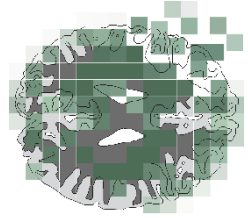




Casa abierta al tiempo

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA
Unidad Iztapalapa



LINI

División de Ciencias Básicas e Ingeniería
Posgrado en Ingeniería Biomédica

**Caracterización de la sincronía de fase de EEG para su
aplicación en Interfaces Cerebro-Computadora**

Tesis para obtener el grado de

Doctor en Ciencias
(Ingeniería Biomédica)

Sinodales:

Presidente: Dr. Gabriel Núñez Antonio

Secretaria: Dra. Aida Jiménez González

Vocal: Dra. Raquel Valdés Cristerna

Vocal: Dr. Rubén Carlos Acevedo Andrade

Vocal: Dr. Gerardo Gabriel Gentiletti Faenze

Presenta:

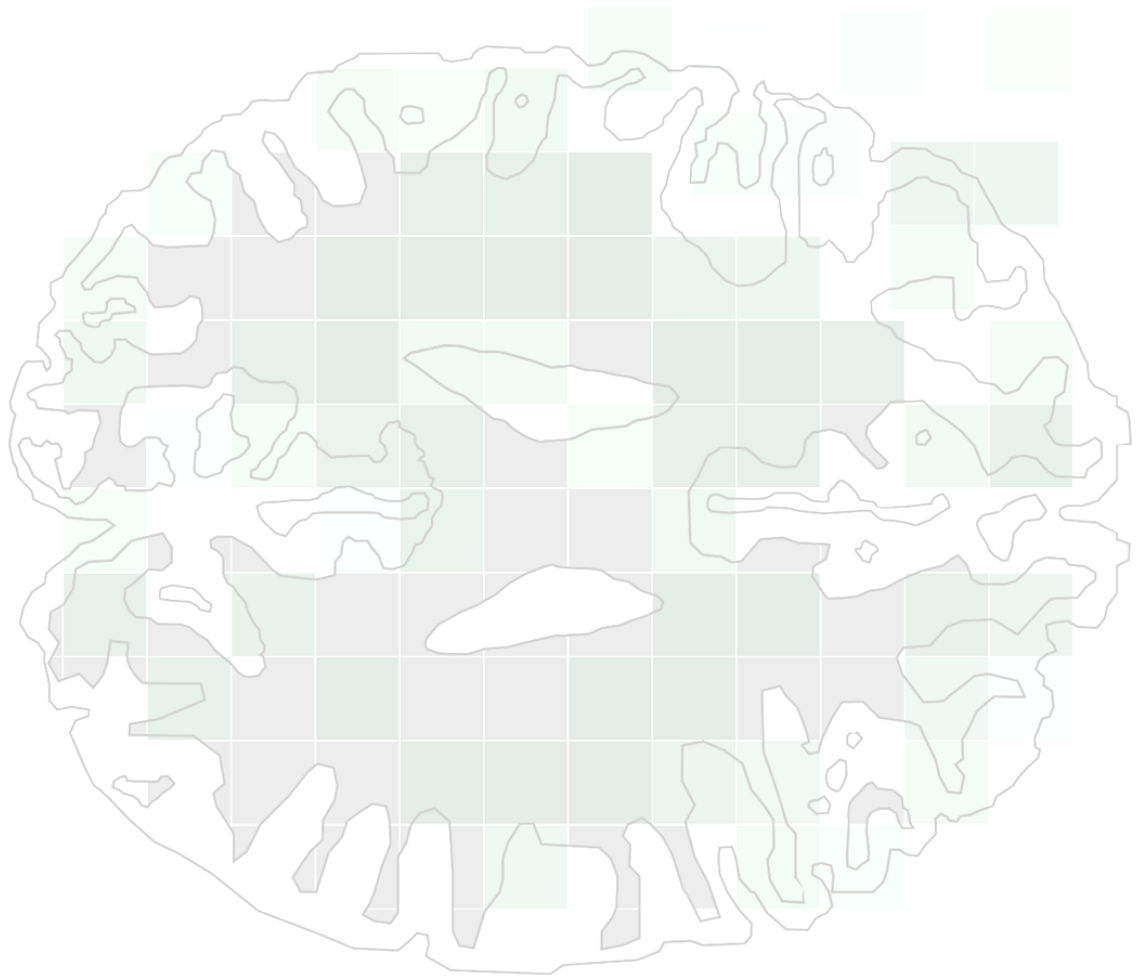
Miguel Ángel Porta García

Asesores:

Dra. Raquel Valdés Cristerna

M.I. Óscar Yáñez Suárez

Ciudad de México, enero de 2020.



LINI

laboratorio de
neuroimagenología

“Y una vez que la tormenta termine, no recordarás como lo lograste, como sobreviviste. Ni siquiera estarás seguro si la tormenta ha terminado realmente. Pero una cosa si es segura. Cuando salgas de esa tormenta, no serás la misma persona que entró en ella. De eso se trata esta tormenta.”

Haruki Murakami

Agradecimientos

Este trabajo de investigación tuvo el apoyo de CONACyT con la beca 271659. Quiero agradecer enormemente a mis asesores, Raquel y Oscar, por el apoyo, orientación, paciencia y gran amistad brindada durante estos años de posgrado, que con su entusiasmo y vocación por la ciencia y la academia son un ejemplo a seguir. A todos los profesores, amigos y compañeros que aportaron ideas y sugerencias, donde incluso algunas de estas marcaron el curso que tomó este trabajo. A todos los que aceptaron ser “sujetillos de indias” para mis experimentos y a quienes ayudaron a hacer que los eternos montajes de electrodos fueran más amenos. A Francisco y mis alumnos de servicio social, Abdi y Eloisa, por su gran esfuerzo y trabajo realizado. A Gabriela de la Facultad de Música de la UNAM, por su gran colaboración para conseguir músicos como sujetos de prueba. Al equipo de trabajo del Laboratorio de Audiología, así como de la cabina de radio de la UAM-I por la disposición y apoyo para realizar mi investigación. A la Universidad Autónoma Metropolitana, por permitirme formar parte de esta gran institución.

A mis padres, que me han dado todo en la vida.

Contenido

Lista de figuras	xi
Lista de símbolos y acrónimos	xiii
Resumen.....	xv
Abstract	xvii
1 Interfaces Cerebro-Computadora.....	19
1.1 Paradigmas de BCI.....	20
1.2 Control endógeno de una BCI.....	23
2 Imágenes Auditivas.....	27
2.2 Imágenes Musicales	30
2.3 Interfaces Cerebro-Computadora y música	34
3 Análisis Tiempo-Frecuencia del EEG.....	37
3.1 Análisis de Sincronía de Fase del EEG.....	39
4 Agrupamiento por Sincronía de Fase de Series de Tiempo Multivariadas	45
4.1 Extracción de información de fase.	47
4.2 Agrupamiento de canales de EEG por varianza circular.....	49
5 Aplicaciones de mCPS en BCI	61
5.1 Paradigma exógeno: P300	61

5.2	Paradigma endógeno: Imaginación musical.....	61
5.3	Procesamiento de datos	65
6	Resultados y discusión	67
6.1	Deletreador de Donchin.....	67
6.2	Imaginación musical.....	73
7	Conclusiones	85
	Referencias	89
	Glosario de términos musicales	97
	Anexo I.....	101
	Anexo II	107
	Anexo III	117
	Consentimiento informado	119

Lista de figuras

Figura 1	Paradigmas de control mental para BCI de EEG de superficie. Del lado izquierdo, en cuadros azules se encuentran los paradigmas endógenos, del lado derecho...	23
Figura 2	Principales regiones del cerebro asociadas a la actividad musical...	30
Figura 3	Un ERP en diferentes dominios, A) Tiempo, B) Frecuencia, C) Tiempo-Frecuencia. La línea punteada en la latencia cero en A indica el comienzo del estímulo que...	38
Figura 4	Del lado izquierdo, se muestran ejemplos de relaciones de fase entre ondas senoidales. En la tabla del lado derecho, se observa el efecto de diferentes relaciones de fase...	40
Figura 5	Aquí se muestran los pasos para obtener la información de fase. En <i>a</i>) se observa un tramo de EEG (color azul) crudo de 2.5 segundos del canal Cz, en <i>b</i>) se muestran...	48
Figura 6	El primer círculo unitario (lado izquierdo) muestra un ejemplo de cómo quedaría determinado el centro de masa, con una magnitud de \bar{R} cercana a cero...	49
Figura 7	Comparación entre la serie de tiempo de los valores de magnitud de \bar{R} obtenidos en cada muestra t , dentro de una época de 18 segundos, para un determinado grupo...	50
Figura 8	En a) se observan los resultados de <code>CreateFuzzyClusters</code> para $n = 1, 2, 3$ y 4 muestras respectivamente...	52
Figura 9	Ejemplo del paso de un etiquetado numérico arbitrario (a) a un etiquetado hexadecimal (b) para un arreglo de ocho canales de EEG ...	53
Figura 10	Representación de cómo se construye un mapa TFT para $K = 3$ frecuencias centrales, de 0 a 187.5 ms. En este ejemplo, se toma una frecuencia de muestreo de 256 Hz...	55
Figura 11	Construcción de un mapa iTFT (fondo azul). Siguiendo el mismo principio del gran promedio coherente en un ERP, pero utilizando modas, los mapas topográficos...	56
Figura 12	En este ejemplo, solo se harían operaciones de sustitución, ya que las cadenas a comparar son de la misma longitud (misma cantidad de caracteres)...	57
Figura 13	En a) se muestra un mapa TFL para el canal P4 de un total de ocho (por eso la escala de 0 a 8 para el mapa de colores), con $K = 12$ frecuencias centrales...	58
Figura 14	Diagrama a bloques del flujo de trabajo de la metodología que se propone. Los bloques <i>a</i> , <i>b</i> y <i>c</i> se describen en las secciones 4.1, 4.2 y 4.2.1, respectivamente...	59
Figura 15	Descripción gráfica de una corrida del paradigma experimental.	63
Figura 16	Patrón rítmico de los estímulos de audio, cada pista con una altura tonal diferente.	64
Figura 17	Configuración de los 32 electrodos para los registros de EEG.	65
Figura 18	Gran promedio de las épocas ERP y no-ERP para cada sujeto (corrida 4 para S2 y S5, corrida 7 para S6, y corrida 6 para S7)...	67
Figura 19	a) Porción del mapa iTFT para S2, mostrando solamente el renglón de la $f_4 = 2\text{Hz}$ y $f_5 = 2.5\text{Hz}$, de 250 ms a 875 ms de las épocas ERP; b) Misma f_4 y f_5 ...	68

Figura 20	a) Porción del mapa iTFT para S5, mostrando las frecuencias centrales de 1.6, 2, 2.5 y 3.1 Hz, desde 250 ms a 875 ms de las épocas ERP. b) Mismas f_k para las épocas...	70
Figura 21	Porción del mapa iTFT para S6, mostrando solamente el renglón de la $f_k = 3.1$ Hz, desde 63.5 ms a 687.5 ms de las épocas ERP (a) y no-ERP (b). c) Mapa TFL ...	71
Figura 22	Porciones de mapas iTFT para S7, en las frecuencias centrales 2, 2.5 y 3.1, desde 62.5 ms a 687.5 ms de épocas ERP (a) y no-ERP (b)...	72
Figura 23	Resultados de las pruebas de Wilcoxon para el canal FT7 del EEG del sujeto AISM. En los mapas del lado derecho, se muestran las regiones de los mapas TF...	75
Figura 24	Porción del mapa iTFT para la condición de estado basal del sujeto PDR con un segundo previo de inicio de la época y un segundo después...	79
Figura 25	Porción del mapa iTFT para la condición de imaginación musical con la nota G del sujeto PDR con un segundo previo de inicio de la época y un segundo...	80
Figura 26	Porción del mapa iTFT para la condición de imaginación musical con la nota B del sujeto PDR con un segundo previo de inicio de la época y un segundo...	81
Figura 27	Porción del mapa iTFT para la condición de estado basal del sujeto AISM con un segundo previo de inicio de la época y un segundo después, abarcando las...	82
Figura 28	Porción del mapa iTFT para la condición de imaginación musical con la nota D del sujeto AISM con un segundo previo de inicio de la época y un segundo...	83
Figura 29	Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, Fc1 y Fc2 del sujeto AISM. En la columna a , se muestran los mapas TF...	109
Figura 30	Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales FT7, FT8, C1, C2, C3, C4, C5 y C6 del sujeto AISM. En la columna a , se muestran los mapas TF...	110
Figura 31	Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales T7, T8, Cp3, Cp4, Tp7, Tp8, P3 y P4 del sujeto AISM. En la columna a , se muestran los mapas TF...	111
Figura 32	Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales P7, P8, O1, O2, Fz, Cz, Cpz y Pz del sujeto AISM. En la columna a , se muestran los mapas TF...	112
Figura 33	Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, Fc1 y Fc2 del sujeto AISM. En la columna a , se muestran los mapas TF...	113
Figura 34	Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales FT7, FT8, C1, C2, C3, C4, C5 y C6 del sujeto AISM. En la columna a , se muestran los mapas TF...	114
Figura 35	Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales T7, T8, Cp3, Cp4, Tp7, Tp8, P3 y P4 del sujeto AISM. En la columna a , se muestran los mapas TF...	115
Figura 36	Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales P7, P8, O1, O2, Fz, Cz, Cpz y Pz del sujeto AISM. En la columna a , se muestran los mapas TF...	116

Lista de símbolos y acrónimos

BCI	LPC
<i>Interfaz Cerebro-Computadora, 19</i>	<i>Complejo Positivo Tardío, 29</i>
cEEG	mCPS
<i>Serie de tiempo equivalente al EEG con etiquetas de clusters, 50</i>	<i>Agrupamiento (clustering) por Sincronía de Fase de Series de Tiempo Multivariadas, 44</i>
CWT	MEG
<i>Transformada Continua Wavelet, 37</i>	<i>Magnetoencefalografía, 21</i>
DL	PET
<i>Distancia de Levenshtein, 44</i>	<i>Tomografía por Emisión de Positrones, 21</i>
ECoG	PLF
<i>Electrocorticografía, 21</i>	<i>Phase Locking Factor, 40</i>
EEG	PLV
<i>Electroencefalograma, electroencefalografía, 20</i>	<i>Phase Locking Value, 40</i>
ERD/ERS	PPVEE
<i>Desincronización y Sincronización Sensoriomotora Relacionada a Eventos, 22</i>	<i>Potenciales Provocados Visuales de Estado Estacionario, 21</i>
ERP	PS
<i>Potenciales Relacionados a Eventos, 22</i>	<i>Sincronía de Fase, 39</i>
fMRI	RMT
<i>Imagen por Resonancia Magnética Funcional, 21</i>	<i>Teoría de Matrices Aleatorias, 42</i>
fNIRS	STFT
<i>Espectroscopía Funcional de Infrarrojo Cercano, 21</i>	<i>Transformada de Fourier de Tiempo Corto, 39</i>
IAu	TF
<i>Imagen Auditiva, 27</i>	<i>Tiempo-Frecuencia, 34</i>
IM	TFL
<i>Imaginación de Movimiento, 22</i>	<i>Tiempo-Frecuencia-Levenshtein, 57</i>
ITCM	TFT
<i>Modas inter-época de clusters, 56</i>	<i>Tiempo-Frecuencia-Topográfico, 42</i>
iTFT	TM
<i>Mapa Tiempo-Frecuencia-Topográfico inter-época, 56</i>	<i>Tarea Mental, 22</i>

Resumen

Dentro de la línea de investigación de Interfaces-Cerebro Computadora (BCI, por sus siglas en inglés), uno de los retos en el diseño y construcción de estos sistemas es identificar la intención real del usuario de emplear el sistema, es decir, que el usuario tenga la libertad para decidir cuándo interactuar con el sistema y con qué frecuencia, para lo cual es necesario un paradigma que no dependa de estímulos externos y poder tomar decisiones binarias (por ejemplo, encender o apagar la BCI), sin que el usuario esté atado o sincronizado a estímulos externos. En otras palabras, una BCI independiente y asincrónica, que hasta la fecha es motivo de investigación en búsqueda de alternativas efectivas.

En este trabajo se propone evaluar la imaginación musical como una opción para ser utilizada como tarea de control para una BCI de estas características, dada la extensa red neurológica que implica al abarcar diversas modalidades de imaginación, sea auditiva, visual, motora, entre otras. Aunado a esto, uno de los aportes principales de esta investigación es la metodología propuesta para analizar la imaginación musical, cuyo objetivo es caracterizar las relaciones de fase entre series de tiempo multivariadas de la actividad eléctrica cortical obtenida a partir del electroencefalograma (EEG), representando dichas relaciones mediante conglomerados (*clusters*) de electrodos altamente sincronizados. El método está basado en un nuevo algoritmo de agrupamiento propuesto en este trabajo, denominado Agrupamiento (*clustering*) por Sincronía de Fase de Series de Tiempo Multivariadas (mCPS, por sus siglas en inglés), donde la idea principal es generar conglomerados difusos (un solo dato puede tener distintos grados de membresía en los conglomerados) para cada muestra multivariada en el tiempo t , e iterativamente refinar la agrupación hasta obtener conglomerados duros (cada dato asignado a un solo conglomerado), de acuerdo a un umbral de varianza circular, que es una medida estadística para datos angulares. Los resultados del mCPS se representan en mapas Tiempo-Frecuencia-Topográficos, de esta manera se puede hacer un inspección visual de los patrones de sincronía representados por conglomerados de canales.

En una primera etapa, la metodología propuesta se utilizó para evaluar un paradigma exógeno de BCI (P300). Los resultados permitieron caracterizar la información neurológica asociada al potencial cognitivo en cuestión, encontrando mediante mCPS conglomerados de señales que coinciden con el contenido tiempo-frecuencia de las épocas del EEG que contienen P300, caso contrario con aquellas épocas donde no se encuentra el potencial,

permitiendo hacer un contraste de las diferencias de ambas condiciones. Como valor agregado, también se identificó un artefacto de estado estable (que podría ser información relevante si se tratase de un paradigma con potenciales de esta naturaleza). Dentro de la metodología se incorpora la distancia de Levenshtein como métrica para discernir las diferencias entre condiciones, como fue en el caso del paradigma exógeno evaluado.

En una etapa posterior, se aplicó la metodología en un paradigma endógeno con imaginación musical (diseñado y propuesto para este trabajo), donde se aprecian diferencias entre la condición de estado basal y las condiciones de imaginación, quedando abierta la posibilidad de seguir explorando y hacer los ajustes necesarios para recuperar rasgos que no solo permitan distinguir entre estados mentales, sino que puedan asociarse directamente a una tarea en específico.

La metodología propuesta provee de una herramienta novedosa para el análisis de sincronía de fase de señales de EEG y la caracterización de su variabilidad en el tiempo, dando un amplio panorama del comportamiento de la sincronización de fase en las bandas de EEG de interés y su localización temporal, tomando en cuenta algunos aspectos como la no-estacionariedad de la frecuencia de sincronización y la flexibilidad para el uso de otras medidas de sincronización, además de la varianza circular.

Este trabajo es entonces una ventana de observación de la actividad eléctrica cerebral tomada del EEG para evaluar la integración a gran escala de patrones de sincronización de fase instantánea que emergen durante un estado mental, abstrayendo dichos patrones en arreglos de conglomerados de sincronización de fase sobre la serie de tiempo de señales de EEG.

Abstract

A mayor challenge in Brain-Computer Interfaces (BCI) development is to identify whether the user really needs to interact with the system; thereby, the subject has free will to make binary decisions (for example, to choose when to turn on/off the BCI). Thus, an independent (of external stimuli) and asynchronous BCI paradigm is well suited to fulfill this issue, and effective solutions are still on demand.

Music imagery involves different types of imagination, such as auditory, visual, motor, among others, which implies neural activity over a broad neurological network. In this work, assessment of music imagery as control task for BCI is proposed. In addition to this, within the main contributions is the method to perform music imagery analysis, which aims to characterize phase relationships between multivariate time series of cortical electrical activity obtained from the electroencephalogram (EEG), representing such relationships in clusters of highly synchronized multichannel data. The framework relies in a novel clustering algorithm, termed Multivariate Time Series Clustering by Phase Synchrony (mCPS), where the main idea is to generate fuzzy clusters (a data point might have different degrees of membership in each output cluster) for each multivalued time sample t , and thereupon obtain hard clusters (the data point is only assigned to one cluster) according to a circular variance threshold, which is a measure of circular spread of angular data.

The method was used to evaluate an exogenous BCI paradigm (P300) and the endogenous paradigm involving musical imagination. The neural data associated with the P300 wave was successfully characterized. Regarding the music imagery mental task, differences between baseline and imagination mental states were found, with the possibility of making necessary adjustments for retrieving features that could be directly associated with the mental task in forthcoming research. This research provides a novel tool for analysis of phase synchrony of EEG signals and characterization of their variability over time.

1 Interfaces Cerebro-Computadora

Una Interfaz Cerebro-Computadora (BCI)¹ es un sistema que registra la actividad del sistema nervioso central (SNC) y la convierte en una salida artificial que reemplaza, restaura, aumenta, suplementa o mejora la salida natural del SNC y por lo tanto cambia las interacciones presentes entre el SNC y su entorno externo o interno [1]. El principal objetivo de esta tecnología es brindar a personas con discapacidades motoras severas una alternativa de comunicación mediante un control efectivo de los dispositivos tales como computadoras, sintetizadores del habla, aparatos auxiliares y prótesis neuronales [2]. Estas interfaces podrían entonces aumentar la independencia de la persona, que aunado a un esquema de cuidados paliativos adecuado, puede mejorar en la medida de lo posible su calidad de vida.

Existen muchos trastornos diferentes que pueden alterar o atrofiar los canales neuromusculares por los cuales el cerebro se comunica con el resto del cuerpo, tales como la esclerosis múltiple, esclerosis lateral amiotrófica, accidentes cerebrovasculares, parálisis cerebral, distrofias musculares, lesión de médula espinal, y otras enfermedades que afectan negativamente a las vías neuronales que controlan los músculos o incluso dañan a estos mismos [3]. Sólo por mencionar algunas cifras extraídas de [4], durante las últimas cinco décadas se ha mantenido a la alza la prevalencia de la esclerosis múltiple en América del Norte y Europa, con alta incidencia en mujeres y afroamericanos. En 2015, esta enfermedad se encontraba entre los 10 primeros padecimientos neurológicos con mayor prevalencia, con una estimación de alrededor de 2 millones de casos en todo el mundo. Al igual que otros países de América Latina y Centroamérica, en México se considera una enfermedad de baja prevalencia, y entre 1990 y 2016 se contabilizaron alrededor de 13 mil casos, manteniendo una frecuencia menor a los 30 casos por cada 100000 habitantes.

La condición más grave hacia la cual pueden derivar los trastornos anteriormente mencionados es el síndrome de enclaustramiento (*locked-in syndrome*), donde el sujeto preserva sus funciones cognitivas, pero no es capaz de realizar acción motora alguna, debido a una parálisis total de los músculos voluntarios del cuerpo, salvo movimientos oculares verticales y parpadeo. En el caso de enclaustramiento total, la persona además presenta oftalmoplejía [5].

¹ Del inglés *Brain-Computer Interface*.

1.1 Paradigmas de BCI

Si bien las tecnologías tradicionales de comunicación para personas con discapacidad requieren de cierto nivel de control muscular, las BCI pueden proporcionar un canal de salida alternativo para el envío de comandos o mensajes a los efectores finales que realizan la interacción con el entorno que rodea al usuario; para lograr esto se encuentran diferentes esquemas dentro de los cuales se pueden desarrollar estos sistemas [6]:

- **Dependientes o independientes.** Una BCI “verdadera” o independiente es aquella donde el sistema no se auxilia de ningún control muscular. Algunos esquemas de BCI requieren que la persona pueda controlar sus movimientos oculares para dirigir la atención hacia un determinado estímulo visual externo, por lo cual se dice que este tipo de BCI es dependiente.
- **Sincrónica o asincrónica.** En una BCI sincrónica (*cue-paced*), el proceso de detección y clasificación de patrones cerebrales se simplifican al acotar a intervalos de tiempo bien definidos, generando respuestas provocadas a partir de estímulos visuales o auditivos. A diferencia de las BCI sincrónicas, las características que se extraen y se procesan de una BCI asincrónica (*self-paced*) no necesariamente están asociadas a una instrucción o marca en tiempos delimitados, es decir, la persona puede interactuar con la BCI cuando así lo elija; por ende, los sistemas asincrónicos deben monitorear y analizar la actividad cerebral de manera continua. Aunque una BCI sincrónica es relativamente más sencilla de implementar y utilizar, resultan limitadas para aplicaciones en el mundo real.
- **Invasiva o no-invasiva.** De las diferentes técnicas que existen para registrar la actividad cerebral, se pueden establecer estas dos grandes ramas. Un método invasivo implica una intervención quirúrgica en el sujeto, que en el caso de BCI, se debe realizar una craneotomía y hacer una implantación neuroquirúrgica de electrodos. Los procedimientos no invasivos no requieren dispositivos que penetren físicamente el cuerpo y son inocuos para el individuo en cuestión.

En cuanto a las tecnologías disponibles, se encuentran diversos métodos de monitorización y registro de la actividad cerebral, aunque no todos factibles para ser utilizados como BCI, tales como la Electroencefalografía (EEG), Espectroscopía Funcional de Infrarrojo Cercano

(fNIRS)², Electroencefalografía (ECoG), Magnetoencefalografía (MEG), Tomografía por Emisión de Positrones (PET)³ y la Imagen por Resonancia Magnética Funcional (fMRI)⁴. En primera instancia, ECoG es un método invasivo que requiere cirugía; MEG, PET, fMRI son técnicamente demandantes y caras [7]. Además, PET, fMRI y fNIRS que dependen del flujo sanguíneo, involucran constantes de tiempo grandes y por lo tanto son menos efectivas para una rápida comunicación [1].

En la actualidad, la mayoría de las BCI se basan en el EEG de superficie, el cual se registra de manera no invasiva colocando electrodos sobre el cuero cabelludo del sujeto, ofreciendo una opción más práctica de comunicación no muscular al requerir equipo relativamente más simple, portable y asequible comparado con las técnicas anteriormente mencionadas [8]. No obstante, cabe mencionar que fNIRS, que es una técnica emergente y poco explorada aún en el terreno de las BCI en contraste con EEG, también es una tecnología no invasiva y portable, y no hay restricciones técnicas para ser combinada con EEG y así complementarse una con otra [9], ciertamente con las implicaciones de elevación de costos que una implementación de este tipo conllevaría.

1.1.1 Tareas de control para BCI basadas en EEG de superficie

La modulación de la actividad cerebral por parte de los usuarios de BCI puede ser llevada a cabo de diferentes maneras; se pueden dividir en dos categorías principales: paradigmas exógenos y endógenos [10].

1.1.1.1 Paradigmas exógenos (provocados)

El usuario debe enfocar su atención en un conjunto de estímulos que producen una respuesta automática la cual es detectada por la BCI. Dentro de este paradigma se encuentran:

- **Potenciales provocados visuales de estado estacionario (PPVEE)⁵** [11]. Estos potenciales son provocados por estímulos luminosos intermitentes que se mantienen a una frecuencia constante.

² *Functional Near-infrared Spectroscopy*: Espectroscopía de Infrarrojo Cercano Funcional.

³ *Positron Emission Tomography*: Tomografía por Emisión de Positrones.

⁴ *Functional Magnetic Resonance Imaging*: Imagen por Resonancia Magnética Funcional.

⁵ *Steady State Visual Evoked Potential*: Potenciales Provocados Visuales de Estado Estacionario.

- **Potenciales relacionados a eventos (ERP)**⁶ [12]. El procesamiento en el cerebro de estímulos sensoriales u otro evento puede provocar una serie de deflexiones positivas y negativas en el EEG en intervalos de tiempo definidos (*time-locked*). De los ERP, los más estudiados son los potenciales provocados visuales, de los cuales uno de los más utilizados son los del componente P300, que es provocado cuando un sujeto dirige su atención a un estímulo poco frecuente e ignorando los frecuentes; esta forma de estimulación se conoce como paradigma “*oddball*” o de potenciales de evento raro [13].

Mientras que una BCI basada en P300 o PPVEE requiere poco entrenamiento para utilizarla, un inconveniente de los paradigmas exógenos con estímulos visuales radica en que generalmente es necesario que el usuario desplace la mirada para fijar su atención, lo cual es relevante para el caso de pacientes con enclaustramiento total; no obstante, se han reportado algunos trabajos con estos paradigmas donde no se requiere desplazar la mirada [14] [15] [16]. A su vez, dependiendo del protocolo de estimulación, que usualmente utiliza una pantalla de computadora, podría resultar incómodo o desagradable para la persona, así como generar fatiga rápidamente. En la Figura 1 se muestra un esquema que resume los diferentes paradigmas sobre los cuales se basa la tecnología de BCI con EEG de superficie.

1.1.1.2 Paradigmas endógenos (auto-generados)

El usuario debe realizar una tarea mental (TM) que genere cambios en las señales neurales que podrían ser detectados por una BCI. El paradigma más estudiado en este ámbito es la desincronización y sincronización sensomotora relacionada a eventos (ERD/ERS)⁷ [17]. Se le llama desincronización sensomotora relacionada a eventos a la disminución de la actividad oscilatoria en determinada banda de frecuencia (ERD); en consecuencia, el aumento de la actividad oscilatoria se le denomina sincronización relacionada a eventos (ERS). Estos patrones se producen a voluntad del usuario mediante imaginación de movimiento (IM), es decir, sin realmente realizar éste físicamente; no obstante, son similares en su comportamiento espectral y topográfico respecto a los patrones suscitados por el movimiento real. Sin embargo, el tiempo de entrenamiento para poder utilizar una BCI basada en este paradigma podría extenderse hasta varios meses [18].

⁶ *Event related potential*: potencial relacionado a evento.

⁷ Del inglés *Event-related desynchronization/Event-related synchronization*.

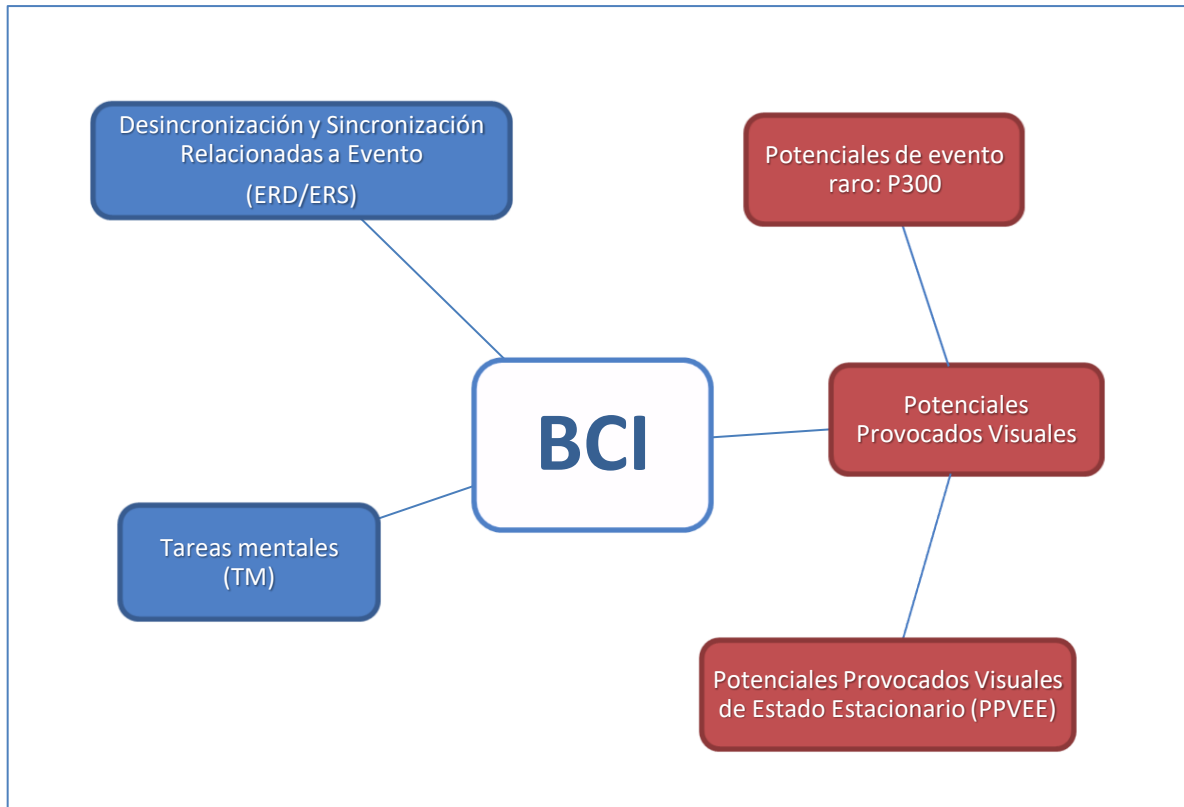


Figura 1. Paradigmas de BCI basadas en EEG de superficie. Del lado izquierdo, en cuadros azules se encuentran los paradigmas endógenos, del lado derecho, en cuadros rojos se encuentran los paradigmas exógenos.

