos que la CT más utilizada para el control de BCIs, es la tarea de imaginaciones motoras (MI) (Curran y Stokes, 2003). Una MI consiste en pedirle al sujeto que imagine mover una extremidad del cuerpo (e.g. manos, dedos de la mano, pies), y así poder detectar en los registros del EEG rasgos de las señales correlacionados con estos movimientos imaginados. En una sección posterior profundizaremos en las MI.

El método de condicionamiento operante (OP), también conocido en el contexto BCIs como de automatización, busca que el sujeto aprenda a asociar ciertos estímulos o eventos con una respuesta suya (Graimman et al., 2010a). En BCIs, se usa el OP para entrenar al sujeto en el control voluntario y “automático”⁴ de algún dispositivo, utilizando la retroalimentación o *feedback*. La idea es que tan solo con la retroalimentación y un entrenamiento constante, el sujeto aprenda a generar y controlar los rasgos en el EEG de manera apropiada.

Respecto al contenido mental durante el OP, “los sujetos pueden pensar sobre cualquier cosa (o nada) mientras logren controlar el cursor (Curran y Stokes, 2003)”; siendo esa la principal diferencia respecto al método de CT. Algunos de los que han utilizado este método, argumentan que el entrenamiento del sujeto puede llegar a convertir este control sobre la actividad del EEG, en una habilidad automática (Curran y Stokes, 2003); persiguen eso, esperando que el control sobre el dispositivo “se vuelva similar a las habilidades convencionales, que una vez aprendidas, no requieren de concentración intensa (Vaughan et al., 1996)”.

Pero no existe una barrera bien definida que separe a ambos tipos de mecanismos, y esto puede sostenerse principalmente en función de los reportes que dan los usuarios de BCIs en diferentes experimentos. Los dos grupos mas relevantes en utilizar OC han obtenido reportes de algunos de sus usuarios que declaran usar algún tipo de CT para lograr el control de la BCI durante las etapas tempranas del entrenamiento (Birbaumer et al., 1999; Wolpaw et al., 1991), y que incluso retornan al uso de la CT cuando el control automático de la habilidad falla (Curran y Stokes, 2003). De igual manera, en los experimentos de BCIs que utilizan el método de CT, hay reportes de usuarios que después de un largo período de entrenamiento, se dan cuenta de que no necesitan recurrir mas a las TC para lograr el control de la BCI y que pueden lograr un control mas preciso simplemente “concentrándose” en el dispositivo a controlar (Curran y Stokes, 2003; Fetz, 2007). Según estas observaciones, puede hablarse de una tendencia en algunos de los sujetos a pasar del uso de un método a otro, sin que éste le sea indicado por los investigadores, siendo mas bien una estrategia personal para desarrollar y mantener la habilidad.

Curran y Stokes (2003) observan que, aunque la cantidad de literatura e investigación respecto a la relación entre los procesos cognitivos y la actividad en el EEG es muy extensa, siempre “existen razones para poner en duda la confiabilidad de las aparentes correlaciones (Curran y Stokes, 2003)”. Es necesario aclarar que el comentario de estas autoras no pone en duda la existencia de una correlación entre ambos fenómenos, sino que trata de hacer patente (tal como sucede con el problema inverso) la gran cantidad de variables que intervienen en la generación de un patrón de actividad EEG. Una de las razones para cuestionar estas relaciones, es la imposibilidad de definir con exactitud que tipo de actividad mental tiene lugar durante el desarrollo de CT particulares, por ejemplo, imaginar mover una mano es diferente a imaginar ver a alguien moviendo una mano (Curran y Stokes, 2003). Se debe considerar ademas que existen factores independientes a los procesos cognitivos pero que pueden modificar la señal del EEG (e.g. fatiga, grado de atención, carga mental), así como el estado emocional de los sujetos (Curran y Stokes, 2003), y por supuesto, todo esto induce una alta variabilidad en las señales registradas⁵.

1.7. Plasticidad neuronal, aprendizaje y evidencias de plasticidad en BCIs

La plasticidad neuronal puede ser definida como la capacidad intrínseca del cerebro y del CNS de reorganizarse funcional y estructuralmente en respuesta a sus experiencias, a la presión del entorno, y a lesiones; esta capacidad se conserva a lo largo de toda de vida (Landi y Rossini, 2010; Pascual-Leone et al., 2005), y

⁴Con “automático”, algunos investigadores del campo de BCIs argumetan que el control y la generación de los rasgos adecuados en las señales, debe lograrse con el menor esfuerzo mental y atención posible (Curran y Stokes, 2003).

⁵El argumento para buscar que la habilidad de controlar una BCI sea automática, es la supuesta reducción o eliminación del esfuerzo consciente, y la consecuente reducción de la fatiga mental (Curran y Stokes, 2003). Pero aún siendo posible controlar automáticamente los rasgos del EEG, o usando cualquier otro método, esta habilidad es inevitablemente afectada por el mismo tipo de variables que afectan a toda actividad mental (Curran y Stokes, 2003).

se sustenta en mecanismos por los que el cerebro y el CNS pueden responder reaccionando en varios niveles estructurales (Bach-y-Rita, 1990). Existen varios tipos de eventos plásticos⁶; el aprendizaje de nuevas habilidades, está considerado como un producto de la plasticidad neuronal, y siempre, aunque en diferentes grados, se manifiesta a lo largo de la vida del individuo (Landi y Rossini, 2010; Pascual-Leone et al., 2005).

La plasticidad adaptativa se manifiesta no sólo durante el aprendizaje de nuevas habilidades; también durante el dominio de estas habilidades y el mantenimiento de aquellas habilidades ya dominadas (Wolpaw, 2007). En el mejor de los casos, toda habilidad aprendida puede perfeccionarse y dominarse mediante el entrenamiento. Esta observación también aplica al campo de las BCIs. En todos los experimentos de BCIs, la mayoría de los usuarios muestran mejoría en su control sobre los rasgos de la señal al transcurrir las sesiones de entrenamiento (e.g. Wolpaw et al., 1991; Birbaumer et al., 1999), mejorando por tanto los niveles de desempeño de la BCI. Los métodos utilizados para que los sujetos modifiquen los rasgos del EEG, se valen del entrenamiento para perfeccionar esa habilidad. El OC busca reforzar el sujeto en la adquisición y dominio de la habilidad; las CT se valen de una “red ya consolidada”, pero que también es susceptible de mejorar cuando se utiliza recurrentemente para controlar la BCI.

Es posible decir entonces que las capacidades adaptativas del cerebro se extienden a “señales electrofisiológicas que por lo normal son solo un reflejo de la función cerebral, pero que [durante el control en BCI] se convierten en el producto final de esa función (Wolpaw, 2007)”; se trata de una capacidad inédita (Vaughan et al., 1996) que puede dominarse como cualquier otra habilidad. Sin embargo, no se sabe con exactitud cuales sean los límites de la capacidad plástica del cerebro para aprender y dominar este tipo de habilidades.

Los límites en la resolución espacial del EEG hacen casi imposible hablar de fuentes y áreas exactas en las que se manifiesten los efectos de la plasticidad y el aprendizaje. En el caso de BCIs que se basan en métodos de extracción de señales con mejor resolución espacial, como es el caso de aquellas que registran *single-cell recording* (SCR) en primates, permiten conocer la actividad de neuronas individuales y apreciar cómo modifican su actividad en respuesta al condicionamiento.

Fetz (2007) reporta variaciones bidireccionales en la tasa de disparo de neuronas aisladas usadas en un mapa de control neuroprotético; esto es, que algunas neuronas de ese mapa aumentan su tasa de disparo mientras que otras lo disminuyen; al introducir modificaciones en los algoritmos de traducción, la tasa de disparo de las neuronas deja de ser efectiva para el control; pero en cuestión de minutos, las neuronas que habían aumentado su tasa de disparo la disminuyen mientras que las que lo habían disminuido lo aumentan (es decir, compensan las modificaciones en el algoritmo de traducción), recuperando así el mono su acceso a la recompensa (Fetz, 2007). Ganguly y Carmena (2009) han comprobado que es posible la obtención de dos mapas de control neuroprotético (es decir, dos tipos de tasas de disparo “condicionados” en cada neurona), en el mismo ensamble de neuronas registradas; siendo lo relevante del hallazgo que ambos mapas son coexistentes; esto implicaría, que pueden “aprenderse, guardarse, y recuperarse”, tal como sucede con la recuperación de habilidades motoras convencionales (Ganguly y Carmena, 2009).

Hemos hablado de la plasticidad y el aprendizaje en el contexto de las BCIs y citado estos ejemplos porque, siendo esta “una nueva forma de control para un ser humano sobre su habilidad cerebral (Curran y Stokes, 2003)”, es interesante explorar los límites que se pueden alcanzar sobre estas habilidades con un entrenamiento adecuado. Explorar hasta dónde estas habilidades “no convencionales” (e.g. una interacción interhemisférica controlada de manera voluntaria) son posibles, y de serlo, hasta dónde el entrenamiento y la plasticidad nos permiten llegar. La única vía para explorar esas posibilidades es la experimentación.

1.8. Detección de variaciones en la actividad de la corteza motora

El análisis de las señales de EEG siempre involucra la cuantificación de rasgos de la señal; “tales cuestiones pueden referirse [por ejemplo] al valor preciso de la frecuencia dominante y la similaridad entre dos señales registradas en derivaciones simétricas en el mismo o en diferentes tiempos (Lopes Da Silva, 2005)”, “adicionalmente, el análisis también involucra elementos de reconocimiento de patrones (Lopes Da Silva, 2005)”. Ambos comentarios de Lopes Da Silva, definen en manera generalizada, qué se espera obtener al realizar el análisis de una señal.

⁶Landi y Rossini (2010) definen tres: plasticidad del desarrollo, plasticidad adaptativa y plasticidad en respuesta al daño cerebral.

No es objeto de esta sección o del presente trabajo describir el conjunto de métodos numéricos aplicados al análisis de EEG en el campo de BCIs, labor por demás extensa y de muy alto grado de dificultad; pero bajo la luz de los comentarios reproducidos en el párrafo anterior, es necesario mencionar los métodos fundamentales, que han servido como punto de partida para la implementación de nuevos métodos numéricos y algoritmos más robustos para el análisis de EEG. En el capítulo 2 se mencionarán los métodos y algoritmos utilizados por los grupos más representativos de BCIs.

Una manera tradicional de describir el comportamiento de una señal de EEG es en términos de frecuencia (Lopes Da Silva, 2005), siendo el análisis de Fourier el método más simple y eficiente para obtener la información en el dominio de la frecuencia de la señal (Lopes Da Silva, 2005). Un aumento en la sincronización de neuronas en una determinada área de la corteza, implica un incremento de potencia en una o varias de las bandas de frecuencia del EEG. La aplicación de este hallazgo a la corteza motora, ha sido fundamental desde el inicio para el desarrollo de las BCIs (Wolpaw et al., 2002). Gracias a esta posibilidad de visualizar las variaciones en la potencia de los SMR (y en particular de la banda μ), el estudio de estos ritmos ha resultado de gran relevancia para la comprensión de la actividad motora (Niedermeyer, 2005).

Los métodos propuestos por Pfurtscheller (e.g. Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 1999), pretenden cuantificar las variaciones en potencia que ciertos eventos cognitivos producen en frecuencias específicas del EEG, y que se deben al decremento o incremento en la sincronización de poblaciones de neuronas en la corteza motora. Estas variaciones, vinculadas a ciertos eventos (*event-related*), se pueden visualizar por medio de los índices de *event-related desynchronization* (ERD) e *event-related synchronization* (ERS); que son “criterios para la evaluación de las funciones corticales en la corteza motora, pero también sobre varias regiones corticales de fuerte entrada aferente, vinculada a actividades cognitivas (Niedermeyer, 2005)”.

Las medidas ERD/ERS de Pfurtscheller, analizan de manera eficiente las señales de EEG: permiten la extracción de rasgos de la señal que ayuden a caracterizar la actividad mental y cognitiva. Varios otros métodos numéricos, medidas e índices, permiten lograr esto. Son de nuestro interés los métodos que pretenden encontrar y medir el grado de integración entre las redes y ensambles de neuronas, distribuidos en el cerebro, pero que al conectarse forman redes funcionales que (tentativamente) dan origen a los procesos cognitivos y a la actividad mental (Varela et al., 2001).

1.9. Imaginaciones Motoras y Ritmos Sensorimotores

La transformación de la actividad cerebral en CV, puede facilitarse si se registra actividad relevante (para el experimento) y en regiones bien escogidas de la corteza; tal es el caso de la corteza motora primaria (PMC), que está directamente involucrada en el movimiento voluntario de las extremidades (Fetz, 2007; Niedermeyer, 2005; Wolpaw et al., 2002). “El lugar más obvio para encontrar señales corticales directamente asociadas a movimientos voluntarios es PMC, donde la actividad de las neuronas accesibles está estrechamente correlacionada con el movimiento voluntario de las extremidades (Fetz, 2007)”⁷; existen una gran cantidad de estudios que avala este hecho⁷ (Fetz, 2007; Wolpaw et al., 2002; Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 2005).

Para el estudio de las BCIs, es fundamental saber qué grupos de neuronas en la corteza motora también se activan de manera correlacionada con la imaginación de movimiento (MI) de las extremidades, aún en ausencia de ejecución (Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 2005). Esta observación ha sido corroborada por estudios en neuroimagen, con PET y fMRI, donde se encuentra que la actividad en esas áreas muestra algún tipo de correlación con las MI⁸ (Fetz, 2007; Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 2005). Aunque las MI pueden parecer algo “natural”, son un tipo de habilidad que también puede y debe ser perfeccionada para ser aprovechada en las BCIs (Grazimman et al., 2010a).

La región conocida como Área Motora Suplementaria (SMA) también toma parte activa durante la producción de MI. En el capítulo 2 citaremos evidencias de la participación de SMA en las MI, y de cómo se ha aprovechado la actividad de ambas áreas (PMC y SMA) para caracterizar a las MI. Tanto PMC y SMA pueden verse representadas en la figura 1.3.

⁷Las distintas áreas de la corteza motora, intervienen de diferentes maneras durante la ejecución o imaginación del movimiento (Fetz, 2007). Por economía y por resultar conveniente a la propuesta que hacemos, solo trataremos aquí a las áreas PMC y SMA.

⁸Adicionalmente a los movimientos reales e imaginarios, regiones de la corteza motora también presentan actividad correlacionada con la preparación de movimiento (Fetz, 2007)

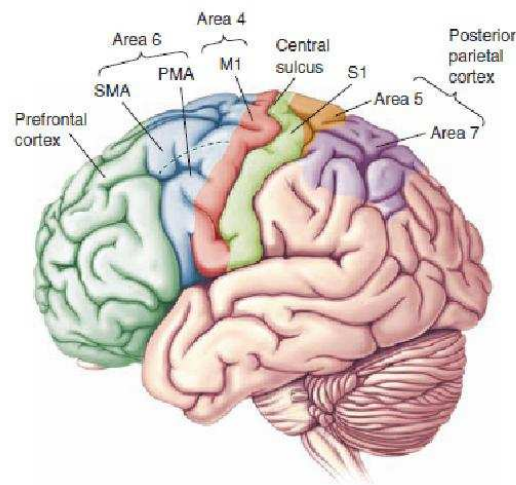


Figura 1.3: Áreas de la corteza cerebral implicadas en la realización de movimiento voluntario. Destacamos la ubicación de SMA y PMC (en la figura como M1) (tomado de (Bear et al., 2001).)

Tenemos que proponer la pregunta, ¿cómo es posible detectar esta correlación entre los procesos cognitivos (en particular, las MI) y la actividad electrofisiológica en la corteza cerebral? Esto es posible gracias a variaciones en los ritmos sensorimotoraes (SMR).

Las oscilaciones que pueden verse en los registros del cerebro, son típicamente categorizadas en bandas de frecuencias específicas, nombradas: delta, δ : <4 Hz; theta, θ : 4-7 Hz; alpha, α : 8-12 Hz; beta, β : 12-30 Hz; gamma, γ : >30 Hz (Niedermeyer, 2005). La actividad en la banda α que es registrada sobre o en las áreas sensorimotoras, también es conocida como banda o ritmo mu, μ (Niedermeyer, 2005).

Los Ritmos Sensorimotoraes o ritmos Rolándicos (SMR), son oscilaciones en la actividad electrofisiológica registrada en las áreas somatosensorial y motora (Niedermeyer, 2005); y se piensa que se producen debido a variaciones en redes talamo-corticales⁹ (Niedermeyer, 2005; Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 2005). La actividad de los SMR comprende una variedad de diferentes ritmos que son distinguibles por su locación, frecuencia, y la relación que tienen con las entradas sensoriales o salidas motoras (Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 2005).

Tanto la ejecución de movimiento real, como las MI, provocan variaciones en los SMR que es posible caracterizar (Pfurtscheller y Neuper, 2010). Las bandas de frecuencia más relevantes para visualizar la actividad de los SMR en el EEG son μ y β ¹⁰. Las variaciones en los SMR están sujetas a patrones topográficos con una distribución homuncular¹¹ (Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 2005). Esto implica que la actividad generada por la MI de la mano derecha esta acompañada por un decremento en la actividad de los SMR, marcadamente contralateral (es decir, en el hemisferio opuesto); con un fenómeno análogo para la actividad de la mano izquierda (Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 2005). Existen además, patrones particulares de actividad en los SMR para otras extremidades (Pfurtscheller et al., 2006).

El hecho capital de las señales de EEG, es que reflejan la dinámica de la actividad eléctrica de poblaciones de neuronas. “Una propiedad de esas poblaciones, de gran relevancia para el origen de las señales de EEG, es la capacidad de las neuronas de trabajar sincronamente (Lopes Da Silva, 2005)”, gracias a la conectividad que hay entre esos grupos, y que les permite formar redes funcionales.

La sincronía, provocada por cambios dinámicos en las oscilaciones de las redes neuronales, puede explicar por qué los diferentes estados del cerebro, están asociados a magnitudes de potencia y frecuencia significativamente diferentes (Buzsáki et al., 2012). Las señales de EEG reflejan esos cambios dinámicos (Lopes Da Silva, 1991). En otras palabras, es la formación dinámica de redes funcionales lo que da origen a la sincronización y des-

⁹Steriade (2005) otorga una descripción funcional que aplica a todos los ritmos en el cerebro: “La mayor parte de las neuronas implicadas en la generación, sincronización, des-sincronización, y activación de los ritmos en el cerebro, están localizadas en la corteza cerebral, el tálamo, varios módulos y varios sistemas moduladores que tienen su origen en el núcleo del tallo cerebral, en el hipotálamo posterior, y en el prosencéfalo basal”.