Las TM para que el usuario pueda indicar una intención pueden ser muy variadas, aparte de la IM, tales como rotación imaginada de figuras en el espacio, operaciones aritméticas de cálculo mental, entre otras [10]. Por ejemplo, existen líneas de investigación enfocadas al habla imaginada, como la propuesta que se plantea en [19], donde se analiza la información obtenida del EEG en experimentos que consisten en imaginar únicamente dos sílabas, sin articulación ni fonación alguna, y para distinguir una de otra se le pide al sujeto que utilice cierto patrón rítmico al momento de la tarea de imaginación. Cabe mencionar que el tiempo de entrenamiento requerido para utilizar una BCI con estos paradigmas depende de la estrategia mental y que el usuario pueda adaptarse [20].

1.2 Control endógeno de una BCI

Uno de los retos que enfrenta el uso de una BCI radica en el grado de autonomía del sujeto que el sistema sea capaz de otorgarle, es decir, que pueda decidir cuándo interactuar con el sistema y con qué frecuencia, diferenciar de los periodos de inactividad, así como de la intención real del usuario de emplear el sistema. En otras palabras, que el usuario tenga

suficiente autonomía para decidir cuándo interactuar con el sistema y con qué frecuencia, para lo cual es necesario un paradigma que no dependa de estímulos externos y poder tomar decisiones binarias (por ejemplo, encender o apagar la BCI), sin que el usuario esté atado o sincronizado a estímulos externos. En otras palabras, una BCI independiente y asincrónica, que hasta la fecha es motivo de investigación en búsqueda de alternativas efectivas.

Cabe resaltar las implicaciones de la voluntad de uso de una BCI, esto es, que el sujeto en efecto tenga disposición de utilizar la interfaz, siendo que el nivel de interés o motivación por interactuar influye en su función cognitiva, y por ende en la eficiencia operacional del sistema [21]. Por ejemplo, muchos estudios de neuroimagen comparan la actividad cerebral de acciones manuales realizadas cuando el participante así lo elige, con efectuar acciones similares en respuesta a estímulos externos. El primer caso de estudios muestra una mayor activación de la corteza motora pre-suplementaria [22] [23]. Aún con los mejores algoritmos, el éxito del funcionamiento de una BCI estará supeditado al grado en que la actividad neural se logre modular de manera intencional [24]. El desafío de desarrollar una BCI donde el usuario tenga la capacidad de libre albedrío para escoger cuando hacer uso de ésta, conlleva a una mejor valoración del sistema para su implementación práctica en la vida real y que tenga un impacto tangible en la calidad de vida del individuo. Quizás un elemento que se debe cuidar en el diseño de la BCI es que ésta ofrezca retroalimentación, en tanto que el sujeto, al poder ejecutar una acción intencionalmente, obtenga una confirmación eficaz de que su elección causó un determinado evento externo, lo cual aumentaría la motivación de utilizar la BCI.

Habiendo mostrado en este capítulo un panorama general de los diferentes paradigmas de BCI que existen, cabe mencionar que sólo algunos son adecuados para implementar un control de tipo endógeno, y es necesario que la BCI sea independiente y asincrónica para que cuando el usuario decida dejar de interactuar, pase a un estado de hibernación y que continúe monitoreando al usuario en espera de un comando de reactivación. A fin de conseguir este grado de independencia para el usuario, las TM encajan bien en paradigmas asincrónicos, y deben ser lo suficientemente distintivas para que la BCI no genere falsos positivos en su detección [10].

Lograr una BCI independiente y asincrónica que sea confiable para su uso continúa siendo un gran desafío, y se sigue buscando una TM que permita mejorar muchos aspectos, como el tiempo de entrenamiento, tasa de clasificación, tasa de transferencia, entre otros. Si bien se encuentran en la literatura bastantes abordajes relacionados con IM [25] [26] [27] [28],

es de interés de este trabajo incursionar en alternativas menos exploradas que pudieran elevar el grado de confiabilidad del sistema. Para este propósito, se ha elegido evaluar la viabilidad de la imaginación musical para fungir como tarea de control de una BCI con las características mencionadas, debido a que la extensa red neurológica de activaciones que se genera al evocar imágenes auditivas, visuales, motoras, entre otras, podría facilitar la obtención de rasgos característicos y así ser identificada eficazmente por el sistema. Por ende, en el siguiente capítulo se hace una revisión del estado del arte de imágenes musicales, así como distintos abordajes que relacionan BCI con música.

Por otra parte, una de las principales aportaciones de esta tesis es la propuesta de un nuevo método de análisis de EEG, el cual es descrito en el capítulo 4; de esta manera, se utiliza nuestro propio método para la caracterización de un paradigma exógeno (Deletreador de Donchin) y uno endógeno (TM de imaginación musical).

2 Imágenes Auditivas

De acuerdo con [29], una imagen auditiva (IAu) la podemos definir como “la persistencia introspectiva de una experiencia auditiva, incluyendo los componentes extraídos de la memoria a largo plazo, en la ausencia de la instigación sensorial directa de dicha experiencia”. Es una forma de imágenes mentales cuya representación es similar a una percepción auditiva.

La experiencia de imaginación (sea auditiva, visual, motora, espacial, entre otras) es subjetiva, y las imágenes no pueden ser directamente observadas por el investigador, la existencia de éstas y sus propiedades deben ser inferidas mediante métodos indirectos, donde se tiene la hipótesis de que las imágenes generadas en efecto son resultado del proceso mental de imaginar per se. Además, se debe considerar que las imágenes auditivas no necesariamente son puramente aurales: el lenguaje y la música pueden tener representaciones visuales y a la vez auditivas; el habla imaginada o imaginación musical pueden incluir información motora relevante [30]. Por lo tanto, es importante discernir entre la modalidad de la imaginación con el contenido de ésta, tomando una TM como una entidad más compleja que a su vez engloba diferentes modalidades de imaginación, probablemente incluyendo varias de éstas de manera simultánea.

2.1.1 Propiedades del sonido en las imágenes auditivas

2.1.1.1 Altura tonal (*pitch*) y duración

La altura tonal y el tiempo, ya sea en su forma escrita o aural, son estructuras básicas que forman una melodía, donde el intervalo y el ritmo son los atributos estructurales más relevantes. De acuerdo con [31], aún es un tema de debate si a nivel neural ambos factores, tono y duración, se procesan de manera independiente o interdependiente. Existen estudios de lesiones cerebrales como los que se mencionan en [32] donde se podría decir que se corrobora la teoría de la independencia, al encontrar que lesiones en la corteza auditiva derecha afectan el procesamiento de las distancias tonales (intervalos) a la vez que lesiones en la corteza auditiva izquierda provocan discapacidad para discriminar ritmos. Cabe mencionar que esta disociación del procesamiento del tono y tiempo también se ha visto en canto y lectura a primera vista [33] [34].

En [35], los autores examinan la agudeza en el tono y el tiempo de las IAU. A los participantes se les presentaron secuencias de escalas diatónicas (formadas por intervalos de segunda consecutivos) ascendentes y debían determinar si la nota final estaba o no fuera de tono, o si estaba o no a tiempo. En la condición de percepción, los sujetos debían escuchar todas las notas de la escala antes de que la nota final fuera presentada. En la condición de imaginación, sólo tenían que escuchar las primeras 3 o 5 notas, y fueron instruidos para imaginar las notas restantes que los llevaran hacia la nota final. La determinación del tono de la nota final no se vio influenciada por el hecho de escuchar todas las notas antes de la nota final o que tuvieran que imaginar las restantes; no obstante, el juicio de la colocación temporal de la nota final fue seriamente afectado en la tarea de imaginación. Los autores concluyen que las imágenes temporales son más susceptibles a la distorsión en ausencia de estímulos externos que las imágenes de tono. A su vez, a mayor entrenamiento musical, mayor agudeza en la imagen de altura tonal.

Halpern sugiere en [36] que si el tarareo es una externalización adecuada del tono o altura tonal mental, entonces es un indicio de oído absoluto, esto es, que la persona puede identificar cualquier tono por el nombre de la nota musical sin necesidad de algún otro sonido como referencia. En [37], se reporta evidencia de una asociación entre la vivacidad de la IAU y la precisión con la que sujetos pueden imitar un tono mediante el canto, independientemente de la experiencia musical, altura del tono imitado, y de la habilidad para discriminar el tono; reforzando la hipótesis de que la imitación vocal se apoya en la IAU, que a su vez activa áreas de planeación motora. Los autores entonces asocian a personas desentonadas para cantar con la generación de una IAU deficiente.

2.1.1.2 Timbre

El timbre es otro atributo importante del sonido y una característica clave para identificar a cierto sonido respecto de otros. En el trabajo de Halpern et al. [38], se les solicita a participantes con cierto nivel de educación musical (por lo menos cinco años de estudios), valorar la similitud de timbres de instrumentos musicales. En la condición de percepción, se les presentaron todas las combinaciones de pares posibles entre 8 instrumentos musicales diferentes, cuyos sonidos (muestras digitalizadas de instrumentos reales con una duración de 1.5 segundos) estaban acompañados del nombre del instrumento correspondiente presentado en una pantalla. Para la condición de imaginación, se les mostraron todas las combinaciones de pares posibles de los nombres de los mismos instrumentos musicales y se les pidió imaginar el sonido emitido por estos instrumentos. Cada sujeto debía valorar en

una escala de 1 al 5 el grado de similitud entre cada par de estímulos presentados para ambas condiciones. Para verificar que el juicio de los participantes en torno a la similitud de sonidos hubiera sido coherente, los autores hicieron un análisis de escalamiento multidimensional, utilizando un espacio bidimensional donde un eje representaba la “brillantez” del sonido, y el otro la “nasalidad”. El atributo físico del timbre que puede ser mapeado a partir de dichos atributos perceptuales es el centroide espectral, el cual se define como el punto medio de la distribución espectral de la energía [39]. Por ejemplo, se considera que un oboe es nasal y brillante, el saxofón tenor es nasal pero no brillante, el violín no nasal pero un poco brillante, el clarinete no es ni nasal ni brillante. Se concluyó que los sujetos fueron capaces de comparar timbres imaginados de manera similar a como perciben los timbres.

Los registros de fMRI revelaron que hubo un incremento significativo de actividad en la corteza auditiva secundaria para ambas condiciones; no obstante, la activación fue menor en la imaginación que en la percepción. Ocurrió bilateralmente, aunque con mayor intensidad del lado derecho, especialmente en la región temporal superior. Además, la corteza primaria auditiva se activó durante la percepción mas no en la imaginación del timbre.

2.1.1.3 Volumen

En el trabajo de Pitt y Crowder [40], los autores sugieren que la información de volumen no necesariamente se codifica dentro de una IAU. A los participantes de este estudio se les presenta un tono de una onda sinusoidal, mostrándoles al mismo tiempo de forma visual la palabra “suave” o “fuerte” para sugerirle a la persona que dicho tono sinusoidal debía imaginarse subjetivamente con volumen bajo y con volumen alto, respectivamente. Después, un segundo tono es presentado, el cual podía ser con volumen bajo o alto, y el sujeto debía juzgar si estaba en un tono diferente al de su IAU. Si el volumen de la imagen y del segundo sonido coincidía, no afectaba en los tiempos de respuesta de los voluntarios, es decir, un mismo volumen no favorecía su juicio. Pitt y Crowder concluyen que esto se debe a que la información del volumen no está presente en la imagen. Sin embargo, es difícil asegurar que tal aseveración es correcta dado que el trabajo asume que el volumen influye sobre juicios respecto a otras dimensiones de la imagen (el tono). Por otro lado, estudios más recientes han encontrado evidencia de lo contrario. En [41], se encontró en registros de EEG que el complejo positivo tardío relacionado con la imagen disminuye su amplitud con el tono, pero aumenta con el volumen.

La percepción de los estímulos sensoriales de nuestro entorno (no solo aurales) es algo propio de cada individuo, añadiendo un componente de subjetividad intrínseco del ser humano, de tal manera que si se considera que una imagen mental es una “copia” o una impresión obtenida a partir de nuestros sentidos, este proceso de percepción haría que cada experiencia introspectiva de imaginación tenga ciertas similitudes en las modalidades de imaginación y el contenido respecto a las de otras personas; no obstante, habría ciertos rasgos o elementos propios de cada persona, generando su propia representación mental, así como su interpretación de las propiedades del sonido presentes en una IAu, que incluso podrían involucrar recuerdos y emociones tan diversos que difícilmente habría dos representaciones mentales iguales.

2.2 Imágenes Musicales

El procesamiento musical se distribuye por gran parte del cerebro, como se observa en la Figura 2, donde se muestran las principales regiones cerebrales y de la corteza que se asocian con la actividad musical [42].

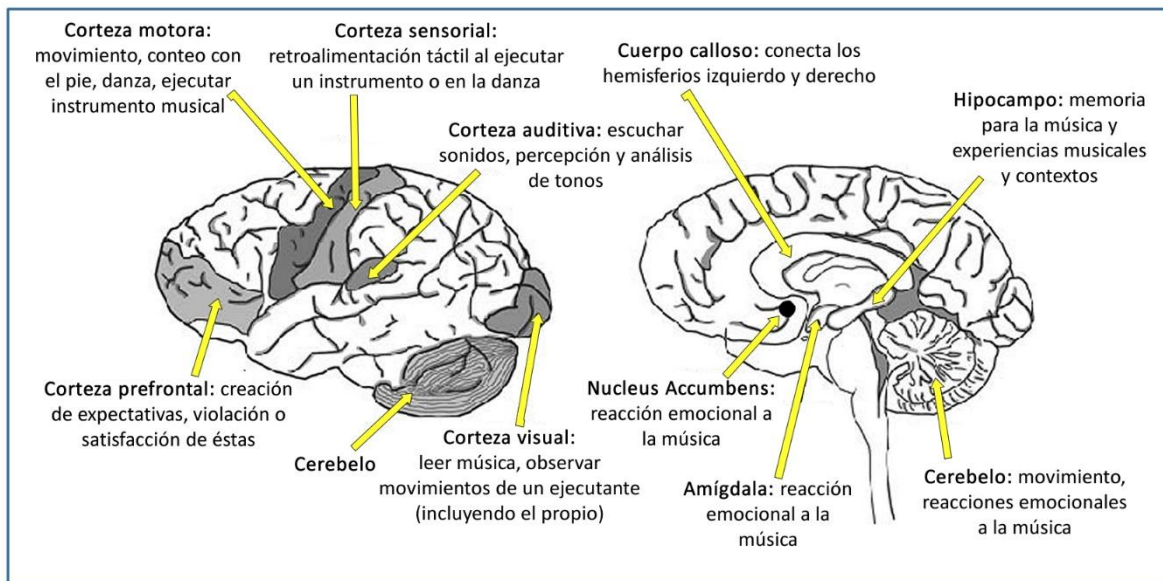


Figura 2. Principales regiones del cerebro asociadas a la actividad musical. Tomada de [42].

Dado que en el idioma inglés, el término imaginación implica un modo visual, Edwin Gordon en [43] acuñó el término *audiation* para referirse a las IAus, particularmente musicales. *Audiation* involucra “escuchar mentalmente” y comprender la música, para permitir la

predicción consciente de patrones en música y sonidos que no son familiares para el sujeto; lo define como el proceso cognitivo mediante el cual el cerebro le da significado a sonidos musicales.

2.2.1 Neurociencia y música

El estudio de la percepción y cognición musical ha sido objeto de interés desde tiempos remotos, y ha tomado mayor auge en los últimos 20 años con el incremento del uso de tecnologías de neuroimagen tales como fMRI, MEG y PET, donde los casos de estudio neurológicos han permitido desarrollar teorías acerca de las bases cerebrales del funcionamiento musical [44]. Partiendo de [45], la música se puede definir como:

“...una construcción humana de sonidos encauzados la cual, mediante instrumentos finamente ajustados y una expresión motora optimizada, se constituye en un estímulo sonoro espaciotemporalmente organizado que resulta en una percepción auditiva compleja al estar dotada de estados emocionales y figurativos conscientes estéticamente significativos y culturalmente valorados.”

La música es apreciable entonces como una forma de arte sonoro, de comunicación o de expresión; los comportamientos relacionados a ésta que usualmente se estudian abarcan desde escuchar, recordar, ejecutar, aprender, o componer, hasta danza y movimiento. Cada cultura desarrolla sus propias tradiciones en donde dichos comportamientos son utilizados para crear música. Se puede pensar entonces en el sistema de reglas o convenciones mediante las cuales se unen y organizan los sonidos en determinada cultura como la gramática musical, la cual refleja un estilo musical. Por ejemplo, en la música de occidente, que es la que nos atañe para esta investigación, el sistema tonal (escalas diatónicas mayores y menores) es el más común, y la agrupación temporal de tonos dan lugar a la percepción de la métrica (las más comunes son aquellas de compases regulares de 2, 3 y 4 pulsos primarios) [46]. Asimismo, se ha encontrado que el contexto musical es muy importante en la percepción. Estudios como [47], revelan que el escucha promedio internaliza implícitamente las reglas tonales de la música occidental, haciendo el procesamiento de la música propia de la cultura del individuo más automático y eficiente.

Siguiendo con la percepción musical, es importante el análisis de la organización temporal y de la altura tonal. Cualquier persona sin ningún problema neurológico nace con la capacidad de procesar la música, lo cual se puede observar en niños menores de 1 año que

muestran sensibilidad ante estímulos musicales, incluso antes de que el infante tenga un lenguaje desarrollado; esto es indicio de que la cognición musical tiene su propia organización neuronal de procesamiento [48].

En [49], Peretz y Coltheart proponen un modelo donde el sistema de información mental que procesa la música está formado por diferentes módulos que se encargan de cada componente de ésta: la letra de una canción corresponde a las zonas neurales de procesamiento del lenguaje; el componente musical será analizado por dos subsistemas: aquél de la organización temporal (análisis de ritmo y compás) y el de la organización del tono (análisis del contorno melódico e intervalos tonales). Una vez que la música ha llegado al oído, la información viaja a través del tallo cerebral y el mesencéfalo hasta llegar a la corteza auditiva, y la información se procesa entonces por la corteza auditiva primaria y secundaria.

2.2.1.1 Melodía, Tempo y duración

En estudios de neuroimagen, se ha destacado la participación de áreas corticales temporal izquierda inferior y frontal para reconocer melodías familiares [50], así como después de cirugías de regiones temporales superiores (bilateral), donde los sujetos presentan dificultad para su identificación [51]. Las melodías familiares se relacionan con una serie de eventos aparte de la música o del protocolo experimental que pueden contribuir a su reconocimiento; esta memoria asociativa se ve reflejada cuando la melodía de una canción (sin letra), provoca la rememoración de los versos que contiene [52]. Cabe destacar que estas evidencias no implican que una “tonada” ya conocida para una persona se procesa de manera diferente a una novedosa.

Mediante el uso de métodos conductuales desarrollados por Halpern [53], se logró demostrar que sujetos con lesiones focales en la corteza auditiva derecha muestran déficit tanto en la percepción como en la imaginación, lo cual sugiere que la imaginación requiere acceso a zonas que se encargan de los mecanismos perceptuales que procesan melodías [54]. Trabajos subsecuentes soportan esta conclusión, donde se reporta actividad de la corteza auditiva secundaria en ausencia de estímulos acústicos, en diversas tareas de imaginación y ensayo de melodías [55], incluso simples secuencias de tonos [56] y tonos aislados [38]. Janata en [57] reporta evidencia electrofisiológica donde muestra que en los mapas topográficos de EEG se observan similitudes en la distribución de la actividad eléctrica cerebral al imaginar la continuación de una melodía que al escuchar el tono real. A su vez,

también se ha reportado actividad en la corteza motora suplementaria en imágenes musicales, lo cual se puede relacionar con IM y sub-vocalización [38] [55] [58].

En el trabajo de Zatorre y Halpern [54], se les presentó visualmente a los participantes el título de una melodía, seguida del primer verso de la letra, y en dicho verso había dos palabras impresas en mayúsculas. Tanto la tarea de percepción como la de imaginación consistieron en decidir si el tono de la segunda palabra en mayúsculas era más alto o más bajo que el de la primera. Para esto se utilizaron tres grupos de participantes: 1) pacientes con lesión en el lóbulo temporal izquierdo, 2) pacientes con lesión en el lóbulo temporal derecho y 3) un grupo control con sujetos sanos. Para los tres grupos, los tiempos de respuesta se incrementaron al aumentar la cantidad de notas de la melodía, y tendían a equivocarse más en la tarea de imaginación. Tanto en percepción como imaginación, el grupo 1 se equiparó en desempeño respecto al grupo 3, pero el grupo 2 presentó pésimos resultados respecto a los otros dos grupos. Estos hallazgos son consistentes con los reportados en [32] mencionados en el apartado referente a la altura tonal y duración.

Más adelante, estos investigadores realizaron un experimento similar en [59], donde el giro temporal superior y áreas de los lóbulos parietal y frontal se activaron durante imaginación y percepción, al igual que la corteza motora suplementaria; no obstante, esta última presentó mayor activación en la condición de imaginación. Áreas fronto-polares se activaron únicamente durante imaginación. De todos estos hallazgos los autores concluyen que el giro temporal superior derecho está involucrado en el procesamiento del tono, tanto en imaginación como percepción. En cuanto a las activaciones de la corteza motora suplementaria, sugieren que es muy probable que se deba al efecto de la inclusión de elementos verbales asociados a la melodía más que a la melodía por sí misma; sin embargo, en el estudio de seguimiento presentado en [55], se utilizaron melodías sin letra asociada, y como ya se había mencionado, se podría asociar con un ensayo de sub-vocalización.

Por otra parte, dentro de los aspectos que definen la estructura temporal de una composición musical son el *tempo* y la duración, que junto con otras propiedades como el pulso, acento y compás, describen la sensación rítmica que se percibe en una obra. Como bien se había mencionado antes, hay evidencia de que el ritmo es procesado independientemente de la melodía. A su vez, se ha encontrado relación del nivel de experiencia musical y la capacidad de flexibilidad (aumentar o disminuir el *tempo*) en la representación temporal en una IAU [36], y se ha encontrado que las IAUs preservan la estructura temporal de una melodía [53].

Snyder y Large sugieren en [60] que la actividad en la banda gamma del EEG refleja la métrica de secuencias tonales rítmicas, enfocándose en la relación entre la actividad provocada (sincronizada en fase), inducida (no sincronizada en fase) y la estructura de la métrica en sujetos mientras escuchan patrones de tonos rítmicamente organizados que incluyen notas faltantes en diversas posiciones temporalmente hablando. La actividad inducida predice el comienzo de un tono, y persiste cuando el tono es omitido; la actividad provocada sucede en respuesta al comienzo de los tonos con una latencia de ~50 ms, y disminuye considerablemente durante la omisión de notas. Los participantes eran desde profesores de música universitarios hasta personas sin formación musical, y el análisis de datos se realizó con representaciones Tiempo-Frecuencia (TF) de la actividad cerebral. Los autores consideran relevante que esta actividad en la banda gamma podría jugar un papel muy importante en la condición de expectativa (*expectancy*) con alta precisión temporal para secuencias rítmicas complejas.

El sistema motor se ha visto involucrado durante tareas de atención a estímulos rítmicos tanto auditivos como visuales [61]; se le ha atribuido a zonas pre-motoras laterales el procesamiento de sincronización (*timing*) a estímulos con una estructura temporal predecible [62]. Específicamente, la zona ventral de la corteza pre-motora se asocia a tareas perceptuales del ritmo [63], que junto con el giro frontal inferior y el opérculo rolándico, también corresponden a tareas vocales, como cantar o sólo imaginarlo [64]. En [65], se presenta un estudio con fMRI donde se utilizan diversos patrones rítmicos musicales para observar como la apreciación estética de un individuo puede modular la actividad de las áreas motoras. Se encontró correlación entre el incremento de actividad en la corteza pre-motora ventral durante la percepción de ritmos que son más del agrado del sujeto.

2.3 Interfaces Cerebro-Computadora y música

Se encuentran diversas propuestas donde se involucra la música con BCI, tales como [66], donde se propone una aplicación para composición de melodías cortas donde el usuario puede seleccionar notas musicales individualmente a través de una interfaz gráfica. Estas notas tienen una duración definida (equivalente a un pulso primario o nota de negra en notación musical). El individuo puede seleccionar entre 8 notas (Do, Re, Mi, Fa, Sol, La, Si, Do), un silencio de negra, o incluso borrar la última nota seleccionada para corregir la composición. La interfaz gráfica se basa en el paradigma *oddball*, siendo los estímulos

visuales los “botones” a seleccionar correspondientes a cada nota musical que detonan el componente P300 del sujeto.

En [67], se plantea un sistema donde a partir del EEG se utiliza la información para componer música en tiempo real, utilizando Inteligencia Artificial (IA) para hacer su propia interpretación del estado mental del sujeto a partir de una serie de gramáticas generativas y reglas de transición que derivan en una melodía con acompañamiento en piano. Otros acercamientos similares en cuanto a la intención de “interpretar” con representaciones aurales o musicales el estado mental del sujeto mediante EEG se encuentran en [68] y [69], pero enfocándose a utilizar el sistema como herramientas de monitoreo de EEG o terapia de bio-retroalimentación.

Estos planteamientos no buscan lidiar directamente con una TM relacionada con música, en tanto que su aportación principal radica en la utilización de otros paradigmas de BCI o de herramientas computacionales, dejando la relación entre BCI y música en un segundo plano.

Un abordaje que se acerca más a la fusión de BCI con música es el presentado por Makeig et. al [70], donde aseguran haber creado la primer BCI basada en emociones evocadas por música. El experimento consistió en dos etapas, en línea y fuera de línea. Para la primera, se realizó una presentación en vivo donde un sujeto sano conectado a la BCI induce la reproducción de grabaciones de un conjunto de notas graves de cello (dos tonos a diferentes intervalos musicales) al revivir la “emoción” imaginada durante las sesiones de entrenamiento correspondientes al conjunto de tonos; por ejemplo, un intervalo de tercera mayor, para el sujeto se asocia con la sensación de incertidumbre. Cabe mencionar que en esta etapa se utilizaron los registros de EEG incluyendo tanto fuentes cerebrales como externas (artefactos), tales como los movimientos oculares. Se utilizaron Patrones Espaciales Comunes para la extracción de rasgos y Análisis Discriminante Lineal para la clasificación, obteniendo una tasa de clasificación mayor al 70%. La finalidad de la etapa fuera de línea fue para determinar hasta qué grado había afectado el desempeño del clasificador al utilizar EEG contaminado. En el pre-procesamiento de esta etapa se utilizó Análisis de Componentes Independientes para rechazo de artefactos y obtuvieron una tasa de clasificación del 84%.

2.3.1 Pertinencia de una TM musical como control de una BCI

Existen posibles escenarios de uso de BCI donde el usuario deba tomar decisiones de tipo binario, por ejemplo, para un protocolo de encendido/apagado del sistema (conocido dentro del argot de BCI como *brain switch*). Se ha visto en diferentes estudios y encuestas de usabilidad que el proceso de encendido/apagado debe ser preciso y práctico, ya que los usuarios difícilmente tolerarán más de un falso positivo durante varias horas de uso, y no desearán hacer uso de un dispositivo que dificulte demasiado iniciar la interacción con el sistema [71]. Se espera que la duración de la TM musical propuesta (la cual se describe en capítulos posteriores) permita reducir la cantidad de falsos positivos para encender la BCI, respecto a una tarea más sencilla y de menor duración, ya que el sujeto tendría suficiente tiempo de volver a modular su actividad mental al concentrarse en algún otro pensamiento que interrumpa el proceso de encendido/apagado.

Por otra parte, la TM debe ser lo suficientemente característica o distintiva para que sea improbable que la BCI la detecte accidentalmente; dadas las diferentes modalidades de imaginación que contiene una TM musical, se espera que la red neurológica de activaciones generadas satisfaga esta necesidad. Entonces, de encontrarse factible el uso de dicha tarea para su aplicación en BCI, se podría prescindir de estímulos externos y sería factible diseñar comandos de control binario, dando lugar a una BCI asincrónica e independiente.

3 Análisis Tiempo-Frecuencia del EEG

La actividad cerebral espontánea es usualmente descrita en el dominio de la frecuencia, debido a que refleja toda una mezcla de oscilaciones cerebrales [72]. Por ejemplo, en un segmento de EEG donde predomine actividad alfa, que oscila entre 8 y 12 Hz, las variaciones en amplitud pueden ser fácilmente observadas en una gráfica en el dominio del tiempo. La frecuencia exacta del ritmo alfa es difícil obtenerla de esta gráfica, para lo cual se transforma la señal al dominio de la frecuencia, donde el espectro resultante despliega las frecuencias contenidas en el EEG; no obstante, la dinámica temporal de los componentes en frecuencia no se puede determinar. Otro ejemplo, el cual se muestra en la Figura 3 (tomada de [72]), muestra un ERP en diferentes dominios, A) Tiempo, B) Frecuencia y C) Tiempo-Frecuencia. Como se puede ver en el dominio de la frecuencia (B), hay un pico alrededor de 2 y 3 Hz. En (C), el mismo ERP en el dominio TF mediante la Transformada Continua *Wavelet*⁸ (CWT)⁹, se observan dos componentes espectrales, uno entre 2 y 3 Hz y otro en 6 Hz; este último ocurre a los 0.1 s después del estímulo, y pasa desapercibido en el dominio espectral. Esto es debido a que el espectro fue calculado para 1 segundo, y este componente en 6 Hz aparece una fracción de segundo, mientras que el componente entre 2 y 3 Hz tiene mayor duración [72].

Entonces, el análisis TF combina lo mejor de ambos mundos, mostrando tanto potencia como frecuencia de las oscilaciones cerebrales incluyendo su variación en el tiempo [72], volviéndose de esta manera un tema central en la evaluación de señales cuyas características varían en tiempo y en frecuencia, como lo son las señales biomédicas, que desde un punto de vista estadístico son no-estacionarias, y son un claro ejemplo de la presencia de esta variabilidad, constituyendo una importante fuente de información de las propias señales [73]. Por consiguiente, líneas de investigación como el desarrollo de BCI son inconcebibles sin el uso de técnicas de procesamiento basadas en TF [74], donde se esperaría que utilizar características presentes en el dominio del tiempo y de la frecuencia contribuya a la mejora del desempeño del sistema [7]. Los autores de [72] concluyen que la clasificación en época única (*single trial*) se ha vuelto más alcanzable gracias a las bondades del análisis TF.

Se pueden encontrar diversos abordajes basados en análisis TF para la extracción de rasgos en la literatura. En [75], se desarrolla una estrategia para clasificación de IM en época única

⁸ En algunos textos en español se encuentran los vocablos “ondeleta” y “ondícula” para referirse a una *wavelet*. Sin embargo, no se considera que sea una traducción correcta, ya que no aparecen en el diccionario de la Real Academia Española.

⁹ *Continuous Wavelet Transform*: Transformada Continua *Wavelet*.

para una BCI, mediante la descomposición del EEG en diferentes bandas, donde la potencia instantánea de cada banda es representada por la envolvente de la actividad oscilatoria

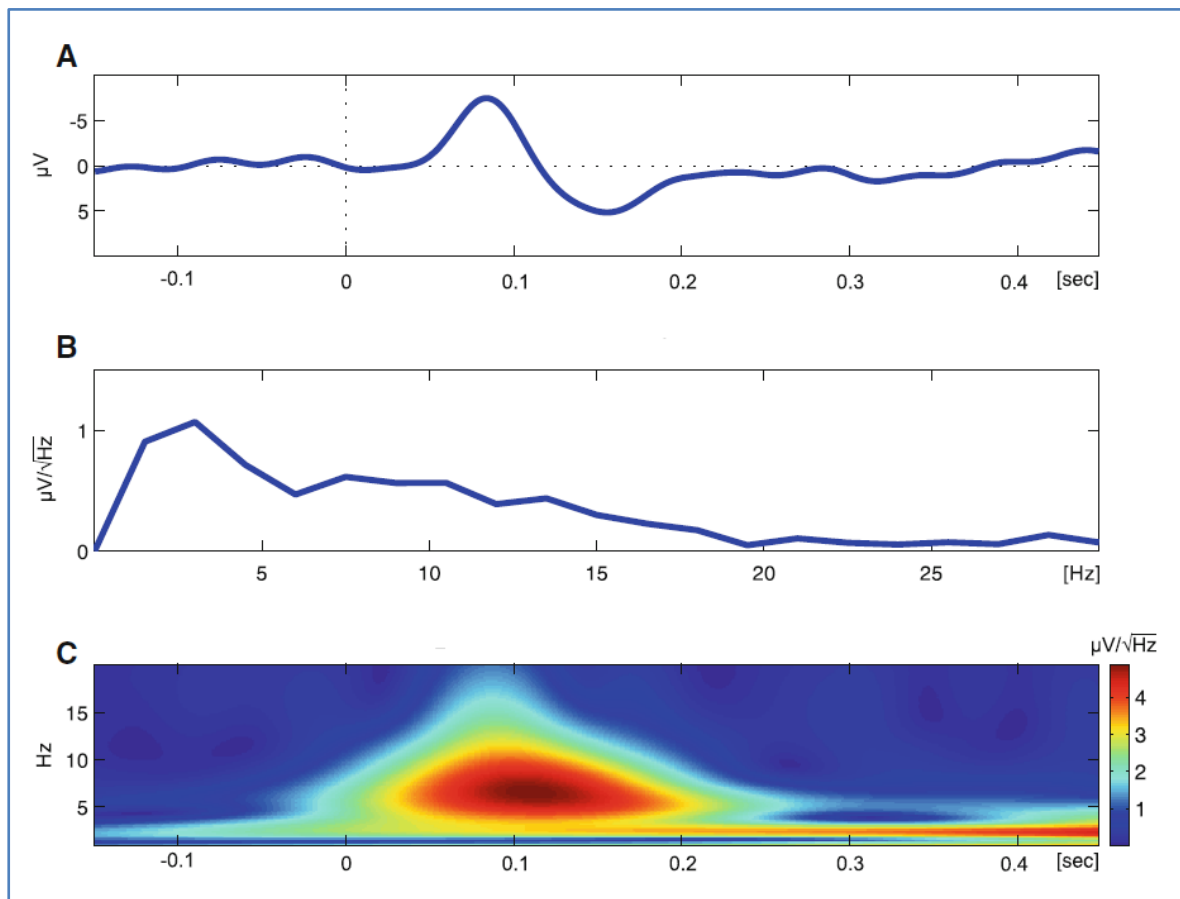


Figura 3. Un ERP en diferentes dominios, A) Tiempo, B) Frecuencia, C) Tiempo-Frecuencia mediante CWT. La línea punteada en la latencia cero en A indica el comienzo del estímulo que provoca dicho ERP (tomada de [72]).

(calculadas mediante transformada de Hilbert [76]), que en conjunto forman patrones espaciales dentro de una cuadrícula TF, los cuales son sintetizados en vectores de pesos que finalmente constituyen el vector de rasgos de TF que codifica las propiedades del ERD/ERS. Otro abordaje con el mismo objetivo de lograr una BCI basada en IM con clasificación en época única se presenta en [77], donde el análisis en el dominio TF se realiza mediante la CWT logrando obtener una localización temporal precisa de los componentes espectrales del ERD/ERS.

Fraiwan et. al [78], proponen una nueva estrategia para identificar etapas de sueño, usando medidas de entropía obtenidas de la distribución TF del EEG registrado con un solo canal. De acuerdo a los autores, cada etapa del sueño se caracteriza por la presencia de determinadas oscilaciones en el EEG, así como su duración. El mapa TF se subdividió en 7

bandas de frecuencia, y se calculó la entropía de Rényi [79] para cada banda; dado que los valores de entropía varían de acuerdo a las características de las oscilaciones, de esta manera se construye el vector de rasgos formado por siete elementos.

3.1 Análisis de Sincronía de Fase del EEG

Recientemente se ha incrementado el interés en la comunidad neurocientífica por descifrar los mecanismos neurológicos involucrados en la integración de las diferentes estructuras cerebrales que permiten la generación de procesos cognitivos. Se han realizado diversos estudios con EEG y MEG que proveen evidencia que soporta la relación de sincronización neural intrínseca a procesos mentales, donde los canales de comunicación del sistema nervioso se encuentran fluctuando todo el tiempo de acuerdo con las regiones cerebrales activas [80] [81] [82] [83] [84].

En este sentido, el análisis de amarre de fase (*phase locking*) de las oscilaciones neurales, así como otras medidas de sincronización, han cobrado importancia dentro del análisis de señales cerebrales, ya que estos métodos han sido desarrollados para dar índices cuantitativos de la sincronización de fuentes cerebrales y su comportamiento, estimando la sincronía de fase (PS) desde diferentes perspectivas, y dependiendo del propósito del estudio en cuestión [85]. Así mismo, esta extensa variedad de métodos y puntos de vista para abordar el análisis de sincronía ha provocado la falta de acuerdo en la terminología existente para referirse a todas estas medidas. Brian J. Roach y Daniel H. Mathalon han provisto de una extensa revisión que intenta aclarar dicha situación [86]; entonces, para tratar de mantener un estándar de términos, la descripción de cualquier medida de PS seguirá la publicación de estos autores.

Para efectuar el análisis de PS, se deben extraer los valores de la fase instantánea de las señales de EEG; para esto, la mayoría de los métodos están basados en el análisis *wavelet* y la Transformada de Hilbert [85] [86] [87] [88] [89], que extraen dicha información a partir de la señal analítica. Se ha demostrado que, haciendo las adecuaciones pertinentes a los filtros, tanto la fase analítica obtenida por medio de *wavelets* o por Hilbert arrojan prácticamente los mismos resultados que la Transformada de Fourier de Tiempo Corto (STFT)¹⁰ [90] [91]. También existen diversas descomposiciones TF utilizadas para obtener

¹⁰ *Short-Time Fourier Transform*: Transformada de Fourier de Tiempo Corto.

información de fase, tales como la distribución Rihaczek, la Descomposición Modal Empírica, filtros sinusoidales de cuadratura, y *Matching Pursuit*¹¹ [92] [93] [94] [95].

En general, para el estudio de la PS, se podría decir que hay dos principales maneras de abordar el tema: *phase locking* y coherencia de fase. La primera se refiere al amarre de fase relacionado a un evento a través de varias épocas en un electrodo, es decir, el *Phase Locking Factor* (PLF). Si los ángulos de la fase instantánea entre épocas son más cercanos a una distribución uniforme en el círculo unitario, el PLF es cercano a cero; en caso contrario, su valor se acerca a uno si los ángulos de fase instantánea entre épocas están altamente sincronizados apuntando a la misma dirección sobre el círculo unitario. Por otra parte, la coherencia de fase, también denominada *Phase Locking Value* (PLV), o más dentro del contexto, la coherencia de fase entre épocas relacionadas a evento, evalúa la consistencia de las diferencias de fase entre dos electrodos a través de las épocas, también con valores entre cero y uno. Cabe mencionar que cada medida determina diferentes tipos de PS, y pueden ser complementarias entre ellas [86]. En la Figura 4. se muestran del lado izquierdo diferentes

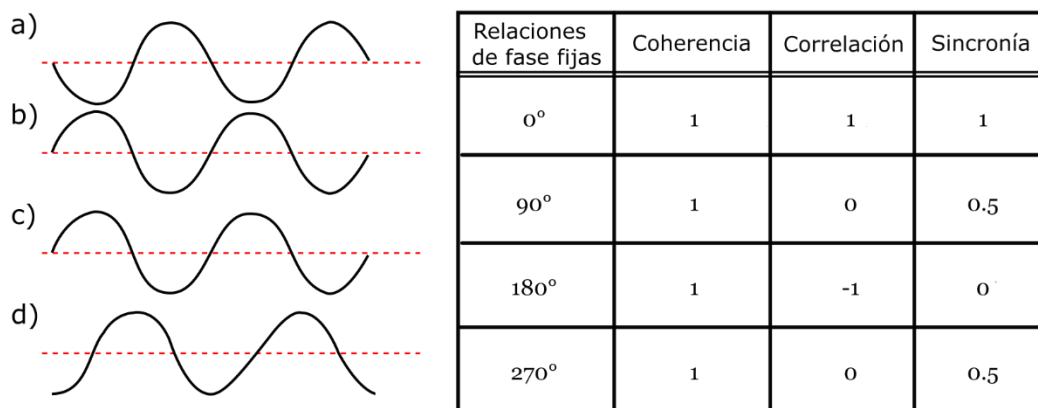


Figura 4. Del lado izquierdo, se muestran ejemplos de relaciones de fase entre ondas senoidales. En la tabla del lado derecho, se observa el efecto de diferentes relaciones de fase en los valores de coherencia, correlación y sincronía de fase. Por ejemplo, la relación entre a) y b) corresponde a los valores de la tabla de una relación de 180°, y entre b) y c) es la relación de 0°. No se muestra gráficamente del lado izquierdo una relación de 90° o 270°, pero simplemente es un desfase entre b) y c) de los grados correspondientes. Un caso como la relación entre c) y d), donde las senoidales están parcialmente dentro y fuera de fase, tendría un valor de coherencia bajo (tomado de [96]).

situaciones de PS, donde a) y b) están 100% fuera de fase (a 180° o anti-fase), b) y c) se encuentran 100% sincronizadas, ya que sus picos y valles ocurren al mismo tiempo; c) y d) están parcialmente fuera y dentro de fase entre ellas. En la tabla del lado derecho de la figura,

¹¹ Hasta la fecha, el autor desconoce si existe un término en español ya estandarizado para referirse a dicho algoritmo.

se muestra la relación entre coherencia, correlación y sincronía. Mientras la relación entre fases se mantenga fija (en otras palabras, la diferencia de fases sea consistente), la coherencia es de 1.0 sin importar que las ondas no estén completamente en fase, como sucede en los cuatro casos. En cuanto a los valores de correlación, varían entre 1.0 (ondas en fase 100%), 0 a 90° y 270° , y -1.0 a 180° . Finalmente, los valores de sincronía (varianza circular) varían entre 0 y 1.0 según las variaciones de las relaciones de fase.

Existen otros tipos de medidas de coherencia que no se consideran adecuadas para estimar la PS, como la coherencia de la magnitud cuadrada (*magnitude squared coherence*), la cual se define como la magnitud del espectro cruzado dividido por el producto del espectro de potencia de los canales X y Y . Haciendo una analogía con el coeficiente de correlación de Pearson al cuadrado, la coherencia de la magnitud al cuadrado refleja la proporción de la varianza de X explicada por Y . A diferencia del PLF y PLV, dicha medida arroja resultados ponderados por la magnitud, y esto podría llevar a interpretaciones erróneas, ya que se ha visto que los patrones de PS y cambios de magnitud no necesariamente están relacionados al mismo proceso neurológico [85] [86] [88]. En [97], Rosenblum demuestra que la PS de osciladores caóticos es posible, donde existen diferencias de fase delimitadas y las variaciones de magnitud son caóticas y no correlacionadas. La coherencia cruzada de fase elimina la información de magnitud y está en función de las diferencias de fase promediadas a través de las épocas [85].

Todas las medidas de PS mencionadas anteriormente se enfocan en la evaluación de la consistencia inter-época en un solo canal de EEG o diferencias de fase entre dos señales, dando una perspectiva del problema únicamente univariada o bivariada. No obstante, el escenario completo involucra registros multicanal; por lo tanto, estos enfoques podrían no capturar información relevante de todas las interacciones del sistema completo [98] [99]. Es entonces que surgen métodos de análisis de sincronización multivariada, que incluso comprenden otras medidas además de la PS, basados en diferentes tipos de correlación. Por ejemplo, la correlación entre probabilidades de recurrencia (cuando dos puntos en el espacio de fases que corresponden a distintos instantes de tiempo se encuentran cercanos entre sí, de acuerdo a una norma pre-definida, se dice que ocurre una recurrencia) es utilizada para medir sincronización, claramente distinguiendo entre estados preictal e ictal de un EEG epiléptico [100] [101].

Basándose en Teoría de Matrices Aleatorias (RMT)¹², Osorio y Lai proponen estimar los tiempos medios de sincronización de fase entre pares de canales, para construir una matriz de la cual utilizan tanto el determinante como el espectro de eigenvalores para evaluar sincronización [102]. Li et al. presentan otro método basado en RMT, al cual denominaron análisis de matrices de correlación, utilizando la descomposición en eigenvalores para calcular un índice global de sincronización que se incrementa durante convulsiones epilépticas [103].

Mutlu et al. extienden el concepto de diferencias de fase entre dos señales, proyectando dichas diferencias a un sistema de coordenadas hipersférico de n dimensiones, denominándolo sincronía de fase hipersférica. En un trabajo posterior, los mismos autores indican que esta medida de PS es dependiente del orden en el que se toman los canales de EEG para evaluar la sincronía, haciendo las correcciones correspondientes [99] [104]. Alba et al. proponen un sistema de visualización con gráficas multi-toposcópicas y mapas Tiempo-Frecuencia-Topográficos (TFT) para observar patrones de sincronía, indicando incremento, decremento, o un mismo nivel de sincronización entre pares de electrodos con respecto a un estado previo, utilizando diferentes medidas bivariadas de PS [94].

Otros abordajes pretenden mejorar la resolución de la descomposición TF utilizada para extraer información de fase. En [105], Aviñente et al. utilizan una variante de la distribución de Rihaczek que elimina los términos cruzados que suelen aparecer en las distribuciones de la clase Cohen al calcular el PLV. Posteriormente, en [106] extienden su propuesta desarrollando un algoritmo de agrupamiento (*clustering*) que analiza las interacciones entre electrodos cuantificando todas las comparaciones posibles entre pares de canales, que permite conglomerados que se traslapan, y cada electrodo tiene un “puntaje de participación” que refleja su relevancia en la formación del conglomerado. Existen investigaciones previas que consideran conglomerados con grados de membresía, como la de Allefeld y Kurths, quienes evalúan la sincronización multivariada como un solo conglomerado de osciladores que participan en diferente grado, es decir, que tan cerca se encuentra la fase de un oscilador a un valor de referencia, el cual se determina con la media circular de las fases de todos los osciladores [107]. Sin embargo, asumir que existe un solo conglomerado descarta la posibilidad de que se formen otros conglomerados. Más tarde, los autores hacen una generalización del análisis por agrupamiento para corregir este problema, basándose en la descomposición por eigenvalores de una matriz que contiene índices de

¹² *Random-Matrix Theory: Teoría de Matrices Aleatorias.*

nivel de sincronización bivariada, asociando cada eigenvalor mayor a uno con un conglomerado; no obstante, la correspondencia uno a uno no siempre se cumple [108].

Por otro lado, un problema que aún subyace en los registros de EEG, es la contaminación de la información de una sola fuente en múltiples sensores debida a la conducción por volumen. Las señales eléctricas cerebrales son conducidas por volumen desde la fuente a través de tejido nervioso, líquido cefalorraquídeo, cráneo y cuero cabelludo. Entonces, no necesariamente se captura la actividad eléctrica que se encuentra directamente debajo del electrodo, siendo esta señal una mezcla ponderada de diferentes fuentes, sean neurológicas o artefactos. Distinguir la sincronía verdadera de la conducción por volumen sigue siendo un problema abierto en el campo. Algunos autores han reportado métodos para mejorar la resolución espacial que podrían ser convenientes como parte del pre-procesamiento para la estimación de la PS [86] [88]. Por definición, la conducción por volumen requiere el retardo de fase igual a cero, pero una diferencia entre las fases cercano a cero no necesariamente se debe a la conducción por volumen; estas asociaciones entre fases pueden encontrarse por toda la corteza cerebral debido a proyecciones cortico-talámicas [109]. Hay otras medidas de PS, como el *Phase Lag Index* (PLI) [110] o la coherencia imaginaria [111] donde se descartan los retardos de fase cero, pero al mismo tiempo estos abordajes no son sensibles a interacciones verdaderas de retardo de fase cero [112]. Otra opción para lidiar con la conducción por volumen sería mediante la detección de los reinicios de fase (*phase reset*), los cuales pueden encontrarse cuando un desplazamiento de fase (*phase shift*) ocurre entre dos señales amarradas en fase [113].

En resumen, los métodos multivariados permiten percibir patrones de sincronización del sistema completo, proporcionando índices globales en vez de comparaciones bivariadas [99]. Dado que la mayoría de estos trabajos se enfocan en estudios de epilepsia, hace sentido evaluar el estado de sincronización del sistema con un valor numérico específico para distinguir entre condiciones ictales y preictales. Más allá de un índice global y con la intención de caracterizar una gama más amplia de estados cognitivos, tales como tareas mentales útiles para para BCI, la metodología que se propone en el presente trabajo se enfoca en observar la dinámica de los cambios de fase a lo largo de series de tiempo neurales multivariadas en el plano TF y proyectando sus interacciones en mapas TFT.

El algoritmo propuesto en este trabajo, denominado Agrupamiento por Sincronía de Fase de Series de Tiempo Multivariadas (mCPS)¹³, establece relaciones a nivel local mediante la generación de conglomerados de señales altamente sincronizadas en cada muestra de tiempo, permitiendo explorar estas asociaciones de fase en todas las muestras buscando patrones en las formaciones de conglomerados. Adicionalmente, la propuesta aborda el análisis desde una perspectiva inter-época. Entonces, se podría decir que la medida de PS utilizada en este trabajo está más relacionada al PLF (varianza circular) que al PLV (consistencia de las diferencias de fase). Haig et al. proponen una concepción similar de la PS en [114], pero carece de una selección automatizada de señales sincronizadas como la que se propone mediante el mCPS.

Además de proporcionar una medida de PS y la representación TFT, la metodología propuesta también provee mapas de contraste utilizando la distancia de Levenshtein (DL), como métrica cuantitativa que permite un análisis visual y comparar diferencias entre patrones de PS entre condiciones diferentes (por ejemplo, ERP y no-ERP), así como imágenes de TF de los canales, destacando así cuáles conglomerados se pueden relacionar a los cambios de potencia derivados del ERP. Mientras algunos de los métodos anteriormente mencionados utilizan análisis de agrupamiento, como [106], la mayoría son conglomerados difusos en pequeñas ventanas de tiempo y no incluyen representación topográfica. Más adelante se describirá en detalle cómo el método mCPS propuesto genera primero conglomerados difusos hasta eliminar los traslapes y grados de membresía de manera iterativa hasta lograr conglomerados duros.

¹³ *Multivariate Time Series Clustering by Phase Synchrony: Agrupamiento por Sincronía de Fase de Series de Tiempo Multivariadas*

4 Agrupamiento por Sincronía de Fase de Series de Tiempo Multivariadas

Con el fin de explorar diversas TM para su eventual aplicación en BCI (particularmente en este trabajo es de interés la imaginación musical), se propone el antes referido nuevo método que permite la caracterización de las relaciones de PS entre las series de tiempo de las señales del EEG, ya sea en un segmento específico o en una evaluación inter-época, representando dichas relaciones en conglomerados de datos multicanal altamente sincronizados en distintas bandas de frecuencia (producto de este trabajo publicado en [115]). Para medir el grado de sincronización y la formación de los conglomerados, se utilizan medidas de estadística direccional que miden la dispersión circular de las fases instantáneas, a cada tiempo y a cada frecuencia, de las señales de EEG.

El panorama general de la metodología se describe a continuación, donde cada uno de los pasos enlistados corresponden a los apartados de este capítulo:

- **Extracción de información de fase.** Para cada muestra multivariada temporal se obtiene un valor de fase instantánea mediante CWT, donde se deben elegir K frecuencias centrales para la descomposición *wavelet*, obteniendo entonces K matrices del mismo tamaño que la matriz del EEG original (número de canales por muestras de tiempo) con la información de fase instantánea.
- **Agrupamiento de canales de EEG por varianza circular.** La información de fase contenida en las matrices obtenidas mediante la CWT, se utiliza para generar conglomerados de canales de EEG utilizando el algoritmo propuesto (mCPS). De esta forma, se automatiza la localización frecuencial y temporal de aquellos canales que están altamente sincronizados.
 - **Etiquetado de conglomerados.** Dado que el mCPS se aplica de manera independiente para cada muestra temporal, las etiquetas son asignadas de manera arbitraria, y una misma etiqueta podría representar diferentes conglomerados (o viceversa) según la muestra temporal a observar. Para evitar ambigüedades, se realiza un etiquetado basado en valores hexadecimales que codifican la membresía del canal al conglomerado (un valor de cero indica que el

canal no está en ese conglomerado, un valor de uno indica que el canal está presente en el conglomerado).

- **Construcción de mapas Tiempo-Frecuencia-Topográficos (TFT).** Para visualizar la gran cantidad de información generada, se despliegan los resultados del mCPS en mapas TFT, donde los renglones corresponden con las K frecuencias elegidas para el análisis, y en cada columna se coloca una representación topográfica del montaje de electrodos en el cuero cabelludo, donde cada canal se muestra con una etiqueta de color que corresponde a un conglomerado determinado. En vez de que cada columna corresponda con una muestra temporal (resultaría en mapas TFT extremadamente grandes), se realiza un ventaneo de cierta cantidad de muestras, y para cada canal se calcula a cuál conglomerado perteneció la mayor parte del tiempo dentro de cada ventana temporal, mediante la moda estadística. Estas modas de conglomerados, que se consideran los más representativos de cada ventana de tiempo, son las que se proyectan en cada mapa topográfico.
- **Mapas TFT inter-época.** Un paso más allá del mapa TFT, es obtener los conglomerados más representativos de todas las épocas que corresponden con una condición o estado mental, mostrando el resultado en un solo mapa iTFT.
- **Distancia de Levenshtein y mapas complementarios de Tiempo Frecuencia.** Esta metodología está pensada para el análisis de EEG donde la información emerge de contrastar dos o más estados mentales (dependiendo del diseño del protocolo de registro). Siguiendo esta idea, se genera un mapa TFT (o iTFT) para cada una de las condiciones del EEG. En aras de facilitar el análisis visual de los mapas TFT, se utiliza la distancia de Levenshtein (DL) como métrica para hacer más evidente en qué latencias y frecuencias hay una diferencia entre los mapas TFT que se pretenden contrastar para su análisis. Por diferencias se entiende que en determinado punto de los mapas hay asignaciones diferentes de modas de conglomerados, lo cual se esperaría que fuera debido a los diferentes patrones de sincronización de fase entre canales acorde al estado mental, es decir, se busca una asociación entre la TM y la manera en que los canales se sincronizan mientras ésta ocurre.

4.1 Extracción de información de fase.

Dado el número de canales N_{ch} , se realiza la descomposición TF sobre el EEG continuo con anchos de banda predefinidos tomando como frecuencias centrales:

$$f_k = e^{\ln(f_{min}) + k \left(\frac{\ln(f_{max}) - \ln(f_{min})}{K-1} \right)}; \quad k = 0, 2, 3, \dots, K-1. \quad (1)$$

donde K es el total frecuencias centrales. Dicha descomposición se realiza utilizando CWT sobre todas las f_k con la *wavelet* compleja Morlet:

$$\Psi(n, f_k) = e^{i2\pi f_k n} e^{-n^2/2\zeta^2}; \quad n = 1, 2, 3, \dots, N. \quad (2)$$

donde N es el total de muestras de las series de tiempo, $\zeta = \varrho/2\pi f_k$ es la desviación estándar de la función gaussiana utilizada para generar cada Ψ y ϱ es el número de ciclos de la *wavelet*. Entonces, la fase instantánea se obtiene de la Ecuación 3, utilizando una implementación del arco tangente de cuatro cuadrantes:

$$\theta_j(n, f_k) = \arctan \left(\frac{\text{imag}(W(n, f_k))}{\text{real}(W(n, f_k))} \right); \quad j = 1, 2, 3, \dots, N_{ch}. \quad (3)$$

Donde W son los coeficientes *wavelet* que resultan de la CWT realizada sobre el EEG, y que corresponden con la f_k asociada y para cada muestra n . Entonces, se obtiene como resultado un conjunto de K matrices de tamaño $N_{ch} \times N$ (una para cada frecuencia f_k) la cual contiene los valores de fase instantánea θ . Hay varias ventajas al utilizar *wavelets* Morlet complejas para el análisis TF. Al tener una morfología de tipo gaussiana en el dominio de la frecuencia, contribuye a minimizar efectos de rizo dada la ausencia de bordes afilados, los cuales podrían malinterpretarse como oscilaciones. Por otra parte, se retiene la resolución temporal de la señal original y es computacionalmente más eficiente comparada con otros métodos [116]. El proceso completo de la extracción de la información de fase instantánea para un solo canal de EEG se ilustra en la Figura 5, con tres frecuencias centrales f_k meramente ilustrativas; en el capítulo 6 se especifican aquellas que se utilizan para cada caso de estudio.

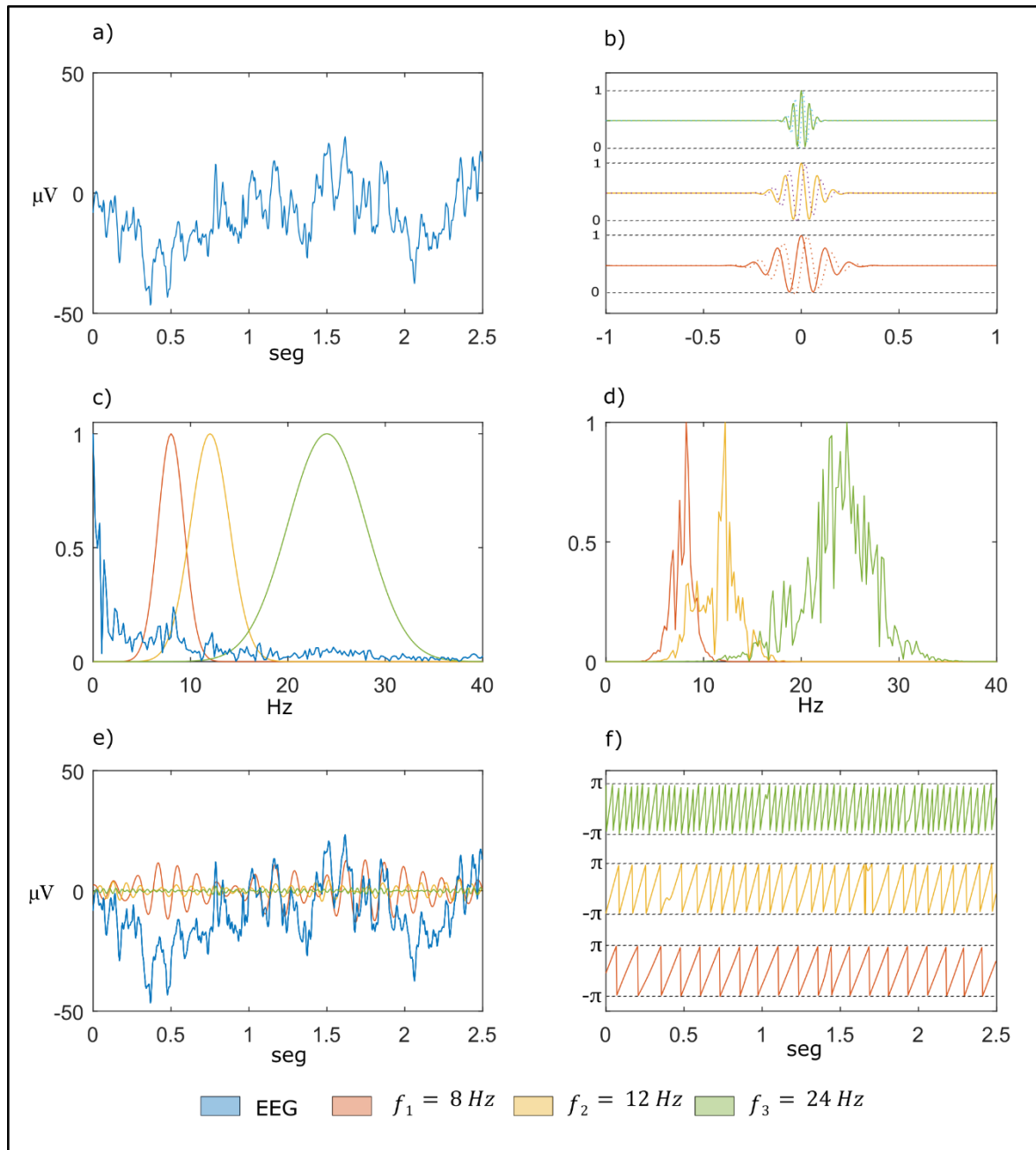


Figura 5. Aquí se muestran los pasos para obtener la información de fase instantánea en un canal de EEG. En *a*) se observa un tramo de EEG (color azul) crudo de 2.5 segundos del canal Cz, en *b*) se muestran las wavelets correspondientes a las frecuencias centrales de 8, 12 y 24 Hz en color naranja, amarillo y verde, respectivamente. En *c*) se muestran los espectros de potencia individuales del EEG y cada wavelet, y en *d*) se muestra el espectro de potencia del EEG multiplicado por cada uno de los espectros de potencia de las wavelets; tanto en *c*) como en *d*), los valores de las gráficas están normalizados entre 0 y 1. En *e*) tenemos los resultados de la convolución con cada una de las wavelets sobre el EEG original, y en *f*) se muestran las series de tiempo de las fases instantáneas obtenidas con cada wavelet.

4.2 Agrupamiento de canales de EEG por varianza circular

La dispersión circular de datos angulares puede calcularse con la magnitud del denominado vector resultante \bar{R} [117]. Los datos direccionales (en este caso, $\theta_j(n, f_k)$ de las $K \times N_{ch}$ señales) pueden observarse como puntos $x_j = (\cos \theta_j, \sin \theta_j)$ sobre el círculo unitario (Figura 6). Entonces, las coordenadas cartesianas del centro de masa pueden expresarse como (A, B) , donde:

$$A = \frac{1}{N_{ch}} \sum_{j=1}^{N_{ch}} \cos \theta_j ; \quad B = \frac{1}{N_{ch}} \sum_{j=1}^{N_{ch}} \sin \theta_j \quad (4)$$

Entonces, $\bar{R} = \sqrt{A^2 + B^2}$. La magnitud de \bar{R} es cercana a uno si los canales de EEG están altamente sincronizados; en caso contrario, su valor es cercano a cero.

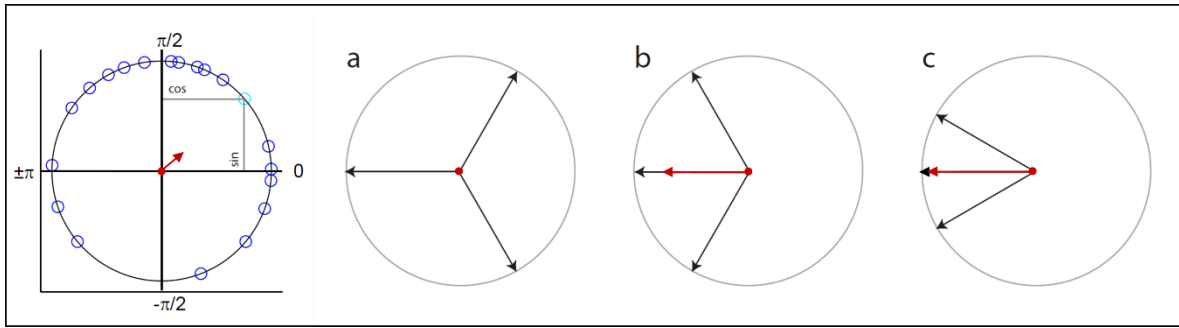


Figura 6. El primer círculo unitario (lado izquierdo) muestra un ejemplo de cómo quedaría determinado el centro de masa, con una magnitud de \bar{R} cercana a cero, dada la dispersión de los datos angulares (vector rojo). En el caso a, $\bar{R} = 0$, y conforme los valores de fase son más cercanos entre sí, $\bar{R} \approx 1$, como en c.

En un primer acercamiento a la problemática de la PS en el marco de este trabajo (presentado en [118]), se realizó una comparación de los cambios en el tiempo de la magnitud de \bar{R} durante dos estados mentales distintos. Los grupos de canales de EEG a comparar fueron elegidos manualmente (Figura 7). Estos datos fueron tomados de registros de EEG realizados en el Laboratorio de Investigación en Neuroimagenología (LINI) de la Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Iztapalapa (UAM-I), en donde la TM consistía en imaginar el canto de una canción infantil. En estas pruebas, la selección de grupos de canales se realizó de forma manual, siendo esto impráctico para grandes volúmenes de información (hay que considerar las K frecuencias centrales que pudieran seleccionarse para el análisis del EEG). Además, en la Figura 7, se está observando el comportamiento de un determinado grupo de canales fijo y seleccionado previamente, de tal manera que se están omitiendo posibles interacciones entre otros grupos de canales.

De ahí se vio la necesidad de automatizar el proceso de selección de grupos de canales que estuvieran altamente sincronizados, y así buscar una asociación de estos patrones de sincronización con la TM en proceso.