¹⁰También suele considerarse la banda γ (Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 1999), pero su actividad no ha sido tan explotada en las BCIs.

¹¹Organización que se conoce al menos desde Jasper y Penfield (1949).

sincronización de neuronas en la corteza cerebral (Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 1999); y como mencionamos anteriormente, cuando poblaciones suficientemente extensas de estas neuronas están sincronizadas y tienen misma orientación, su campo eléctrico, puede ser detectado por electrodos colocados sobre el cuero cabelludo (Lopes Da Silva, 2010).

Es necesario agregar que tanto el movimiento voluntario, como las MI, provocan des-sincronización de las redes funcionales de neuronas que oscilan en las frecuencias de los SMR (las bandas μ y β), siendo esto esencial para la implementación de BCIs (Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 1999).

El hecho de que estas variaciones de los SMR tengan lugar no solamente durante la ejecución del movimiento, sino también durante las MI, es lo que permite aprovechar a las MI para diseñar BCIs para individuos privados de movimiento; esto puede ocurrir siempre y cuando, la corteza cerebral, particularmente la motora, permanezca intacta en los sujetos y sea posible registrar de ella las señales de EEG (Kübler y Müller, 2007; Vaughan et al., 1996).

1.10. El fenómeno de sincronización

Es necesario que introduzcamos el concepto de sincronización¹² y otros que serán necesarios para la comprensión de los capítulos 2 y 3. Una exposición extensiva de éstos excede la pertinencia de este documento; por tal razón, solamente introduciremos los conceptos necesarios y haciendo uso de la definición más simplificada que permita su comprensión. Para profundizar en este fenómeno y en la terminología, apelamos al fundamental libro de Pikovsky et al. (2001).

“Podemos entender el fenómeno de sincronización como el ajuste de los ritmos de objetos oscilantes debido su interacción débil (Pikovsky et al., 2001)”.

La oscilación es una variación, comúnmente en el tiempo, de alguna medida respecto a un valor de referencia o, entre dos (o más) estados de un sistema. La forma del movimiento oscilatorio está completamente determinada por los parámetros internos del sistema, y aún después de ser ligeramente perturbado, después de un proceso transitorio, el sistema restablece su ritmo interno (Pikovsky et al., 2001). Los sistemas oscilatorios pueden exhibir ritmos de varias formas, es decir, diferentes patrones de oscilación. Y “es muy conveniente caracterizar el ritmo por el número de ciclos oscilatorios por unidad de tiempo $[T]$, o por la frecuencia de oscilación $[f]$ (Pikovsky et al., 2001)”.

Supongamos ahora que tenemos no uno, sino dos sistemas oscilatorios. Asumiendo que no son independientes y hay por lo tanto algún tipo de interacción débil entre ambos, es posible decir que habrá entre ellos diferentes formas de interacción, o acoplamiento (Pikovsky et al., 2001). Sin importar que tan débil sea la interacción, es posible que dos sistemas se sincronicen; es decir, que dos sistemas con diferentes períodos de oscilación, al acoplarse, ajusten sus ritmos y comiencen a oscilar con un período común. “Este fenómeno es en ocasiones descrito en términos de frecuencia como *frequency entrainment o locking*¹³ (Pikovsky et al., 2001)”.

Es necesario también introducir un concepto clave para la sincronización, que es la fase del oscilador. “Se entiende por fase una cantidad que incrementa por un factor de 2π en cada ciclo de oscilación (Pikovsky et al., 2001)”. Véase en la figura 1.4 a), como la fase se incrementa durante cada periodo para el caso de un oscilador periódico. Aunque la fase parece no proveer ninguna información nueva sobre el sistema, su ventaja se hace evidente cuando consideramos la diferencia de fase entre dos sistemas (Pikovsky et al., 2001).

Un examen de los estados de sincronización revela que la sincronización de dos sistemas puede aparecer en diferentes formas. Puede decirse que existen varios regímenes de sincronización, cada uno con diferentes características (Pikovsky et al., 2001).

La sincronización completa (CS) implica la completa coincidencia de estados de los osciladores acoplados, y aparece cuando los sistemas que interactúan son idénticos. Si los parámetros de los osciladores acoplados, se desacoplan ligeramente, tiene lugar otro régimen de sincronización conocido como sincronización con retraso (LS), en el que las fases tienen un retraso τ en el tiempo, pero las amplitudes de las señales son iguales. Cuando el acoplamiento entre los osciladores se incrementa, el retraso τ decremente y el régimen de sincronización tiende

¹²Nos referimos al fenómeno de sincronización, como el ajuste de los ritmos de objetos o sistemas oscilantes. Hasta antes de este punto, habíamos hablado de ‘(des)sincronización de neuronas’ o ‘sincronización de campos eléctricos’, y aunque el concepto es el mismo, aquellos son casos particulares de este fenómeno. A partir de esta sección, cuando hablemos de sincronización, nos estaremos refiriendo al fenómeno de sincronización de osciladores caóticos, en particular, señales de EEG.

¹³Es muy difícil obtener una traducción exacta de ambos términos; “montaje de frecuencias” nos parece lo más adecuado.

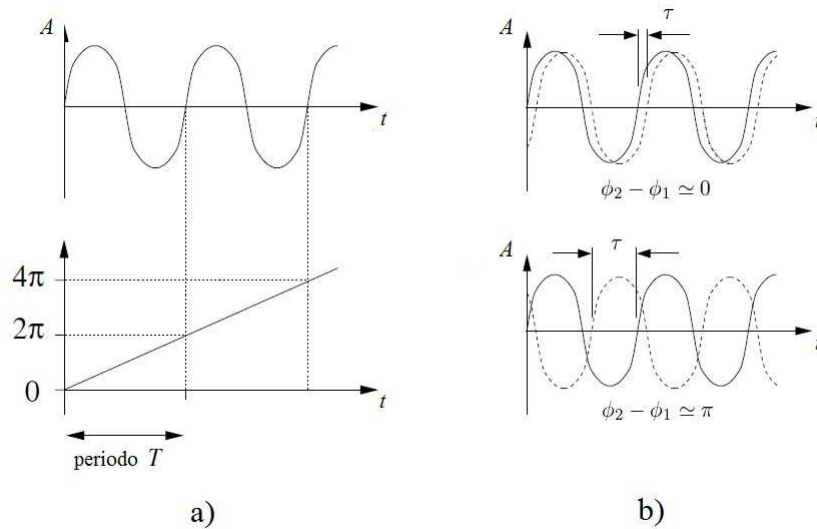


Figura 1.4: a) Un oscilador periódico cuya fase, como se observa abajo, crece uniformemente 2π cada periodo b) En cada plano dos osciladores periódicos acoplados, para cada caso se puede ver la diferencias aproximada en las fases instantáneas y el valor del τ o defasamiento (modificado de (Pikovsky et al., 2001).)

a CS (Hramov et al., 2005; Pikovsky et al., 2001). En la figura 1.4 b), pueden verse dos planos con dos sistemas acoplados cada uno. Ambos muestran régimen de PS, el de arriba con un valor de τ cercano a cero. Mientras que en inferior, el defasamiento τ es mayor y casi cercano a π .

Hoy en día se sabe que muchos de los sistemas en la naturaleza exhiben un comportamiento complejo y generan señales caóticas. También se sabe que tales sistemas al estar acoplados, pueden sincronizarse (Pikovsky et al., 2001). Es posible, bajo ciertas consideraciones, caracterizar el ritmo de los osciladores caóticos (Pikovsky et al., 2001). “En ocasiones ayuda que las formas de onda de las señales caóticas son simples, [...] Tales señales son ‘cuasiperiódicas’; y podemos considerarlas como un conjunto de ciclos similares con amplitud y período variable (Pikovsky et al., 2001)”. Fijando un intervalo de tiempo suficientemente largo, se pueden contar el número de ciclos que la señal tiene en este intervalo, y calcular la frecuencia promedio $\langle f \rangle$. Es con la ayuda de estas frecuencias, que es posible describir el comportamiento colectivo de los sistemas caóticos en interacción, de la misma manera que se calcula para osciladores periódicos (Pikovsky et al., 2001).

La sincronización generalizada (GS), se considera como característica de los osciladores caóticos, e implica que hay una relación funcional entre los osciladores acoplados (Hramov et al., 2005; Pikovsky et al., 2001).

Por último, y mas relevante para nuestros fines, debemos introducir el régimen de sincronización de fase (PS). En este régimen es importante considerar las fases instantáneas $\phi(t)$ de las series de tiempo de los sistemas caóticos. El régimen de PS implica el acoplamiento de las fases de las señales caóticas, mientras que sus amplitudes permanecen caóticas y no correlacionadas (Hramov et al., 2005; Pikovsky et al., 2001).

Dado que el número de neuronas en el cerebro se encuentra en el orden de 10^{10} y el número de conexiones entre ellas es desmesurado, se suele considerar al cerebro como un sistema no-lineal e incluso caótico, y que las señales de EEG son caóticas al ser registros de ese sistema (Lehnertz et al., 2000). Considerando las señales de la actividad de grandes poblaciones de neuronas subyacentes (el EEG) como caóticas, es posible usar los métodos de cuantificación de PS en osciladores caóticos, como herramientas para buscar integración funcional de la actividad neuronal distribuida (Lachaux et al., 1999; Varela et al., 2001).

1.11. Sincronización de fase en la Integración Funcional a gran escala

El acoplamiento de la actividad oscilatoria de diferentes ensambles y redes neuronales es el supuesto mecanismo subyacente por el que tienen lugar la interacción y la integración neuronal; a través de ese mecanismo se forman ensamblajes de naturaleza dinámica, que dan origen a las funciones perceptivas, motoras y cognitivas (Varela et al., 2001).

La medición del régimen de PS en EEG y MEG, ha sido usada para explorar la dinámica de las redes neuronales (Lachaux et al., 1999; Pikovsky et al., 2001). Eventos externos o internos – al sujeto – provocan respuestas en las estructuras neuronales en el cerebro; estas respuestas se reflejan en variaciones en bandas de frecuencias específicas (para nuestro interés, del EEG) que tienen lugar en una o varias de las áreas cuya actividad es registrada (Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 1999). Como se mencionó antes, es posible usar métodos numéricos para analizar los registros (e.g. ERD/ERS) y obtener información sobre los cambios en la actividad en respuesta a esos eventos.

Pero los cambios “puntualmente” localizados en la actividad de la corteza cerebral o en los elementos subyacentes no nos revelan cómo tienen origen los procesos cognitivos y la actividad mental. La especialización funcional y anatómica de las distintas regiones del cerebro, y de las áreas en la corteza cerebral, dan pie al problema de “cómo esta actividad cerebral distribuida produce el flujo de un momento cognitivo unificado (Varela et al., 2001)”.

La opción disponible es, que “[al] transformar los datos [registrados] de maneras sugeridas por nuestras conjeturas de las propiedades del EEG, se pretende establecer nuevas relaciones entre los datos transformados y el estado del cerebro, en una manera que sería difícil o imposible únicamente con los datos en bruto (Nunez y Srinivasan, 2006)”. Una de esas “transformaciones” que se han propuesto para dar explicación al llamado problema de la “integración a gran escala” y comprender la organización funcional de la actividad cerebral, estudia la “formación de vínculos dinámicos mediante la sincronización [de diversas áreas] en múltiples bandas de frecuencia (Varela et al., 2001)”, valiéndose del concepto de Sincronización de Fase (PS).

Existen varios métodos numéricos para cuantificar la PS; mencionaremos algunos en el capítulo 2. Su objetivo al cuantificar la PS, es saber si la actividad electrofisiológica de determinadas áreas o redes neuronales oscila a la misma frecuencia.

El concepto de PS ha sido aplicado extensivamente en neurofisiología, en particular, dentro del marco del problema de la integración funcional que ya mencionamos (en Varela et al. (2001) puede verse un resumen introductorio). La razón por la que hemos decidido introducir el concepto de PS es porque también la medición de PS se ha utilizado para extraer rasgos de los registros de EEG para el control de BCIs.

El fundamento por el cual la búsqueda de PS se ha aplicado en BCIs, es que, durante una determinada actividad mental, varias áreas de la corteza podrían integrarse funcionalmente, oscilando en la misma frecuencia. En particular, se sabe que SMA y PMC, áreas consideradas como regiones corticales primarias, intervienen en la tarea de MI, y oscilan durante esta tarea a la misma frecuencia (Wang et al., 2006). Es por tanto posible cuantificar la sincronía de los registros de EEG entre estas regiones, para caracterizar la actividad electrofisiológica durante las MI (Wang et al., 2006).

Usando métodos numéricos, se ha logrado evidenciar la existencia del régimen de PS durante las MI; y sobre esto profundizaremos en el siguiente capítulo.

Estado del Arte y Problemática

En esta sección revisaremos el panorama general del estado del arte en BCIs, y dos casos particulares: el de aquellos experimentos que utilizan la interacción entre ambos hemisferios para obtener rasgos en las señales de EEG que sean adecuados para controlar una BCI; y aquellos experimentos que buscan indicios de PS en los registros de EEG para caracterizar tareas mentales. La razón por la cual analizamos esas casos en particular, es porque ambos están estrechamente vinculados con la propuesta que haremos.

Cada uno de esos casos aporta evidencias necesarias para nuestra propuesta, pero también exhiben deficiencias en sus métodos; deficiencias que son reflejo de problemáticas en el campo de las BCIs.

2.1. Panorama General en BCIs

Para darle sentido a nuestra propuesta, repasaremos algunos detalles relevantes de los experimentos que desarrollan los laboratorios mas representativos (en cuanto a historia y productividad) en el campo de las BCIs. Mencionaremos el número de electrodos usados para el registro y los tipos de algoritmos utilizados para extraer rasgos y caracterizar las señales, así como las aplicaciones que han dado a sus BCIs. Lo que hace representativos a estos grupos, es que sus diseños de BCIs se encuentran en continuo cambio, incorporando nuevos elementos y métodos, que se espera que incidan en un mejor desempeño de la BCI.

Para detalles específicos en la metodología de los experimentos que citaremos aquí, referimos a las fuentes Dornhege et al. (2007) y Graimman et al. (2010a), indispensables para el estado del arte en este campo.

2.1.1. Wolpaw y colaboradores

En el Wadsworth Center, NY, J. Wolpaw y sus colaboradores aprovechan en sus experimentos la capacidad de los sujetos de controlar voluntariamente la potencia de los SMR, en particular μ y β , detectados sobre la locación de PMC izquierda o derecha, para el control de cursores en una o dos dimensiones. En sus primeros experimentos detectaban los BPF¹ de la banda μ , por medio de un montaje bipolar con electrodos colocados sobre PMC (un electrodo posterior y otro anterior a C3) solamente en un hemisferio (Wolpaw et al., 1991); posteriormente implementaron un control bidimensional registrando la actividad sobre PMC en ambos hemisferios (FC3-CP3 y FC4-CP4), usando la diferencia y la suma de esa actividad como valores del movimiento horizontal y vertical de un cursor (Wolpaw y McFarland, 1994). En experimentos posteriores, dieron al cursor una velocidad continua en el eje horizontal (de izquierda a derecha), utilizando los BPF sustraídos de la señal del usuario para controlar la altura (en el eje vertical) que hacía coincidir el cursor con un *target* situado en el extremo derecho del monitor (McFarland y Wolpaw, 2005). En más recientes desarrollos, se implementaron modelos auto-regresivos para obtener los rasgos para el control vertical (con la banda β) y horizontal (con la banda μ) de un cursor. Usando algoritmos de regresión lineal y BPF, han logrado controlar un actuador robótico en dos dimensiones (McFarland y Wolpaw, 2008).

Por lo común, su protocolo experimental consiste en sesiones previas para registrar la actividad de la corteza con 64 electrodos, y obtener una distribución topográfica de la actividad de las bandas μ y β para cada individuo; posteriormente, *on-line* y con los datos obtenidos, realizan montajes bipolares para obtener la diferencia en, o entre las locaciones registradas, usando un máximo de cuatro electrodos.

¹Adoptamos el termino *bandpower features* (BPF) de la literatura (Brunner et al., 2006), y que hace referencia a la sustracción de rasgos de la señal por medio de la detección de variaciones en la amplitud de la potencia en una determinada banda de su espectro de Fourier. e.g. variaciones de la potencia en la banda μ .

2.1.2. Pfurtscheller y colaboradores

El sistema BCI de la Universidad de Graz en Austria, por Pfurtscheller y sus colaboradores, realiza extracción de rasgos de la señal de EEG para caracterizar la producción de MI del usuario; es decir, variaciones en la actividad de los SMR pero correlacionadas a la tarea mental de imaginar el movimiento en las manos, dedos y pies. La detección y clasificación de rasgos en la señal del EEG durante este tipo de tareas, es muy apropiada para aprovechar señales electrofisiológicas en el cerebro de individuos con discapacidades motoras, (Pfurtscheller et al., 2007). Aunque también se han valido de otro tipo de rasgos en la señal, como potenciales SSVEP y SSSEP (Pfurtscheller et al., 2007).

Pfurtscheller y su equipo desarrollaron, ya hace décadas (Pfurtscheller y Aranibar, 1977) el método de ERD/ERS (del cual ya hablamos en el capítulo 1), con el que es posible cuantificar la actividad de la corteza cerebral; y se ha convertido en una herramienta fundamental para el estudio de las áreas que intervienen en el procesamiento motor. Gracias a este método, se conoce en buen detalle la actividad en la corteza durante la producción de MI, siendo estos hallazgos fundamentales para todos los tipos de BCIs que ese grupo desarrolla (Pfurtscheller y Neuper, 1997; Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 1999).

Otros métodos numéricos que han utilizado para experimentar y mejorar las caracterizaciones de las MI, son los BPF, la detección de acoplamiento de fase instantánea entre áreas de la corteza, y la estimación de modelos auto-regresivos (Pfurtscheller et al., 2007).