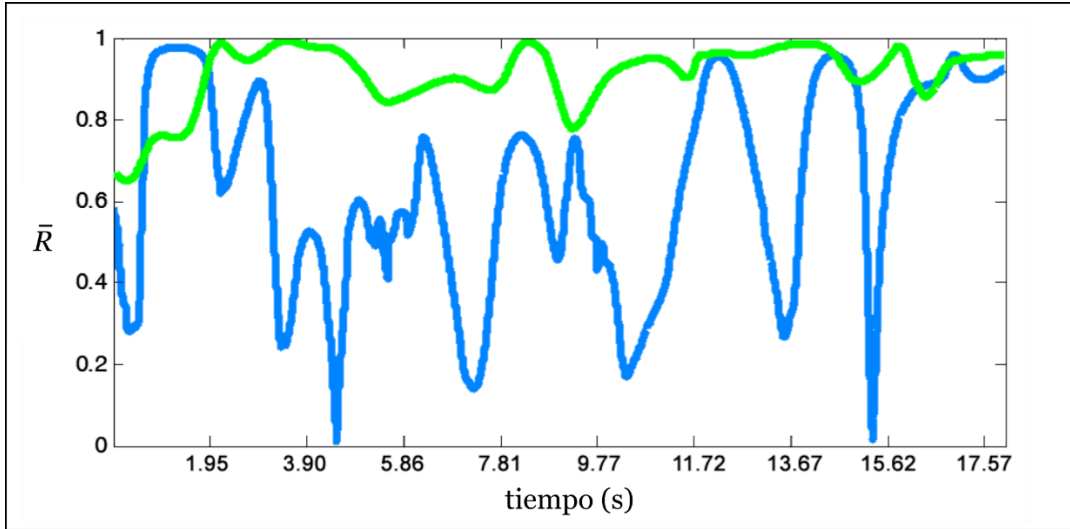


Figura 7. Comparación entre la serie de tiempo de los valores de magnitud de \bar{R} obtenidos en cada muestra t , dentro de una época de 18 segundos, para un determinado grupo de canales de EEG, con valores de fase con una frecuencia central de 12 Hz. En azul se muestra la serie de tiempo generada durante una época de línea de base, y en verde durante una tarea mental de canto imaginado. Publicado en [118].

Para abordar este problema, se propuso entonces el mCPS (Algoritmo 1), que se basa en estadística direccional para medir el grado de PS y formación de conglomerados. El funcionamiento del mCPS en canales de EEG acorde a un umbral de varianza circular es el siguiente: una vez que se obtiene $\theta_j(n, f_k)$ para el EEG completo, el procedimiento `CreateFuzzyClusters` genera fC conglomerados difusos de electrodos para cada muestra de tiempo n y para cada frecuencia central f_k (Figura 8a). El umbral r ($0 < r < 1$) define si un electrodo es asignado a un determinado fC , y dado que un conglomerado difuso considera intersecciones de los elementos de cada conglomerado, es donde entra en juego el procedimiento `ConvertToHardClusters`, cuya tarea principal es obtener conglomerados duros hC preservando aquellos conglomerados con mayor valor de r y eliminando intersecciones de manera iterativa de los fC remanentes, de tal manera que $hC_1 \cap hC_2 \cap \dots \cap hC_i = \emptyset$; $i | 1 \leq i \leq N_{ch}$ (Figura 8b). Entonces, el resultado de mCPS es un conjunto de K matrices (denominadas cEEG en lo subsecuente) de tamaño $N_{ch} \times N$ (una para cada frecuencia f_k) la cual contiene las etiquetas de conglomerados a las cuales pertenece cada canal de EEG en cada muestra de tiempo n (Figura 8c).

- ▷ K : total de frecuencias centrales f_k
- ▷ N : número de muestras del EEG
- ▷ N_{ch} : número de canales de EEG
- ▷ R : magnitud del vector resultante \bar{R}
- ▷ r : valor umbral de R

```

(1) for  $k \leftarrow 1$  to  $K$  do
(2)   for  $n \leftarrow 1$  to  $N$  do
(3)      $fC \leftarrow \text{CreateFuzzyClusters}(\theta_{1:N_{ch}}(n, f_k), r)$ 
(4)      $hC \leftarrow \text{ConvertToHardClusters}(fC)$ 
(5)   end for
(6)    $\mathbf{cEEG}(\mathbf{k}) \leftarrow$  matriz  $hC$  de tamaño  $N_{ch} \times N$ 
(7) end for

(8) procedure  $\text{CreateFuzzyClusters}(\theta, r)$ 
(9)   for  $i \leftarrow 1$  to  $N_{ch} - 1$  do
(10)    Inicializar nuevo conglomerado vacío  $C(i)$ 
(11)    Añadir electrodo  $c(\theta_i)$  a  $C(i)$ 
(12)    for  $j \leftarrow i+1$  to  $N_{ch}$  do
(13)      Calcular  $R$  entre  $c(\theta_i)$  and  $c(\theta_j)$ 
(14)      if  $R(i, j) > r$  then
(15)        Añadir electrodo  $c(\theta_j)$  a  $C(i)$ 
(16)      end if
(17)    end for
(18)  end for
(19)  return  $C$ 
(20) end procedure

(21) procedure  $\text{ConvertToHardClusters}(C)$ 
(22)   $C_{\text{intersect}} \leftarrow$  Encontrar conglomerados  $C$  con intersecciones
(23)  for all  $C_{\text{intersect}}$  do
(24)    Calcular  $R$ 
(25)     $C_{R_{\text{max}}} \leftarrow C_{\text{intersect}}$  con valor máximo de  $R$ 
(26)    Eliminar elementos intersectados de todos los conglomerados  $C_{\text{intersect}} \neq C_{R_{\text{max}}}$ 
(27)  end for
(28) end procedure

```

Algoritmo 1. Agrupamiento por Sincronía de Fase de Series de Tiempo Multivariadas (mCPS). Publicado en [115].

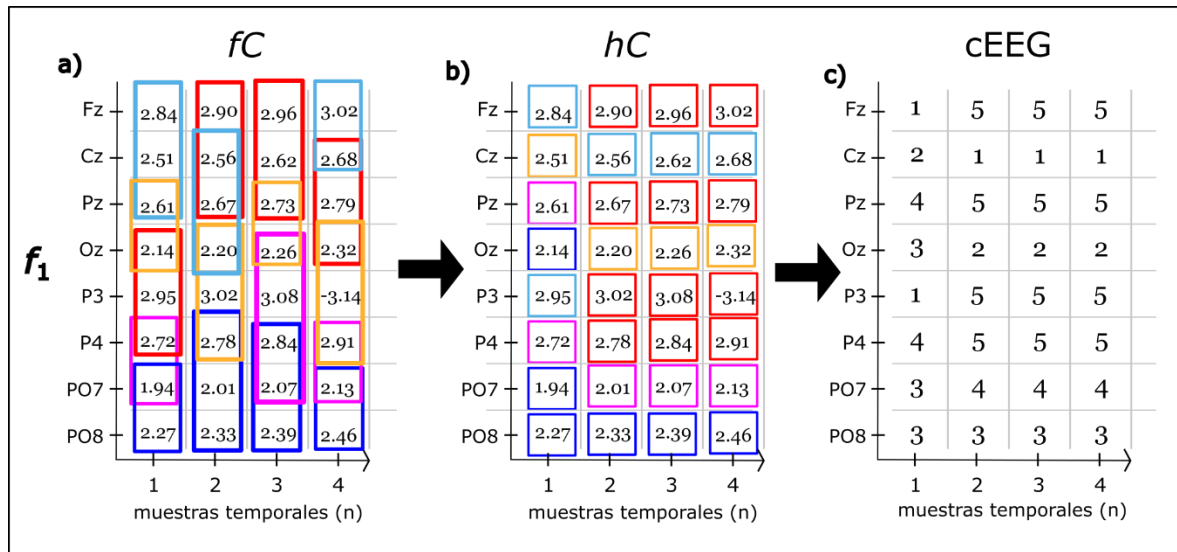


Figura 8. En a) se observan los resultados de `CreateFuzzyClusters` para $n = 1, 2, 3$ y 4 muestras respectivamente. Después de varias iteraciones para eliminar las intersecciones entre conglomerados, se obtendría b). En c) se observa la matriz cEEG resultante para la frecuencia central f_1 , ocho canales y cuatro muestras.

4.2.1 Etiquetado de conglomerados

Cada corrida del mCPS está delimitada para cada muestra de tiempo n , y se asigna de manera arbitraria una etiqueta numérica a cada conglomerado. Entonces, un ejemplo de conglomerados generados podría ser $hC_1 = \{P3, P4, Oz\}$ para $n = 1$ y $hC_2 = \{P3, P4, Oz\}$ para $n = 2$. En este caso, las etiquetas 1 y 2 no aportan ninguna información útil del contenido del conglomerado. Para establecer una relación que denote que hC_1 y hC_2 son de hecho el mismo conglomerado, se desarrolló un sistema de etiquetado basado en palabras hexadecimales que codifican cual electrodo pertenece a un conglomerado y luego se asigna un color específico en una relación uno a uno para representarlos en mapas TFT, lo cual se describirá más adelante.

Siguiendo el ejemplo que se muestra en la Figura 9, se tiene en la gráfica a) el resultado de mCPS para ocho muestras temporales de un registro de EEG de ocho canales con las correspondientes etiquetas numéricas de conglomerados.

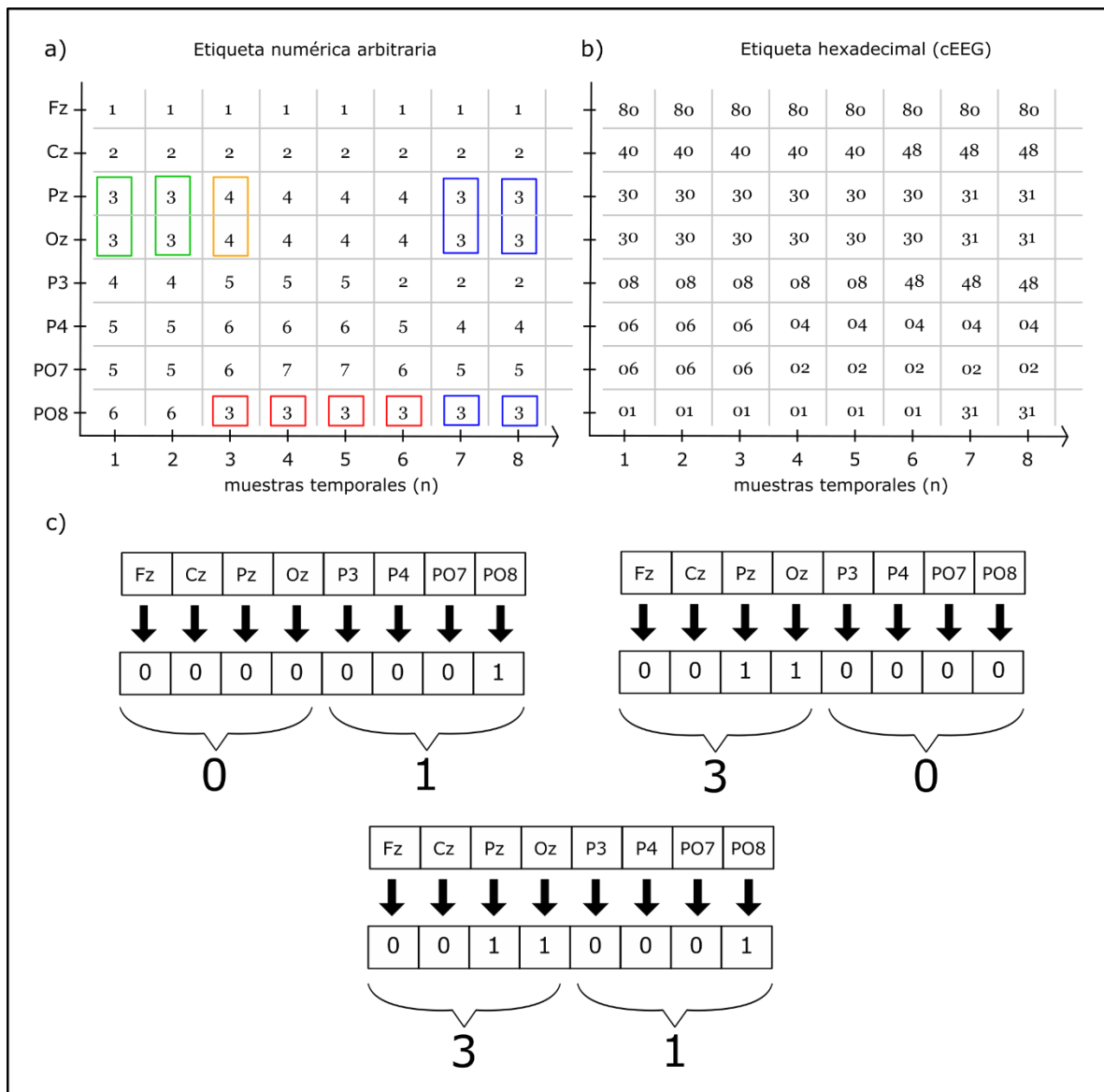


Figura 9. Ejemplo del paso de un etiquetado numérico arbitrario (a) a un etiquetado hexadecimal (b) para un arreglo de ocho canales de EEG, donde 01 representa el conglomerado que contiene a PO8, el conglomerado 30 a Pz y Oz, y el conglomerado 31 a Pz, Oz y PO8 (c).

Por ejemplo, el canal Fz pertenece al conglomerado 1 en las ocho muestras. Obsérvese que en $n = 1$ y $n = 2$ Pz y Oz pertenecen al conglomerado 3 (verde). Entre $n = 3$ y $n = 6$, pertenecen al conglomerado 4 (naranja), y ahora el conglomerado 3 contiene a PO8 (rojo). En $n = 7$ y $n = 8$, el conglomerado 3 contiene a los canales Pz, Oz y PO8 (azul). Es decir, que el conglomerado 3 se refiere en realidad a diferentes conglomerados, dependiendo la muestra temporal en observación, y que el conglomerado 3 para $n = 1, 2$, es igual al conglomerado 4 para $n = 3, 4, 5$, y 6. Para eliminar esta ambigüedad, las etiquetas numéricas se sustituyen por etiquetas hexadecimales (gráfica b), donde cada dígito hexadecimal corresponde a los

bits binarios de cuartetos de electrodos, donde el dígito 1 significa que el electrodo es asignado a determinado conglomerado si la magnitud de $\bar{R} > r$. De esta manera, el conglomerado 01 contiene a PO8, el conglomerado 30 a Pz y Oz, y el conglomerado 31 a Pz, Oz y PO8, independientemente de la posición temporal. Entonces, una palabra hexadecimal de dos dígitos codifica la membresía a un conglomerado para un EEG de ocho canales; cada matriz cEEG correspondiente a cada f_k contiene como elementos las etiquetas hexadecimales de los conglomerados.

4.2.2 Construcción de mapas Tiempo-Frecuencia-Topográficos (TFT)

Para poder trabajar con la gran cantidad de información obtenida del mCPS y hacerla apta para el análisis visual, se utilizaron mapas TFT para la representación topográfica de todos los hC obtenidos en los pasos previos. Algunos esquemas previos de mapas TFT pueden encontrarse en la literatura [94] [119]. Entonces, la sección de cEEG que será analizada correspondiente al segmento de EEG original se divide en ventanas de tamaño ν (especificado por número de muestras), desplegando mapas topográficos del cuero cabelludo con las modas de los conglomerados (Figura 10). Las modas de conglomerados para cada canal son asignadas solo si la frecuencia modal es mayor a un umbral $\rho = 50\%$, lo cual evita resultados bimodales o multimodales. Siguiendo el ejemplo que se muestra en la Figura 10, se tienen $K = 3$ frecuencias centrales y se construye un mapa TFT que va de 0 a 187.5 ms, con una frecuencia de muestreo de 256 Hz (por ende, $\nu = 16$). Entonces, supóngase que para el canal Fz en f_1 la moda es el conglomerado 80, en el mapa TFT cada conglomerado se representa con una etiqueta de color con una relación uno a uno como se mencionó anteriormente, y así se procede para todos los demás electrodos y demás frecuencias centrales, cada ν muestras.

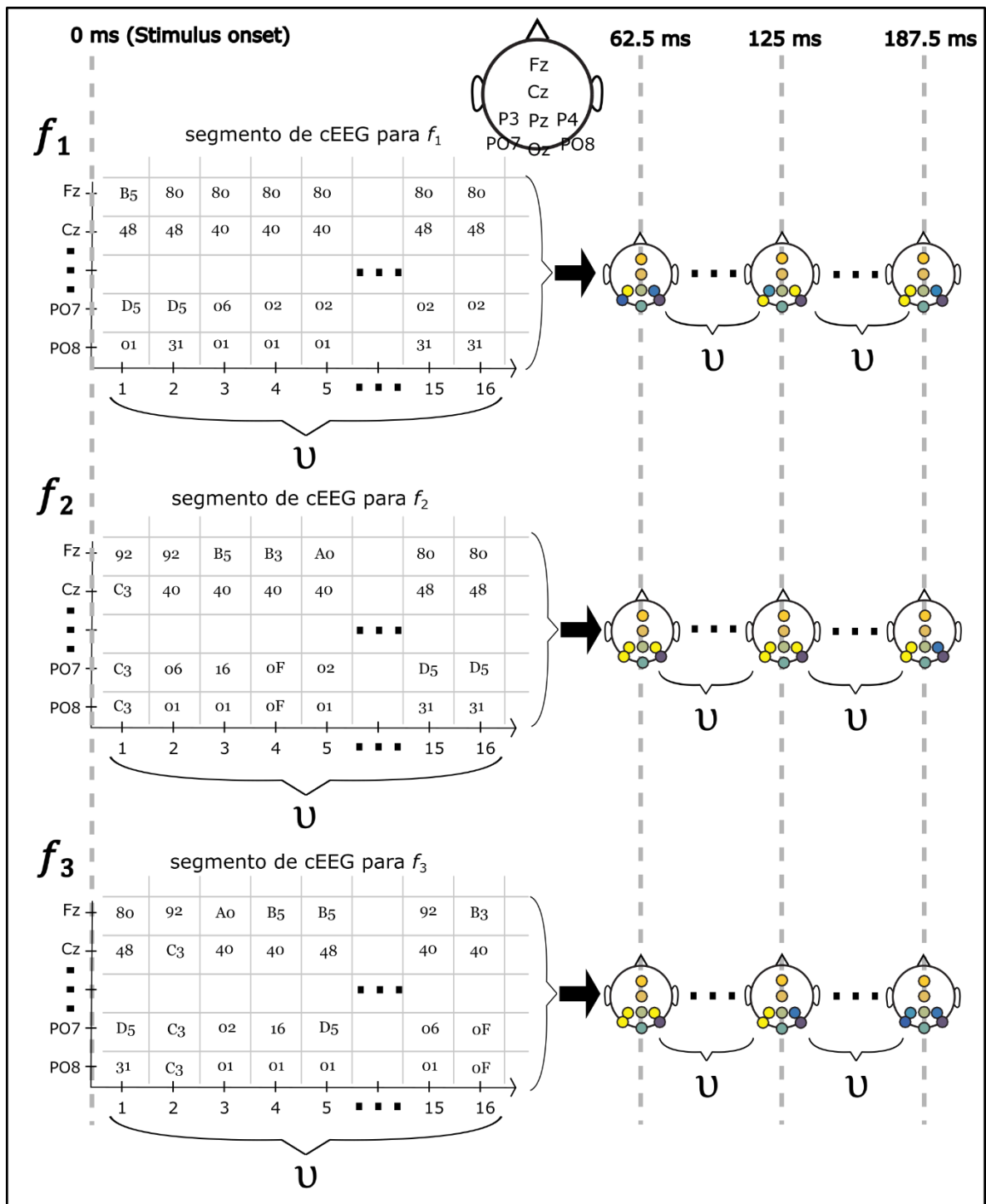


Figura 10. Representación de cómo se construye un mapa TFT para $K = 3$ frecuencias centrales, de 0 a 187.5 ms. En este ejemplo, se toma una frecuencia de muestreo de 256 Hz; por lo tanto, el tamaño de ventana es $\nu = 16$ muestras. Entonces, cada mapa topográfico dentro del mapa TFT representa las modas de los conglomerados dentro de la ventana tomada del cEEG para cada electrodo.

4.2.3 Mapas TFT inter-época

Un mapa TFT inter-época (iTFT) muestra las modas de los hC a través de las épocas. Se podría decir que es un mapa TFT que contiene las modas inter-época de los conglomerados (ITCM)¹⁴, en vez de calcular las modas de conglomerados sobre un segmento de cEEG directamente (Figura 11).

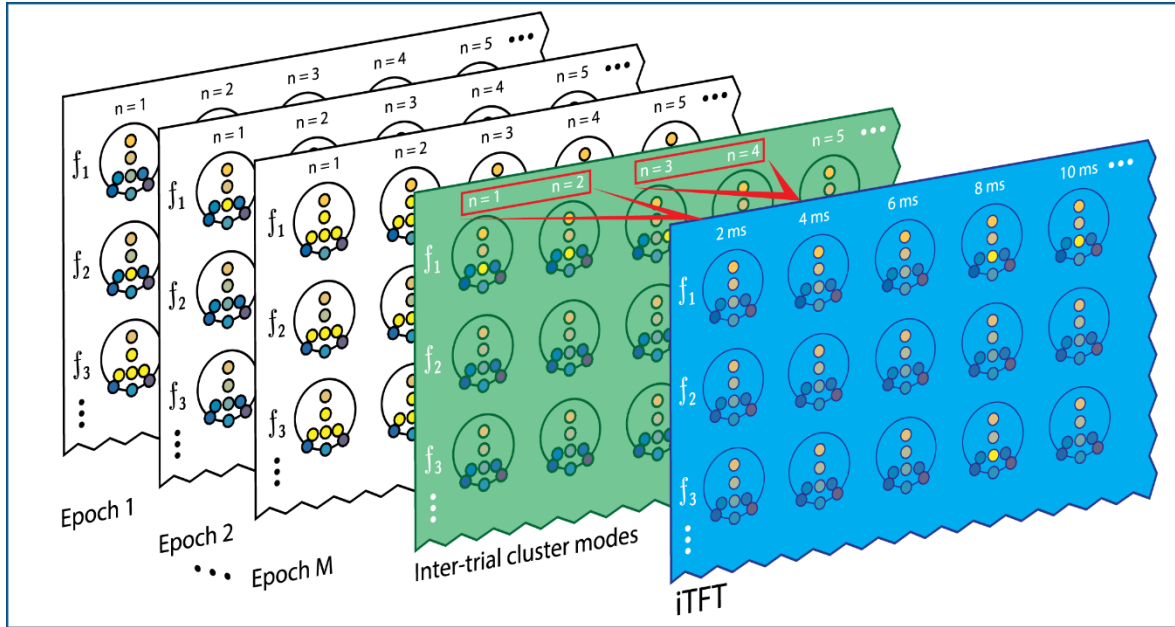


Figura 11. Construcción de un mapa iTFT (fondo azul). Siguiendo el mismo principio del gran promedio coherente en un ERP, pero utilizando modas, los mapas topográficos en el mapa TFT verde contienen la ITCM de las épocas 1, 2, ..., M. Para fines de ilustración solamente, considérese el paso final, esto es, el cálculo de las modas de cada ventana sobre el eje de tiempo discreto, tomando $v = 2$ muestras (indicado con el rectángulo rojo y las flechas) con una frecuencia de muestreo de 1 kHz. De esta manera, cada mapa topográfico en el mapa iTFT representa las modas de los conglomerados de todas las muestras del arreglo que contiene el ITCM dentro de la ventana de tamaño v para cada electrodo. Publicado en [115].

4.2.4 Distancia de Levenshtein y mapas complementarios de Tiempo-Frecuencia

La distancia de Levenshtein se incluye para percibir diferencias relevantes entre dos condiciones. Esta medida se puede definir como el costo mínimo para transformar una cadena en otra mediante una secuencia de operaciones [120]:

$$DL(\Phi_1, \Phi_2) = \min\{\psi(\mathbf{T}_{\Phi_1, \Phi_2})\}; \quad \psi(\mathbf{T}_{\Phi_1, \Phi_2}) = \sum_{i=1}^l \psi(\mathbf{T}_i), \quad (5)$$

¹⁴ *Intertrial Cluster Modes*: Modas inter-época de conglomerados.

donde Φ_1 y Φ_2 son cadenas construidas con caracteres $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_z$ del mismo alfabeto Γ y $T_{\Phi_1, \Phi_2} = \{T_1, T_2, \dots, T_l\}$ representa el conjunto de operaciones de edición para lograr que $\Phi_1 = \Phi_2$, ponderado por la función $\psi \in \mathfrak{R}^+$. Con $p \rightarrow q$ siendo una operación simple de edición y λ siendo la cadena nula, existen tres tipos de transformaciones: inserciones ($\lambda \rightarrow p$), sustituciones ($p \rightarrow q$), y eliminaciones ($q \rightarrow \lambda$). En el contexto de este trabajo, $\Gamma = \{ "0", "1" \}$, $\psi = 1$ y Φ_1 y Φ_2 son las etiquetas de conglomerados del mismo tamaño en su valor binario; entonces, la única operación a realizar son sustituciones de caracteres.

Siguiendo el ejemplo mostrado en la Figura 12, si el arreglo de canales de EEG es de ocho, este sería el máximo valor de DL, considerando el caso extremo de $\Phi_1 = "00000000"$ donde no hay ninguna moda de conglomerado asignada a ningún canal debido al umbral ρ , y una moda de conglomerado con los ocho canales asignados, es decir, $\Phi_2 = "11111111"$. Esta información se plasma en mapas Tiempo-Frecuencia-Levenshtein (TFL).

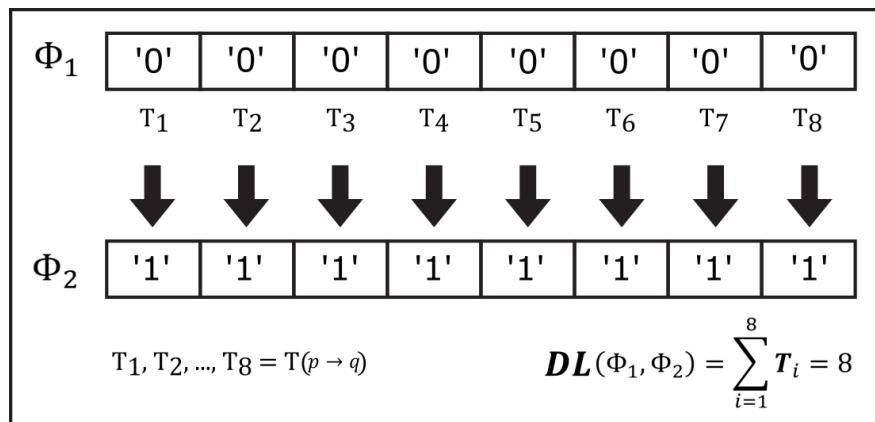


Figura 12. En este ejemplo, solo se harían operaciones de sustitución, ya que las cadenas a comparar son de la misma longitud (misma cantidad de caracteres). Se comparan etiquetas que consisten en arreglos de caracteres de '0's y '1's que representan ausencia o presencia de determinado electrodo dentro del conglomerado en cuestión. El ejemplo que aquí se ilustra sería la distancia de Levenshtein para transformar $\Phi_1 = "00000000"$ en $\Phi_2 = "11111111"$, siendo entonces $DL = 8$.

Adicionalmente, se complementa la información visual con mapas de TF generados con la CWT de cada canal, donde se observan los cambios de potencia debido a un evento (por ejemplo, un ERP). Observando los mapas TF en conjunto con los mapas TFL, ayudan a observar qué información obtenida del mCPS podría asociarse con los cambios de potencia debido a un evento durante la serie de tiempo del EEG. En la Figura 13(a), se muestra el mapa TFL del canal P4, y los mapas TF para las condiciones ERP y no-ERP en b) y c) respectivamente. Las etiquetas para contrastar con la DL se toman de los mapas iTFT de cada condición (ERP vs no-ERP), y las regiones amarillas de a) indican las regiones donde

$DL(\Phi_1, \Phi_2) = 8$ (DL máxima posible para este ejemplo de ocho canales), sugiriendo que esas diferencias de DL podrían asociarse al cambio de potencia provocado por el ERP, ya que las regiones amarillas de a) visualmente coinciden con la concentración de potencia del ERP en b). Entonces, se obtiene un mapa TFL para cada canal, tomando sus etiquetas en cada f_k y cada latencia donde se genera un mapa topográfico con las modas de conglomerados.

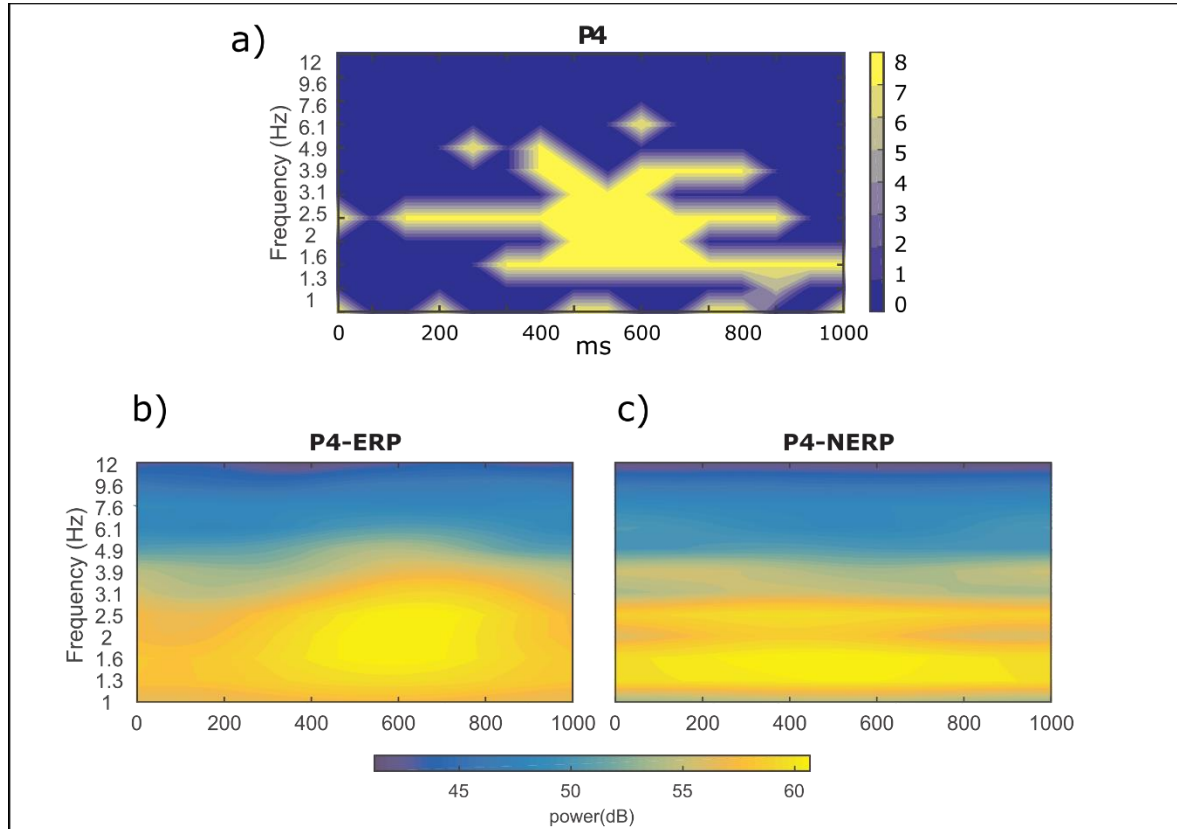


Figura 13. En a) se muestra un mapa TFL para el canal P4 de un total de ocho (por eso la escala de 0 a 8 para el mapa de colores), con $K = 12$ frecuencias centrales, desde $f_{min} = 1$ Hz y $f_{max} = 12$ Hz. En b) se muestra un mapa TF del mismo canal P4 durante las épocas de la condición 1 y en c) para la otra condición a contrastar (se habla a detalle de estas condiciones en el capítulo 5).

4.2.5 Flujo de trabajo

Recapitulando, el flujo de trabajo de la metodología propuesta se muestra en la Figura 14. Una vez extraída la información de fase del EEG en el bloque *a* y se realiza el mCPS en el bloque *b*, se genera en el bloque *c* las etiquetas de conglomerados que contiene cEEG y luego se hace la segmentación según el protocolo de registro del estudio. Cabe destacar que la segmentación del cEEG ocurre después del etiquetado hexadecimal (bloque *c*) para permitir la comparación directa entre condiciones en los mapas iTFT, asegurando una correspondencia uno a uno entre colores de etiquetas en los mapas topográficos y la etiqueta

hexadecimal asociada. Finalmente, los mapas TFL (bloque *e*) resaltan las diferencias en el tiempo y frecuencia de las salidas de mCPS para cada condición.

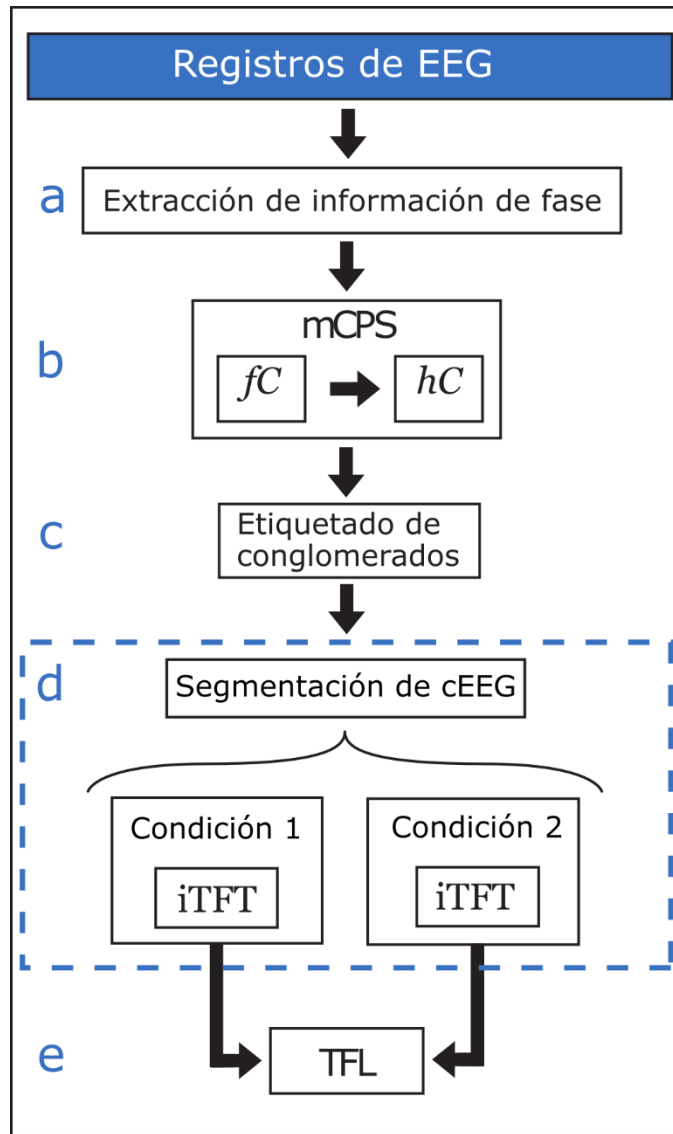


Figura 14. Diagrama a bloques del flujo de trabajo de la metodología que se propone. Los bloques *a*, *b* y *c* se describen en las secciones 4.1, 4.2 y 4.2.1, respectivamente. Este es un diagrama general, y como tal podría utilizarse otra técnica de extracción de fase en el bloque *a* (aquí se optó por CWT). En el bloque *b*, se podría introducir otro criterio para realizar el mCPS (para este trabajo se eligió la varianza circular). Los bloques contenidos en *d* se describen en la sección 4.2.3, donde condición 1 y 2 se obtienen después de segmentar la serie de tiempo contenida en cEEG. Además, mapas de TF para cada canal y ambas condiciones (no se muestra en este diagrama) se pueden utilizar en conjunto con los mapas TFL del bloque *e* para análisis visual. Publicado en [115].

5 Aplicaciones de mCPS en BCI

5.1 Paradigma exógeno: P300

Para probar la metodología propuesta en este trabajo se seleccionaron cuatro registros de EEG durante un protocolo de potenciales provocados P300 [121], utilizando el deletreador propuesto por Farwell y Donchin en [122]. Esta base de datos con registros de EEG se encuentra disponible en <http://bnci-horizon-2020.eu/database/data-sets>. Los sujetos eran pacientes con esclerosis lateral amiotrófica y sin conocimiento o entrenamiento previo para utilizar una BCI. Los autores registraron ocho canales de EEG de acuerdo con el sistema estándar 10-10 (Fz, Cz, Pz, Oz, P3, P4, PO7 y PO8) con electrodos activos, referenciados al lóbulo derecho y aterrizados en el mastoide izquierdo. La señal de EEG fue digitalizada con una frecuencia de muestreo de 256 Hz y filtrada con un pasabanda entre 0.1 y 30 Hz. Durante el protocolo se les pidió a los sujetos deletrear siete palabras predefinidas de cinco caracteres cada una mediante el deletreador. No se realizó ningún pre-procesamiento extra en los datos. Las primeras tres corridas (15 intentos o *trials* en total) se describen como las “corridas de calibración” y las cuatro subsecuentes son las “corridas de entrenamiento”, en donde los sujetos recibieron retroalimentación.

Para analizar los registros de este protocolo experimental el EEG se segmenta en épocas donde se espera que haya una P300 debido al uso del deletreador (épocas ERP) y aquellas donde no se espera que ocurra dicho potencial provocado (épocas no-ERP). En cada corrida del protocolo experimental se calcula la fase instantánea y la agrupación en conglomerados se realiza previamente a la segmentación en épocas; de esta manera, las etiquetas de color son consistentes para un análisis intra-sujeto entre épocas ERP y no-ERP. Los mapas iTFT ilustran los patrones de formaciones de conglomerados que prevalecen durante 1000 ms (duración de las épocas) con una ventana de tiempo de $v = 16$ (62.5 ms).

5.2 Paradigma endógeno: Imaginación musical

5.2.1 Sujetos

Se registraron los EEG de 16 sujetos, 10 hombres y 6 mujeres, adultos jóvenes sanos entre 18 y 30 años, alfabetizados, normoyentes y con capacidad de habla, todos diestros excepto dos sujetos zurdos y otro ambidiestro, que radican en la Ciudad de México. Todos eran músicos activos en su profesión al tiempo del registro. En el Anexo II se muestra la carta de

consentimiento informado que fue proporcionada a los voluntarios y las indicaciones previas a los registros de EEG.

5.2.2 Protocolo experimental

Los sujetos estuvieron sentados frente a una pantalla de computadora mientras se realizaron los registros de EEG. En la pantalla se presentaron instrucciones visuales sincronizadas temporalmente con guías auditivas para indicar al sujeto si puede descansar, abrir o cerrar ojos, si debe prepararse para escuchar o imaginar, así como las pistas de audio las cuales se reprodujeron durante las épocas de percepción. Se le exhortó a cada sujeto a minimizar movimientos corporales para reducir artefactos por movimiento, dándoles oportunidad de descansar o reacomodarse en la silla durante los intervalos de descanso entre una secuencia y otra. En la Figura 15 se muestra gráficamente la estructura de una corrida completa del experimento, la cual se detalla a continuación:

1. **Registro del estado basal.** Dada la naturaleza de la prueba, se consideró importante efectuar esta etapa del registro al principio, para reducir en la medida de lo posible cualquier aparición de “gusanos auditivos” (*earworms*), un caso particular de imaginación involuntaria en la que el sujeto experimenta la repetición de algún fragmento musical una y otra vez sin control consciente alguno [123]. Por ende, se le pidió al participante relajarse y que procurara mantener la mente despejada, tratando de minimizar cualquier movimiento corporal durante un minuto de registro, con los ojos cerrados.
2. **Etapa de preparación.** Esta fase quedó excluida del análisis de datos, se utilizó únicamente para familiarizar al participante con el paradigma experimental.
 - a. **Percepción:** mediante audífonos, el sujeto debía escuchar atentamente la pista de audio que le serviría como referencia para la imaginación musical.
 - b. **Imaginación:** se dejó un espacio dentro del registro con la misma duración que la pista de audio presentada en la etapa de percepción, para que el sujeto pudiera realizar la imaginación de la pista que acababa de escuchar.

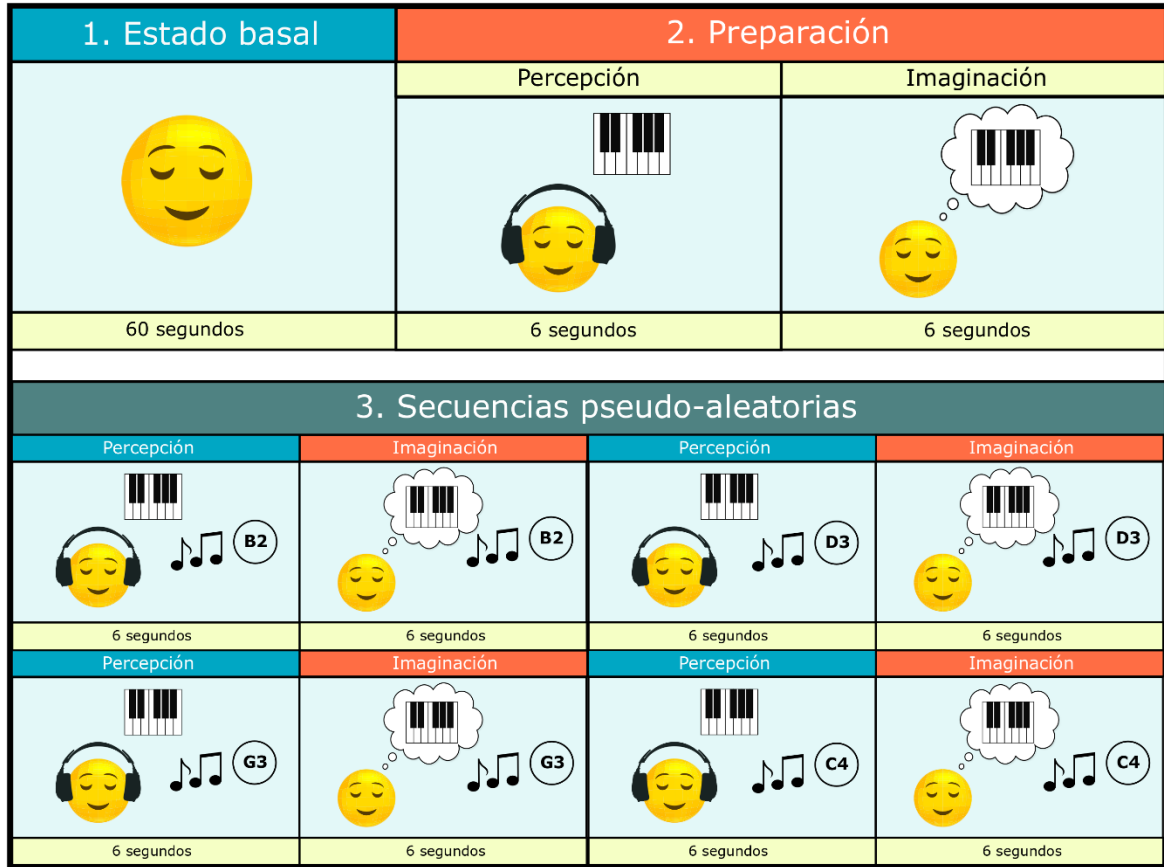


Figura 15. Descripción gráfica de una corrida del paradigma experimental.

3. Secuencias pseudo-aleatorias de percepción/imaginación. Se sometió al participante a 40 secuencias de percepción/imaginación con descansos cada 10 secuencias. La serie completa tiene un orden predefinido, donde lo que se va alternando son las pistas de audio (cuatro pistas diferentes) sin conocimiento previo del sujeto, de manera que resultara aleatoria la tarea a realizar. Normalmente en este tipo de protocolos se presentan los estímulos al sujeto de manera aleatoria para eliminar o disminuir posible contaminación en el registro proveniente de actividad cerebral relacionada con el proceso de anticipación o expectativa, una vez que el sujeto pueda predecir cuál será el siguiente estímulo que va a recibir [124]. Posteriormente, en la segmentación por épocas en la etapa de pre-procesamiento, cada época de imaginación extraída de estas secuencias tiene una duración de 6 segundos, equivalente a la duración de las pistas de audio para las épocas de percepción.

Cabe mencionar que los sujetos de prueba se mantuvieron con los ojos cerrados durante el registro de la línea de base y de todas las realizaciones de percepción e imaginación.

5.2.3 Estímulos de audio

Las pistas de audio fueron diseñadas específicamente para el protocolo experimental y creadas con el software de producción musical Reason 5.0 de Propellerhead®, utilizando un piano del banco de sonidos que la aplicación proporciona. El archivo de audio es de formato WAV sin compresión, estéreo, a una frecuencia de muestreo de 44.1 kHz y con una resolución de 16 bits. Consisten en cuatro pistas donde se escucha una nota de piano (Figura 16) con cierto patrón rítmico, el cual es el mismo en todas las pistas, variando solamente la altura tonal de la nota (B2, D3, G3 y C4). El diseño de las pistas de audio se hizo tomando en cuenta las propiedades del sonido y atributos musicales presentados en el capítulo 2. Se decidió dejar el timbre del sonido fijo (piano) así como el volumen; se varía la altura tonal para cada estímulo con el mismo patrón rítmico, y así contemplar la posibilidad de que la imaginación provocada por el ritmo o las alturas tonales diferentes pudieran aportar algún rasgo distintivo para caracterizar la TM. Para acceder a los archivos de audio, contactar a Miguel A. Porta García (maporta@gmail.com).

The figure displays four musical staves, each representing an audio stimulus. Each staff is titled and includes a tempo marking of $\text{♩} = 120$. The time signature for all is 4/4. The rhythmic pattern is consistent across all: a quarter note followed by an eighth note, then a quarter note, an eighth note, and finally a half note. The notes are as follows:

- Pista 1 (nota B2):** Bass clef. Notes: B2, A2, G2, F2, E2.
- Pista 2 (nota D3):** Treble clef. Notes: D3, E3, F3, G3, A3.
- Pista 3 (nota G3):** Treble clef. Notes: G3, A3, B3, C4, D4.
- Pista 4 (nota C4):** Treble clef. Notes: C4, D4, E4, F4, G4.

Figura 16. Patrón rítmico de los estímulos de audio, cada pista con una altura tonal diferente.

5.2.4 Registro de EEG

En la Tabla 1 se muestran los parámetros de adquisición del protocolo experimental. Se utilizó BCI2000 [125] como software para la adquisición de datos de EEG. Se emplearon dos amplificadores diferenciales de 16 canales *gUSBamp* (g.tec, Austria), con los cuales se registraron 32 canales de EEG continuo de cada sujeto. La configuración de los electrodos se muestra en la Figura 17, de acuerdo con el sistema internacional 10-20 [126]. Las referencias se ubicaron en los lóbulos de las orejas, con la tierra en el mastoide derecho.

5.3 Procesamiento de datos

Todos los datos se analizaron fuera de línea con MATLAB® R2016a (The MathWorks Inc.). Como parte de los productos de esta tesis, se creó un *toolbox* propio que implementa toda la metodología propuesta para el análisis de sincronización de los canales de EEG con mCPS y la construcción de los mapas iTFT.

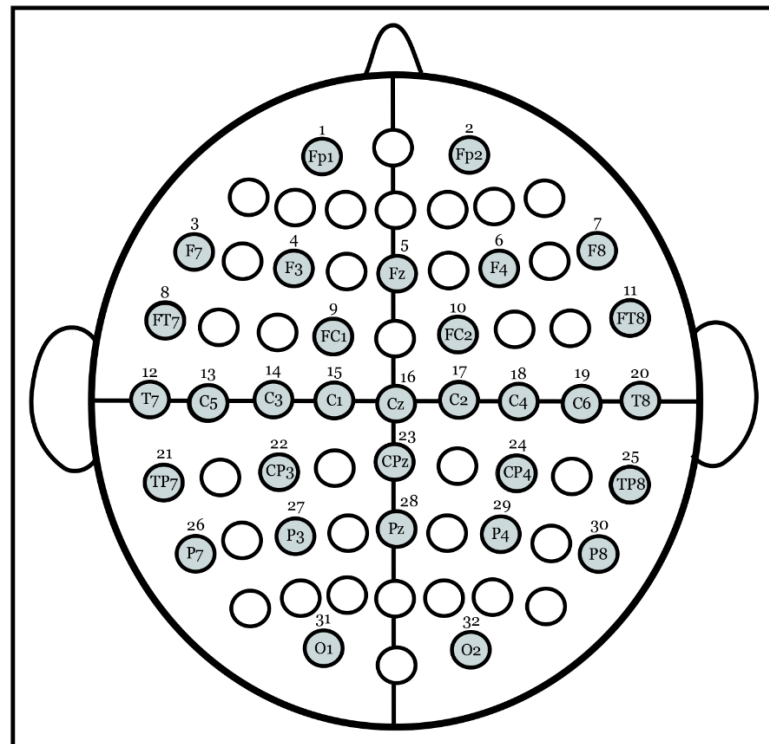


Figura 17. Configuración de los 32 electrodos para los registros de EEG.

Tabla 1. Parámetros de adquisición del EEG.

Característica	Valor
Amplificadores diferenciales 16 canales gUSBamp	2
Canales	32
Referencias	Lóbulos de las orejas
Tierra	Mastoides derecho
Frecuencia de muestreo	256 Hz
Filtro pasa banda	Tipo: Butterworth Orden: 8 Banda de paso: 0.1 – 60 Hz
Filtro Notch	Tipo: Chebyshev Orden: 4 Banda de rechazo: 58 – 62Hz
Software de adquisición	BCI2000 v3

5.3.1 Pre-procesamiento

Para la segmentación del EEG continuo, se extrajeron 10 épocas de ocho segundos (con traslapes de 1 segundo) de la etapa 1 (registro de línea de base) y las épocas de imaginación correspondientes a la etapa 3 (10 épocas por cada una de las cuatro pistas a imaginar), con la misma duración, tomando un segundo antes de la marca temporal (*onset*) en donde el sujeto debe empezar a imaginar y un segundo después de que terminan los 6 segundos asignados a la ejecución de la TM, dejando todas las épocas con media cero.

6 Resultados y discusión

6.1 Deletreador de Donchin

Para la construcción de los mapas iTFT que permitieran comparar las diferencias entre las condiciones ERP y no-ERP, se tomaron las frecuencias centrales desde $f_{min} = 1$ Hz hasta $f_{max} = 12$ Hz, con $K = 12$, se variaron los valores de umbral r entre 0.90 y 0.99, el umbral de frecuencia modal se mantuvo fijo $\rho = 50\%$ y el tamaño de ventana para los mapas iTFT $v = 16$. De las siete corridas de cada sujeto, solo se procesaron las corridas de prueba (4-7), descartando las primeras tres que los autores indican que fueron de “calibración” y los sujetos no tenían retroalimentación del sistema. De la base de datos, sólo se tomaron como casos de estudio a los sujetos S2, S5, S6 y S7 (los demás no fueron procesados con mCPS), los cuales se seleccionaron ya que mostraron las mejores respuestas de promedios temporales de P300 (por inspección visual), y las corridas seleccionadas para ser reportadas en este trabajo son las que se consideraron más representativas para ilustrar los hallazgos. Por razones de espacio, se extrajeron las porciones relevantes de los mapas iTFT, TFL y TF para presentar en las figuras (para acceder al estudio completo, contactar a Miguel A. Porta García: maporta@gmail.com). En la Figura 18 se muestra el gran promedio de las épocas ERP (azul) y no-ERP (rojo) para cada uno de los sujetos.

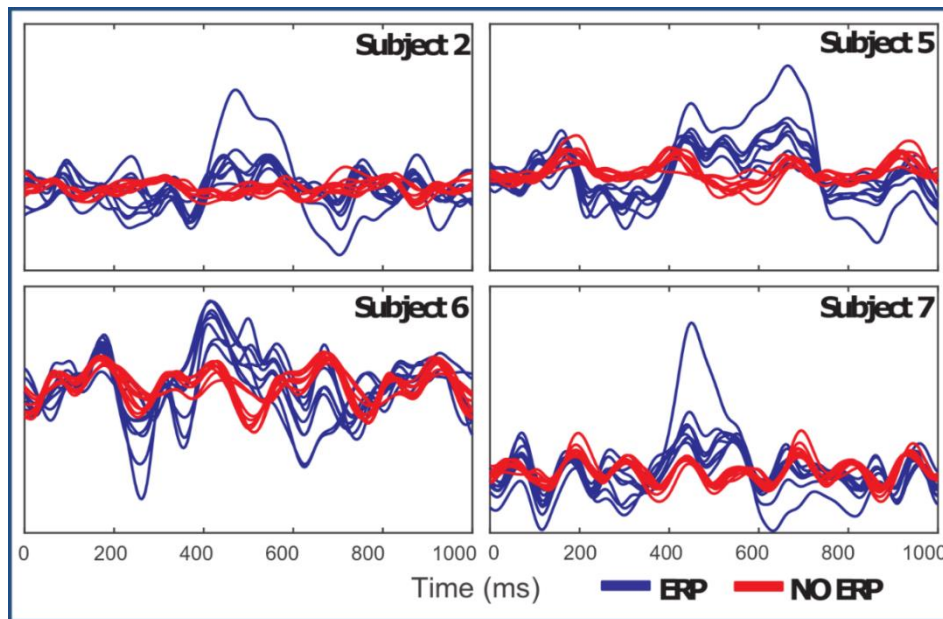


Figura 18. Gran promedio de las épocas ERP y no-ERP para cada sujeto (corrida 4 para S2 y S5, corrida 7 para S6, y corrida 6 para S7). Publicado en [115].

En la Figura 19 se muestran los resultados con $r = 0.90$ de la corrida 4 para el sujeto S2. En el mapa iTFT para las épocas ERP (Figura 19a), se observan formaciones de modas de conglomerados con la etiqueta “FF” (color amarillo claro), el cual contiene mayormente a los canales P3-P4-PO7-Oz-PO8, desde los 312.5 ms a los 750 ms a 2 Hz. De manera similar sucede a 2.5 Hz con los canales P3-PO7-P4. No se observa alguna formación característica en las épocas no-ERP (Figura 19b).

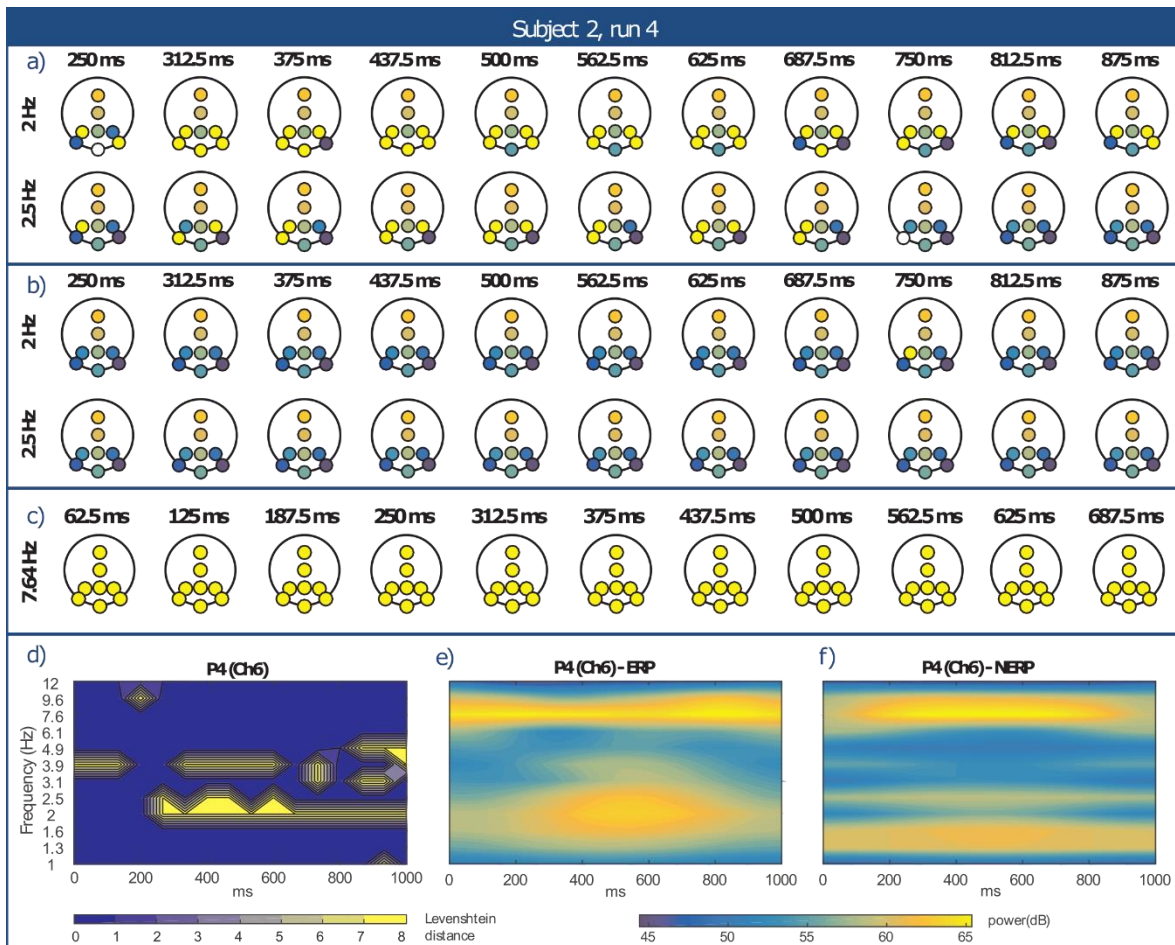


Figura 19. a) Porción del mapa iTFT para S2, mostrando solamente el renglón de la $f_4 = 2\text{Hz}$ y $f_5 = 2.5\text{Hz}$, de 250 ms a 875 ms de las épocas ERP; b) Misma f_4 y f_5 pero para las épocas no-ERP. c) Ejemplo del conglomerado asociado al artefacto de estado estable. d) Mapa TFL para el canal P4. e) Mapa TF para el canal P4 en las épocas con ERP y f) para las épocas no-ERP. Publicado en [115].

Cabe mencionar que en la corrida 5 se encontró un comportamiento similar, excepto que las formaciones de este mismo conglomerado se encontraron en las frecuencias centrales de 1.3, 1.6 y 2 Hz. Para las corridas 6 y 7, no se encontró ninguna formación característica de modas de conglomerados. En la Figura 19d, se muestra un mapa TFL para el canal P4. Es importante destacar que este mapa muestra zonas amarillas que representan la mayor

diferencia entre épocas ERP y no-ERP, que además coinciden (al menos por inspección visual) con las latencias donde se puede apreciar la mayor concentración de la potencia de la onda P300 (Figura 19e), lo cual es notorio también para los canales P3, PO7 y Oz (estos mapas se encuentran en el estudio completo). También coinciden las formaciones de conglomerados descritas previamente en el mapa iTFT para las épocas ERP, caso contrario para los iTFT de las épocas no-ERP (Figura 19f).

En la Figura 19c se observa que el conglomerado FF contiene a todos los canales en el renglón de la frecuencia central de 7.6 Hz. Es altamente probable que esté relacionado a un artefacto PPVEE, derivado de un valor fijo de 125 ms como intervalo inter-estímulo. Este patrón aparece en todos los sujetos evaluados, con algunas variaciones de la f_k . Por ejemplo, para S2, este hallazgo puede relacionarse con la concentración de potencia alrededor de los 7.6 Hz en la época entera en los mapas TF de cada canal (Figura 19e y Figura 19f). Esto se puede verificar en prácticamente todos los mapas TF de todos los sujetos tanto para ERP como no-ERP.

En cuanto al sujeto S5, los hallazgos entre corridas son muy similares, tomando el valor de $r = 0.975$. Para las épocas ERP (Figura 20a), las formaciones con el conglomerado FF a 1.6, 2, 2.5 y 3.1 Hz en los canales parietales y Cz coinciden con las áreas amarillas del mapa TFL del canal P3 (Figura 20c) y la concentración de la potencia de la onda P300 en el mapa TF (Figura 20d).

Para S6 ($r = 0.96$), en las Figura 21a y Figura 21b se ilustran las secciones correspondientes de los mapas iTFT para las condiciones ERP y no-ERP respectivamente. Las formaciones del conglomerado FF se pueden observar a 3.1 Hz en la condición de ERP, caso contrario para no-ERP. El mapa TFL para el canal Pz confirma estas diferencias en las áreas amarillas. En este caso, la relación de las latencias donde se observa la mayor concentración de potencia en el mapa TF de la onda P300 y los hallazgos en los mapas iTFT y TFL no es tan evidente por inspección visual.

Finalmente, en cuanto a S7 ($r = 0.96$), los electrodos parietales se destacan nuevamente mostrando diversos arreglos de conglomerado FF, principalmente a 2, 2.5 y 3.1 Hz, correspondiendo con las zonas amarillas del mapa TFL para el canal P3 y la concentración de potencia de la onda P300 en el mapa TF (Figura 22).

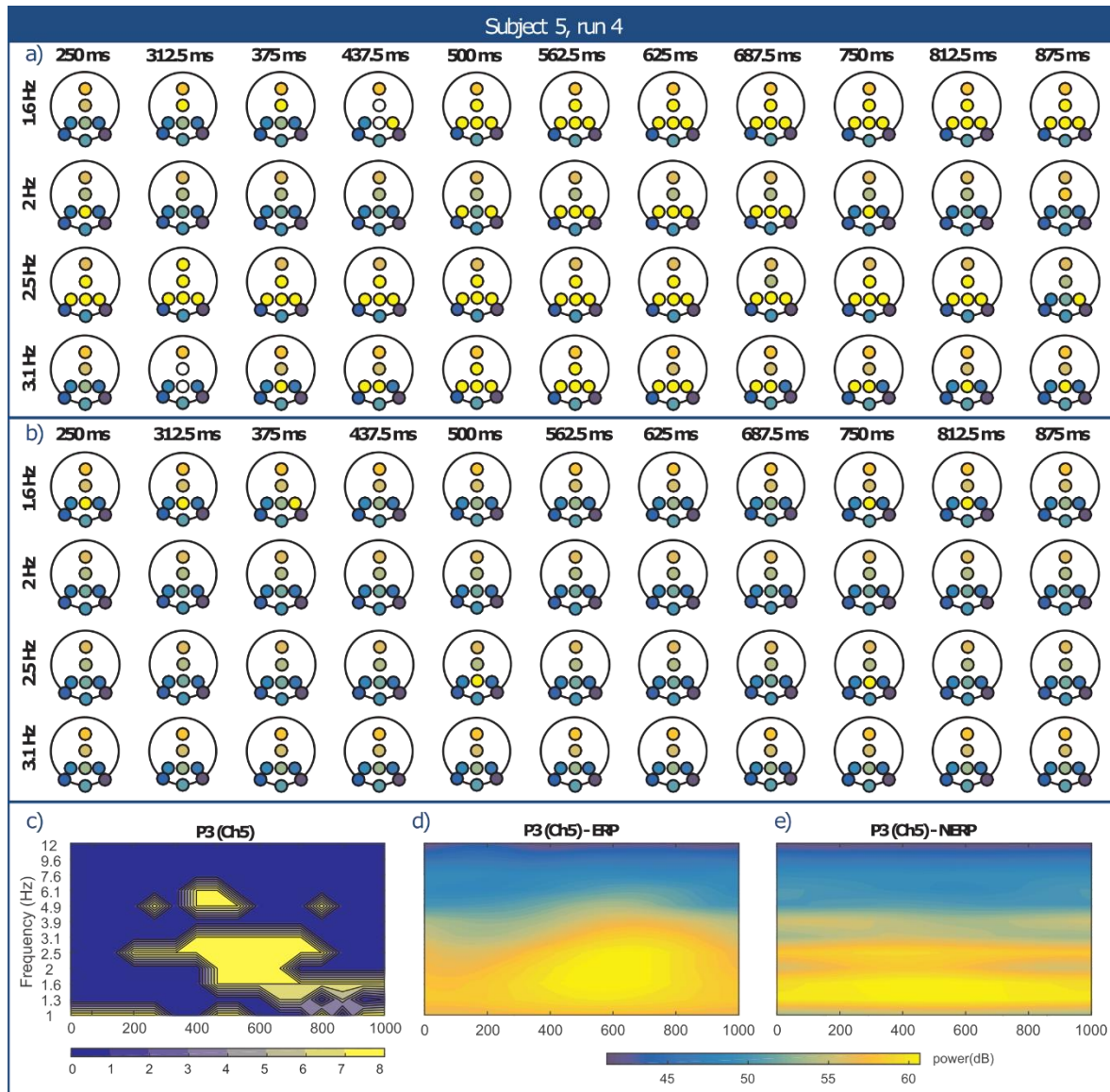


Figura 20. a) Porción del mapa iTFT para S5, mostrando las frecuencias centrales de 1.6, 2, 2.5 y 3.1 Hz, desde 250 ms a 875 ms de las épocas ERP. b) Mismas f_k para las épocas no-ERP. c) Mapa TFL para el canal P3. d) Mapa TF para el canal P3 en las épocas con ERP y e) para las épocas no-ERP. Publicado en [115].