Aunque citan que la caracterización de las MI con ERD/ERS puede lograrse con la colocación de un par de canales sobre la locación de la PMC de cada hemisferio, suelen hacer registros previos con una alta densidad de electrodos para caracterizar la actividad de la corteza durante las tareas, usando métodos numéricos robustos, para después realizar las pruebas *on-line* (Pfurtscheller et al., 2007).

Este grupo ha desarrollado aplicaciones para el control de neuroprótesis, control de sistemas de deletreo, sistemas de navegación en ambientes virtuales, y movimiento de cursores en una y dos dimensiones (Pfurtscheller et al., 2007).

2.1.3. Birbaumer y colaboradores

Birbaumer y sus colaboradores, en la Universidad de Tubingia, Alemania, condicionan al usuario con *feedback* para controlar los niveles de potencia de los SCP, señal de oscilación ultra lenta con una duración que va de 300 ms a varios segundos o minutos. Proponen que la detección de esta señal puede lograrse registrando en la locación de CZ (con referencia física en ambos mastoides). Utilizan esta señal para controlar el *Thought Translation Device* (Birbaumer et al., 2000), que es esencialmente un sistema de deletreo, que permite escoger de entre grupos de letras, las caracteres apropiados para formar palabras. Con este mismo principio, han habilitado navegadores de internet para usuarios con discapacidad severa (Hinterberger et al., 2007).

Adicionalmente a los SCP, han utilizando modelos auto-regresivos para clasificar la actividad cortical durante las MI y controlar el mismo sistema de deletreo, pero con registros de ECoG (Hinterberger et al., 2007).

En etapas recientes, a sus diseños de BCI han incorporado retroalimentación auditiva en sustitución de la visual, pensando en las limitaciones que pueden tener los potenciales usuarios de las BCIs (Hinterberger et al., 2007).

Este grupo de investigación, a diferencia de otros, se ha destacado por incluir en sus protocolos experimentales, usuarios con discapacidad de movimiento, a pesar del grado de dificultad que eso agrega en las fases experimentales. El *Thought Translation Device* es único sistema BCI que ya es utilizado por usuarios en el “mundo real” (Nijboer y Broermann, 2010).

2.1.4. Millán y colaboradores

La Interfaz IDIAP, en Lausana, Suiza, de J. Millán y sus colaboradores, se fundamenta en el reconocimiento de tres diferentes CT en los registros de EEG del usuario. La primera etapa del experimento consiste en seleccionar tres CT, de entre una variedad compuesta por tareas de relajación, imaginación repetitiva del movimiento de los miembros, visualización y rotación mental de un cubo, tareas algebraicas elementales, y generación de palabras que comienzan con una misma letra (Millán et al., 2004); los investigadores seleccionan las tres CT para el usuario, en función de la “calidad” de los rasgos que se hayan extraído de los registros para cada tarea.

Definidas las tareas y familiarizado el usuario con ellas, los rasgos distintivos de cada tarea se consolidan con un algoritmo *multiple discriminant analysis* (Millán et al., 2007). Posteriormente, se introducen los rasgos a un clasificador Estadístico Gaussiano que evalúa los registros de cada ensayo, y calcula la probabilidad de que “ocurra” una de las tres tareas (Millán et al., 2007). Una vez entrenado el clasificador se realizan las pruebas *on-line*. Millán et al. (2004) reportan una porcentaje de reconocimiento del 70 % de éxito para el mejor de sus usuarios.

En la primera etapa, utilizan de 32 a 64 electrodos para obtener todos los posibles rasgos distintivos de las CT, que se introducirán después al clasificador. En la etapa *on-line*, utilizan de 8 a 15 electrodos para registrar la actividad y evaluarla con el clasificador (Millán et al., 2004).

Las implementaciones que han desarrollado son: un tablero de texto virtual, un vídeo juego y un robot móvil que emula una silla de ruedas motorizada (Millán et al., 2004, 2007).

2.1.5. Problemática y Aportación

Una característica común a casi todos los desarrollos en BCI, es que aprovechan de manera directa o indirecta la cognición motriz y la capacidad de controlar voluntariamente los SMR vinculados a ella. Las BCIs de los grupos de Pfurtscheller y de Millán, utilizan MI como la tarea por excelencia para generar las señales adecuadas. Las BCIs de Wolpaw y colaboradores, realizan condicionamiento sobre una actividad mental “no específica” (Curran y Stokes, 2003), pero invariablemente es registrada en las locaciones de C3 y/o C4, idóneas para registrar a los SMR.

El uso recurrente de MI de las extremidades como método de generación de señales y de los rasgos en ellas para caracterizar la actividad mental aplicada al control de una BCI, nos demuestra que este tipo de tarea es una de las más convenientes a causa de la cantidad de antecedentes teóricos e investigación que al respecto existe. Por estas razones, en nuestra propuesta también ocuparemos la tarea mental de MI.

La variabilidad es destacada por Wolpaw (2007) como una de las principales limitaciones de los dispositivos BCI en la actualidad; enfatiza que ésta incide directamente sobre el desempeño global de una BCI². Observa que “a pesar de las condiciones controladas [en que se realizan los experimentos], uno de los rasgos distintivos de los resultados logrados es su variabilidad (Wolpaw, 2007)”. Pero la mayor fuente de variabilidad son las mismas señales electrofisiológicas registradas (Curran y Stokes, 2003). Además de la variabilidad que existe entre los sujetos, las señales generadas por un mismo sujeto y los rasgos obtenidos de ellas, muestran un alto grado de variabilidad a lo largo de las sesiones y de los ensayos (Curran y Stokes, 2003). “A pesar de una prolongada práctica y una frecuente recalibración de los algoritmos que traducen las señales del cerebro en comandos de salida, la variabilidad en el desempeño es sustancial (Wolpaw, 2007)”. Por lo común, en las publicaciones solo se reportan los promedios del desempeño de los mejores usuarios en las sesiones más exitosas, o del promedio de todos los usuarios; esta tendencia de las publicaciones esconde la variabilidad y sus efectos. Además, esta el hecho de que los métodos numéricos y los parámetros de los algoritmos de aprendizaje utilizados en las BCIs, son modificados según los resultados de cada uno de los sujetos y según el desempeño durante las sesiones.

El diseño BCI que proponemos, el método numérico y el algoritmo implementados, permiten trabajar a pesar de la variabilidad que pueda encontrarse en las señales; ya sea que los rasgos de la señal producida por cada sujeto sean diferentes, o que se modifiquen en el transcurso de la misma sesión, o a lo largo de las sesiones. Los parámetros se modifican únicamente para optimizar el desempeño obtenido.

² Entre los distintos grupos, los elementos de sus BCIs suelen ser diferentes (e.g. utilizan diferentes métodos de registro, y aplican distintos tipos de métodos numéricos para extraer diferentes rasgos de la señal). Comparar sistemas BCI compuestos de elementos tan disímiles es difícil; lo que se hace es comparar el desempeño global de los distintos sistemas BCI. Los índices de desempeño son por lo general tres (Kübler y Müller, 2007; Graimann et al., 2010a):

- El *tiempo* en que la BCI cumple exitosamente con la tarea.
- La *precisión del movimiento*; que se calcula de varias maneras según el tipo de tarea que desarrolla la BCI, pero en general, se consideran los desplazamientos del objeto a mover respecto del espacio posible de movimiento, y/o la cantidad de movimientos necesarios para completar la tarea.
- La *eficiencia*, que refleja la proporción de los intentos exitosos respecto de los intentos totales.

La comparación de los índices de desempeño de distintos experimentos podría en ocasiones no resultar esclarecedora e incluso ocultar las virtudes de las diferentes metodologías.

Tenemos que destacar que el número de CV obtenidas en casi todas las BCIs, sin importar los métodos utilizados, es de 2. Únicamente el grupo de Millán con su interfaz IDIAP Millán et al. (2010) obtiene tres CV, diferenciando tres tipos de tareas mentales. Pero utilizan en una primera etapa arreglos de alta densidad de electrodos para caracterizar las tareas mentales, y de 8 a 15 electrodos en una segunda etapa *on-line* para registrar la actividad y compararla con las clasificaciones ya hechas; además, utilizan de algoritmos de clasificación y reconocimiento.

En nuestra propuesta, se obtendrán también tres variables de control. Utilizaremos un método numérico robusto y un algoritmo flexible que y permite trabajar con la variabilidad que puede afectar a las señales. Este método permite obtener rasgos característicos de las MI, con un bajo número de electrodos. Esto implicaría un fácil y rápido montaje, características propicias para un sistema BCI práctico (una BCI en el mundo real).

Evaluar el número de CV obtenidas por el número de electrodos de registro utilizados, puede resultar un provechoso índice del desempeño de una BCI. El mayor número de CV obtenidas con el menor número de electrodos, podría ser evidencia de robustez y confiabilidad del método numérico utilizado para la extracción de rasgos, y de la clasificación de las tareas mentales.

2.2. BCIs controladas por interacción interhemisférica

Existen evidencias de la independencia entre los ritmos μ que son registrados sobre y en la corteza motora de cada hemisferio; la explicación propuesta, es la relativa independencia entre las redes funcionales que generan esos ritmos (Niedermeyer, 2005; Pineda, 2005).

La independencia entre los ritmos μ , ha dado pie al desarrollo BCIs que se proponen explotar la capacidad de los sujetos de controlar voluntariamente, no sólo uno de los ritmos μ , sino la interacción simultánea entre ambos ritmos, registrados sobre PMC. En este apartado examinamos sólo dos experimentos que hemos encontrado en la literatura que arrojan hallazgos de la capacidad de control interhemisférico³, que son significativos para nuestra tesis.

2.2.1. Pineda y colaboradores, 2003

Pineda et al. (2003) utilizan un montaje de solamente un canal bipolar; un electrodo colocado sobre C3 y otro sobre C4. Se busca registrar la diferencia entre los niveles de potencia de la banda μ entre ambos hemisferios. Utilizan CZ como referencia física. Utilizan un filtro en la banda μ (8-12 Hz), y una ventana de tiempo no especificada para realizar el cálculo *on-line* de las diferencias.

Según el algoritmo implementado, niveles similares de μ en ambos hemisferios (sean altos o bajos) son traducidos en una CV, mientras que niveles diferentes de μ entre los hemisferios son traducidos como otra CV.

Su conclusión es que los sujetos aprenden a producir niveles similares de μ sobre cada hemisferio desde la primera sesión y mantienen esos niveles a lo largo del experimento. Mientras que, la capacidad de producir niveles diferentes de μ en cada hemisferio, muestra un incremento lineal a lo largo de las sesiones.

Además concluyen que los resultados exhiben la existencia de procesos de aprendizaje diferentes. Uno, que muestra la habilidad, “dominada” desde el inicio, de producir niveles similares de μ ; el otro, una habilidad que es perfeccionada por el aprendizaje a lo largo de las sesiones, para producir diferentes niveles de μ en cada hemisferio (Pineda et al., 2003).

2.2.2. Wolpaw & McFarland, 1994

Wolpaw y McFarland (1994) utilizan dos canales bipolares (FC3-CP3 y FC4-CP4) perpendiculares al surco central, para registrar los BPF en la banda μ sobre cada hemisferio, y con ellos controlar el movimiento bidimensional de un cursor. Deciden trabajar únicamente con la potencia correspondiente al componente de 10 Hz del espectro de Fourier para cada canal, e introducen estos valores en “una ecuación lineal para transformar la suma [de la actividad de los hemisferios] (i.e. derecho mas izquierdo) en el movimiento vertical de un cursor, y otra ecuación para transformar su diferencia (i.e. derecho menos izquierdo) en movimiento horizontal. Grandes sumas mueven el cursor hacia arriba, y sumas mas pequeñas lo mueven hacia abajo; mientras que diferencias

³Otros diseños BCI en los que se aprovechan las señales de ambos hemisferios son los que veremos en la sección 2.3

mas positivas (o menos negativas) mueven el cursor a la derecha, y diferencias menos positivas (o más negativas) lo mueven a la izquierda (Wolpaw y McFarland, 1994)”.

Después de 6-8 semanas los sujetos adquirieron control sobre esos rasgos de interacción de las señales de ambos hemisferios, obteniendo una eficiencia (porcentaje de ensayos acertados sobre ensayos totales) de 70 % para los mejores sujetos. La correlación entre las distribuciones de diferencia y suma, y la localización del *target* se incrementaron gradualmente en el transcurso de las sesiones (para casi todos los individuos) reflejando una mejora en la habilidad de controlar los rasgos de las señales.

El logro del experimento según los autores, es haber demostrado “que los humanos pueden aprender a controlar 2 canales de EEG simultáneamente con un grado de independencia suficiente como para soportar el movimiento bidimensional de un cursor (Wolpaw y McFarland, 1994)”.

2.2.3. Problemática y Aportación

Las conclusiones que se exponen en ambos experimentos son similares, y ambas, en el marco de nuestra propuesta, constructivas. Se demuestra en estos experimentos que es posible controlar voluntariamente la interacción entre los rasgos de las señales registradas en ambos hemisferios, en particular, los niveles de potencia en la banda μ . Se concluye además, que la habilidad de producir diferencias entre la potencia de ambas señales, se incrementa con el entrenamiento, y es posible decir que se aprende y se domina dicha habilidad.

A pesar de que estas conclusiones son reveladoras por sí mismas, las metodologías de los experimentos dejan dudas respecto a la actividad electrofisiológica que tiene lugar bajo las locaciones registradas; ignoramos lo que pasa en esas áreas, y esto es a causa de los montajes bipolares utilizados. Los canales bipolares sólo revelan la actividad diferencial entre dos locaciones, pero a partir de esa actividad diferencial no podemos saber lo que sucede en cada una de las regiones de la corteza que están siendo registradas, por tanto, se pierde una cantidad de información que pudiera resultar valiosa.

En los experimentos citados, logran obtener exitosamente una o hasta dos tipos de CV, y según la CV es posible especular sobre lo que sucede en las áreas registradas, aunque esa actividad no se conoce con exactitud. Por ejemplo, en ambos experimentos, cuando se produce una CV en función de las diferencias entre las amplitudes de las señales, ignoramos cuál hemisferio genera un valor mayor que el otro, y cuáles son los niveles que generan, o si acaso siempre es el mismo hemisferio el que produce la mayor potencia y el otro la menor, etc. Podemos cuestionarnos igual sobre las CV que se obtienen en función de amplitudes iguales en ambos hemisferios como es que se obtiene esa igualdad, ¿acaso la actividad es siempre igual, aún sin entrenamiento, y por eso esta habilidad es constante a lo largo de todos los ensayos? Y como estas preguntas varias otras surgen en torno a esas CV obtenidas. Además, el uso de filtros pasabandas o de componentes de frecuencia específicos, nos priva de saber lo que sucede en otros componentes de frecuencia, qué pudiera incluso resultar productivo para caracterizar la actividad mental.

Para poder analizar mejor lo que sucede en las señales registradas en estas locaciones es recomendable utilizar otro tipo de montaje que nos permita acceder a la información de la actividad subyacente. Probablemente el uso de una referencia física lejana, para posteriormente hacer manipulaciones con el cambio de sistema de referencia sea un montaje más apropiado. Tal es el tipo de montaje que utilizamos en nuestra propuesta; éste nos permite visualizar las señales registradas en locaciones respecto a una referencia común, para después, realizar operaciones que nos permiten visualizar la interacción entre esas señales, incluso la interacción entre las señales de distintos hemisferios.

Se cree que el grado de independencia que existe entre los rasgos de las señales al producir MI de una sola mano, es indicio de la independencia entre los mecanismos que generan esas señales o ritmos (Spiegler et al., 2004; Storm Van Leeuwen et al., 1978). Esta independencia se manifiesta cuando al imaginar el movimiento de una mano, eso no parece afectar determinadamente al hemisferio ipsilateral a esa imaginación, manifestándose de manera “mayoritaria” en el hemisferio contralateral. Esto da pie a que la producción simultánea de MI de ambas manos, y la interacción entre las señales de ambos hemisferios durante ese evento, sirvan como fuentes para encontrar rasgos entre las señales que permitan ampliar las posibilidades de control sobre una BCI.

Lamentablemente no hemos podido encontrar en la literatura reportes de lo que sucede durante la generación de dos MI simultáneas, es decir, registros de EEG y el cálculo de rasgos (sean valores de PS o BPF) de lo que sucede en y entre esos registros cuando el sujeto imagina simultáneamente el movimiento de ambas manos. Realizar este tipo de experimento sería por sí mismo una aportación, y es parte de lo que proponemos en esta

tesis.

2.3. BCIs controladas por detección de PS

Los electrodos sobre las áreas PMC en ambos hemisferios, las locaciones C3 y C4 en el sistema 10-20, han sido comúnmente considerados como las mejores locaciones para registrar los cambios relevantes en la actividad de los SMR. Este hecho ha sido ampliamente aprovechado en el campo de las BCIs (Wolpaw et al., 2002).

Se han encontrado indicios consistentes de que la región de la corteza cerebral conocida como SMA (ver figura 1.3) esta involucrada en la producción de MI (Wang et al., 2006). SMA, PMC izquierda y PMC derecha, son áreas consideradas como parte de la corteza motora, e implicadas en las tareas de MI de las manos (Pfurtscheller y Neuper, 1997). Se sabe también que los cambios rítmicos en SMA pueden ser registrados por medio del EEG a nivel del cuero cabelludo (Spiegler et al., 2004). Esta actividad de SMA usualmente se concentra en la línea media que separa a ambos hemisferios, y por ese motivo no puede ser usada para detectar por si misma y de manera eficiente, una MI de la mano izquierda o de la derecha (Wang et al., 2006).

Existen discrepancias en la literatura respecto al grado de participación de PMC en la ejecución de MI de las manos o los dedos, y respecto a la proporción de sujetos en los que se manifiesta actividad en PMC durante de las MI (Dechent et al., 2004; Choi et al., 2006); por tanto, se han propuesto otros métodos para incrementar la eficacia y certidumbre con que se puede caracterizar de las MI. La medición del “acoplamiento neuronal” (acoplamiento de fase) entre SMA y PMC ha servido de manera exitosa para clasificar rasgos de las señales que indican exitosamente la ocurrencia de una MI (Wang et al., 2006).