Los hallazgos en los mapas iTFT expusieron las diferencias entre las condiciones ERP y no-ERP, donde quizá las características más relevantes fueron las apariciones del conglomerado FF de manera sistemática en las épocas ERP, derivadas del cálculo de las ITCM, contrastando con la ausencia de tales patrones en los mapas de las épocas no-ERP. Este hecho se hace más evidente con los mapas TFL cuya función principal es resaltar las diferencias entre ERP y no-ERP por canal. Además, estas formaciones del conglomerado FF se pueden relacionar (al menos por inspección visual) con la onda P300, dadas las latencias y anchos de banda donde aparecen las modas de dicho conglomerado, la mayoría situándose

en el rango de las bandas delta y theta del EEG, lo cual es consistente con el contenido en frecuencia de una onda P300 [127] [128] [129]. El contenido en frecuencia de las épocas no-ERP difícilmente podría explicarse por algún evento neurofisiológico relevante; sin embargo, podrían ser sub-armónicos del artefacto de PPVEE, ya que la concentración de la potencia se puede percibir como “líneas” extendidas en toda la serie de tiempo.

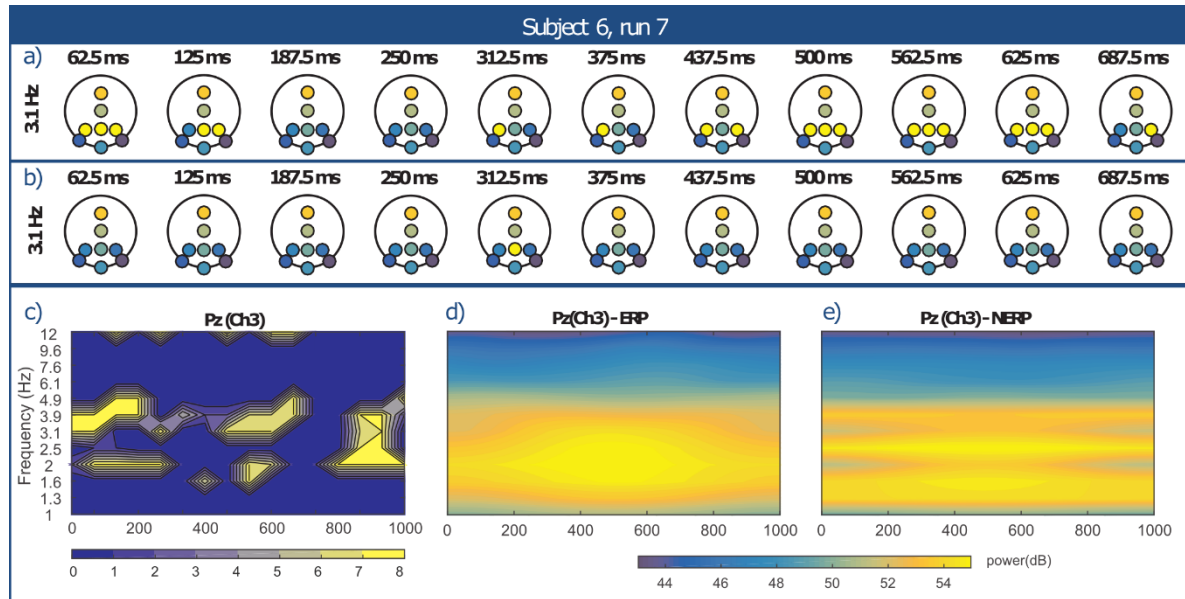


Figura 21. Porción del mapa iTFT para S6, mostrando solamente el renglón de la $f_k = 3.1$ Hz, desde 63.5 ms a 687.5 ms de las épocas ERP (a) y no-ERP (b). c) Mapa TFL para Pz. d) Mapa TF para Pz de las épocas ERP y e) no-ERP. Publicado en [115].

Hay que hacer notar que algunas áreas de tono amarillo en los mapas TFL que no coinciden con los mapas TF podrían deberse a artefactos generados de manera artificial por la manera en que se calcula la DL; no obstante, también podría tratarse de información neurológica que podría ser de relevancia y no necesariamente está ligada al ERP, lo cual merece un análisis posterior más a fondo (el objeto de este estudio fue únicamente buscar relaciones con la distribución TF de la potencia del P300).

Hubo casos como el del sujeto S6 donde el análisis con mapas TFL y TF no reveló alguna distinción clara entre ERP y no-ERP, como en la corrida 6 de dicho sujeto, donde las formaciones de modas de conglomerados fueron esporádicas e intermitentes, haciendo difícil establecer una relación con la onda P300. Cabe señalar que las muestras de ERP y no-ERP están altamente desbalanceadas (cada corrida por sujeto contiene 100 épocas ERP y 500 no-ERP), lo cual se considera que refuerza la validez de los resultados obtenidos al poder distinguir entre condiciones, considerando el hecho de que se está utilizando la moda como

medida estadística, que a pesar de una mayor cantidad de épocas no-ERP, no se detectaron formaciones de modas de conglomerados relevantes.

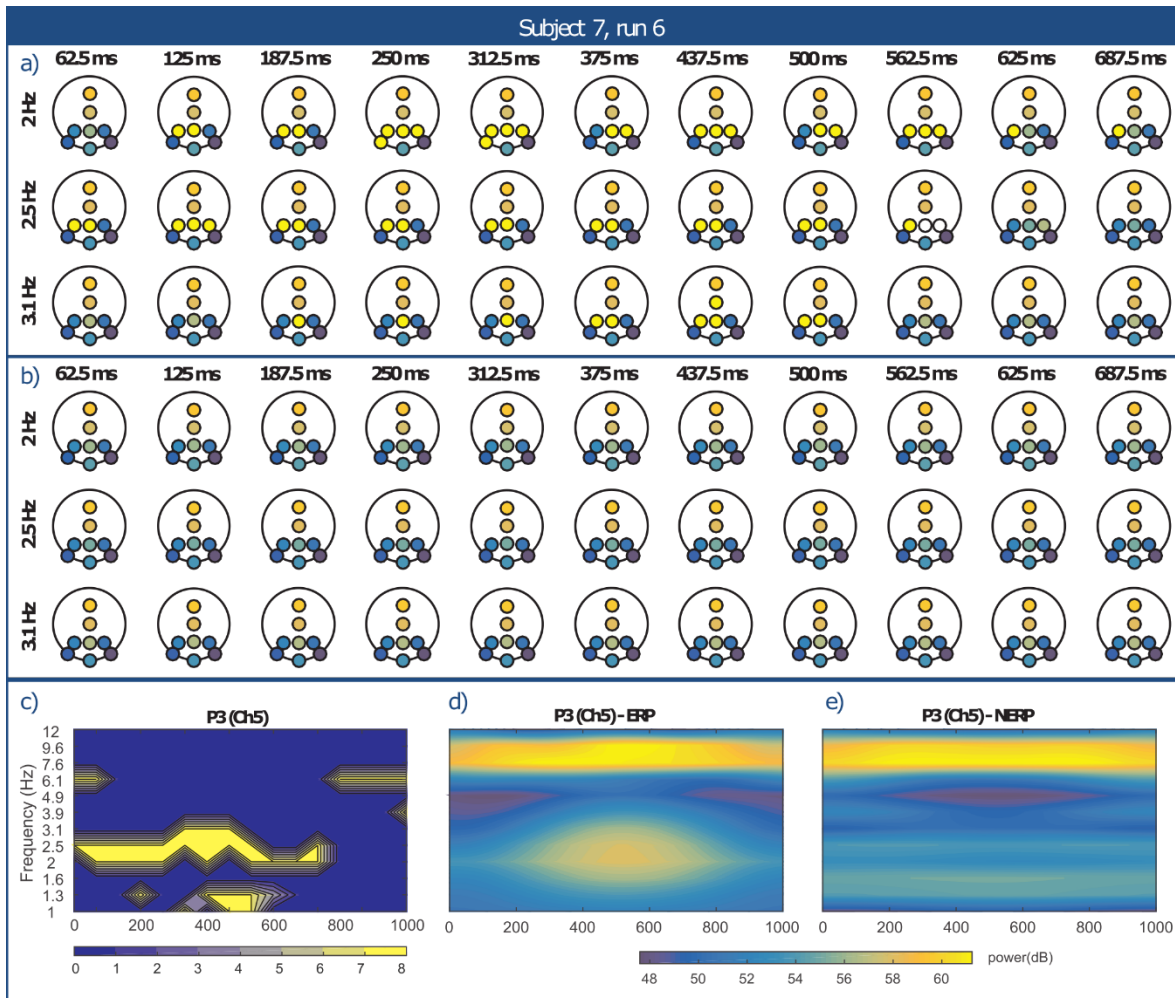


Figura 22. Porciones de mapas iTFT para S7, en las frecuencias centrales 2, 2.5 y 3.1, desde 62.5 ms a 687.5 ms de épocas ERP (a) y no-ERP (b). Publicado en [115].

Otro aspecto importante está relacionado con el amarre de frecuencia (*frequency locking*) y el seguimiento del “flujo de frecuencia” (*frequency flows*) [130] [131]. Una limitación existente en algunos métodos que hacen descomposiciones TF de banda angosta, tales como los *bins* generados con *wavelets*, es que se asume estacionariedad de la frecuencia donde ocurre la PS, escondiendo o enmascarando periodos de PS continua con variabilidad transitoria de la frecuencia de sincronización en la serie de tiempo. No obstante, los mapas iTFT capturan este flujo de frecuencia de la PS, como se puede observar que los patrones de las modas del conglomerado FF aparecen en diferentes anchos de banda de baja frecuencia,

tales como en las frecuencias centrales de 1.6, 2, 2.5 y 3.1 Hz para S5 (Figura 20a) y a 2, 2.5 y 3.1 Hz para S7 (Figura 22a).

En resumen, en este apartado se ha mostrado el abordaje con mCPS para analizar la PS de un paradigma exógeno ampliamente utilizado en BCI, como lo es el deletreador de Donchin, obteniendo información de PS relevante, y caracterizándola en conglomerados de electrodos altamente sincronizados. El método permite hacer un contraste de las diferencias entre ambas condiciones, destacando la aparición del conglomerado FF en las épocas que contienen información de la onda P300 (ERP), no siendo así en las épocas no-ERP. Aunado a esto, las latencias y frecuencias centrales donde aparece dicho conglomerado coinciden visualmente en gran parte con las zonas de contraste (amarillo) de los mapas TFL y el contenido en frecuencia de la onda P300 que se puede observar en los mapas TF. De esta manera, el mCPS rescata la dinámica de la PS relacionada a la información del potencial cognitivo de interés, y arroja como valores agregados la identificación de artefactos, como el de PPVEE que aparece aproximadamente a 7.6 Hz, permite visualizar el flujo de frecuencia de la PS, dando entonces un panorama amplio del comportamiento de la PS en las bandas de interés del EEG y su localización temporal.

6.2 Imaginación musical

6.2.1 Selección de bandas de EEG

Para el deletreador de Donchin, la información temporal y frecuencial de un potencial P300 ha sido bastante estudiada y caracterizada, con lo cual se tiene más información a priori del fenómeno neurológico, y esto permitió enfocar el estudio a bandas del EEG donde ya se anticipaba que se encontraría actividad cortical relacionada al ERP. No obstante, en cuanto al paradigma endógeno, la imaginación musical ha sido poco estudiada en el ámbito de BCI, por lo que en este primer acercamiento a un paradigma endógeno con imaginación musical fue necesario hacer una selección previa de las bandas del EEG que se someterían al análisis con mCPS y así focalizar el estudio a una banda en específico. La estructura del protocolo de registro del EEG se diseñó con la finalidad de estudiar esta modalidad de imaginación y valorar su viabilidad como TM de control de una BCI para la toma de decisiones binarias. Por otra parte, la cantidad de electrodos utilizados y la duración de las épocas para el protocolo de imaginación musical es mucho mayor que el del deletreador. En contraste, la cantidad de épocas es mucho menor a la del paradigma de P300, teniendo así pocas realizaciones del experimento.

Mediante pruebas pareadas de suma de rangos de Wilcoxon, se evaluaron los mapas TF de las bandas alfa, beta y gamma, abarcando desde los 7 hasta 56 Hz, descartando llegar hasta 60 Hz debido al artefacto de la línea eléctrica. Una vez segmentado el EEG y en el dominio TF, se tienen por una parte las épocas de estado basal en la matriz $b(x, y, z)$, y por otro lado, las matrices $B_i(x, y, z)$, $C_i(x, y, z)$, $D_i(x, y, z)$, y $G_i(x, y, z)$ contienen las épocas de imaginación musical con las notas B, C, D y G, respectivamente. El índice $x = 1, 2, \dots, 32$ corresponde al canal de EEG, $y = 1, 2, \dots, N$ a las muestras de la serie de tiempo y $z = 1, 2, \dots, 10$ a las épocas de segmentación. Entonces, en cada prueba se contrastaron las muestras de las 10 épocas ($z[1,10]$) para cada muestra x y y de la matriz b , con su correspondiente x y y de cada una de las matrices B_i , C_i , D_i y G_i .

Para fines ilustrativos y por razones de espacio, en la Figura 23 se muestran únicamente los resultados de las pruebas de Wilcoxon realizadas en el canal FT7 del EEG del sujeto AISM, en las épocas de línea de base respecto a la condición de imaginación musical con la nota D. En las gráficas del lado derecho, se muestran mapas con las latencias y frecuencias donde se rechaza la hipótesis nula (resaltado en amarillo) con un 5% de significancia, destacando aquellas regiones de los mapas TF (lado izquierdo) donde existen diferencias relevantes entre las épocas de línea de base e imaginación.

En los resultados para las bandas, alfa, beta y gamma, se puede apreciar que la región de gamma muestra diferencias significativas entre línea de base e imaginación a lo largo de la serie de tiempo. Se observó un comportamiento muy similar en diversos canales, tales como FT8, C3, C4, C5, C6, T7 y T8, entre otros, resultando así también para las otras condiciones de imaginación y los demás sujetos de prueba. De la Figura 29 a la Figura 36 (Anexo II), se muestran los resultados de las pruebas de Wilcoxon de todos los canales de la línea de base respecto a la imaginación musical con la nota D.

Como se mencionó en la sección 5.2, para este estudio se tienen cinco condiciones, aquella del estado basal, y cuatro condiciones de imaginación musical, con el mismo patrón rítmico pero diferente altura tonal (notas B2, C4, D3 y G3). Para la construcción de los mapas iTFT que permitieran comparar las diferencias entre las condiciones, se variaron los valores de umbral r entre 0.75 y 0.90, el umbral de frecuencia modal se mantuvo fijo $\rho = 50\%$ y el tamaño de ventana para los mapas iTFT $v = 128$. También como se comentó previamente, una de las dificultades que se encontraron con este protocolo fue el aumento considerable de tiempos de procesamiento, dado el aumento de la cantidad de electrodos, así como de la duración de las épocas, en comparación con el paradigma exógeno. Siendo así, y dados los

hallazgos con las pruebas de Wilcoxon, este primer estudio se concentró en la banda gamma del EEG, realizando la descomposición TF con CWT sobre las frecuencias centrales f_k con $K = 12$, $f_{min} = 31$ y $f_{max} = 56$. Para la construcción de los mapas iTFT, se utilizó un tamaño de ventana $v = 128$, equivalente a 0.5 segundos. Cabe mencionar que no se consideran descartadas las demás bandas del EEG, sino que se dejaron para un análisis posterior. Para acceder al estudio completo, contactar a Miguel A. Porta García (maporta@gmail.com).

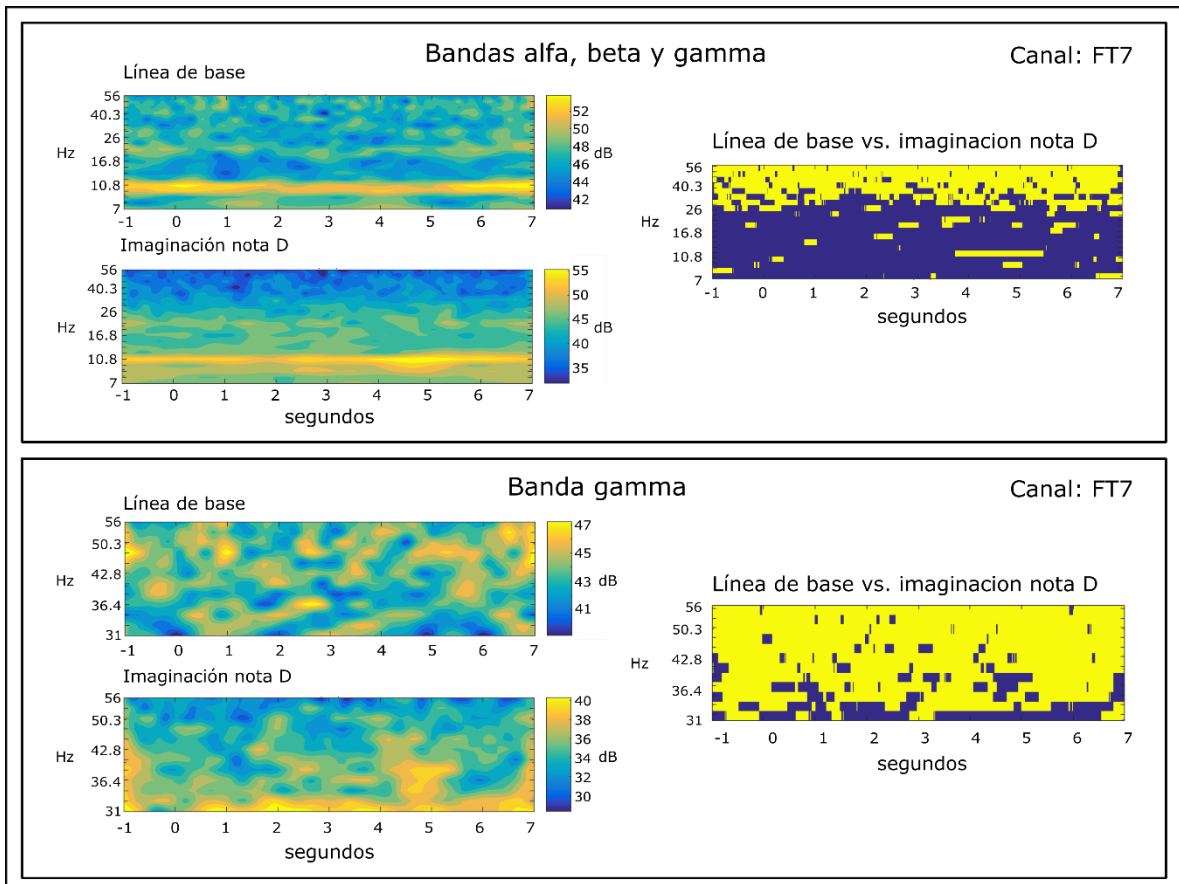


Figura 23. Resultados de las pruebas de Wilcoxon para el canal FT7 del EEG del sujeto AISM. En los mapas del lado derecho, se muestran las regiones de los mapas TF donde existe una diferencia significativa entre condiciones (línea de base vs. imaginación musical con la nota D). En las imágenes de abajo, se muestra un acercamiento a la banda gamma, donde coincide el resultado obtenido en las pruebas para las bandas alfa, beta y gamma juntas.

También se hicieron pruebas de Wilcoxon entre condiciones de imaginación (B_i respecto a C_i , D_i respecto a G_i y así sucesivamente), ya que parte de la intención del diseño de este protocolo fue evaluar qué sucedía si se mantenía el mismo patrón rítmico en la TM musical y variar las alturas tonales, para evaluar si la información relacionada a estos atributos musicales podría ser rescatada al procesar los datos con mCPS y poder hacer la caracterización del estado mental. No obstante, los resultados obtenidos no presentaron

algún indicio de que hubiera diferencias significativas entre condiciones de imaginación, descartando hacer esta evaluación con mCPS.

6.2.2 Casos de estudio: sujetos PDR y AISM

Se presentan porciones de los mapas iTFT con $r = 0.85$ como resultados del análisis del sujeto PDR durante la condición de línea de base (Figura 24), la condición de imaginación musical con la nota G (Figura 25) y con la nota B (Figura 26). Se pueden apreciar formaciones de la moda del conglomerado FFFFFFFF, el cual contiene a todos los electrodos, surgiendo aparentemente de forma arbitraria en las condiciones de imaginación, no siendo así para la línea de base. Tanto en la Figura 25 como en la Figura 26, sobresale la aparición de dicho conglomerado en prácticamente todas las frecuencias del mapa (por cuestiones de espacio, se omiten f_1 , f_{11} y f_{12} , centradas a 31, 53 y 56 Hz respectivamente) y a diferentes latencias, siendo poco evidente algún patrón definido en tales apariciones. Adicionalmente, dado que también aparece antes del *onset*, y después de que termina la época de imaginación (las latencias de 0.5, 1, 7.5 y 8s), no se puede hacer una asociación exclusiva con la TM ejecutada (de hecho, este hallazgo es consistente con los resultados de las pruebas de Wilcoxon). En las demás condiciones de imaginación se manifiestan de manera similar las incidencias del conglomerado FFFFFFFF, es decir, a lo largo de todas las frecuencias y latencias del mapa iTFT sin mostrar algún comportamiento característico o que pudiera relacionarse con la TM. El caso del sujeto AISM arroja resultados parecidos, con $r = 0.75$, mostrando en la Figura 27 una sección del mapa iTFT correspondiente a la condición de línea de base y en la Figura 28 a la imaginación musical con la nota D, donde esta zona del mapa exhibe mayor concentración de formaciones del conglomerado FFFFFFFF en la imaginación respecto a la línea de base.

En estos casos de estudio pudo establecerse una diferenciación entre el estado basal y las condiciones de imaginación con las modas del conglomerado FFFFFFFF que aparecen reiteradamente en las últimas; no obstante, entre condiciones de imaginación, pareciera que las diferentes alturas tonales no aportan información que permitiera identificarlas o diferenciarlas entre sí. Además, es de llamar la atención que en los mapas iTFT de imaginación, dicho conglomerado aparece también antes y después de la ventana asignada a la ejecución de la TM. Este hecho podría relacionarse con la modulación de la actividad cerebral que ocurre en los sujetos provocada de manera inherente al diseño del protocolo, ya que se requieren de guías auditivas y visuales para que puedan seguir las instrucciones durante todo el registro de EEG, pudiendo provocar que al concentrarse, mantenerse atento

al *onset*, prepararse para la ejecución de la tarea y el hecho mismo de realizar la imaginación, implique mecanismos neurológicos cuya manifestación en la banda gamma se están viendo reflejados como se observa en los mapas iTFT, dejando la pregunta abierta si lo que se está capturando en los mapas se trata de reinicios de fase relacionados con todo el proceso neurológico que conlleva la realización del protocolo de registro, y de alguna manera se estén enmascarando rasgos que si estén directamente relacionados con la imaginación musical, o simplemente estén presentes en otra banda de frecuencia, o incluso en otro dominio de la información. Es importante mencionar que también hubo otros sujetos que fueron procesados con mCPS, pero no se encontró algún rasgo que destacara o que permitiera notar alguna diferencia al contrastar entre línea de base e imaginación, siendo tanto los mapas iTFT de línea de base como de las etapas de imaginación prácticamente iguales a las líneas de base de los sujetos aquí presentados. Esto podría hablar del papel crítico que juega la asignación del valor de umbral r para que emerjan o no patrones de modas de conglomerados que permitan diferenciar entre condiciones. Por ejemplo, en las pruebas de Wilcoxon para el sujeto ELP, se observaron diferencias significativas en la banda gamma para los canales F7, FT7, C3, C5, T7, CP3 y TP7, comparando épocas de línea de base respecto a la condición de imaginación musical con la nota B; sin embargo, en los mapas iTFT con $r = 0.80$ no hubo hallazgos relevantes.

En lo referente a la cantidad de electrodos, otro problema es la cantidad de combinaciones que ahora existen, lo cual implica un espacio muestra de posibles conglomerados mucho mayor, entonces las probabilidades de ocurrencia con una frecuencia modal que se considere relevante disminuyen (hay que recordar que se mantuvo $\rho = 50\%$). Considérese el siguiente ejemplo: a una $f_k = 31 \text{ Hz}$, entre 2500 y 3000 ms, aparecen las modas del conglomerado FFFFFFFF, FFFFFFFFE, FFFFFFFFD, todos con una frecuencia modal de 33.33%. La diferencia de los últimos dos respecto al primero, es la ausencia de un electrodo, O2 y O1 respectivamente, los cuales además son contiguos de acuerdo con el arreglo de electrodos elegido para el registro. Habría que ponderar qué tan importante es hacer una distinción tan específica, ya que así como se plantea este ejemplo, el algoritmo no asigna una moda de conglomerado ya que no se rebasa el umbral ν de aceptación, perdiendo información que podría ser de importancia.

Otro factor que podría estar influyendo en los resultados es la flexibilidad temporal de la ejecución de la TM al alterar de manera inconsciente el *tempo*, ya que los sujetos carecieron de alguna guía auditiva que fungiera como metrónomo, y aunque se espera que un músico

sea capaz de minimizar dicha flexibilidad, no está exento de que existan diferencias en los tiempos de ejecución de la TM entre época y época, provocando que pudieran perderse rasgos característicos al momento de procesar los datos con mCPS.

Finalmente, aunque con estos resultados no es posible identificar rasgos propios de la imaginación musical, el mCPS si permitió observar diferencias entre condiciones de estado basal e imaginación que soportan los hallazgos de las pruebas de Wilcoxon.

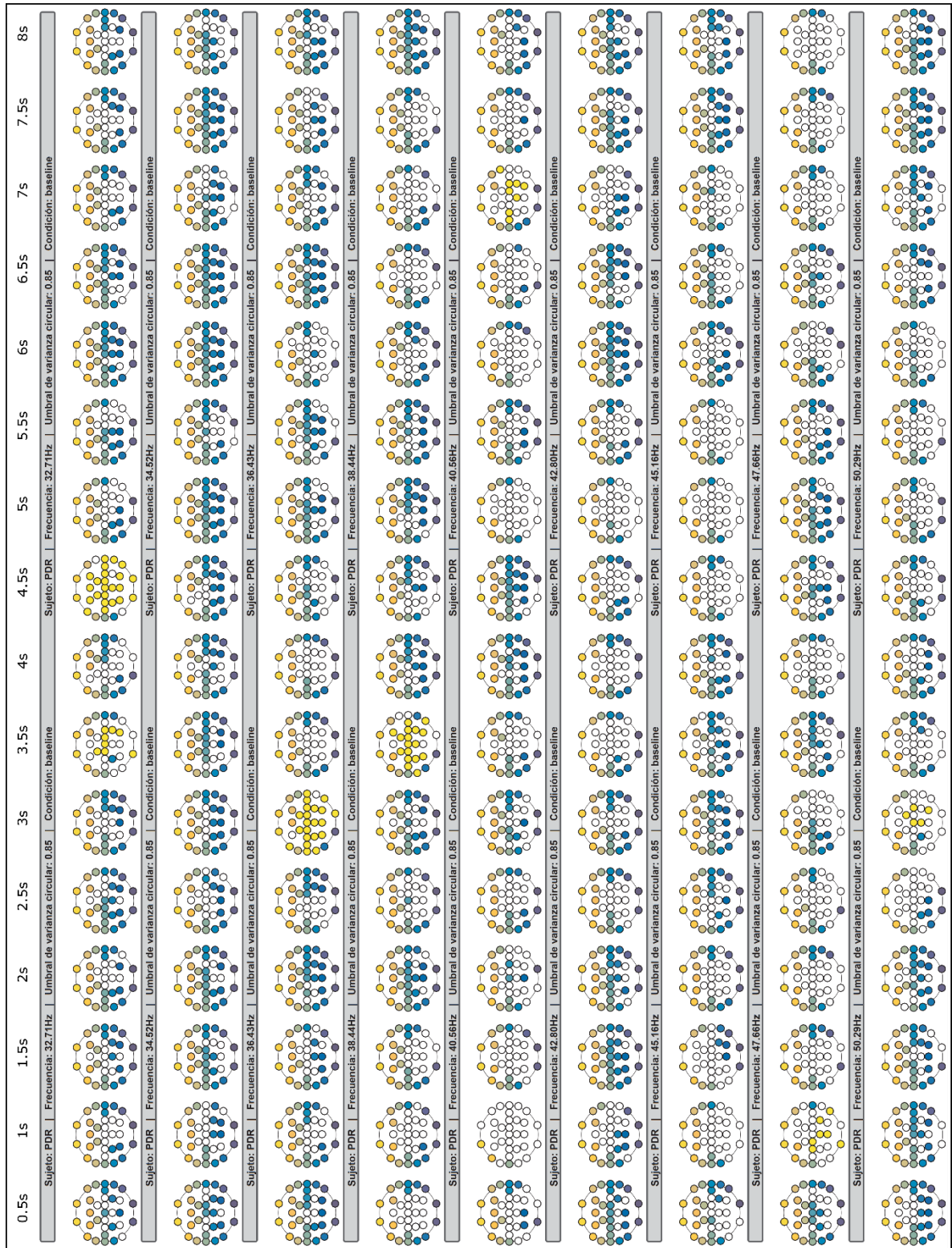


Figura 24. Porción del mapa iFFT para la condición de estado basal del sujeto PDR con un segundo previo de inicio de la época y un segundo después (la época comienza en la columna de 1.5s y termina en 7s), abarcando las frecuencias centrales de 32.7 Hz a 50.29 Hz.



Figura 25. Porción del mapa iTFT para la condición de imaginación musical con la nota G del sujeto PDR con un segundo previo de inicio de la época y un segundo después, abarcando las frecuencias centrales de 32.7 Hz a 50.29 Hz.



Figura 26. Porción del mapa iFFT para la condición de imaginación musical con la nota B del sujeto PDR con un segundo previo de inicio de la época y un segundo después, abarcando las frecuencias centrales de 32.7 Hz a 50.29 Hz.



Figura 28. Porción del mapa iFFT para la condición de imaginación musical con la nota D del sujeto AISM con un segundo previo de inicio de la época y un segundo después, abarcando las frecuencias centrales de 32.7 Hz a 50.29 Hz.

7 Conclusiones

La metodología propuesta provee una herramienta novedosa para abordar el análisis de series de tiempo multivariadas, específicamente para este trabajo, con información neurológica proveniente de canales de EEG, caracterizando la variabilidad de la PS en el tiempo mediante conglomerados de sincronización. La mayoría de las medidas de PS sugeridas en la literatura son de naturaleza bivariada o proveen un solo índice global del estado de sincronización del sistema en el caso multivariado. Este trabajo es una alternativa que permite estudiar el comportamiento de la PS entre todos los canales a la vez en una ventana de tiempo determinada y en las bandas de frecuencia de interés. Cabe destacar que la metodología no se limita a una técnica de extracción de información de fase particular, y podrían adaptarse otras medidas de PS, como la coherencia de fase, obteniendo conglomerados de consistencia de diferencias de fase a partir del mCPS.

En el análisis del paradigma exógeno, la proyección dada por los mapas iTFT provee una evaluación cualitativa de la consistencia de los conglomerados inter-época, que combinados con los mapas TFL y TF permitieron encontrar asociaciones con las incidencias del potencial P300. Como se mencionó previamente, este trabajo intenta abarcar toda una variedad de estados cognitivos, más allá de distinguir ERP y no-ERP. En el contexto de BCI, esta metodología podría ser de utilidad para la caracterización de TM que pudieran adecuarse para paradigmas endógenos que no requieran estímulos externos. La extracción de rasgos podría realizarse tomando las salidas del mCPS, distinguiendo entre el estado “ocioso” del sistema y la identificación de una TM que implique el envío de un comando para algún efector final, como el caso del *brain switch*. Adicionalmente, esta metodología aplicada en EEG de alta densidad, podría fungir como una herramienta de optimización de canales, encontrando los conglomerados que contribuyan más a la caracterización de un estado mental.

Por otra parte, para determinar la viabilidad de utilizar la imaginación musical como tarea de control de una BCI a partir del reconocimiento de patrones obtenidos de los potenciales endógenos generados por dicha TM, se requeriría entonces que el estado mental durante la TM musical sea repetible, es decir, que se presenten rasgos característicos de dicha tarea cada vez que sea ejecutada; dada la agudeza de la imaginación musical y auditiva de los sujetos entrenados, se esperaría que estos rasgos estén mejor definidos y sean reproducibles durante las repeticiones de la condición de imaginación. Entonces, los patrones cerebrales

encontrados en un músico profesional podrían servir como referencia para indagar en el EEG de sujetos no entrenados. Es por eso que en esta etapa se optó por evaluar en primera instancia el protocolo de imaginación musical con sujetos entrenados; no obstante, es importante contemplar el conjunto poblacional de personas sin formación musical, ya que desde un punto de vista pragmático de aplicación para BCI, sería una gran limitante que los sujetos candidatos, además de padecer una discapacidad motora severa, debieran ser músicos entrenados. El estudio de la población sin entrenamiento musical queda fuera del alcance de esta tesis, dejando abierta la posibilidad de continuar por esta línea en estudios posteriores.

En lo que respecta a los hiper-parámetros del método, se deberá realizar un análisis más a fondo de los efectos producidos por la variación de los umbrales r y v en la visualización de los mapas y la generación de conglomerados. Como se mencionó anteriormente, se realizaron diversas pruebas con diferentes valores de r , pero solo se mostraron los resultados para un valor específico por sujeto, el cual se seleccionó de manera heurística identificando los mapas TFL que proporcionaban una mejor distinción entre condiciones ERP y no-ERP, o entre estado basal e imaginación musical. El mCPS resulta altamente sensible a las variaciones de r , para lo cual habría que buscar algún método de automatización para asignar el valor de r óptimo. Otro reto para trabajo a futuro será la optimización computacional del algoritmo para mejorar tiempos de procesamiento, que como se pudo notar durante el desarrollo de esta investigación, la cantidad de información contenida en los registros de EEG del paradigma endógeno (más electrodos y épocas de extensa duración) es inmensamente mayor que la de la base de datos de P300, siendo el panorama de ambos estudios y su complejidad muy diferente.

Los resultados obtenidos en este trabajo resultan prometedores para continuar con la exploración de TM que puedan ser de utilidad en BCI, estableciendo a su vez los alcances que el método tiene hasta el momento para la extracción de rasgos de un estado mental, cuyo potencial es un gran incentivo para continuar por esta línea de investigación, donde aún existe mucho espacio para mejora. En esta etapa, el mCPS describe relaciones de “retardo de fase” (*phase lag*) casi cero, visto de otra manera, con valores de varianza circular ($1 - r$) cercanos a cero entre los canales, con $r > 0.85$ en todos los casos presentados. Para el caso del paradigma exógeno, este índice fue de gran utilidad para identificar la dinámica de la PS y su relación con la actividad neurológica de interés (la onda P300). En el caso endógeno, permitió mostrar que hay diferencias entre condiciones de estado basal e imaginación; sin

embargo, no se logró encontrar rasgos distintivos que pudieran vincularse o atribuirse directamente a la TM. A pesar de esto, no se considera que estos casos de estudio sean definitorios para descartar o considerar no apta dicha tarea para construir un protocolo de control binario (como el encendido/apagado). Podrían explorarse otros índices de PS que fácilmente podrían ser incorporados a la metodología, y aún queda por estudiar las demás bandas del EEG, realizar ajustes de los hiper-parámetros de la metodología, modificar los protocolos de registro, incluso explorar otras TM no necesariamente de naturaleza musical, que como se mencionó anteriormente, el propósito final de esta línea de investigación comenzada con este trabajo es analizar cualquier TM para ser aprovechada por una BCI.

Esta investigación brinda una nueva herramienta para el análisis de PS, tomando en cuenta algunos aspectos como la no-estacionariedad de la frecuencia de sincronización y la flexibilidad para el uso de otras medidas de sincronización, además de la varianza circular. Incorpora métricas como la distancia de Levenshtein para discernir las diferencias entre condiciones, como fue en el caso de ERP vs no-ERP. También, los mapas TFT arrojan otro tipo de información, como los artefactos PPVEE. Este trabajo es entonces una ventana de observación de la actividad eléctrica cerebral tomada del EEG para evaluar la integración a gran escala de patrones de sincronización de fase instantánea que emergen durante las TM, abstrayendo dichos patrones en arreglos de conglomerados de PS sobre la serie de tiempo de señales de EEG.

En cuanto a los productos obtenidos, se generó una base de datos con registros de EEG de 16 sujetos durante el protocolo de imaginación musical descrito. Cabe mencionar que previamente se construyó otra base de datos de 30 sujetos, con y sin entrenamiento musical, a partir de registros de EEG con un protocolo similar, donde la TM consistía en realizar el canto imaginado de una canción popular infantil (la gráfica de la Figura 7 se obtuvo con esos datos); no obstante, hubo problemas técnicos en los registros, como la introducción de artefactos de los amplificadores, y se tomó la decisión de presentar los resultados de la base de datos aquí reportada. Por otra parte, la metodología propuesta se implementó en un *toolbox* con interfaz gráfica en MATLAB® que incorpora el análisis con mCPS así como todas las herramientas de visualización mencionadas. Derivados de esta investigación, los resultados preliminares fueron presentados en [118] y se publicó un artículo en extenso en [115] acerca de los hallazgos en el paradigma exógeno (Anexo I).

Referencias

- [1] J. Wolpaw y W. E.W., «Brain-Computer Interfaces Principles and Practice,» *Brain-Computer Interfaces Principles and Practice*, pp. 3-12, 2012.
- [2] S. Mason y G. Birch, «A general framework for brain-computer interface design,» *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 11, n° 1, pp. 70-85, 2003.
- [3] T. Vaughan, J. Wolpaw y E. Donchin, «EEG-based communication: prospects and problems,» *Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 4, n° 4, pp. 425-430, Dec 1996.
- [4] M. T. Wallin, W. J. Culpepper, E. Nichols, Z. A. Bhutta, T. T. Gebrehiwot, S. I. Hay, I. A. Khalil, K. J. Krohn, X. Liang, M. Naghavi, A. H. Mokdad, M. R. Nixon, R. C. Reiner, B. Sartorius, M. Smith, R. Topor-Madry, A. Werdecker, T. Vos, V. L. Feigin y C. J. L. Murray, «Global, regional, and national burden of multiple sclerosis 1990–2016: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2016,» *The Lancet Neurology*, vol. 18, pp. 269-285, 3 2019.
- [5] G. Bauer, F. Gerstenbrand y E. Rimpl, «Varieties of the locked-in syndrome,» *Journal of Neurology*, vol. 221, n° 2, pp. 77-91, 1979.
- [6] J. R. Wolpaw y C. B. Boulay, de *Brain Computer-Interfaces Revolutionizing Human-Computer Interaction*, B. Graimann, B. Allison y G. Pfurtscheller, Edits., Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2010, pp. 29-46.
- [7] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller y T. M. Vaughan, «Brain-computer interfaces for communication and control,» *Clinical Neurophysiology*, vol. 113, n° 6, pp. 767-791, 2002.
- [8] J. C. Lee y D. S. Tan, «Using a low-cost electroencephalograph for task classification in HCI research,» de *Proceedings of the 19th annual ACM symposium on User interface software and technology*, 2006.
- [9] L. Hirshfield, K. Chauncey, R. Gulotta, A. Girouard, E. Solovey, R. Jacob, A. Sassaroli y S. Fantini, «Combining Electroencephalograph and Functional Near Infrared Spectroscopy to Explore User's Mental Workload,» de *Foundations of Augmented Cognition. Neuroergonomics and Operational Neuroscience*, vol. 5638, D. Schmorow, I. Estabrooke y M. Grootjen, Edits., Springer Berlin Heidelberg, 2009, pp. 239-247.
- [10] R. M. Melody Moore Jackson, «Neural Control Interfaces,» de *Brain-Computer Interfaces*, D. Tan y N. Anton, Edits., Springer Berlin Heidelberg, 2010, pp. 21-31.
- [11] F. B. Vialatte, M. Maurice, J. Dauwels y A. Cichocki, «Steady-state visually evoked potentials: Focus on essential paradigms and future perspectives,» *Progress in Neurobiology*, vol. 90, n° 4, pp. 418-438, 2010.
- [12] F. L. da Silva, «Event-related potentials: Methodology and quantification,» de *Electroencephalography: Basic principles, clinical applications, and related fields*, I. E. Niedermeyer y F. da Silva, Edits., Williams and Wilkins, 2004, p. 991-1002.
- [13] J. Jing, B. Z. Allison, T. Kaufmann, A. Kübler, Y. Zhang, X. Wang y A. Cichocki, «The Changing Face of P300 BCIs: A Comparison of Stimulus Changes in a P300 BCI Involving Faces, Emotion, and Movement,» *Plos One*, vol. 7, n° 11, 11 2012.
- [14] B. Z. Allison, D. J. McFarland, G. Schalk, S. D. Zheng, M. M. Jackson y J. R. Wolpaw, «Towards an independent brain-computer interface using steady state visual evoked potentials,» *Clinical Neurophysiology*, vol. 119, n° 2, pp. 399-408, 2008.
- [15] S. Kelly, E. Lalor, R. Reilly y J. Foxe, «Visual spatial attention tracking using high-density SSVEP data for independent brain-computer communication,» *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 13, n° 2, pp. 172-178, June 2005.

- [16] D. Zhang, A. Maye, X. Gao, B. Hong, A. K. Engel y S. Gao, «An independent brain-computer interface using covert non-spatial visual selective attention,» *Journal of Neural Engineering*, vol. 7, n° 1, p. 016010, 2010.
- [17] G. Pfurtscheller y F. L. da Silva, «Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles,» *Clinical Neurophysiology*, vol. 110, n° 11, pp. 1842-1857, 1999.
- [18] C. Neuper, G. Müller, A. Kübler, N. Birbaumer y G. Pfurtscheller, «Clinical application of an EEG-based brain-computer interface: a case study in a patient with severe motor impairment,» *Clinical neurophysiology*, vol. 114, n° 3, pp. 399-409, 2003.
- [19] M. D'Zmura, S. Deng, T. Lappas, S. Thorpe y R. Srinivasan, «Toward EEG Sensing of Imagined Speech,» de *Human-Computer Interaction. New Trends*, vol. 5610, J. Jacko, Ed., Springer Berlin Heidelberg, 2009, pp. 40-48.
- [20] N. Birbaumer, «Slow cortical potentials: Plasticity, operant control, and behavioral effects,» *The Neuroscientist*, vol. 5, n° 2, pp. 74-78, 1999.
- [21] P. Haggard, «Human volition: towards a neuroscience of will,» *Nature Reviews Neuroscience*, vol. 9, n° 12, pp. 934-946, 2008.
- [22] I. H. Jenkins, M. Jahanshahi, M. Jueptner, R. E. Passingham y D. J. Brooks, «Self-initiated versus externally triggered movements II. The effect of movement predictability on regional cerebral blood flow,» *Brain*, vol. 123, n° 6, pp. 1216-1228, 2000.
- [23] M.-P. Deiber, M. Honda, V. Ibañez, N. Sadato y M. Hallett, «Mesial motor areas in self-initiated versus externally triggered movements examined with fMRI: effect of movement type and rate,» *Journal of neurophysiology*, vol. 81, n° 6, pp. 3065-3077, 1999.
- [24] E. E. Fetz, «Volitional control of neural activity: implications for brain-computer interfaces,» *The Journal of physiology*, vol. 579, n° 3, pp. 571-579, 2007.
- [25] F. Lotte, H. Mouchere y A. Lecuyer, «Pattern rejection strategies for the design of self-paced eeg-based brain-computer interfaces,» de *Pattern Recognition, 2008. ICPR 2008. 19th International Conference on*, 2008.
- [26] G. R. Müller-Putz, V. Kaiser, T. Solis-Escalante y G. Pfurtscheller, «Fast set-up asynchronous brain-switch based on detection of foot motor imagery in 1-channel EEG,» *Medical & biological engineering & computing*, vol. 48, n° 3, pp. 229-233, 2010.
- [27] A. Satti, D. Coyle y G. Prasad, «Continuous EEG classification for a self-paced BCI,» de *4th International IEEE/EMBS Conference on Neural Engineering*, 2009.
- [28] G. Pfurtscheller, T. Solis-Escalante, R. Ortner, P. Linortner y G. R. Müller-Putz, «Self-paced operation of an SSVEP-Based orthosis with and without an imagery-based "brain switch": a feasibility study towards a hybrid BCI,» *Neural Systems and Rehabilitation Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 18, n° 4, pp. 409-414, 2010.
- [29] M. J. Intons-Peterson, «Components of auditory imagery.,» 1992.
- [30] T. L. Hubbard, «Auditory imagery: Empirical findings.,» *Psychological bulletin*, vol. 136, n° 2, p. 302, 2010.
- [31] C. Neuhaus y T. R. Knösche, «Processing of pitch and time sequences in music,» *Neuroscience Letters*, vol. 441, n° 1, pp. 11-15, 2008.
- [32] I. Peretz y R. Zatorre, «Brain organization for music processing,» *Annual Review of Psychology*, vol. 56, pp. 89-114, 2005.
- [33] K. J. Alcock, D. Wade, P. Anslow y R. E. Passingham, «Pitch and timing abilities in adult left-hemisphere-dysphasic and right-hemisphere-damaged subjects,» *Brain and language*, vol. 75, n° 1, pp. 47-65, 2000.
- [34] A. Midorikawa, M. Kawamura y M. Kezuka, «Musical alexia for rhythm notation: a discrepancy between pitch and rhythm,» *Neurocase*, vol. 9, n° 3, pp. 232-238, 2003.
- [35] P. Janata y K. Paroo, «Acuity of auditory images in pitch and time,» *Perception & Psychophysics*, vol. 68, n° 5, pp. 829-844, 2006.

- [36] A. R. Halpern, «Musical aspects of auditory imagery,» de *Auditory imagery*, D. E. Reisberg, Ed., Lawrence Erlbaum Associates, Inc, 1992.
- [37] P. Pfordresher y A. Halpern, «Auditory imagery and the poor-pitch singer,» *Psychonomic Bulletin & Review*, vol. 20, nº 4, pp. 747-753, 2013.
- [38] A. R. Halpern, R. J. Zatorre, M. Bouffard y J. A. Johnson, «Behavioral and neural correlates of perceived and imagined musical timbre,» *Neuropsychologia*, vol. 42, nº 9, pp. 1281-1292, 2004.
- [39] R. A. Kendall, E. C. Carterette y J. M. Hajda, «Perceptual and Acoustical Features of Natural and Synthetic Orchestral Instrument Tones,» *Music Perception: An Interdisciplinary Journal*, vol. 16, pp. 327-363, 4 1999.
- [40] M. A. Pitt y R. G. Crowder, «The role of spectral and dynamic cues in imagery for musical timbre.,» *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, vol. 18, nº 3, p. 728, 1992.
- [41] J. Wu, Z. Yu, X. Mai, J. Wei y Y. Luo, «Pitch and loudness information encoded in auditory imagery as revealed by event-related potentials,» *Psychophysiology*, vol. 48, nº 3, pp. 415-419, 2011.
- [42] D. J. Levitin, *This is your brain on music: Understanding a human obsession*, Atlantic Books Ltd, 2013.
- [43] E. Gordon, *Preparatory audiation, audiation, and music learning theory : a handbook of a comprehensive music learning sequence*, Chicago: GIA Publications, 2001.
- [44] D. J. Levitin y A. K. Tirovolas, «Current advances in the cognitive neuroscience of music,» *Annals of the New York Academy of Sciences*, vol. 1156, nº 1, pp. 211-231, 2009.
- [45] J. L. Díaz, «Música, lenguaje y emoción: una aproximación cerebral,» *Salud mental*, vol. 33, nº 6, pp. 543-551, 2010.
- [46] F. Lerdahl, *Tonal pitch space*, Oxford University Press, 2001.
- [47] C. L. Krumhansl y E. J. Kessler, «Tracing the dynamic changes in perceived tonal organization in a spatial representation of musical keys.,» *Psychological review*, vol. 89, nº 4, p. 334, 1982.
- [48] G. Soria-Urios, P. Duque y J. M. García-Moreno, «Música y cerebro: fundamentos neurocientíficos y trastornos musicales,» *Rev Neurol*, vol. 52, nº 1, pp. 45-55, 2011.
- [49] I. Peretz y M. Coltheart, «Modularity of music processing,» *Nature neuroscience*, vol. 6, nº 7, pp. 688-691, 2003.
- [50] H. Platel, J. C. Baron, B. Desgranges, F. Bernard y F. Eustache, «Semantic and episodic memory of music are subserved by distinct neural networks,» *Neuroimage*, vol. 20, nº 1, pp. 244-256, 2003.
- [51] J. Ayotte, I. Peretz, I. Rousseau, C. Bard y M. Bojanowski, «Patterns of music agnosia associated with middle cerebral artery infarcts,» *Brain*, vol. 123, nº 9, pp. 1926-1938, 2000.
- [52] I. Peretz, M. Radeau y M. Arguin, «Two-way interactions between music and language: Evidence from priming recognition of tune and lyrics in familiar songs,» *Memory & Cognition*, vol. 32, nº 1, pp. 142-152, 2004.
- [53] A. R. Halpern, «Mental scanning in auditory imagery for songs.,» *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, vol. 14, nº 3, p. 434, 1988.
- [54] R. J. Zatorre y A. R. Halpern, «Effect of unilateral temporal-lobe excision on perception and imagery of songs,» *Neuropsychologia*, vol. 31, nº 3, pp. 221-232, 1993.
- [55] A. R. Halpern y R. J. Zatorre, «When that tune runs through your head: a PET investigation of auditory imagery for familiar melodies,» *Cerebral Cortex*, vol. 9, nº 7, pp. 697-704, 1999.
- [56] S. S. Yoo, C. U. Lee y B. G. Choi, «Human brain mapping of auditory imagery: event-related functional MRI study,» *Neuroreport*, vol. 12, nº 14, pp. 3045-3049, 2001.
- [57] P. Janata, «Brain electrical activity evoked by mental formation of auditory expectations and images,» *Brain Topography*, vol. 13, nº 3, pp. 169-193, 2001.

- [58] M. Lotze, P. Montoya, M. Erb, E. Hulsmann, H. Flor, U. Klose, N. Birbaumer y W. Grodd, «Activation of cortical and cerebellar motor areas during executed and imagined hand movements: an fMRI study,» *Journal of cognitive neuroscience*, vol. 11, n° 5, pp. 491-501, 1999.
- [59] R. J. Zatorre, A. R. Halpern, D. W. Perry, E. Meyer y A. C. Evans, «Hearing in the mind's ear: A PET investigation of musical imagery and perception,» *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 8, n° 1, pp. 29-46, 1996.
- [60] J. S. Snyder y E. W. Large, «Gamma-band activity reflects the metric structure of rhythmic tone sequences,» *Cognitive brain research*, vol. 24, n° 1, pp. 117-126, 2005.
- [61] S. L. Bengtsson, F. Ullen, H. Henrik Ehrsson, T. Hashimoto, T. Kito, E. Naito, H. Forssberg y N. Sadato, «Listening to rhythms activates motor and premotor cortices,» *Cortex*, vol. 45, n° 1, pp. 62-71, 2009.
- [62] J. Coull y A. Nobre, «Dissociating explicit timing from temporal expectation with fMRI,» *Current opinion in neurobiology*, vol. 18, n° 2, pp. 137-144, 2008.
- [63] R. I. Schubotz, D. Y. von Cramon y G. Lohmann, «Auditory what, where, and when: a sensory somatotopy in lateral premotor cortex,» *Neuroimage*, vol. 20, n° 1, pp. 173-185, 2003.
- [64] E. Ozdemir, A. Norton y G. Schlaug, «Shared and distinct neural correlates of singing and speaking,» *Neuroimage*, vol. 33, n° 2, pp. 628-635, 2006.
- [65] K. Kornysheva, D. Y. Von Cramon, T. Jacobsen y R. I. Schubotz, «Tuning-in to the beat: Aesthetic appreciation of musical rhythms correlates with a premotor activity boost,» *Human brain mapping*, vol. 31, n° 1, pp. 48-64, 2010.
- [66] B. Hamadicharef, M. Xu y S. Aditya, «Brain-Computer Interface (BCI) Based Musical Composition,» de *Cyberworlds (CW), 2010 International Conference on*, 2010.
- [67] E. R. Miranda, A. Brouse, B. Boskamp y H. Mullaney, «Plymouth Brain-Computer Music Interface Project: Intelligent Assistive Technology for Music-Making,» de *Proceedings of the International Computer Music Conference ICMC*, 2005.
- [68] D. Wu, C. Li, Y. Yin, C. Zhou y D. Yao, «Music Composition from the Brain Signal: Representing the Mental State by Music,» *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2010.
- [69] G. Baier, T. Hermann y U. Stephani, «Event-based sonification of EEG rhythms in real time,» *Clinical Neurophysiology*, vol. 118, n° 6, pp. 1377-1386, 2007.
- [70] S. Makeig, G. Leslie, T. Mullen, D. Sarma, N. Bigdely-Shamlo y C. Kothe, «First Demonstration of a Musical Emotion BCI,» de *Affective Computing and Intelligent Interaction*, vol. 6975, S. D'Mello, A. Graesser, B. Schuller y J. Martin, Edits., Springer Berlin Heidelberg, 2011, pp. 487-496.
- [71] S. Mason, J. Kronegg, J. Huggins, M. Fatourechi y A. Schlögl, «Evaluating the performance of self-paced brain computer interface technology,» *Neil Squire Soc., Vancouver, BC, Canada, Tech. Rep*, 2006.
- [72] C. S. Herrmann, S. Rach, J. Vosskuhl y D. Strüber, «Time-Frequency Analysis of Event-Related Potentials: A Brief Tutorial,» *Brain topography*, pp. 1-13, 2013.
- [73] S. Cerutti, «On Time-frequency Techniques in Biomedical Signal Analysis,» *Methods of Information in Medicine*, vol. 52, n° 4, pp. 277-278, 2013.
- [74] M. Wacker y H. Witte, «Time-frequency Techniques in Biomedical Signal Analysis. A Tutorial Review of Similarities and Differences,» *Methods of Information in Medicine*, vol. 52, n° 4, pp. 279-296, 2013.
- [75] T. Wang, J. Deng y B. He, «Classifying EEG-based motor imagery tasks by means of time--frequency synthesized spatial patterns,» *Clinical Neurophysiology*, vol. 115, n° 12, pp. 2744-2753, 2004.
- [76] A. Papoulis, *Signal analysis*, vol. 191, McGraw-Hill New York, 1978.
- [77] W. Y. Hsu y Y. N. Sun, «EEG-based motor imagery analysis using weighted wavelet transform features,» *Journal of neuroscience methods*, vol. 176, n° 2, pp. 310-318, 2009.

- [78] L. Fraiwan, K. Lweesy, N. Khasawneh, H. Wenz y H. Dickhaus, «Automated sleep stage identification system based on time-frequency analysis of a single EEG channel and random forest classifier,» *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 108, n° 1, pp. 10-19, 2012.
- [79] A. Rényi, «On the dimension and entropy of probability distributions,» *Acta Mathematica Academiae Scientiarum Hungarica*, vol. 10, n° 1-2, pp. 193-215, 1959.
- [80] W. H. R. Miltner, C. Braun, M. Arnold, H. Witte y E. Taub, «Coherence of gamma-band EEG activity as a basis for associative learning,» *Nature*, vol. 397, pp. 434-436, 1999.
- [81] J. Bhattacharya, H. Petsche y E. Pereda, «Interdependencies in the spontaneous EEG while listening to music,» *International Journal of Psychophysiology*, vol. 42, pp. 287-301, 2001.
- [82] M. Popescu, A. Otsuka y A. A. Ioannides, «Dynamics of brain activity in motor and frontal cortical areas during music listening: a magnetoencephalographic study,» *NeuroImage*, vol. 21, pp. 1622-1638, 4 2004.
- [83] J. Bhattacharya y H. Petsche, «Phase synchrony analysis of EEG during music perception reveals changes in functional connectivity due to musical expertise,» *Signal Processing*, vol. 85, pp. 2161-2177, 2005.
- [84] J. F. Cavanagh, M. X. Cohen y J. J. B. Allen, «Prelude to and resolution of an error: EEG phase synchrony reveals cognitive control dynamics during action monitoring,» *The Journal of Neuroscience*, vol. 29, pp. 98-105, 2009.
- [85] S. M. Doesburg y L. M. Ward, «Synchronization between sources: emerging methods for understanding large-scale functional networks in the human brain,» de *Coordinated Activity in the Brain*, Springer, 2009, pp. 25-42.
- [86] B. J. Roach y D. H. Mathalon, «Event-related EEG time-frequency analysis: an overview of measures and an analysis of early gamma band phase locking in schizophrenia,» *Schizophrenia Bulletin*, vol. 34, pp. 907-926, 2008.
- [87] J. P. Lachaux, E. Rodriguez, M. Le van Quyen, A. Lutz, J. Martinerie y F. J. Varela, «Studying single-trials of phase synchronous activity in the brain,» *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 10, pp. 2429-2439, 2000.
- [88] J. P. Lachaux, E. Rodriguez, J. Martinerie y F. J. Varela, «Measuring phase synchrony in brain signals,» *Human Brain Mapping*, vol. 8, pp. 194-208, 1999.
- [89] S. G. Roux, T. Cenier, S. Garcia, P. Litaudon y N. Buonviso, «A wavelet-based method for local phase extraction from a multi-frequency oscillatory signal,» *Journal of neuroscience methods*, vol. 160, pp. 135-143, 2007.
- [90] M. Le Van Quyen, J. Foucher, J. P. Lachaux, E. Rodriguez, A. Lutz, J. Martinerie y F. J. Varela, «Comparison of Hilbert transform and wavelet methods for the analysis of neuronal synchrony,» *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 111, pp. 83-98, 9 2001.
- [91] A. Bruns, «Fourier-, Hilbert- and wavelet-based signal analysis: are they really different approaches?,» *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 137, pp. 321-332, 8 2004.
- [92] A. Rihaczek, «Signal energy distribution in time and frequency,» *IEEE Transactions on Information Theory*, vol. 14, pp. 369-374, 5 1968.
- [93] N. E. Huang, Z. Shen, S. R. Long, M. C. Wu, H. H. Shih, Q. Zheng, N. C. Yen, C. C. Tung y H. H. Liu, «The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis,» *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, vol. 454, pp. 903-995, 3 1998.
- [94] A. Alba, J. L. Marroquin, J. Peña, T. Harmony y B. Gonzalez-Frankenberger, «Exploration of event-induced EEG phase synchronization patterns in cognitive tasks using a time-frequency-topography visualization system,» *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 161, pp. 166-182, 3 2007.
- [95] S. G. Mallat y Z. Zhang, «Matching pursuits with time-frequency dictionaries,» *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 41, pp. 3397-3415, 12 1993.
- [96] J. R. Evans, *Handbook of neurofeedback: dynamics and clinical applications*, CRC Press, 2007.
- [97] M. G. Rosenblum, A. S. Pikovsky y J. Kurths, «Phase Synchronization of Chaotic Oscillators,» *Physical Review Letters*, vol. 76, pp. 1804-1807, 3 1996.

- [98] S. Bialonski y K. Lehnertz, «Identifying phase synchronization clusters in spatially extended dynamical systems,» *Physical Review E*, vol. 74, 11 2006.
- [99] M. Al-Khassaweneh, M. Villafane-Delgado, A. Y. Mutlu y S. Aviyente, «A Measure of Multivariate Phase Synchrony Using Hyperdimensional Geometry,» *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 64, pp. 2774-2787, 6 2016.
- [100] D. Rangaprakash, «Connectivity analysis of multichannel EEG signals using recurrence based phase synchronization technique,» *Computers in Biology and Medicine*, vol. 46, pp. 11-21, 2014.
- [101] D. Rangaprakash y N. Pradhan, «Study of phase synchronization in multichannel seizure EEG using nonlinear recurrence measure,» *Biomedical Signal Processing and Control*, vol. 11, pp. 114-122, 2014.
- [102] I. Osorio y Y.-C. Lai, «A phase-synchronization and random-matrix based approach to multichannel time-series analysis with application to epilepsy,» *Chaos: an Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, vol. 21, p. 033108, 9 2011.
- [103] X. Li, D. Cui, P. Jiruska, J. E. Fox, X. Yao y J. G. R. Jefferys, «Synchronization Measurement of Multiple Neuronal Populations,» *Journal of Neurophysiology*, vol. 98, pp. 3341-3348, 10 2007.
- [104] A. Y. Mutlu y S. Aviyente, «Hyperspherical phase synchrony for quantifying multivariate phase synchronization,» de 2012 *IEEE Statistical Signal Processing Workshop (SSP)*, 2012.
- [105] S. Aviyente, E. M. Bernat, W. S. Evans y S. R. Sponheim, «A phase synchrony measure for quantifying dynamic functional integration in the brain,» *Human Brain Mapping*, vol. 32, pp. 80-93, 12 2010.
- [106] M. E. Bolanos, S. Aviyente y E. M. Bernat, «Identifying functional clusters in the brain using phase synchrony,» de 2010 *IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2010.
- [107] C. Allefeld y J. Kurths, «An approach to multivariate phase synchronization analysis and its application to event-related potentials,» *International Journal of Bifurcation and Chaos*, vol. 14, pp. 417-426, 2 2004.
- [108] C. Allefeld y S. Bialonski, «Detecting synchronization clusters in multivariate time series via coarse-graining of Markov chains,» *Physical Review E*, vol. 76, 12 2007.
- [109] M. Steriade, «Grouping of brain rhythms in corticothalamic systems,» *Neuroscience*, vol. 137, pp. 1087-1106, 2006.
- [110] C. J. Stam, G. Nolte y A. Daffertshofer, «Phase lag index: assessment of functional connectivity from multi channel EEG and MEG with diminished bias from common sources,» *Human brain mapping*, vol. 28, pp. 1178-1193, 2007.
- [111] G. Nolte, O. Bai, L. Wheaton, Z. Mari, S. Vorbach y M. Hallett, «Identifying true brain interaction from EEG data using the imaginary part of coherency,» *Clinical neurophysiology*, vol. 115, pp. 2292-2307, 2004.
- [112] J. M. Palva, «Phase-Locking Methods,» *Encyclopedia of Computational Neuroscience*, pp. 2356-2359, 2015.
- [113] R. W. Thatcher, «Coherence, phase differences, phase shift, and phase lock in EEG/ERP analyses,» *Developmental neuropsychology*, vol. 37, pp. 476-496, 2012.
- [114] A. R. Haig, E. Gordon, J. J. Wright, R. A. Meares y H. Bahramali, «Synchronous cortical gamma-band activity in task-relevant cognition,» *NeuroReport*, vol. 11, pp. 669-675, 3 2000.
- [115] M. A. Porta-Garcia, R. Valdes-Cristerna y O. Yanez-Suarez, «Assessment of Multivariate Neural Time Series by Phase Synchrony Clustering in a Time-Frequency-Topography Representation,» *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2018, pp. 1-15, 2018.
- [116] M. X. Cohen, «A better way to define and describe Morlet wavelets for time-frequency analysis,» *NeuroImage*, vol. 199, pp. 81-86, 2019.
- [117] K. V. Mardia y P. E. Jupp, *Directional statistics*, vol. 494, John Wiley & Sons, 2009.
- [118] M. A. Porta-Garcia, F. J. Garciduenas-Vargas, O. Yanez-Suarez y R. Valdes-Cristerna, «EEG Clustering Based on Phase Synchrony for Self-paced BCI Development,» de *Proceedings of the 6th International Brain-Computer Interface Meeting*, 2016.

- [119] T. Koenig, F. Marti-Lopez y P. Valdes-Sosa, «Topographic Time-Frequency Decomposition of the EEG,» *NeuroImage*, vol. 14, pp. 383-390, 8 2001.
- [120] L. Yujian y L. Bo, «A normalized Levenshtein distance metric,» *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 29, pp. 1091-1095, 2007.
- [121] A. Riccio, L. Simione, F. Schettini, A. Pizzimenti, M. Inghilleri, M. Olivetti Belardinelli, D. Mattia y F. Cincotti, «Attention and P300-based BCI performance in people with amyotrophic lateral sclerosis,» *Frontiers in Human Neuroscience*, vol. 7, p. 732, 2013.
- [122] L. A. Farwell y E. Donchin, «Talking off the top of your head: toward a mental prosthesis utilizing event-related brain potentials,» *Electroencephalography and clinical Neurophysiology*, vol. 70, pp. 510-523, 1988.
- [123] V. J. Williamson, S. R. Jilka, J. Fry, S. Finkel, D. Müllensiefen y L. Stewart, «How do “earworms” start? Classifying the everyday circumstances of Involuntary Musical Imagery,» *Psychology of Music*, vol. 40, n° 3, pp. 259-284, 2012.
- [124] G. F. Woodman, «A brief introduction to the use of event-related potentials in studies of perception and attention,» *Attention, perception & psychophysics*, vol. 72, n° 8, pp. 2031-46, 2010.
- [125] G. Schalk y J. Mellinger, *A Practical Guide to Brain-Computer Interfacing with BCI2000*, Springer, 2010.
- [126] «10/20 System Positioning Manual,» 2410 Fortis Tower, 77-79 Gloucester Road, Wanchai, Hong Kong, 2012.
- [127] C. Başar-Eroglu, E. Başar, T. Demiralp y M. Schürmann, «P300-response: possible psychophysiological correlates in delta and theta frequency channels. A review,» *International Journal of Psychophysiology*, vol. 13, pp. 161-179, 1992.
- [128] V. Kolev, T. Demiralp, J. Yordanova, A. Ademoglu y Ü. Isoglu-Alkaç, «Time--frequency analysis reveals multiple functional components during oddball P300,» *NeuroReport*, vol. 8, pp. 2061-2065, 1997.
- [129] T. Demiralp, A. Ademoglu, M. Schürmann, C. Basar-Eroglu y E. Basar, «Detection of P300 waves in single trials by the wavelet transform (WT),» *Brain and language*, vol. 66, pp. 108-128, 1999.
- [130] D. Rudrauf, A. Douiri, C. Kovach, J. P. Lachaux, D. Cosmelli, M. Chavez, C. Adam, B. Renault, J. Martinerie y M. Le Van Quyen, «Frequency flows and the time-frequency dynamics of multivariate phase synchronization in brain signals,» *Neuroimage*, vol. 31, pp. 209-227, 2006.
- [131] P. Tass, M. G. Rosenblum, J. Weule, J. Kurths, A. Pikovsky, J. Volkmann, A. Schnitzler y H. J. Freund, «Detection of n:m phase locking from noisy data: application to magnetoencephalography,» *Physical review letters*, vol. 81, p. 3291, 1998.