Spiegler et al. (2004) hallaron evidencias de “un incremento del acoplamiento de fase de las oscilaciones de 10 Hz entre las áreas de las representaciones sensorimotoras primarias de las manos [ambas PMC] (posiciones de electrodos C3 y C4), y el área premotora (electrodo en la locacion CZ)”. También hay hallazgos utilizando fMRI, que evidencian la intervención de SMA durante el proceso de producción de IM para las manos, determinando ademas a como FCZ la mejor locación para registrar esta actividad (Choi et al., 2006).

Wang et al. (2006), utilizando los hallazgos antes mencionados, han encontrado la evidencia del régimen de PS entre las señales registradas con los electrodos C3 (PMC izquierda) y FCZ (SMA) durante una MI con la mano derecha, y entre C4 (PMC derecha) y FCZ (SMA) durante una MI con la mano izquierda.

Todas los diseños de BCIs que cuantifican la PS en las señales de EEG, como un método para encontrar rasgos definitorios de las MI, cuantifican la PS por medio del método de *phase-locking value* (PLV). El PLV es el método numérico generalmente utilizado para detectar y cuantificar el acoplamiento de fases, que consiste en la obtención de las fases instantáneas en diferentes bandas de frecuencia por medio de la transformada de Hilbert (Lachaux et al., 1999; Pikovsky et al., 2001), para posteriormente buscar la sincronía en un sentido estadístico, es decir, en el mayor número posible de registros (Lachaux et al., 1999). Ejemplo de la aplicación del método de PLV, son los 4 artículos que expondremos aquí (Brunner et al., 2006; Gysels y Celka, 2004; Krusienski et al., 2012; Wang et al., 2006).

Sobre el orden de exposición, debemos decir que exponemos primero el experimento de (Wang et al., 2006), porque el protocolo experimental permite comprender en que manera el PLV sirve para implementar una BCI utilizando los hallazgos mencionados arriba; hallazgos que, cabe decir, sirven también como fundamento de nuestra propuesta. Los tres experimentos posteriores son de un carácter diferente. Aunque también hacen uso del PLV, su objetivo es el de explorar los beneficios que el fenómeno de PS puede aportar para la caracterización de tareas mentales en aplicaciones de BCIs. Por tanto, contrariamente a (Wang et al., 2006), no usan locaciones específicas ni una tarea mental en particular; exploran con un alto número de electrodos lo que sucede en la corteza durante varios tipos de tareas mentales, obteniendo rasgos de la señal por medio de métodos como el PLV, la coherencia espectral (SC)⁴ y los BPF.

⁴La coherencia espectral (SC, también llamada *magnitud-square coherence*) de dos señales, $S_x(t)$ y $S_y(t)$, es el espectro de potencia cruzado $C_{XY}(f)$, al cuadrado y normalizado por las densidades auto-espectrales individuales, que se calcula con la formula

$$K_{XY}^2(f) = \frac{|C_{XY}(f)|^2}{C_{XX}(f)C_{YY}(f)}$$

donde $C_{XY}(f) = X(f)Y^*(f)$, $C_{XX}(f) = X(f)X^*(f)$, $C_{YY}(f) = Y(f)Y^*(f)$, $X(f)$ e $Y(f)$ son las transformadas de Fourier de las señales $S_x(t)$ y $S_y(t)$. La SC toma valores entre 0 y 1. “Un valor de coherencia de 1, significa que los correspondientes componentes de frecuencia de los espectros $X(f)$ e $Y(f)$ son idénticos, excepto por una diferencia en la amplitud y un retraso entre las fases. Prácticamente, para señales de longitud finita, significa que ambas señales están relacionadas por una transformación

2.3.1. Wang y colaboradores, 2006

En Wang et al. (2006) y Wang et al. (2007) se propone utilizar el monto de PS como una manera de caracterizar las MI de las manos, esto a través del hallazgo de PS entre las áreas SMA y PMC en cada hemisferio. Primero montan un experimento *on-line* con el mismo montaje bipolar que se usa en Pineda et al., 2003 para lograr el movimiento de un cursor utilizando los BPF obtenidos de la banda μ . Posteriormente, utilizan los registros de esa etapa preliminar para calcular *off-line* las fases instantáneas y el PLV entre los pares de electrodos C3-FCZ, C4-FCZ y C3-C4 (con POZ como referencia física) durante la ejecución de las IM.

Adicionalmente obtienen otra medida de PLV, pero a “escala local” (utilizando cuatro electrodos en la vecindad de C3, C3 y FCZ), medida probablemente sesgada por la conducción en volumen producto de la cercanía de los registros Wang et al. (2006), y por tanto, de poco interés para nuestra búsqueda de integración a gran escala. Además de las medidas anteriores, también están los BPF para μ en C3 y C4, usados en la primera etapa.

Mientras que los rasgos BPF arrojan por si mismos una precisión en la clasificación de MI de 93.82 %, los rasgos por PLV arrojan un 84.70 % (ambos, promedio para todos los usuarios). Pero los rasgos de PLV a gran escala, “reforzados” por los rasgos BPF, arrojan una precisión en la clasificación de las MI muy elevada, 96.12 %, promedio para todos los usuarios (Wang et al., 2006). Como la precisión por PLV por si misma es inferior a la precisión por BPF, concluyen que la utilidad del monto de PS a gran escala, radica en ser “una fuente adicional de rasgos para la clasificación exitosa de las MI (Wang et al., 2006)”.

Gysels y Celka (2004) fueron los primeros en cuantificar el grado de PS durante la ejecución de diversas tareas mentales con objetivo de aplicar estos resultados a BCIs. En esa publicación compararon dos métodos de cuantificación de PS, PLV y SC, buscando cuál de ellos pudiera arrojar mejores resultados para la clasificación de tareas mentales en los registros EEG, en particular de MI de la mano izquierda, MI de la mano derecha, y la tarea mental de generar palabras escogidas por el usuario (sin pronunciarlas) que comiencen con la misma letra. Antes que las medidas de PS, calculan los BPF para señales de los 32 electrodos del montaje, en cuatro bandas definidas por ellos (8-12 Hz, 13-18 Hz, 19-30 Hz y una de 8-30 Hz).

Una vez obtenidos los rasgos de PS (PLV y SC) y de BPF, usan un algoritmo de clasificación para determinar cuáles de los tres tipos de rasgos o sus combinaciones sirven mejor para caracterizar las tareas mentales definidas. Pasando por alto las intrincadas combinaciones que elaboran entre los diferentes rasgos/locaciones/bandas, es posible rescatar las conclusiones generales.

Concluyen que el PLV funciona significativamente mejor que la SC para obtener rasgos que caractericen las tareas mentales. También, que los valores de los rasgos de BPF por si mismos no son suficientes para caracterizar las tareas mentales, y que la combinación entre el PLV y los BPF mejoran los resultados de la clasificación en comparación con cada uno de los rasgos de manera independiente (Gysels y Celka, 2004).

Estos autores añaden que, “mientras que las medidas de sincronización computadas de señales de banda estrecha tienen una interpretación física mas clara, la sincronización entre señales de banda ancha puede ser mas difícil de lograr, y por tanto, ser mas distintiva [de las diferentes tareas mentales] (Gysels y Celka, 2004)”, y proponen esto como un objetivo para investigación futura.

En resumen, a pesar de la intrincada metodología usada, y de la amplia variabilidad que muestran los usuarios en todos los tipos de rasgos calculados durante las MI, el artículo demuestra que las medidas de PS son un complemento relevante para clasificar tareas mentales, dando pauta a nuevas maneras de controlar BCIs.

2.3.2. Brunner y colaboradores, 2006

En la etapa *off-line*, en seis sujetos, y sin alguna retroalimentación, se registran con 7 electrodos un total de 228 ensayos para cuatro clases de MI: mano izquierda, derecha, pies, lengua. Se definen entonces 27 pares de electrodos, y para cada par se calculan los valores de PLV en trece bandas de frecuencia establecidas por ellos, obteniendo un total de 252 rasgos de PLV. Un algoritmo de selección y clasificación, escoge 8 de estos rasgos (determinados por la combinación: par de electrodos+banda de frecuencia+monto de PLV) como los mas significativos para caracterizar cada una de las MI. Para los mejores sujetos se obtiene una precisión en el reconocimiento de las MI, aproximada al 50 % (Brunner et al., 2006).

lineal. Una coherencia de 0, indica que los correspondientes componentes de frecuencia de ambas señales no están correlacionados (Gysels y Celka, 2004)”.

Durante la etapa *on-line*, con sólo tres sujetos y en base a los resultados del análisis *off-line*, se escogieron únicamente 4 pares de electrodos (de los 8 escogidos anteriormente) como rasgos válidos, utilizando además la señal filtrada en una banda de 8-30 Hz, reconocer sólo 3 clases de MI, mano izquierda, derecha, pies. Utilizando las clasificaciones de los rasgos realizada en la etapa *off-line* (en sólo tres sesiones, de 4 a 6 corridas, 30 ensayos cada una) y usando *feedback* para indicar el éxito o fracaso en el reconocimiento de la MI, se obtuvieron buenos resultados: entre 60 y 67 % de precisión en el reconocimiento (Brunner et al., 2006).

De manera análoga a como se hizo en Gysels y Celka (2004), realizan una comparativa entre las caracterizaciones logradas usando los rasgos de PLV, y BPF. De registros obtenidos *off-line* y de 3 sujetos, se obtuvieron 168 rasgos por BPF y 114 rasgos por PLV; limitando después el número a 10 para cada tipo de rasgo en función de su mejor desempeño para clasificar las MI.

Como resultado de la comparación, los rasgos de BPF mostraron tener un mejor desempeño para el reconocimiento que los rasgos por PLV (51 contra 69 %); combinando ambos tipos de rasgos, se obtienen un mejor desempeño en la clasificación de las MI, 72 %. Concluyen, como en los casos anteriores, que la PS entre áreas de la corteza cerebral, contiene información que puede ayudar a mejorar el desempeño de las BCIs (Brunner et al., 2006).

2.3.3. Krusienski y colaboradores, 2012

Recientemente, Krusienski et al. (2012) han implementado un diseño de BCI, que como los dos citados anteriormente, realiza una comparación entre los BPF, la SC y los PLV para determinar cual de las diferentes clases de rasgos consigue una mayor eficiencia en el reconocimiento de la actividad mental.

La tarea es el control del movimiento de un cursor (igual a la tarea en McFarland y Wolpaw (2005)), sin alguna tarea mental definida, sino condicionamiento basado en entrenamiento y el *feedback*. Participaron siete usuarios durante cuatro días, en un número no especificado de sesiones al día (cada sesión con 8 corridas de 3 minutos con 32 ensayos cada una).

Utilizaron 9 electrodos de registro distribuidos sobre el cuero cabelludo, y para cada ventana de 2.5 Hz en un intervalo de 0-40 Hz, obtuvieron un total de 576 rasgos para los tres tipos de medidas; esto, en cuatro de las sesiones iniciales del experimento, con la finalidad de entrenar clasificadores para la etapa *on-line*. Una vez obtenidos los rasgos, realizan 7 clases de combinaciones con ellos (cada tipo de rasgo sólo y sus cuatro posibles combinaciones) y para cada una construyen modelos de regresión lineal que usan para determinar la posición vertical “futura” del cursor. Estos modelos fueron probados en las siguientes sesiones.

Sus conclusiones son diferentes a las de Gysels y Celka (2004) y de Brunner et al. (2006). Concluyen que los BPF son mas efectivos que los rasgos de PLV o de SC para obtener las posiciones del cursor, y que la combinación de rasgos de PLV y/o SC con los BPF no mejoran la caracterización y por tanto no mejor el posicionamiento del cursor. “Este resultado sugiere que, para la tarea y canales de EEG utilizados en este estudio, las características de PLV y SC no contienen información diferente a la contenida en los rasgos obtenidos por BPF (Krusiensi et al., 2012)”.

Para sustentar esta declaración, escogieron los rasgos en las bandas μ y β que tuvieran mayor correlación con la posición del *target* (los rasgos “mas prominentes”). Y con ellos calculan la correlación entre los rasgos “mas prominentes” para cada par de método de extracción de rasgos (PLV vs SC, SC vs BPF, PLV vs BPF) en las bandas μ y β . El par de canales y la banda de frecuencia eran las mismas para cada rasgo “prominente”, lo que hacia valido el calculo de la correlación entre los rasgos de los diferentes métodos. Y al obtener altas correlaciones para ambas combinaciones, incluso similares para cada banda, declaran que, al menos “en esta [su] aplicación de BCI, los métodos de PLV, SC y BPF están esencialmente capturando el mismo fenómeno (Krusiensi et al., 2012)”.

2.3.4. Problemática y Aportación

Las notorias diferencias metodológicas (equipos de registro, clasificación de los rasgos, las diferentes tareas mentales usadas, número de ensayos registrados, el número de sesiones totales, y la experiencia previa de lo usuarios en control BCI, etc) entre los experimentos de BCI que utilizan la detección de PS para la caracterización de las MI, hacen muy difícil una comparación directa entre los resultados. Por ejemplo, las diferencias entre los experimentos de Gysels y Celka, 2004 y de Brunner et al., 2006, con el experimento de Krusienski et al., 2012, pueden ser la causa de las diferentes conclusiones.

Pero existe una diferencia fundamental entre los experimentos citados que debemos resaltar. Los experimentos de Gysels y Celka (2004), Brunner et al. (2006) y Krusienski et al. (2012), son esencialmente “incursiones” para explorar el monto de PS (además de los rasgos de EC, BPF, y sus combinaciones) entre diversas áreas de la corteza, y obtener información que indique si es posible caracterizar distintas tareas mentales a partir de esos rasgos. En estos experimentos, se produce un muy alto número de rasgos, diferentes en los pares de electrodos y en bandas de frecuencia en que son calculados. Esto provoca que la interpretación de los rasgos se vuelva intrincada; en el mejor de los casos los investigadores escogen un número de rasgos “significativos” por su influencia en la caracterización. Pero sucede que todos esos rasgos “significativos” son diferentes para cada uno de los sujetos en el experimento, y evidentemente, también entre los distintos experimentos; haciendo imposible afirmar que un grupo de rasgos “significativos” sea consistente en todos los resultados.

Lo que hace diferente al experimento de Wang et al. (2006) es, que son los primeros en utilizar un argumento de integración funcional a gran escala, considerando adecuadamente los antecedentes fisiológicos de las regiones de la corteza cerebral que están relacionadas con la generación de MI. Aprovechar estos antecedentes, reduce en gran número la cantidad de rasgos de PS necesarios para caracterizar las MI. Con este método, la caracterización de las MI se logra con una eficiencia cercana a la que se obtiene al usar rasgos de BPF.

Por la eficiencia obtenida en ese experimento, así como por el bajo número de rasgos, parece fructífero valerse de la integración funcional a gran escala, aprovechando los conocimientos neurofisiológicos apropiados sobre la naturaleza de las MI. Hemos decidido por tanto, aprovechar esos conocimientos para la BCI que proponemos, utilizando la PS como rasgo relevante entre las señales de las locaciones que intervienen en la generación de MI.

Dijimos antes que los resultados de los experimentos de BCIs que funcionan a partir de la interacción entre hemisferios, demuestran que es posible controlar la interacción entre los ritmos en manera voluntaria, y que eso puede ser un indicio de la independencia de los mecanismos que generan esos ritmos (Storm Van Leeuwen et al., 1978).

Otro indicio de esta independencia entre las áreas y los ritmos participantes en las MI, se encuentra en los experimentos que buscan indicios de PS entre ellas. En Wang et al. (2006) y Spiegler et al. (2004), se reporta que durante la MI de una sola mano, sea izquierda o derecha, “no hay cambios significativos que indiquen acoplamiento de fase entre los ritmos μ en ambos hemisferios registrados en los electrodos C3 y C4 (Spiegler et al., 2004)”. Esta evidencia puede ser indicio de “la existencia de redes al interior de ambos hemisferios que generan ritmos μ ampliamente independientes (Spiegler et al., 2004)”.

Si PMC izquierda y PMC derecha pueden sincronizarse en fase con SMA durante las MI unilaterales, tal como sucede en Wang et al. (2006), es posible que durante la producción simultánea de MI de ambas manos puedan encontrarse indicios de PS entre las áreas PMC de cada hemisferio; esto, siempre y cuando al producirse las MI simultáneas, en las áreas PMC se genere un valor de PS igual o similar al que muestran cuando se producen independientemente (unilateralmente)⁵. Es necesario elaborar la pregunta, ¿tienen las áreas PMC, valores de PS iguales durante las MI simultáneas? Esto no lo sabemos; como hemos dicho anteriormente, no hemos encontrado en la literatura evidencias que reporten lo que ocurre durante dos MI simultáneas, e investigar los rasgos en PS y BPF durante la ejecución simultánea de MI de ambas manos consistiría una aportación. Nuestra propuesta no solo pretende explorar los rasgos durante este evento; utilizaremos los rasgos de las MI simultáneas para encontrar más CV de las que es posible encontrar registrando y analizando las señales de un sólo hemisferio.

A pesar de las diferencias metodológicas en los cuatro diseños de BCIs que comentamos en la sección 2.3, la eficiencia obtenida en la caracterización con rasgos por BPF es mayor en todos los casos que la obtenida por la caracterización con rasgos por PLV. La combinación de rasgos de PLV y BPF entrega una eficiencia aún mayor que cualquier tipo de rasgo por sí mismo. Como se mencionó anteriormente, esto lleva a algunos a concluir que los rasgos obtenidos por el monto de PS añaden “información adicional” a la ya obtenida por BPF (Brunner et al., 2006). Pero en Krusienski et al. (2012) se concluye que los rasgos de PS obtenidos con PLV no mejoran la caracterización ni contienen información diferente a la contenida en los BPF, argumentan además que “eso está sustentado por las altas correlaciones entre los rasgos producidos por cada método”.

La existencia de conclusiones diferentes entre estos experimentos es indicador de que la metodología seguida y/o los métodos utilizados no permiten un consenso. Es necesario seguir explorando el fenómeno de PS en la corteza cerebral y su aplicación para caracterización de tareas mentales utilizando métodos numéricos que no

⁵Sólo Wang et al. (2006) han cuantificado la PS de cada MI, siendo el valor de PLV muy similar (MI izquierda, PLV de 0.67; MI derecha, PLV de 0.64) para una banda de 8-12 Hz (los otros artículos no reportan el monto de PS entre esas áreas).

estén sujetos a las mismas restricciones que el método de PLV y que veremos adelante. Nuestra propuesta permitirá saber si el hallazgo de PS es por sí mismo un rasgo suficiente para el control de BCIs, con una eficiencia por lo menos igual a la que se obtiene en la literatura usando rasgos de tipo BPF.

Existen varias observaciones que es posible hacer sobre el método de PLV, que es el método primordialmente utilizado para encontrar indicios del régimen de PS entre dos señales o series de tiempo caóticas, como es el caso de las señales de EEG en los experimentos que hemos citado en ésta última sección.

El método de PLV es un método estadístico; para que el valor calculado sea consistente es necesario promediar sobre un alto número de ensayos. Por ejemplo, en Wang et al. (2006) se realizan 120 ensayos para cada una de las MI de las manos; y Brunner et al. (2006), en la etapa *off-line* de su BCI, realizan 72 ensayos para cada una de las 4 clases de MI. El método numérico que proponemos puede encontrar régimen de PS en las señales con un solo ensayo, y con los ajustes apropiados de los parámetros, convertir ese único ensayo en una CV para el control de una BCI.

Otra limitante del método de PLV, radica en que no revela con precisión en que componentes espectrales está ocurriendo la sincronización; sólo dice cuál es el monto de PS entre los componentes de una banda (por lo regular estrecha) que define el investigador para realizar el cálculo. Realizar el cálculo de PLV en bandas cada vez más estrechas para aumentar la resolución del cálculo, consume gran cantidad de recursos computacionales, sobre todo si lo que se quiere es analizar una longitud grande del espectro de frecuencias.

El mismo Lachaux en el artículo donde introduce el método PLV, señala que “una de las principales limitaciones del método [de PLV] es que depende de manera crucial de la correcta elección de una banda de frecuencia específica para el análisis, con el fin de separar los componentes de amplitud y de fase de las señales. Esta separación deja de tener sentido si se necesita trabajar con una banda ancha (Lachaux et al., 1999)”. Esta limitante del método de PLV se manifiesta si consideramos que los procesos cognitivos de alto nivel reflejan actividad en varios componentes de frecuencia. “Un análisis cuidadoso de los registros intracorticales y en el cuero cabelludo, muestra que su contenido espectral es muy ancho (entre 0-80 Hz) (Lachaux et al., 1999)”. Es por lo tanto, “de gran interés para la investigación, saber si existen interacciones entre frecuencias situadas en diferentes bandas, y cuál, si alguna, es su importancia funcional (Lachaux et al., 1999)”. “Una respuesta completa requeriría de un método basado en el cálculo de sincronización en banda ancha” que permita contemplar todo el espectro de frecuencias en la señal de EEG; esto es justo lo que buscamos con el método que proponemos.

Si bien, se sabe que las MI reflejan actividad en las bandas de los SMR y eso sería suficiente para clasificar esas tareas mentales y obtener una CV, investigar el régimen de PS durante la ejecución de tareas mentales en un espectro de frecuencias ancho, permitiría obtener rasgos significativos para clasificar tareas más complejas, como aquellas tareas que involucran la interacción interhemisférica, aún a pesar de la variabilidad que pudiera existir en las señales.

Lachaux et al. (1999) consideran que “una de las ventajas [del método de PLV] es que no requiere ninguna hipótesis *a priori* de las señales”; aunque esta afirmación es cuestionable por las siguientes razones. Varias medidas muy populares pueden arrojar resultados erróneos al ser aplicadas al EEG, siendo un ejemplo de esto las medidas de sincronización basadas en la transformada de Hilbert (Müller et al., 2011). Para arrojar resultados que sean interpretables, el espectro de potencias de la señal debe ser estrecho y con único pico prominente (Chavez et al., 2006; Pikovsky et al., 2001), de lo contrario, la interpretación de los resultados obtenidos por las medidas de sincronización pueden ser ambiguos y/o carecer de sentido (Chavez et al., 2006). Se suele proponer el uso de filtros pasabandas en las señales para resolver este problema (como de hecho se hace para calcular el PLV y SC), pero se debe tener presente que cualquier uso de filtros pasabandas puede llevar a un incremento espurio en el grado de sincronización (Xu et al., 2006). El método que proponemos permite caracterizar las MI sin necesidad de usar alguna clase de filtros (solo los filtros a la entrada del amplificador); ninguna clase de filtrado es necesario para el cálculo del método, y puede realizarse la búsqueda de régimen de PS en un espectro tan ancho como se desee.

Al utilizar MI, o cualquier tipo de tareas mentales, consideramos que sería más constructivo para el campo de las BCIs observar el comportamiento de los rasgos en una señal, no solamente en una banda estrecha o en un componente, sino apreciar la conducta de esos rasgos (e.g. PS, BPF) en todo el espectro de frecuencias, observando todo tipo de actividad y variaciones que pudieran ocurrir, para lograr una mejor caracterización de las tareas mentales.

Hemos hablado en la sección 1.7 de las evidencias de plasticidad, y a lo largo de todo el capítulo 2, de las

evidencias de aprendizaje en función del entrenamiento por el que los sujetos desarrollan la habilidad necesaria para controlar una BCI. Están además, las evidencias de interacción interhemisférica y el hallazgo de PS entre las áreas involucradas en la generación de MI. Con la propuesta que hacemos, se aprovecha por primera vez en el campo de las BCIs, la sincronización de señales de la misma área entre ambos hemisferios (i.e. ambas PMC), y se explora la capacidad de aprendizaje sobre un tipo de habilidad casi no explorada, que es el control voluntario sobre la interacción interhemisférica.

Proponemos una BCI que aproveche las relaciones funcionales de las áreas PMC y SMA en ambos hemisferios para obtener, en cada hemisferio una CV. De la interacción de actividad entre las áreas PMC de ambos hemisferios, obtendremos una tercer CV.

El método numérico que aplicaremos nunca antes ha sido utilizando en el campo de las BCIs; por lo tanto, este primer acercamiento es para realizar un análisis (extracción y traducción de rasgos) *off-line* de las señales registradas durante la producción por parte del sujeto, de las MI solicitadas.

3.1. Registro de Datos

El registro debe de realizarse con un amplificador digital. Utilizar una frecuencia de muestreo f_s de 256 Hz, con los filtros de entrada del amplificador en un ancho de banda 1-60 Hz. Este ancho de banda tienen cabida las bandas μ (8-12 Hz), β (14-30 Hz) y γ (>30 Hz), en las que se reflejan los fenómenos mas interesantes de la actividad motora (Pfurtscheller y Lopes Da Silva, 1999).

En los capítulos 1 y 2, comentamos el papel de PMC y SMA durante la ejecución de movimiento real e imaginario. Y en la seccion 2.3.1, comentamos como (Wang et al., 2006), “con un apropiado empleo de la comprensión fisiológica de las imaginaciones motoras”, utiliza un montaje de electrodos adecuado para registrar la actividad de estas áreas.

Al igual que en ese experimento, proponemos usar las locaciones C3, C4 y FCZ, para registrar respectivamente la actividad en PMC izquierda, PMC derecha, y SMA; pero a diferencia de Wang et al. (2006), proponemos usar la referencia física en el lóbulo derecho. Obteniendo así un montaje de tres canales referenciados, que pueden apreciarse en la figura 3.1.

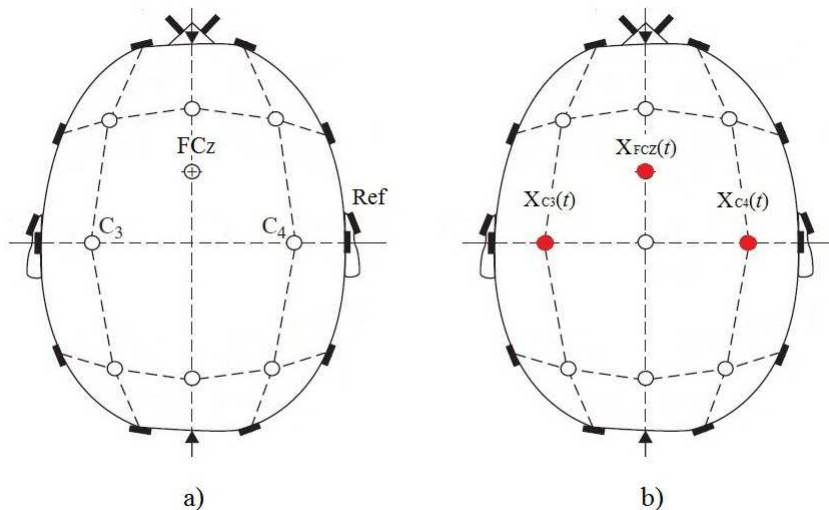


Figura 3.1: a) El montaje de electrodos utilizado. b) Las series de datos $X_n(t)$ después del cambio de sistema de referencia.

Las propiedades diferenciales de los canales registrados, así como las propiedades del sistema subyacente, implican que la elección de un determinado electrodo de referencia influencia la señal de los electrodos referenciados a ella, y esto puede afectar los valores de correlación, llevando a interpretaciones erróneas de la actividad

cerebral (Rummel et al., 2007). Una medida para tratar de corregir esto es cambiando el sistema de referencia. Aplicamos un cambio de sistema de referencia por sustracción de la mediana. Al ordenar los registros por su valor (en μV), la mediana corresponderá al registro que ocupe la posición central en el conjunto de datos. En el caso de esta propuesta, al ser solo tres canales se facilita el calculo. Para los canales $C3 - Ref$, $FCZ - Ref$ y $C4 - Ref$, nombraremos al valor mediano como $e_m - Ref$. Y el cambio de sistema de referencia para cada instante de tiempo sería

$$\begin{aligned} X_{C3}(t) &: C3 - Ref - (e_m - Ref) = C3 - e_m \\ X_{FCZ}(t) &: FCZ - Ref - (e_m - Ref) = FCZ - e_m \\ X_{C4}(t) &: C4 - Ref - (e_m - Ref) = C4 - e_m \end{aligned} \quad (3.1)$$

Donde designamos a $X_{C3}(t)$, $X_{FCZ}(t)$ y $X_{C4}(t)$ como las señales que corresponden a esas locaciones.

Aunque no existe una referencia que pueda ser considerada como la mejor en términos generales, existen varias opciones (Nunez y Srinivasan, 2006; Rummel et al., 2007). Se ha investigado el impacto que las referencias mas comunes en EEG tienen en las medidas de correlación bi y multivariantes. El CAR induce correlaciones en una manera controlada, pero utilizar la mediana como referencia, en comparación con el CAR, tiene la ventaja adicional de que, el rango de la matriz de correlación (el numero de matrices o columnas linealmente independientes) permanece lleno; en consecuencia, el monto de correlaciones artificiales inducidas, es aun menor que el inducido por el CAR (Andrzejak et al., 2012).

3.2. Análisis de las Señales

La cuantificación del fenómeno de PS entre los registros de EEG para el control de una BCI ya se ha usado antes de manera exitosa (e.g. Brunner et al., 2006; Wang et al., 2006). Pero en todos los experimentos que hemos podido encontrar y estudiar, el método numérico usado para cuantificar la PS es el PLV (Lachaux et al., 1999).

Proponemos el uso de un método numérico diferente: el método de TSS (Hramov et al., 2005); al aplicarlo, pretendemos mejorar los resultados obtenidos con la aplicación del PLV y abrir camino para aprovechar la integración y cooperación funcional que existe entre diversas áreas de la corteza cerebral.

3.2.1. El Método de TSS

Consideremos a $X_1(t)$ y $X_2(t)$ como dos señales o series de tiempo generadas por dos osciladores caóticos acoplados; los correspondientes espectros de Fourier (o espectros de frecuencia), estarían determinados por

$$S_{1,2}(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} X_{1,2}(t) e^{-i2\pi ft} dt \quad (3.2)$$

Cada uno de los componentes espectrales f del espectro de Fourier $S(f)$, puede ser caracterizado en términos de su fase instantánea $\phi_f(t) = \phi_{f0} + 2\pi ft$ (donde ϕ_{f0} es la frecuencia fundamental). Pero dado que esta fase que corresponde a la frecuencia f , incrementa con el tiempo linealmente, la diferencia de fase de los osciladores que interactúan en este componente de frecuencia $\phi_{f1}(t) - \phi_{f2}(t) = \phi_{f01} - \phi_{f02}$, esta siempre limitada, y por tanto, la condición tradicional del acoplamiento de fases entre dos osciladores, $|\phi_1(t) - \phi_2(t)| < const$, es inútil (Hramov et al., 2005). Aparentemente, debe utilizarse un nuevo criterio para la detección de sincronización en osciladores acoplados en una frecuencia dada f (Hramov et al., 2005).

En el régimen de sincronización con retraso (LS), el comportamiento de los osciladores acoplados esta sincronizado en todas las escalas de tiempo s del espectro *wavelet* (Hramov y Koronovskii, 2004); de esa observación, Hramov et al. (2005) proponen que es posible esperar que todos los componentes de frecuencia del espectro de Fourier de los sistemas bajo consideración, deban estar sincronizados también. Considerando el retraso τ , entonces $X_1(t - \tau) \simeq X_2(t)$, y por lo tanto, reconsiderando los espectros de Fourier de los osciladores acoplados

$$S_2(f) \simeq S_1(f) e^{i2\pi\tau f} \quad (3.3)$$

Por lo tanto, en el caso de osciladores caóticos acoplados en el régimen de LS, sus fases instantáneas que correspondientes a los componentes espectrales f de espectro de Fourier $S_{1,2}(f)$, se relacionaran entre si de la forma $\phi_{f2}(t) \simeq \phi_{f1}(t) + 2\pi\tau f$, y por consiguiente, la diferencia de fases $\phi_{f2}(t) - \phi_{f1}(t)$ de los osciladores acoplados en la frecuencia f , debe obedecer la relación

$$\Delta\Phi_f = \phi_{f1}(t) - \phi_{f2} = \phi_{f01} - \phi_{f02} = 2\pi\tau f \quad (3.4)$$

De acuerdo a esto, los puntos que correspondan a la diferencia de fases $\Delta\Phi_f$ de los componentes espectrales de los osciladores caóticos en el régimen de LS, deben, en el plano $(f, \Delta\Phi_f)$, ajustarse a una línea recta con pendiente $k = 2\pi\tau$. Y en el caso de la sincronización completa de dos osciladores acoplados idénticos, la pendiente de la línea k sera igual a cero Hramov et al. (2005).

La destrucción del régimen de LS (como resultado, por ejemplo, de un decremento de la fuerza de acoplamiento entre los osciladores) y su consecuente transición a un régimen de PS, resulta en una pérdida de sincronía que se visualiza en las escalas de tiempo s del espectro *wavelet* (Hramov y Koronovskii, 2004). De acuerdo a esto, uno puede esperar que una parte de los componentes espectrales del espectro de Fourier en el régimen de PS, también pierdan sincronía, y los puntos en el plano $(f, \Delta\Phi_f)$ se distancien de la línea recta mencionada anteriormente Hramov et al. (2005).

Cualquier desacoplamiento resulta en una pérdida de sincronía, y eso se refleja en la distribución de las diferencias de fase $\Delta\Phi_f$ de los componentes espectrales acoplados. Se puede entonces visualizar en el plano $(f, \Delta\Phi_f)$, el grado de sincronización de todos los componentes espectrales de los osciladores caóticos acoplados; esto, según se acercan a la línea central o se distribuyen en un rango de $(\pi, -\pi)$ Hramov et al. (2005). La existencia de valores ubicados sobre la recta, sera indicio de la existencia del régimen de PS para esos determinados componentes espectrales.

Hramov et al. (2005) demuestran la eficacia de este método al probarlo con un par de osciladores Rössler acoplados. En ese experimento (figura 3.2), la variación del parámetro de acoplamiento ε se refleja en la cantidad de componentes espectrales acoplados a lo largo de todo el espectro de Fourier.

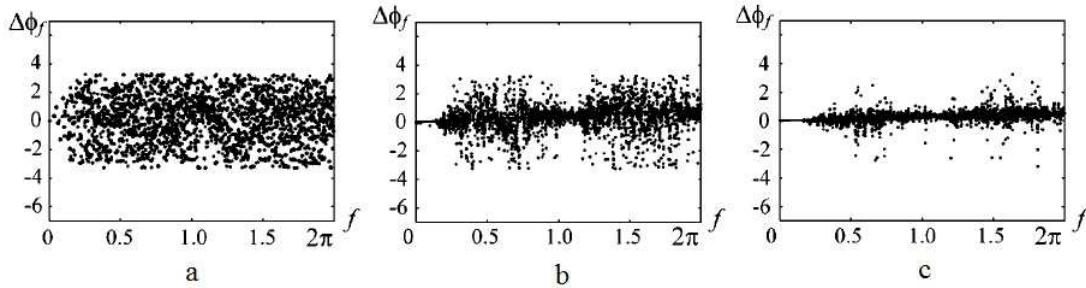


Figura 3.2: Componentes espectrales según el diferente grado de acoplamiento de los sistemas Rössler. De izquierda a derecha, a) $\varepsilon = 0.02$, b) $\varepsilon = 0.05$, c) $\varepsilon = 0.08$ (modificado de Hramov y Koronovskii, 2004.)

El fenómeno de PS así como los métodos para cuantificarlo, están considerados como métodos de análisis no-lineales; esto se debe a que el concepto de PS se pudo generalizar a partir de los sistemas no-lineales y caóticos por medio de la aplicación de la transformada de Hilbert, para definir la fase instantánea para estos tipos de sistemas (M. F. Müller, comunicación personal). El método de TSS propuesto por Hramov et al. (2005) obtiene información que corresponde a sistemas no-lineales y caóticos, utilizando solamente las transformaciones de Fourier (método generalmente considerado como lineal).

La creencia general es que las transformaciones de Fourier (y los espectros de potencia), no son sensibles a propiedades no-lineales de los sistemas; la importancia del método propuesto por Hramov et al. (2005), radica en la posibilidad de detectar y cuantificar el régimen de PS por medio, únicamente, del análisis de Fourier (M. F. Müller, comunicación personal).

El método de TSS, a diferencia del PLV (como mencionamos en la sección 2.3.4) es aplicable para cualquier sistema sin necesidad de filtrar en una banda de frecuencia determinada.

3.2.2. Parámetros del Registro

En función de la frecuencia de muestreo f_s (256 Hz), es necesario definir la tasa y la frecuencia de Nyquist.

La tasa de Nyquist es el mínimo valor de frecuencia necesario para muestrear una señal libre de *aliasing*, y corresponde al doble de la frecuencia mas alta de la señal ($2B$) que pretendemos registrar (Press et al., 2007). Dado que la frecuencia mas alta que pretendemos registrar es 60 Hz, la tasa de Nyquist es de 120 Hz.

La frecuencia de Nyquist f_c esta definida como $f_s/2$, y determina la máxima frecuencia que puede ser registrada correctamente por la frecuencia de muestreo escogida, en función del teorema de Nyquist (Press et al., 2007). f_c sera entonces de 128 Hz.

Si la frecuencia de Nyquist es de 128 Hz, es entonces suficiente para registrar los 120 Hz (por tasa de Nyquist) de la señal de EEG que queremos registrar.

La longitud del segmento de tiempo registrado sera de 8 seg. Hemos escogido 8 segundos, por dos razones. Primero, porque es una longitud del segmento de tiempo común en otros diseños de BCIs *off-line*, que se cree suficiente para registrar la actividad electrofisiológica durante la ejecución de las tareas mentales (e.g. Brunner et al., 2006; Wang et al., 2006). La segunda razón es por conveniencia con el algoritmo para computar la FFT, que necesita una cantidad de datos de entrada en potencias de 2 (Press et al., 2007). De este segmento de tiempo de 8 seg, muestreado a 256 Hz, se obtienen 2048 muestras (2^{11}).

La frecuencia de muestreo y el numero total de muestras, determinan la resolución del espectro de frecuencias, es decir, el numero de puntos (o espacios) en el eje de las abscisas que resuelven los espectros de potencia, y para nuestro caso, también el plano $(f, \Delta\Phi_f)$. A estos espacios se les conoce como *frequency bins*¹ (Press et al., 2007).

El ancho de un *bin* se obtiene dividiendo el rango de frecuencias que podemos registrar entre el numero de muestras ($128\text{Hz}/2048\text{muestras}$), cuyo resultado es 0.0625 Hz. Esta es la máxima resolución en frecuencia de nuestro espectro y disponible para el análisis en el espacio de frecuencias. La misma relación nos permite decir que cada rango de 1 Hz en el espacio de frecuencias, contiene 16 *frequency bins*. Pueden comprenderse mejor estos valores visualizando la figura 3.3.

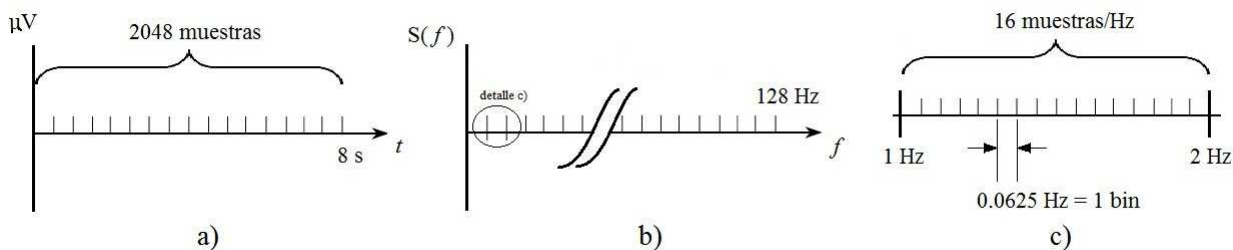


Figura 3.3: a) Longitud del segmento de tiempo y numero de muestras. b) Rango de frecuencias. c) Detalle con el ancho de los *frequency bins*.

3.2.3. Extracción de Rasgos

Computar el espectro de Fourier de las tres series de datos antes mencionadas, $X_{C3}(t)$, $X_{FCZ}(t)$ y $X_{C4}(t)$, por medio del algoritmo FFT (ver detalles en Press et al. (2007)), obteniendo $S_{C3}(f)$, $S_{FCZ}(f)$ y $S_{C4}(f)$. Según lo que hemos propuesto, es necesario buscar PS entre tres pares de espectros de Fourier

$$\begin{aligned}
 S_{C3}(t) & \text{ y } S_{FCZ}(t) \\
 S_{C4}(t) & \text{ y } S_{FCZ}(t) \\
 S_{C3}(t) & \text{ y } S_{C4}(t)
 \end{aligned}
 \tag{3.5}$$

Para calcular la PS entre dos osciladores caóticos acoplados, es necesario obtener las fases instantáneas de sus componentes espectrales. Tomemos el par de espectros de Fourier, $S_{C3}(t)$ y $S_{FCZ}(t)$, para explicar los cálculos.

¹Para evitar una traducción forzada, utilizaremos siempre el termino *bins* o *frequency bins*.

El algoritmo de FFT al recibir 2048 de entrada, entregara 4096 datos de salida; por cada dato de entrada, un dato con parte real e imaginaria a la salida (Press et al., 2007). Construyendo con estas partes una señal analítica ($Re + jIm$), es posible calcular las fases instantáneas de cada uno de los componentes espectrales², esto por medio de

$$\phi_f = \arctan \frac{Im}{Re} \quad (3.6)$$

Para obtener la diferencia de fase $\Delta\Phi_{f_{C3-FCZ}}$, es necesario calcular las fases instantáneas $\phi_f = \arctan \frac{Im}{Re}$ para cada uno de los componentes espectrales de los espectros $S_{C3}(t)$ y $S_{FCZ}(t)$ de dos osciladores acoplados. Así lucirían las fases instantáneas para el N componente espectral de ambos espectros

$$\begin{aligned} \phi_{f_{C3N}} &= \arctan \frac{Im_N}{Re_N} \\ \phi_{f_{FCZN}} &= \arctan \frac{Im_N}{Re_N} \end{aligned} \quad (3.7)$$

Con los datos de las señales analíticas es posible entonces construir las fases instantáneas, y con las fases instantáneas, obtener la diferencia de fases $\Delta\Phi_{f_{C3-FCZ}}$ para todos los componentes espectrales. Para la N diferencia de fases de ambos N componentes espectrales, luciría

$$\Delta\Phi_{f_{C3-FCZN}} = \phi_{f_{C3N}} - \phi_{f_{FCZN}} \quad (3.8)$$

Para construir un plano $(f, \Delta\Phi_{f_{C3-FCZ}})$, es necesario entonces calcular todas las diferencias de fase de los componentes espectrales de los espectros de Fourier $S_{C3}(t)$ y $S_{FCZ}(t)$. Y esto mismo aplica para los otros dos pares de espectros de Fourier, $S_{C4}(t)$ y $S_{FCZ}(t)$, $S_{C3}(t)$ y $S_{C4}(t)$.

En la figura 3.4, se pueden ver en a) las locaciones a las que corresponden los espectros de Fourier, mientras que las líneas entre dos electrodos hacen referencia a los pares de espectros que se consideran para calcular las diferencias de fase; en b) un ejemplo con datos ficticios, de como luciría el plano $(f, \Delta\Phi_{f_{C3-FCZ}})$ con una región con componentes espectrales en régimen de PS.

3.2.4. Traducción de Rasgos

Es necesario tener un parámetro que a partir de la información en el plano $(f, \Delta\Phi_f)$, nos permita declarar cuando ocurre una MI.

Comúnmente, el ritmo μ se considera en el rango de 8-12 Hz, y se cree que la frecuencia mas reactiva durante las MI es 10 Hz (Niedermeyer, 2005); pero existe también evidencia de la alta variabilidad en los componentes en frecuencia donde se refleja la actividad motora y de las MI (Pfurtscheller y Neuper, 1997; Wolpaw, 2007). Con el TSS no estamos limitados por esta variabilidad, ya que podemos explorar todo el rango de frecuencias y conocer exactamente cuales son los componentes espectrales en que hay régimen de PS.

Proponemos Δf , como un parámetro con el ancho de la banda de interés, que es 4 Hz para el caso de μ , y que no depende de donde este centrada la actividad de esa banda. Introducimos también el parámetro Δf_0 , que nos ayudara a detectar el comportamiento de los componentes espectrales dentro del rango de Δf ; para ello, Δf_0 debe ser menor que Δf . Pueden apreciarse ambos parámetros en la figura 3.5.

Se ha demostrado que aún dentro de la misma banda μ , durante la ejecución de MI de las manos, los componentes mas activos se encuentran dentro de un rango aproximado de 2 Hz (Pfurtscheller et al., 2006). Por ello decidimos definir, al menos para un primer experimento a Δf_0 igual 2 Hz, es decir, la mitad de Δf . Aunque el parámetro Δf_0 es susceptible de variarse en función de la conveniencia del experimento.

Debemos recordar que la resolución del espacio de frecuencias es de 16 *frequency bins* por cada Hz; esto implica que Δf_0 esta compuesto por 32 *frequency bins*, o 32 cálculos de diferencia de fase de componentes espectrales $\Delta\Phi_f$.

Definimos que 32 componentes espectrales (o *frequency bins*) sucesivos en el régimen de PS, implican el hallazgo de una MI en la señal analizada (ver figura 3.6). Se hace necesario definir para el computo (el algoritmo),

²Podemos decir que cada uno de los *frequency bins* corresponde a, o es, un componente espectral

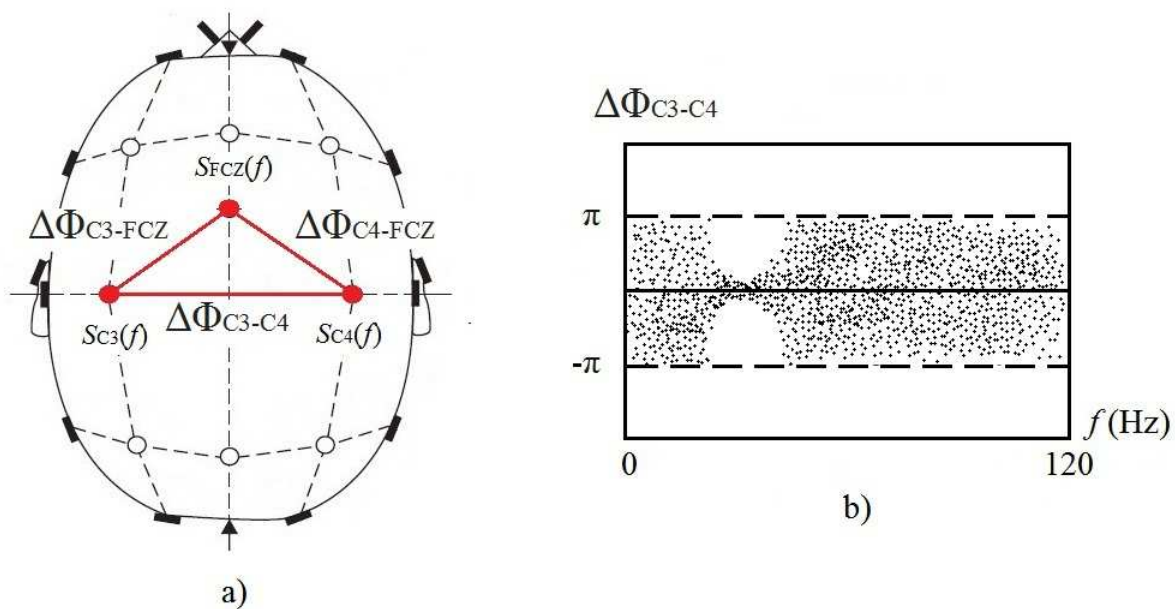


Figura 3.4: a) Locaciones de las que se han calculado los espectros de Fourier, y diferencias de fase $\Delta\Phi_f$ entre los espectros. b) Ejemplo del plano $(f, \Delta\Phi_{f_{C3-FCZ}})$ (los datos en la grafica no pertenecen a cálculos reales, son puramente ilustrativos).

bajo que condiciones consideramos que los componentes espectrales se encuentran en régimen de PS en el plano $(f, \Delta\Phi_f)$.

Idealmente, dos componentes espectrales manifiestan régimen de PS cuando el valor de la diferencia de fases $\Delta\Phi_f$, es cero. Pero dado el alto nivel de ruido del EEG y la naturaleza del sistema que se esta registrando, puede resultar muy improbable encontrar diferencias de fases de componentes espectrales $\Delta\Phi_f$ cuyo valor sea exactamente cero, es decir, sobre la linea recta del plano $(f, \Delta\Phi_f)$. Restringir el hallazgo de PS a componentes cuya diferencia de fase sea cero, volvería difícil poder encontrar 32 *frequency bins* sucesivos en régimen de PS.

Con estas consideraciones, creemos recomendable definir un parámetro dentro del cual la diferencia de fase de los componentes espectrales $\Delta\Phi_f$, cercana a cero, se considere suficiente para declarar la existencia del régimen de PS. Introducimos el parámetro $L_{\Delta\Phi_f}$, que define el rango (o *lag*) dentro del cual consideramos a las diferencias de fase de los componentes espectrales en régimen de PS. Sugerimos que para la primera implementación de este algoritmo, el parámetro sea de $\Phi/32$. No hay ninguna razón específica para definir $\Phi/32$ como un valor fijo; lo recomendable sería ajustar este parámetro, según los niveles de ruido y las capacidades de los usuarios, mientras se desarrolle el experimento.

Usando este parámetro, es posible decir que los componentes espectrales cuya diferencia de fase se encuentre en el rango $(-\pi/32, \pi/32)$ se consideraran, para esta experimento, dentro del régimen de PS. Puede verse el parámetro $L_{\Delta\Phi_f}$ en la figura 3.6.

Con lo anterior, podemos definir a una CV como el hallazgo de 32 componentes espectrales sucesivos cuyas diferencias de fase se encuentren dentro del rango $(-\pi/32, \pi/32)$, considerando a estos componentes en el régimen de PS. El tipo de CV depende de en que par de electrodos (de los espectros de Fourier de sus señales), en que se haya encontrado indicios del régimen de PS; debiendo corresponder con el tipo de MI producida por el usuario. Definimos las tres CV posibles: CV_{C3-FCZ} , CV_{C4-FCZ} y CV_{C3-C4} .

En esta propuesta *off-line*, la caracterización consiste en encontrar rasgos en la señal de EEG con los que se pueda clasificar una tarea mental o MI. La traducción, convertir esos rasgos en CV que reflejen la voluntad y disposiciones del usuario.

Analizar las señales de las regiones PMC izquierda, PMC derecha y SMA, obtener las diferencias de fase de los componentes espectrales en los espectros de esas señales construyendo ellas los planos $(f, \Delta\Phi_f)$ para los tres pares de espectros, y encontrar evidencias en ellos de PS, es una manera de caracterizar la actividad EEG y obtener rasgos de ella; la manera que proponemos. El rasgo extraído es la existencia (o ausencia) de PS entre

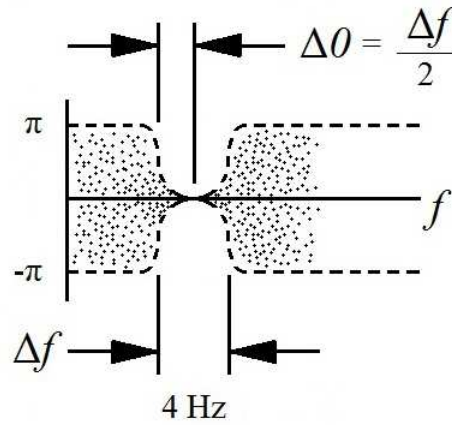


Figura 3.5: Δf del ancho de la banda μ , y el parametro $\Delta\theta$, de un ancho de banda menor para ser sensible a los cambios dentro de Δf (los datos en la gráfica no pertenecen a cálculos reales, son puramente ilustrativos).

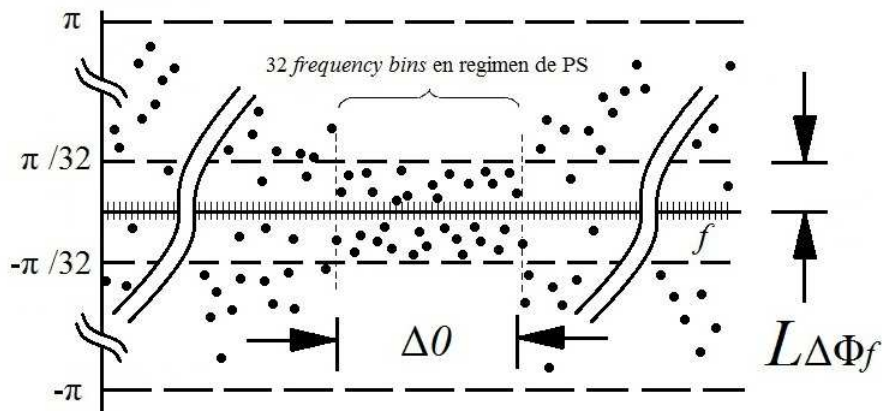


Figura 3.6: El criterio para declarar la caracterización de una MI, es de 32 componentes espectrales sucesivos en regimen de PS, y dentro del rango $\pm L\Delta\Phi_f$.

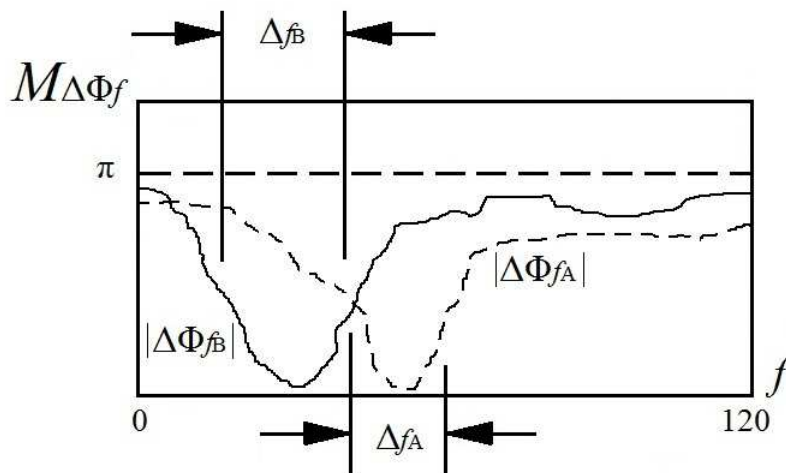


Figura 3.7: Comparación entre dos trazos $|\Delta\Phi_f|$, que pueden corresponder a varios tipos de diferencia de fase, con características distintas, e.g. reactividad a las MI en diferentes anchos de banda (los datos en la gráfica no pertenecen a cálculos reales, son puramente ilustrativos).

las señales de las áreas registradas.

Analizar el plano $(f, \Delta\Phi_f)$ para encontrar el ancho de banda de componentes espectrales en régimen de PS, verificar si esos componentes cumplen las criterios como para considerar que la PS detectada esta vinculada a una IM producida voluntariamente por el sujeto, decretar que se cumplen y reportarlo al experimentador y al usuario, es la manera que proponemos para traducir los rasgos de la señal, en una CV.

3.2.5. Métodos de Comparación

La propuesta que exponemos persigue obtener tres distintas variables de control para una BCI *off-line*. Pero además, el uso del método de TSS (Hramov et al., 2005) tiene otras ventajas sobre los métodos para cuantificar el grado de PS que han sido utilizados en el campo de las BCIs.

Una de sus virtudes principales radica en permitir visualizar todos los componentes espectrales de los espectros de Fourier de los osciladores acoplados, además de los componentes espectrales en régimen de PS. Dada la gran variabilidad que existe en los rasgos de las señales de EEG de los usuarios de BCIs (Wolpaw, 2007), visualizar estas variaciones de los componentes espectrales durante la ejecución de las MI, podría revelarnos información valiosa sobre la cognición motora, y sobre la interacción entre las áreas que intervienen en este tipo de cognición.

Definimos $M_{\Delta\Phi_f}$ como el monto de la diferencia de fase

$$M_{\Delta\Phi_f} = |\Delta\Phi_f| \quad (3.9)$$

Donde $|\Delta\Phi_f|$ es el modulo de la diferencia de fase de los componentes espectrales de cualquiera de los pares de espectros de Fourier. Al graficar el monto $M_{\Delta\Phi_f}$, este permite visualizar el comportamiento de los sistemas acoplados y los componentes en régimen de PS de haberlos. Pero al sobreponer en la misma gráfica varios montos de diferencia de fase $M_{\Delta\Phi_f}$, podríamos apreciar las diferencias entre ellos.

En la figura 3.7 se muestra $M_{\Delta\Phi_f}$, donde los trazos $|\Delta\Phi_{fA}|$ y $|\Delta\Phi_{fB}|$ pueden ser por ejemplo, las diferencias de fase $|\Delta\Phi_{f_{C3-FCZ}}|$ y $|\Delta\Phi_{f_{C4-FCZ}}|$ entre dos pares de espectros de Fourier, o las diferencias de fase $|\Delta\Phi_{f_{C3-FCZ}}|$ para el ensayo A y el ensayo B del usuario 1, o las diferencias de fase $|\Delta\Phi_{f_{C4-FCZ}}|$ para los usuarios 1 y 2 en el primer día de sesión, etc. Puede utilizarse para realizar cualquier clase de comparación entre las diferencias de fase $\Delta\Phi_f$ obtenidas.

Adicionalmente, introducimos la varianza

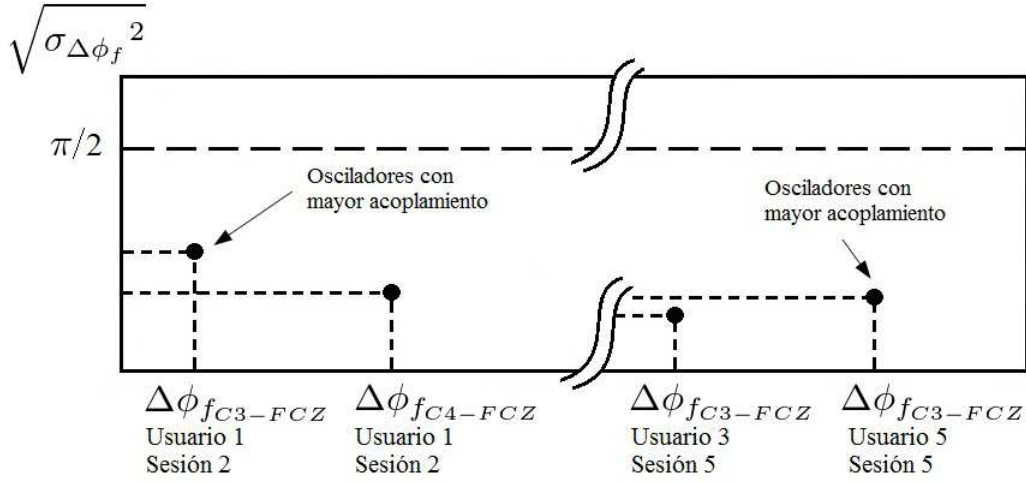


Figura 3.8: Comparaciones entre diferentes desviaciones entre varias diferencias de fase $\Delta\phi_f$, que pueden corresponder por ejemplo a, $\Delta\phi_{f_{C3-FCZ}}$ y $\Delta\phi_{f_{C4-FCZ}}$ para el mismo sujeto en la misma sesión, o a $\Delta\phi_{f_{C3-FCZ}}$ para dos sujetos diferentes, etc (los datos en la gráfica no pertenecen a cálculos reales, son puramente ilustrativos).

$$\sigma_{\Delta\Phi_f}^2 = \frac{\sum_{i=1}^N \Delta\Phi_{f_i}^2 - (\overline{\Delta\Phi_{f_N}})^2}{N} \quad (3.10)$$

Que nos revela para la diferencia de fases $\Delta\Phi_f$, que tan dispersos están los componentes espectrales respecto de su media. Si comparamos varias diferencias de fase $\Delta\Phi_f$, la desviación estándar $\sqrt{\sigma_{\Delta\Phi_f}^2}$ puede interpretarse como, cual de esas diferencias tiene un mayor número de componentes reactivos durante una MI (aunque no necesariamente componentes en régimen de PS); o visto de otro modo, puede indicarnos en cual de las diferencias de fase $\Delta\Phi_f$ que están siendo comparadas, hay un mayor acoplamiento entre los osciladores. Aconsejamos siempre verificar los resultados de estas comparación con los planos $(f, \Delta\phi_f)$. Un ejemplo de las comparaciones luciría como en figura 3.8. Donde en el eje de las abscisas, pueden ponerse todas las diferencias de fase $\Delta\Phi_f$, cuyo acoplamiento se desea comparar.

3.3. Protocolo Experimental

Para esta propuesta *off-line* se recomienda realizar el experimento con al menos 7 sujetos; número máximo de sujetos usados en los experimentos citados en el capítulo 2; preferentemente hombres, al menos es esta primera etapa, diestros, y que no hayan participado previamente en experimentos en BCIs, *biofeedback* o relacionados.

3.3.1. Paradigma *off-line*

En la figura 3.9 se muestra el paradigma *off-line* para un ensayo de la BCI que proponemos.

El usuario debe sentarse de manera relajada y con los brazos reposados, de frente al monitor donde se le dan las indicaciones. Antes del experimento, se explicara al usuario que el tipo de MI debe ser de tipo cinestésico, es decir, imaginar la acción de realizar la contracción muscular que produce el movimiento de la mano a partir de la articulación de la muñeca (Neuper et al., 2009). También se le indicara que, una vez dada la señal debe producir solo una vez el tipo de MI requerida.

La duración de cada ensayo es de 8 segundos. Después de transcurrido un segundo de relajación con el monitor en blanco, se dará al usuario la pauta del tipo de MI que debe generar: mano izquierda, mano derecha

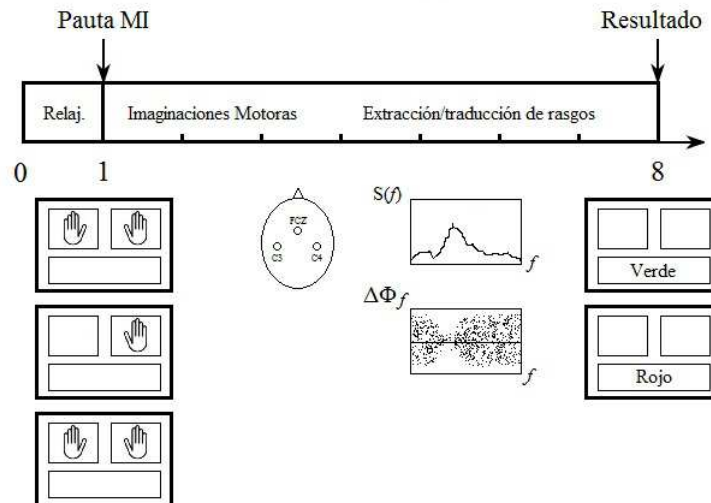


Figura 3.9: Paradigma *off-line* de un ensayo para nuestra BCI propuesta.

o ambas. En la pantalla que se mostrara al usuario a partir del segundo 1, la parte superior estará dividida en dos. Según la MI requerida, la imagen de una mano aparecerá en el lado izquierdo, derecho, o en ambos lados simultáneamente. El usuario debe producir a partir de ese momento la MI que le es requerida. Mientras que el algoritmo realiza la extracción y posterior traducción de los rasgos de las señales de EEG.

Según el tipo de MI que le es requerida al usuario, el algoritmo buscara los rasgos en las señales pertinentes. Para una MI de la mano derecha, el algoritmo debe encontrar rasgos de PS entre las señales de los electrodos C3 y FCZ. Para una MI de la mano izquierda, rasgos de PS entre las señales de los electrodos C4 y FCZ. Para la generación de dos MI simultaneas de ambas manos, buscara rasgos de PS entre las señales de los electrodos C4 y C3.

Durante el transcurso de los 8 segundos, no se le dara al usuario *feedback* del comportamiento de sus señales. Al final del ensayo, al segundo 8, se mostrara con una señal visual, en la parte inferior del monitor, el éxito con un indicador verde, o fracaso con un indicador rojo, según el computo haya encontrado o no evidencias del régimen de PS en los componentes espectrales de acuerdo a la MI producida.

3.3.2. Desarrollo del Experimento

Proponemos las siguientes consideraciones para la realización del experimento.

Seis sesiones, preferentemente en días alternados; cada sesión, con una duración no mayor a 30 minutos de pruebas efectivas (se considera aparte el tiempo para la colocación de los electrodos y preparación del equipo).

Cada sesión se compone de dos corridas de 13 minutos, con un intervalo de descanso de 4 minutos entre ambas. A su vez, cada corrida se compone de 20 ensayos con 30 segundos de descanso entre cada ensayo. Esto da un total de 40 ensayos por sesión, y 240 ensayos en total.

Recomendamos que en las dos primeras sesiones, las MI solicitadas al sujeto sean mayoritariamente para una sola mano (el 80% del total), y el resto para la MI de ambas manos simultaneas. En las dos sesiones siguientes, una mayor solicitud de la MI de las manos simultaneas (50%). Y en las dos sesiones finales, una distribución uniforme entre los tres tipos de MI. Esto con el objeto de entrenar al usuario en el uso de las MI de una sola mano, mientras se introduce paulatinamente la habilidad de generar ambas MI simultaneas, hasta llegar idealmente, a un dominio similar en la habilidad de cada tipo de MI.

Recomendamos que la agenda (la sucesión de MI solicitadas a través de las sesiones) sea la misma para todos los usuarios; esto daría sentido establecer comparaciones entre su desempeño.

Proponemos realizar comparaciones de los montos $M_{\Delta\Phi_f}$ para las tres distintas MI (promediando todos los ensayos del mismo usuario por sesión) a lo largo de todas las sesiones. Esto permitiría explorar las diferencias

en el desempeño de los usuarios, y observar el aprendizaje que pudieran adquirir sobre una MI específica.

Proponemos también calcular la varianza $\sigma_{\Delta\Phi_f}^2$ de las tres distintas MI para todos los sujetos, a lo largo de todas las sesiones; así podremos ver cual de las tres MI provoca más acoplamiento, y como evoluciona este acoplamiento durante las sesiones.

Perspectivas y Conclusiones

4.1. Perspectivas

Implementación *on-line*. Después de la implementación de la propuesta que hemos hecho en este documento, el paso evidente sería realizar el experimento *on-line*.

Hemos propuesto aquí lo que creemos esencial respecto a la extracción de los rasgos y su traducción en CV. Quizá la modificación mas significativa que debe realizarse para correr este experimento *on-line*, es el análisis en tiempo real de todas las interacciones entre las señales de los electrodos. Habría que utilizar una ventana de tiempo adecuada para el registro de la señal y posteriormente calcular los espectros de Fourier para cada una de las señales, las combinaciones de diferencias de fase, y evaluar las condiciones de PS que ya mencionamos en la sección 3.2, para todos los planos $(f, \Delta\phi_f)$ de manera simultanea.

Otra modificación en la etapa *textiton-line*, es que no serian necesarias ya las indicaciones al sujeto de que tipo de MI tendría que generar; es decir, que la actividad registrada en el EEG sería espontanea, en función de la voluntad del sujeto. Habría que realizar mediciones previas para saber la rapidez con la que este método propuesto puede clasificar las MI, y evaluar otro tipo de complicaciones que puedan producirse y que no es posible prever hasta que se realice el experimento.

La detección en tiempo real de PS, daría pie a desarrollos de BCI mas complejos. A diferencia de “una de las tres variables” que se esperan durante un ensayo *off-line*, los tres estados *textiton-line*, permitirían implementar el movimiento de un cursor en tres dimensiones, o el movimiento de un actuador robótico en tres dimensiones.

Por ultimo, seria necesario implementar una retroalimentación *on-line* al sujeto, de su actividad electrofisiológica y de los niveles de sincronización que se registran en ella.

Feedback y entrenamiento. Hemos hablado a lo largo de todo el documento, de lo importante que es el *feedback* para corroborar que las capacidades que pretendemos encontrar, se puedan convertir en habilidades controladas, explorando también hasta donde es posible modificarlas y hacerlas trabajar en pro de un diseño BCI. Desafortunadamente, el tiempo no ha sido el suficiente para poder elaborar lo propuesto aquí en un experimento *off-line*, y obtener las observaciones y conclusiones tan necesarias para la posterior implementación *on-line*.

Ya hemos hablado de evidencias que muestran que en un sistema BCI en tiempo real y con *feedback*, el desempeño en la habilidad de controlar la actividad electrofisiológica incrementa con el tiempo gracias al entrenamiento (Pineda et al., 2003). Creemos que solo la implementación del *feedback* puede permitir demostrar las verdaderas virtudes de los métodos y algoritmos que proponemos, ademas de permitir explorar los limites de estas habilidades.

Resulta estimulante pensar cual sera la influencia del *textitfeedback* sobre el grado de sincronización entre las señales. Es necesario cuidar muy bien la manera en que se retroalimenten los niveles de sincronización al usuario. Debe retroalimentarse lo mas rápido posible, y de una manera que le permita vincular de manera apropiada “lo que esta haciendo”, con “lo que percibe que esta haciendo”, tal que el circuito pueda establecerse aprovechando todos los elementos del sistema.

Sobre la integración funcional aplicada a las BCIs. Wolpaw (2007) señala que “una manera de alcanzar el pleno potencial de desarrollo de las BCIs seria facilitado por la consideración del hecho de que las BCIs tratan de establecer nuevas vías de salida para la actividad del cerebro, teniendo en cuenta que al cerebro se le demanda que haga algo completamente nuevo”. Vaughan et al. (1996) señala también que esas capacidades son inéditas.

Buscar PS entre diversas regiones del cerebro o de la corteza, es la técnica primordial para buscar integración de funciones a nivel local y global (Lachaux et al., 1999; Varela et al., 2001). La tendencia de ver a la integración funcional como una manera de explicar la cognición y los procesos mentales, en contraposición a otras posturas

mas modulares y estáticas, nos parece una postura muy adecuada no solo para poder encontrar interacciones que expliquen los procesos cognitivos y mentales, sino de aventurarnos a buscar otras interacciones dinámicas, de tipo inédito, como lo mencionan los autores arriba citados.

Explorar capacidades con esas características, sería algo que a nuestro conocimiento, no se ha realizado. Podría pensarse que la MI de la mano no se trata de algo inédito; lo inédito no es mover o imaginar que se mueve la mano, pero a partir de que la actividad electrofisiológica correlacionada originalmente con la imaginación del movimiento, se va modificando producto del entrenamiento, se transforma en un nuevo tipo de interacción. La salida motora deja de ser el objetivo final, mientras que el control sobre las señales de EEG y sus rasgos se vuelven el objetivo.

Buscar cuales otras áreas entre hemisferios o entre lugares distantes de la corteza, pueden interactuar voluntariamente y manifestar entre sus señales signos del régimen de PS (aprovechando un método como el TSS) es un paso necesario para futuras investigaciones, además de un paradigma diferente de trabajo al que se han usado en las BCIs hasta ahora.

Correlación entre el acoplamiento de fase y las variaciones en la potencia. Las conclusiones antagónicas que reportamos en la sección 2.3.4, dejan abierta una cuestión esencial, ¿el grado de sincronización entre las señales es o no, independiente de los rasgos de potencia de la señal?

La cuestión sobre las relaciones (y la posible alta correlación) entre las medidas de PS, BPF y SC, sobrepasa el propósito de este documento. Pero no podemos dejar pasar desapercibido que el método de TSS permite proponer experimentos que arrojarían luz sobre esta cuestión.

Uso del método TSS en otros niveles de registro. Idealmente, los potenciales registrados en el EEG deberían representar una medida de la actividad eléctrica del cerebro que corresponda con el sitio registrado; pero sabemos que esto no es así. Discutir las aportaciones que registra un electrodo a nivel del cuero cabelludo, requiere de un estudio exhaustivo (e.g. Nunez y Srinivasan, 2006) y es motivo de una controversia vigente.

Probar el método de TSS con señales adquiridas con otros métodos de registro que tengan mayor resolución temporal (e.g. LFP, ECoG), podría resultar constructivo para corroborar hallazgos con otros métodos, y poner a prueba el método de TSS.

4.2. Conclusiones

Hemos restringido lo realizado en este documento a solamente una propuesta, esencialmente por cuestión de tiempo. Sin embargo, creemos haber cubierto todas las consideraciones teóricas que permitirán realizar el experimento aquí propuesto.

Al no haber realizado el experimento no tenemos resultados sobre los cuales poder discutir y concluir; a pesar de ello hemos identificado algunas cuestiones que podrían presentarse durante la realización del experimento, y otras que podrían poner en duda los resultados.

La primera consideración es respecto a los recursos computacionales que *off-line* u *on-line*, el método numérico propuesto pudiera consumir. Al utilizar registros en locaciones que la neuropsicología y neurofisiología corroboran que toman parte durante las MI, pretendemos disminuir la cantidad de registros a analizar. A pesar de ello, la cantidad de cálculos que se deben hacer son mas de los realizados, por ejemplo, para el calculo de rasgos BPF. No podemos hablar de un menor uso de recursos computacionales hasta haber realizado el experimento y comprobar que el ahorro en la cantidad de datos adquiridos, no se pierda en procesamiento.

Como ya se dijo, la rapidez con que se puedan realizar los cálculos *on-line*, sera fundamental para el desempeño de la BCI en tiempo real.

Por otro lado, utilizando registros de EEG, siempre puede alegarse que en electrodos cercanos el hallazgo de sincronización puede estar afectado por el fenómeno de conducción por volumen. Recordemos también el experimento cuya conclusión es que los montos de PLV, SC y BPF están altamente correlacionados y por tanto, “esencialmente capturando el mismo fenómeno (Krusienski et al., 2012). Mientras no demos evidencias que demuestren lo contrario a esas dos observaciones, los resultados positivos del experimento que proponemos siempre podrán ser cuestionables.

Una probable solución a esto es realizar el mismo experimento pero con datos de mucha mejor resolución espacial. Obtener registros de las áreas PMC y SMA durante la ejecución de las MI que proponemos, pero utilizando ECoG o LFP, podría revelar si en realidad el monto de PS entre las áreas se debe a sincronización real o inducida.

Por ultimo, debemos decir que se ha observado en la sección 2.1.5, que al menos en etapas iniciales, todos los grupos de investigación hacen un registro de EEG de alta densidad de electrodos para encontrar la mayor cantidad de rasgos en las señales relacionados con las tareas mentales y también para obtener una distribución topográfica de la actividad electrofisiológica. Habiendo analizado la variabilidad de los resultados, se calibran los algoritmos clasificadores, se escogen tareas mentales mas apropiadas y las locaciones de los electrodos, para realizar las pruebas *on-line*. Es evidente que no se trata de una inspección ociosa, sino una manera de realizar observaciones del comportamiento global de la corteza, que puede arrojar conclusiones que inciden en la implementación de una con mejor desempeño BCI.

Explorar el comportamiento de la corteza con un registro de alta densidad de electrodos durante las MI de uno o ambas manos, utilizando los métodos de extracción y traducción para la detección de PS que proponemos aquí, arrojaría resultados valiosos que, bajo una correcta interpretación, podría corroborar o refutar las conclusiones que ya existen en la literatura sobre la PS.

Bibliografía

- Allison, B. Z., McFarland, D. J., Schalk, G., Zheng, S. D., Jackson, M. M., y Wolpaw, J. R. (2008). Towards an independent BCI using SSVEP. *Clinical Neurophysiology*, *119*, 399-408.
- Andrzejak, R. G., Schindler, K., y Rummel, C. (2012). Nonrandomness, nonlinear dependence, and nonstationarity of electroencephalographic recordings from epilepsy patients. *Physical review E. Statistical, nonlinear, and soft matter physics*, *86*, 046206.
- Bach-y-Rita, P. (1990). Brain plasticity as a basis for recovery of function in humans. *Neuropsychologia*, *28*(6), 547-554.
- Bear, M. F., Connors, B. W., y Paradiso, M. A. (2001). *Neuroscience: Exploring the Brain* (4.^a ed.). Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins.
- Birbaumer, N., Ghanayim, N., Hinterberger, T., Iversen, I., Kotchoubey, B., Kübler, A., ... Flor, H. (1999). A spelling device for the paralysed. *Nature*, *398*, 297-298.
- Birbaumer, N., Kübler, A., Ghanayim, N., Hinterberger, T., Perelmouter, J., Kaiser, J., ... Flor, H. (2000). The Thought Translation Device (TTD) for completely paralyzed patients. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, *8*, 190-193.
- Brunner, C., Scherer, R., Graimann, B., Supp, G., y Pfurtscheller, G. (2006). Online control of a BCI using phase synchronization. *IEEE Transactions on Bio-Medical Engineering*, *53*(12), 2501-2506.
- Buzsáki, G., Anastassiou, C. A., y Koch, C. (2012). The origin of extracellular fields and currents - EEG, ECoG, LFP and spikes. *Nature Reviews Neuroscience*, *13*, 407-420.
- Chavez, M., Besserve, M., Adam, C., y Martinerie, J. (2006). Towards a proper estimation of Phase Synchronization from time series. *Journal of Neuroscience Methods*, *154*, 149-160.
- Choi, S. H., Lee, M., Wang, Y., y Hong, B. (2006). Estimation of optimal location of EEG reference electrode for motor imagery based BCI using fMRI. En *Annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society* (Vol. 1, p. 1193-1196).
- Curran, E. A., y Stokes, M. J. (2003). 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*, 326-336.
- Dechent, P., Merboldt, K., y Frahm, J. (2004). Is the human primary motor cortex involved in motor imagery? *Cognitive Brain Research*, *19*, 138-144.
- Dornhege, G., Millán, J., Hinterberger, T., McFarland, D. J., y Müller, K.-R. (Eds.). (2007). *Toward Brain-Computer Interfacing*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.
- Farwell, L. A., y Donchin, E. (1988). Talking off the top of your head: Toward a mental prosthesis utilizing Event-Related brain Potentials. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, *70*, 510-523.
- Fetz, E. E. (2007). Volitional control of neural activity: Implications for Brain-Computer Interfaces. *The Journal of Physiology*, *579*(3).
- Ganguly, K., y Carmena, J. (2009). Emergence of a stable cortical map for neuroprosthetic control. *PLoS Biol*, *7*(7).
- Gibson, J. J. (1966). *The senses considered as perceptual systems*. London: George Allen and Unwin.
- Graimann, B., Allison, B., y Pfurtscheller, G. (2010a). Brain-Computer Interfaces: A gentle introduction. En B. Graimann, B. Allison, y G. Pfurtscheller (Eds.), *Brain-computer interfaces: Revolutionizing human computer interaction*. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag.
- Graimann, B., Allison, B., y Pfurtscheller, G. (Eds.). (2010b). *Brain-computer Interfaces: Revolutionizing Human-Computer Interaction*. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag.
- Gysels, E., y Celka, P. (2004). Phase synchronization for the recognition of mental tasks in a Brain-Computer Interface. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, *12*(4).
- Hinterberger, T., Nijboer, F., Kübler, A., Matuz, T., Adrian Furdea, U. M., Jordan, M., ... Birbaumer, N. (2007). BCIs for communication and paralysis: a clinical experimental approach. En G. Dornhege, J. Millán, T. Hinterberger, D. J. McFarland, y K.-R. Müller (Eds.), *Toward Brain-Computer Interfacing*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.
- Hramov, A. E., y Koronovskii, A. A. (2004). An approach to Chaotic Synchronization. *Chaos*, *14*(3), 603-610.

- Hramov, A. E., Koronovskii, A. A., Kurovskaya, M. K., y Moskalenko, O. I. (2005). Synchronization of spectral components and its regularities in chaotic dynamical systems. *Physical review E. Statistical, nonlinear, and soft matter physics*, 71, 056204.
- Jasper, H., y Penfield, W. (1949). Electroencephalograms in man: Effect of voluntary movement. upon the electrical activity of the precentral gyrus. *Archiv für Psychiatrie und Zeitschrift Neurologie*, 183(163).
- Kandel, E. R., Schwartz, J. H., y Jessell, T. M. (Eds.). (2000). *Principles of Neural Science* (4.^a ed.). New York: McGraw-Hill Companies.
- Kirschstein, T., y Köhling, R. (2009). What is the source of EEG? *Clinical EEG and Neuroscience*, 40(3), 146-149.
- Krusienski, D. J., McFarland, D. J., y Wolpaw, J. R. (2012). Value of amplitude, phase, and coherence features for a sensorimotor rhythm-based [bci]. *Brain Research Bulletin*, 87, 130-134.
- Kübler, A., y Müller, K.-R. (2007). An introduction to Brain-Computer Interfacing. En G. Dornhege, J. Millán, T. Hinterberger, D. J. McFarland, y K.-R. Müller (Eds.), *Toward Brain-Computer Interfacing*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.
- Lachaux, J., Rodriguez, E., Martinerie, E., y Varela, J. F. (1999). Measuring Phase Synchrony in brain signals. *Human Brain Mapping*, 8, 194-208.
- Landi, D., y Rossini, P. M. (2010). Cerebral restorative plasticity from normal ageing to brain diseases: A "never ending story". *Restorative Neurology and Neuroscience*, 28, 349-366.
- Lehnertz, K., Arnhold, L., Grassberger, P., y Elger, C. E. (2000). *Chaos in the brain?* World Scientific.
- Lopes Da Silva, F. H. (1991). Neural mechanisms underlying brain waves: From neural membranes to networks. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 79, 81-93.
- Lopes Da Silva, F. H. (2005). Dynamics of EEGs as signals of neuronal populations: Models and theoretical considerations. En E. Niedermeyer y F. H. Lopes Da Silva (Eds.), *Electroencephalography*. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins.
- Lopes Da Silva, F. H. (2010). EEG: Origin and measurement. En C. Mulert y L. Lemieux (Eds.), *EEG-fMRI*. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag.
- Mason, S. G., y Birch, G. E. (2003). A general framework for Brain-Computer Interface design. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 11(1).
- McFarland, D. J., y Wolpaw, J. R. (2005). Sensorimotor rhythm-based Brain-Computer Interface (BCI): feature selection by regression improves performance. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 13(3), 372-379.
- McFarland, D. J., y Wolpaw, J. R. (2008). Brain-Computer Interface operation of robotic and prosthetic devices. *Computer*, 41(10), 52-56.
- Millán, J. R., Ferrez, P. W., Galán, F., Lew, E., y Chavarriga, R. (2007). Non-invasive Brain-Machine Interaction. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, XX(X), International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence.
- Millán, J. R., Renkens, F., Mouriño, J., y Gerstner, W. (2004). Brain-actuated interaction. *Artificial Intelligence*, 159(1-2), 241-259.
- Millán, J. R., Rupp, R., Müller-Putz, G. R., Murray-Smith, R., Giugliemma, C., Tangermann, M., ... Mattia, D. (2010). Combining Brain-Computer Interfaces and assistive technologies: State-of-the-art and challenges. *Frontiers in Neuroscience*, 4(161).
- Mulert, C. (2010). What can fMRI add to the ERP story? En C. Mulert y L. Lemieux (Eds.), *EEG-fMRI*. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag.
- Müller, M. F., Baier, G., López Jiménez, Y., Marín García, A. O., Rummel, C., y Schindler, C. (2011). Evolution of genuine cross-correlation strength of focal onset seizures. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 28(5), 450-462.
- Neuper, C., Schere, R., Wriessnegger, S., y Pfurtscheller, G. (2009). Motor imagery and action observation: Modulation of sensorimotor brain rhythms during mental control of a Brain-Computer Interface. *Clinical Neurophysiology*, 120, 239-247.
- Niedermeyer, E. (2005). The normal EEG of the walking adult. En E. Niedermeyer y F. H. Lopes Da Silva (Eds.), *Electroencephalography*. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins.
- Nijboer, F., y Broermann, U. (2010). Brain-Computer Interfaces for communication and control in locked-in patients. En B. Graimman, B. Allison, y G. Pfurtscheller (Eds.), *Brain-computer interfaces: Revolutionizing human computer interaction*. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag.

- Nunez, P. L., y Srinivasan, R. (2006). *Electric fields of the brain, The neurophysics of EEG*. New York: Oxford University Press.
- Pascual-Leone, A., Amedi, A., Fregni, F., y Merabet, L. B. (2005). The plastic human brain cortex. *Annual Review of Neuroscience*, 28, 377-401.
- Pfurtscheller, G., y Aranibar, A. (1977). Event-Related cortical desynchronization detected by power measurements of scalp EEG. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 42, 817-826.
- Pfurtscheller, G., Brunner, C., Schlögl, A., y Lopes Da Silva, F. H. (2006). Mu rhythm (de)synchronization and EEG single-trial classification for different motor imagery tasks. *NeuroImage*, 31, 153-159.
- Pfurtscheller, G., y Lopes Da Silva, F. H. (1999). Event-Related EEG/MEG synchronization and desynchronization: Basic principles. *Clinical Neurophysiology*, 110, 1842-1857.
- Pfurtscheller, G., y Lopes Da Silva, F. H. (2005). Event-Related Desynchronization (ERD) and Event-Related Synchronization (ERS). En E. Niedermeyer y F. H. Lopes Da Silva (Eds.), *Electroencephalography*. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins.
- Pfurtscheller, G., Müller-Putz, G. R., Schlögl, A., Graimann, B., Scherer, R., Leeb, R., ... Neuper, C. (2007). Graz Brain-Computer Interface: State of research. En G. Dornhege, J. Millán, T. Hinterberger, D. J. McFarland, y K.-R. Müller (Eds.), *Toward Brain-Computer Interfacing*. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press.
- Pfurtscheller, G., y Neuper, C. (1997). Motor imagery activates primary sensorimotor area in humans. *Neuroscience Letters*, 239, 65-68.
- Pfurtscheller, G., y Neuper, C. (2010). Dynamics of sensorimotor oscillations in a motor task. En B. Graimann, B. Allison, y G. Pfurtscheller (Eds.), *Brain-Computer Interfaces: Revolutionizing Human Computer Interaction*. Berlin-Heidelberg: Springer-Verlag.
- Piaget, J. (1952). *The origins of intelligence in children*. New York: International Universities Press.
- Pikovsky, A., Rosenblum, M., y Kurths, J. (2001). *Synchronization: A universal concept in nonlinear sciences*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Pineda, J. A. (2005). The functional significance of mu rhythms, translating seeing and hearing into doing. *Brain Research Reviews*, 50, 57-68.
- Pineda, J. A., Silverman, D. S., Vankov, A., y Hestenes, J. (2003). Learning to control brain rhythms: Making a Brain-Computer Interface possible. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 11(2), 181-184.
- Press, W. H., Teukolsky, S. A., Vetterling, W. T., y Flannery, B. P. (2007). *Numerical recipes, the art of scientific computing*. Cambridge University Press.
- Rummel, C., Baier, G., y Müller, M. F. (2007). The influence of static correlations on multivariate correlation analysis of the EEG. *Journal of Neuroscience Methods*, 166, 138-157.
- Sanei, S., y Chambers, J. A. (2007). *EEG signal processing*. West Sussex: John Wiley & Sons, Ltd.
- Schalk, G., McFarland, D. J., Hinterberger, T., Birbaumer, N., y Wolpaw, J. R. (2004). BCI2000: A general-purpose Brain-Computer Interface (BCI) system. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 51(6).
- Schalk, G., y Mellinger, J. (2010). *A practical guide to Brain-Computer Interfacing with BCI2000*. London: Springer-Verlag.
- Speckmann, E., y Elger, C. E. (2005). Introduction to the Neurological Basis of the EEG and DC Potentials. En E. Niedermeyer y F. H. Lopes Da Silva (Eds.), *Electroencephalography*. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins.
- Spiegler, A., Graimann, B., y Pfurtscheller, G. (2004). Phase coupling between different motor areas during tongue-movement imagery. *Neuroscience Letters*, 369(1), 50-54.
- Steriade, M. (2005). Cellular substrates of brain rhythms. En E. Niedermeyer y F. H. Lopes Da Silva (Eds.), *Electroencephalography*. Philadelphia: Lippincott Williams & Wilkins.
- Storm Van Leeuwen, W., Wieneke, G., Spoelstra, P., y Versteeg, H. (1978). Lack of bilateral coherence of mu rhythm. *Electroen*, 44, 140-146.
- Varela, F., Lachaux, J. P., Rodriguez, E., y Martinerie, J. (2001). The brainweb: Phase Synchronization and Large-Scale Integration. *Nature Reviews Neuroscience*, 2, 229-239.
- Vaughan, T. M., McFarland, D. J., y Donchin, E. (1996). EEG-based communication: Prospects and problems. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 4(4).

- Vidal, J. J. (1973). Toward direct Brain-Computer Communication. *Annual Review of Biophysics and Bioengineering*, 157-180.
- Wang, Y., Hong, B., Gao, X., y Gao, S. (2006). Phase Synchrony measurement in Motor Cortex for classifying single-trial EEG during motor imagery. En *Annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society* (Vol. 1, p. 75-78).
- Wang, Y., Hong, B., Gao, X., y Gao, S. (2007). Implementation of a Brain-Computer Interface based on three states of motor imagery. En *Annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society* (Vol. 1, p. 5059-5062).
- Wolpaw, J. R. (2007). Brain-Computer Interfaces as new brain output pathways. *The Journal of Physiology*, 579(3).
- Wolpaw, J. R., Birbaume, N., Heetderks, W. J., McFarland, D. J., Peckham, P. H., Schalk, G., ... Vaughan, T. M. (2000). Brain-Computer Interface technology: A review of the first international meeting. *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, 8, 164-173.
- Wolpaw, J. R., Birbaumer, N., McFarland, D. J., Pfurtscheller, G., y Vaughan, T. M. (2002). Brain-Computer Interfaces for communication and control. *Clinical Neurophysiology*, 113, 767-791.
- Wolpaw, J. R., y Boulay, C. B. (2010). Brain signals for Brain-Computer Interfaces. En B. Graimman, B. Allison, y G. Pfurtscheller (Eds.), *Brain-Computer Interfaces: Revolutionizing human computer interaction*. Berlin-Heidelber: Springer-Verlag.
- Wolpaw, J. R., y McFarland, D. J. (1994). Multichannel EEG-based Brain-Computer Communication. *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, 90, 444-449.
- Wolpaw, J. R., McFarland, D. J., Neat, G. W., y Forneris, C. A. (1991). An EEG-based Brain-Computer Interface for cursor control. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 78, 252-259.
- Xu, L., Chen, Z., Hu, K., Stanley, H. E., y Ivanov, P. (2006). Spurious detection of Phase Synchronization in coupled nonlinear oscillators. *Physical review E. Statistical, nonlinear, and soft matter physics*, 73, 065201.