Glosario de términos musicales

Acento. Énfasis expresivo para destacar una nota o un fragmento musical mediante un incremento repentino (o en ocasiones una disminución) del volumen (acento dinámico), un alargamiento de la duración (alargamiento expresivo), un breve silencio anticipado (articulación), o bien una combinación de los anteriores.

Acorde. Dos o más notas que suenan juntas. Los diferentes tipos de acorde se nombran de acuerdo con los intervalos que contienen.

Altura (*pitch*). La altura de una nota en una escala musical está directamente relacionada con la frecuencia de vibración. Si se aumenta la velocidad de una sierra circular, el número de vibraciones o impulsos sonoros por segundo (provocados por los dientes individuales al golpear la madera) aumenta al igual que la altura. La más baja frecuencia vibratoria que produce una nota musical, más que una sucesión de pulsos separados de sonido, es aproximadamente de 20 vibraciones por segundo.

Armonía. Combinación de sonidos musicales simultáneos que forman acordes y progresiones armónicas.

Armónico. Son pocas las fuentes de sonido capaces de producir vibraciones tan simples como para emitir una frecuencia única, como los osciladores eléctricos, que logran producir una sola frecuencia. Los sonidos más ricos que producen la mayoría de los instrumentos musicales son resultado de la unión simultánea de diversos tipos de vibración al tocar el instrumento. Una cuerda en vibración, por ejemplo, oscila en la totalidad de su extensión para producir la nota fundamental que establece el tono de la nota que escuchamos. A la vez, la cuerda se divide de manera natural en secciones parciales vibrantes, de manera que la mitad, el tercio o el cuarto de la misma se comportan como cuerdas independientes. Esto genera una serie de sobreagudos que tienen dos, tres, cuatro o más veces la frecuencia de la fundamental (sus frecuencias son múltiplos simples de la fundamental). Estos tonos resultantes se llaman “armónicos”, y contribuyen en gran medida a la riqueza sonora individual de los instrumentos.

Cadencia. Movimiento armónico o melódico convencionalmente asociado con el final de una frase, sección, movimiento o composición.

Compás. Unidad métrica (de dos, tres, cuatro tiempos, etc.) que divide al tiempo partes iguales, siendo cada compás un patrón métrico completo.

Contorno. Se dice que una melodía es una sucesión de sonidos. Si se traza una línea que una a todos esos sonidos, se tiene como resultado una gráfica que muestra la dirección de la melodía, Esa gráfica constituye lo que se denomina “contorno melódico”, es decir, el contorno que tiene la melodía.

Cromático (cromatismo). En el sentido moderno, el uso de una escala que divida la octava en 12 intervalos iguales de un semitono.

Diatónico. En el sistema tonal mayor-menor, un carácter diatónico puede ser una sola nota, un intervalo, un acorde o todo un pasaje musical es aquel que usa exclusivamente notas que pertenecen a una tonalidad.

Escala. Una escala no es una pieza musical, sino un elemento constructivo teórico o analítico. Se forma sea con una selección o con todas las notas características de la música de un periodo, cultura o repertorio determinados; la distribución de las notas sigue un orden ascendente o descendente de alturas sucesivas.

Extensión. Es el conjunto de tonos o frecuencias que puede emitir la voz. La extensión es superior a la tesitura. La voz humana tiene la posibilidad de unas tres octavas de extensión.

Frase. Unidad musical definida por la relación entre melodía, ritmo y armonía, que termina con una cadencia. La palabra se tomó de la terminología de la sintaxis lingüística. Las frases musicales se combinan para formar unidades más largas y completas denominadas periodos que a la vez pueden subdividirse en elementos más breves.

Grado. En términos generales, la nota de la escala musical a la que se hace referencia (primer grado, segundo grado, etc.).

Intervalo. Distancia entre las alturas de dos notas. La medida exacta de los intervalos se expresa acústicamente en términos de proporciones de frecuencias, pero para efectos comunes, se toma la escala diatónica como referencia conveniente.

Melodía. Resultado de la interacción entre la altura de los sonidos y el ritmo. Sucesión organizada de notas de tono y duración específicas, enlazadas juntas en el tiempo para producir una idea musical coherente.

Metro (métrica). Patrón de pulsos reguladores sobre el cual se organiza una pieza musical, así como el ordenamiento de sus partes constitutivas. El metro principal se establece al comienzo de la pieza, y siempre que éste cambie, mediante el indicador de compás que generalmente se escribe con una fracción numérica en la que el denominador indica el valor de la nota de cada pulso y el numerador indica el número de pulsos en cada compás. De tal manera, $\frac{3}{4}$ indica tres pulsos por compás.

Metrónomo. Aparato que sirve para establecer y controlar la velocidad del tiempo de una interpretación. En específico, el término se refiere al aparato con mecanismo de cuerda de reloj desarrollado por Johann Nepomuk Maelzel.

Nota. Signo escrito que representa la altura o duración, o ambas, de un sonido musical. En la terminología inglesa, la palabra *note* tiene dos significados adicionales: (1) la tecla de un instrumento de teclado; y (2) el propio sonido producido.

Oído absoluto. Algunas personas (no necesariamente músicos) son capaces de identificar cualquier nota escuchada, o cantar cualquier nota que se les pida, sin necesidad de una referencia. Parece ser que esta habilidad es hereditaria y no puede adquirirse en la edad adulta. Otros estudios proponen que cualquier individuo puede desarrollar el oído absoluto si comienza una educación musical adecuada antes de los cinco años de edad.

Partitura. Copia impresa o manuscrita de una pieza musical que contiene las partes individuales de todos los ejecutantes en pentagramas separados. La partitura que contiene solamente la música de un ejecutante o de los ejecutantes de una misma sección se denomina “parte”.

Pulso (*beat*). Término usado en ocasiones como sinónimo de “tiempo” (con referencia a la unidad rítmica del compás). Sin embargo, es posible hacer una distinción entre ambos términos: por ejemplo, puede decirse que un compás de $\frac{6}{8}$ tiene seis “pulsos” pero sólo dos “tiempos”.

Ritmo. La organización musical de las duraciones temporales de sonidos, creando la sensación de abarcar todo lo que tiene que ver con el tiempo y el movimiento, es decir, con la organización temporal de los elementos de la música sin importar cuán flexible pueda ser en metro y en el tiempo, la irregularidad de los acentos y la variación de los valores de duración.

Semitono. El intervalo más corto de la música occidental; abarca medio tono.

Tempo (it., “tiempo”). Velocidad a la que se ejecuta una pieza musical. Se señala tradicionalmente de dos maneras: con indicaciones metronómicas (pulsos por minuto) y con un sistema menos preciso de palabras en italiano, por ejemplo, *adagio* o lento; *allegretto*, algo rápido.

Tiempo. Unidad básica de duración en la música mensural, como la que el director indica con los movimientos de la mano o la batuta.

Timbre. Cada nota emitida por un instrumento musical consiste en un tono fundamental, el cual suele establecer el tono de la nota, junto con cierto número de armónicos. El color tonal o “timbre” particular de cada instrumento deriva del número de armónicos presentes y su intensidad.

Tonalidad. Sistema de organización de la altura de las notas en el que los elementos guardan entre sí un orden jerárquico de mayor a menor importancia; rige la construcción del discurso musical de la cultura occidental. Todos los sistemas tonales tienen en común el concepto de que la música progresa alejándose y regresando a las notas fundamentales, que son las que rigen la importancia relativa a todos los sonidos de una composición musical.

Tónica. Primer grado de una escala mayor o menor.

Tono. “Sonido” o “tono” en sentido general, pero más específicamente el “tono entero” o “tono completo”, intervalo conformado por dos semitonos, es decir, una segunda mayor.

Anexo I

Publicaciones

EEG Clustering Based on Phase Synchrony for Self-paced BCI Development

M. A. Porta-García^{1*}, F. J. Garcidueñas-Vargas¹, O. Yanez-Suarez², R. Valdes-Cristerna²

¹Biomedical Engineering Graduate Program, Universidad Autónoma Metropolitana Iztapalapa, Av. San Rafael Atlixco 186, Col. Vicentina, Del. Iztapalapa, México D.F. 09340, Edificio T-227, Mexico; ²Electrical Engineering Department, Universidad Autónoma Metropolitana Iztapalapa, Av. San Rafael Atlixco 186, Col. Vicentina, Del. Iztapalapa, México D.F. 09340, Edificio T-227, Mexico

* Tel.: + 52 5558044600x1227. E-mail: maporta@gmail.com

Introduction: Task-dependent neural synchronization is a general phenomenon which has been theoretically and empirically linked to the dynamic organization of communication in the nervous system [1]. Hence, the study of phase synchrony patterns over time during a specific mental task might be useful to determine if such a task is suitable for self-paced BCI control. This work presents a method for analyzing the dynamics of instantaneous phase between EEG channels over a single trial via clustering using circular statistics for directional data over varying frequency ranges. Time-Frequency-Topography (TFT) maps [2] are used to visualize the distribution over the scalp of clusters of channels that are considered highly phase-locked.

Material, Methods and Results: The clustering method consists of the following steps: a) computation of the continuous wavelet transform of each channel with a complex Morlet wavelet at varying frequencies, b) extraction of phase information per epoch, c) generation of clusters (channel wise) according to phase-locking calculation for each time t . In order to gauge the degree of phase-locking and formation of clusters, we used the length of the so-called mean resultant vector \bar{R} , which is the foremost quantity for measurement of circular spread in directional statistics [3]. Length of \bar{R} is close to 1 when EEG channels are highly phase-locked; it is close to zero otherwise (Fig. 1a). d) Construction of the TFT maps over specified time windows. Each topographic map represents the cluster modes of all samples for each electrode within the time window (Fig. 1b).

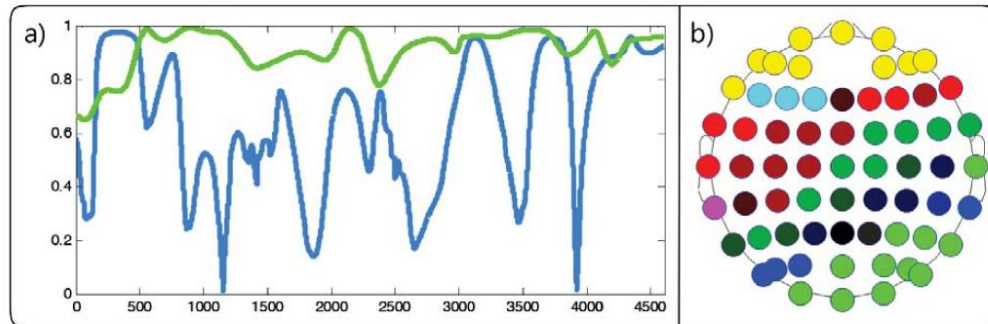


Figure 1. a) Comparison between length values of \bar{R} for each time t in a 18 seconds epoch of baseline (blue) and during imagined singing (green) for a group of EEG channels, centered at 12 Hz. b) Example of a TFT map, at 500 ms, centered at 7 Hz.

Discussion: Our method provides a feasible way to address the analysis of phase-locking of EEG signals within single trials and characterizing their variability over time. As observed in Fig. 1a, it seems that values of vector \bar{R} could be an effective feature for classification, which are clearly distinct between both conditions (baseline & imagined singing). We have developed a toolbox for both MATLAB and GNU Octave that implements our method and generates TFT maps, among other functionalities for asynchronous BCI design.

Significance: The majority of phase-locking measures so far suggested in literature, such as Phase-Locking Value (PLV) or Phase Cross Coherence (PCC) are calculated between two signals. The proposed method is an alternative for studying the behavior of the phase synchronization between all EEG channels at once in a given time window, within different bandwidths of interest.

Acknowledgements: CONACyT scholarships 271659 and 1077206.

References

- [1] Doesburg, S.M., & Ward, L.M. Synchronization between sources: Emerging methods for understanding large-scale functional networks in the human brain. In *Coordinated activity in the brain* (pp. 25-42). Springer New York, 2009.
- [2] Alba, A., Marroquin, J. L., Peña, J., Harmony, T., & Gonzalez-Frankenberger, B. Exploration of event-induced EEG phase synchronization patterns in cognitive tasks using a time-frequency-topography visualization system. *Journal of neuroscience methods*, 161(1), 166-182, (2007).
- [3] Mardia, K.V., & Jupp, P.E. *Directional statistics* (Vol. 494). John Wiley & Sons, 2009.

Research Article

Assessment of Multivariate Neural Time Series by Phase Synchrony Clustering in a Time-Frequency-Topography Representation

M. A. Porta-Garcia , R. Valdes-Cristerna , and O. Yanez-Suarez 

Neuroimaging Research Laboratory, Electrical Engineering Department, Edificio T-227, Universidad Autónoma Metropolitana Iztapalapa, Av. San Rafael Atlixco 186, Col. Vicentina, Del. Iztapalapa, 09340 Ciudad de México, Mexico

Correspondence should be addressed to M. A. Porta-Garcia; maporta@gmail.com

Received 25 December 2017; Accepted 30 January 2018; Published 21 March 2018

Academic Editor: Victor H. C. de Albuquerque

Copyright © 2018 M. A. Porta-Garcia et al. This is an open access article distributed under the Creative Commons Attribution License, which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Most EEG phase synchrony measures are of bivariate nature. Those that are multivariate focus on producing global indices of the synchronization state of the system. Thus, better descriptions of spatial and temporal local interactions are still in demand. A framework for characterization of phase synchrony relationships between multivariate neural time series is presented, applied either in a single epoch or over an intertrial assessment, relying on a proposed clustering algorithm, termed Multivariate Time Series Clustering by Phase Synchrony, which generates fuzzy clusters for each multivalued time sample and thereupon obtains hard clusters according to a circular variance threshold; such cluster modes are then depicted in Time-Frequency-Topography representations of synchrony state beyond mere global indices. EEG signals from P300 Speller sessions of four subjects were analyzed, obtaining useful insights of synchrony patterns related to the ERP and even revealing steady-state artifacts at 7.6 Hz. Further, contrast maps of Levenshtein Distance highlight synchrony differences between ERP and no-ERP epochs, mainly at delta and theta bands. The framework, which is not limited to one synchrony measure, allows observing dynamics of phase changes and interactions among channels and can be applied to analyze other cognitive states rather than ERP versus no ERP.

1. Introduction

There is a growing interest among the neuroscientific community to unravel the intricate neural mechanisms involved in the broad integration of different brain structures, which enable the emergence of cognitive processes. Several studies conducted with electroencephalography (EEG) and magnetoencephalography (MEG) have provided evidence that supports the idea of neural synchronization intrinsic to mental tasks, with the fluctuating disposition of communication channels in the nervous system, especially between active regions in the brain [1–5].

In this regard, phase locking analysis of neural oscillations and other different measures of synchronization has gained attention, as several methods have been developed to provide a quantitative view of synchronism in brain sources and their behavior, estimating phase synchrony (PS) from different

perspectives, depending on the purpose of the study in question [6]. This same variety of methods and proposals causes lack of agreement in the terminology used to refer to all these measures. Roach and Mathalon have provided a wide review attempting to clarify this situation [7]. Thus, for the sake of following a standard of terms, descriptions of any PS measure will follow the referred publication.

In order to perform PS analysis, instantaneous phase information of EEG signals must be extracted. Most methods are based on wavelet analysis [6–10]. Another common technique besides wavelets for extracting instantaneous phase values from the analytical signal is the Hilbert transform. Analytic phase from wavelets or Hilbert transform has been shown to give almost same results as Short Time Fourier Transform adjusting the filter settings adequately [11, 12]. There are also other Time-Frequency (TF) decompositions used for obtaining phase information, such as Rihaczek

Anexo II

Pruebas de Wilcoxon

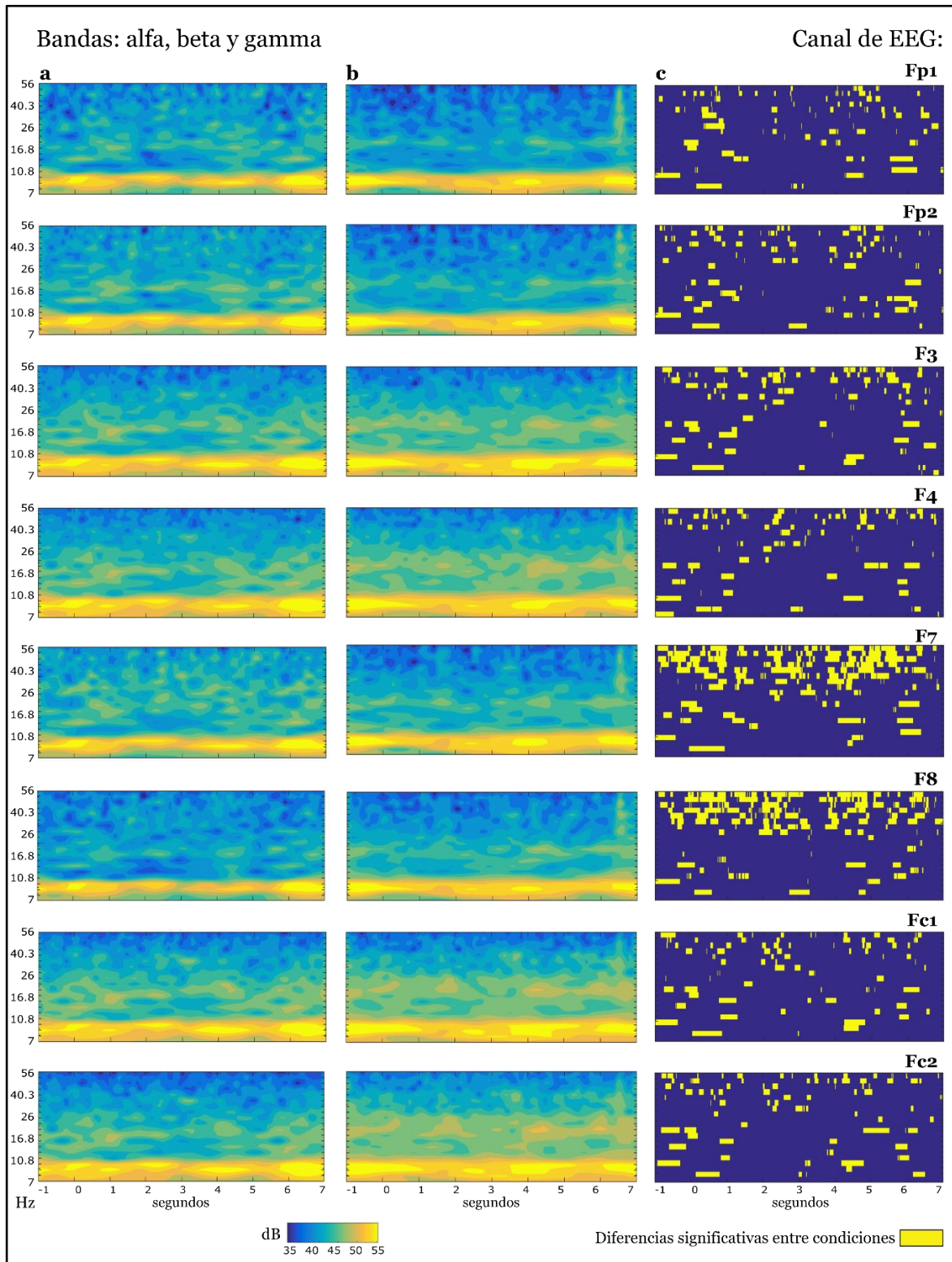


Figura 29. Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, Fc1 y Fc2 del sujeto AISM. En la columna a, se muestran los mapas TF de la condición de línea de base y en b de la condición de imaginación con la nota D. En c se resalta en amarillo las regiones de los mapas TF de las bandas alfa, beta y gamma donde las pruebas de Wilcoxon indicaron que hay diferencias significativas entre condiciones.

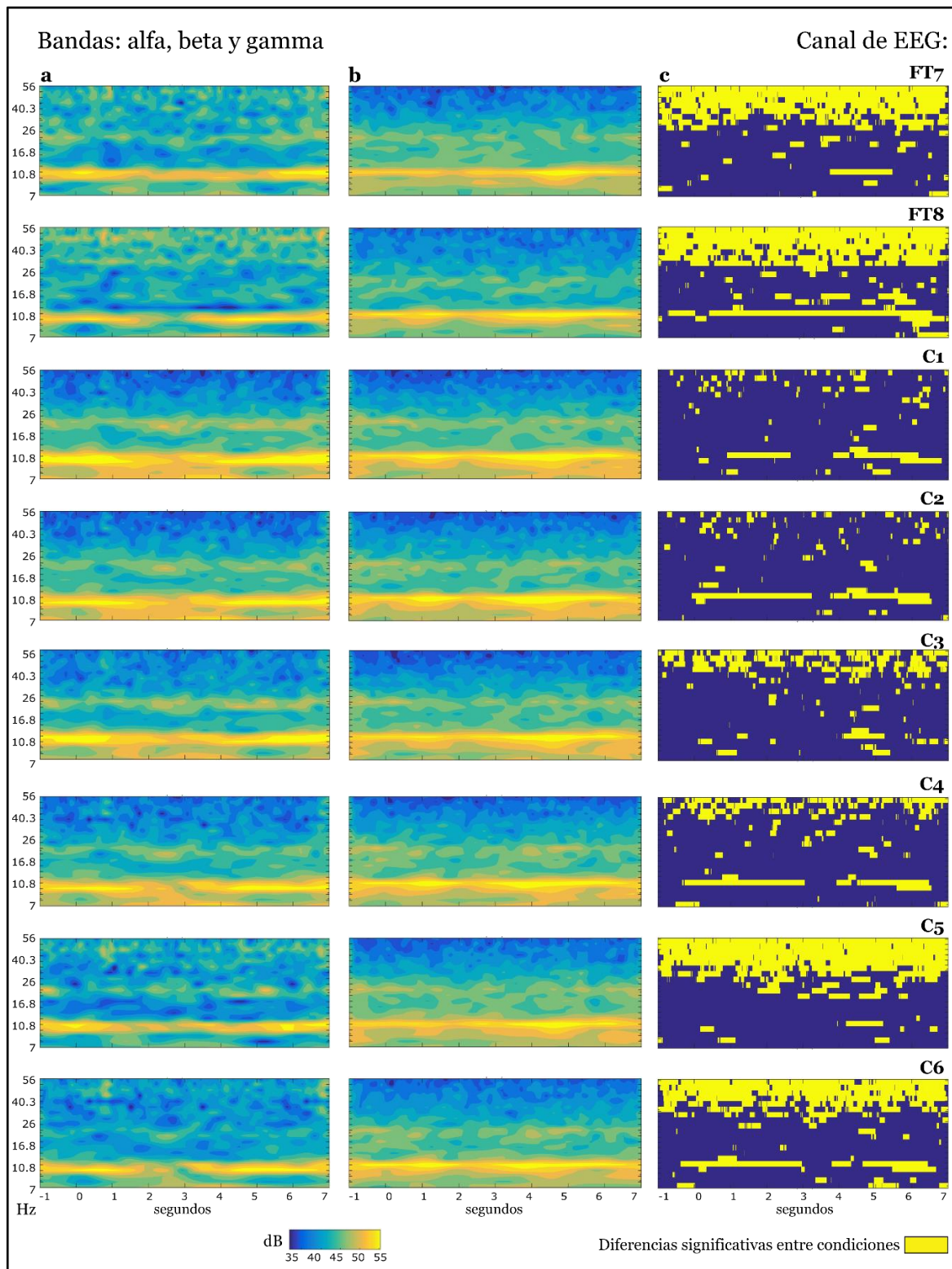


Figura 30. Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales FT7, FT8, C1, C2, C3, C4, C5 y C6 del sujeto AISM. En la columna a, se muestran los mapas TF de la condición de línea de base y en b de la condición de imaginación con la nota D. En c se resalta en amarillo las regiones de los mapas TF de las bandas alfa, beta y gamma donde las pruebas de Wilcoxon indicaron que hay diferencias significativas entre condiciones.

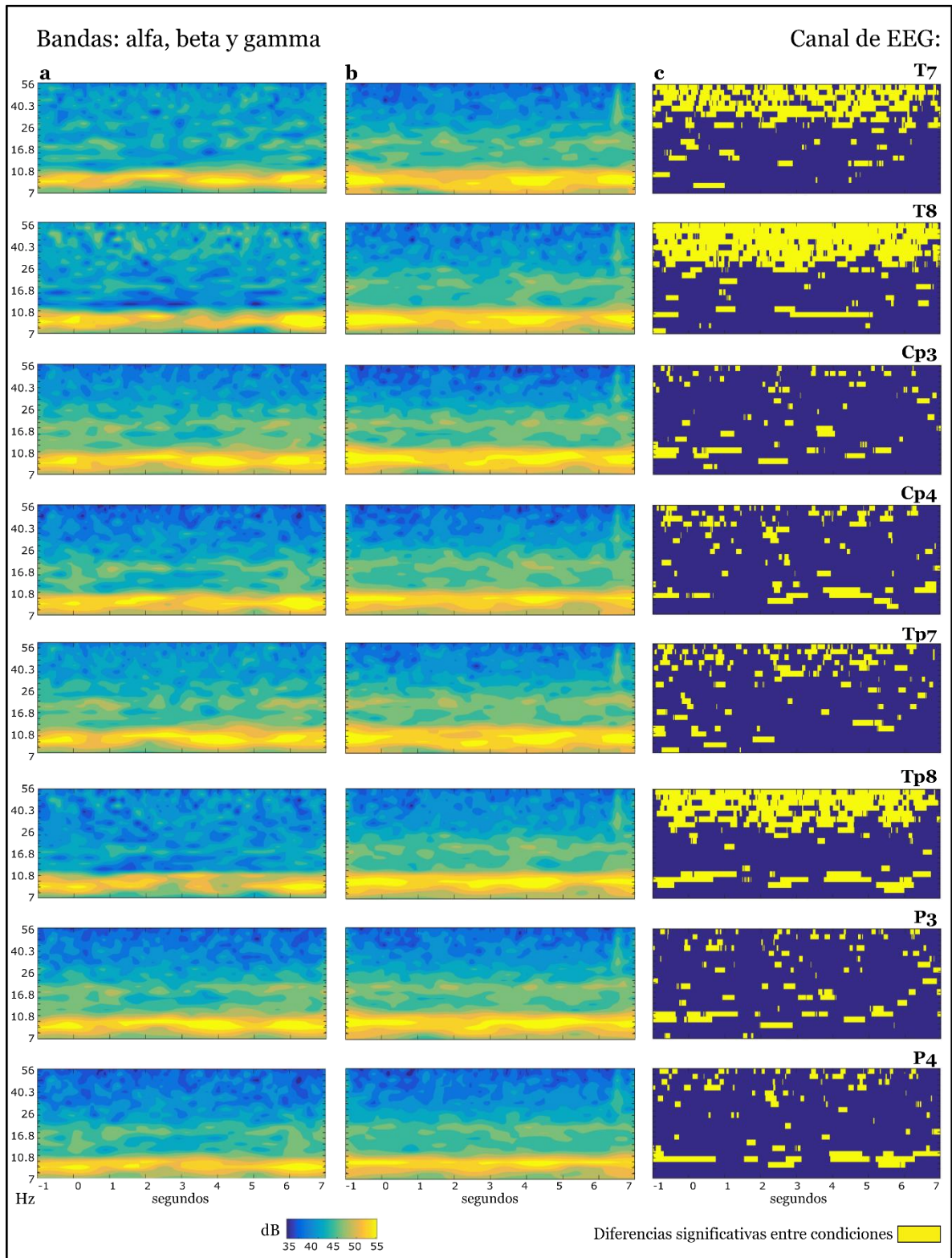


Figura 31. Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales T7, T8, Cp3, Cp4, Tp7, Tp8, P3 y P4 del sujeto AISM. En la columna a, se muestran los mapas TF de la condición de línea de base y en b de la condición de imaginación con la nota D. En c se resalta en amarillo las regiones de los mapas TF de las bandas alfa, beta y gamma donde las pruebas de Wilcoxon indicaron que hay diferencias significativas entre condiciones.

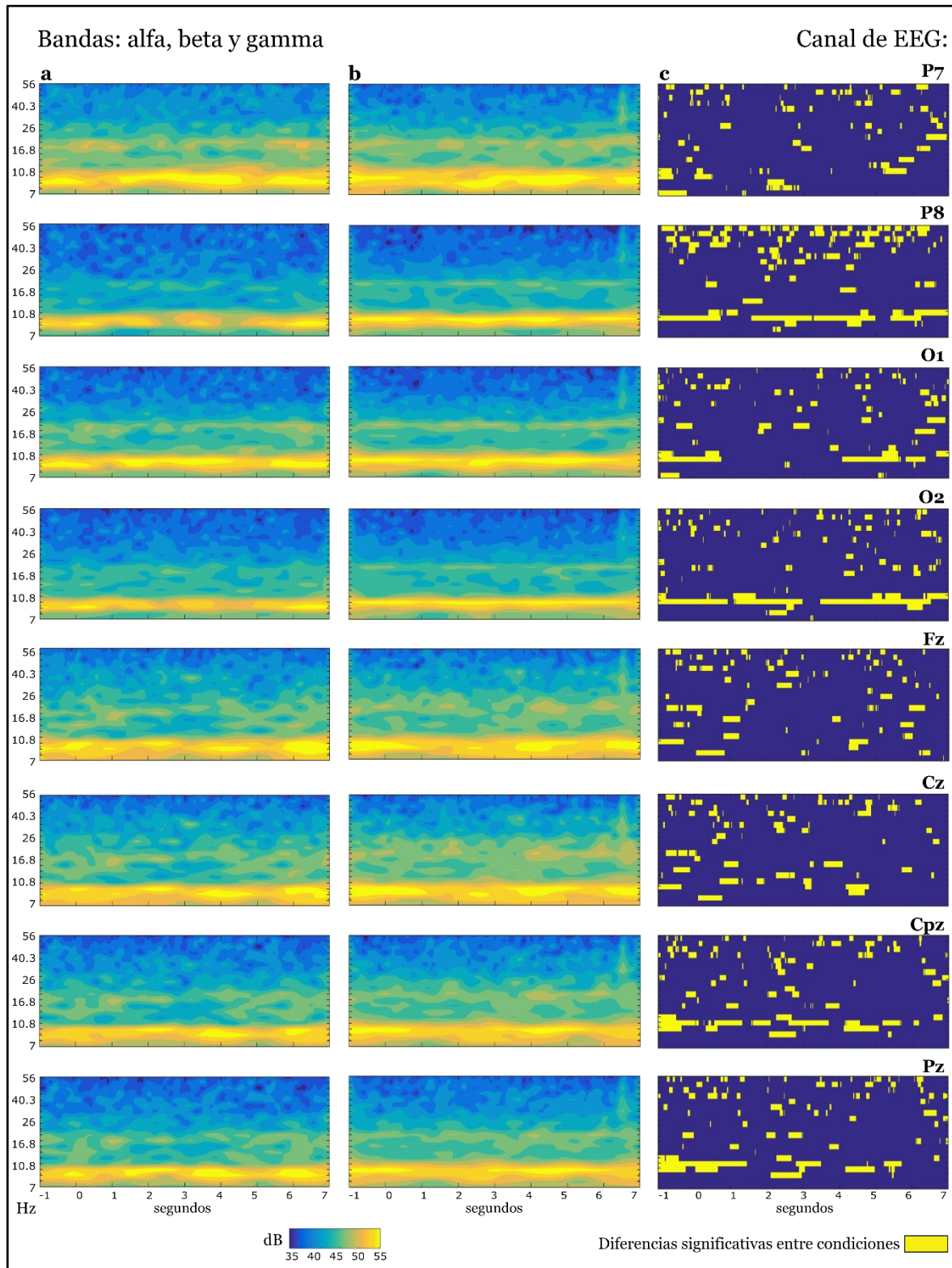


Figura 32. Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales P7, P8, O1, O2, Fz, Cz, Cpz y Pz del sujeto AISM. En la columna a, se muestran los mapas TF de la condición de línea de base y en b de la condición de imaginación con la nota D. En c se resalta en amarillo las regiones de los mapas TF de las bandas alfa, beta y gamma donde las pruebas de Wilcoxon indicaron que hay diferencias significativas entre ambas condiciones.

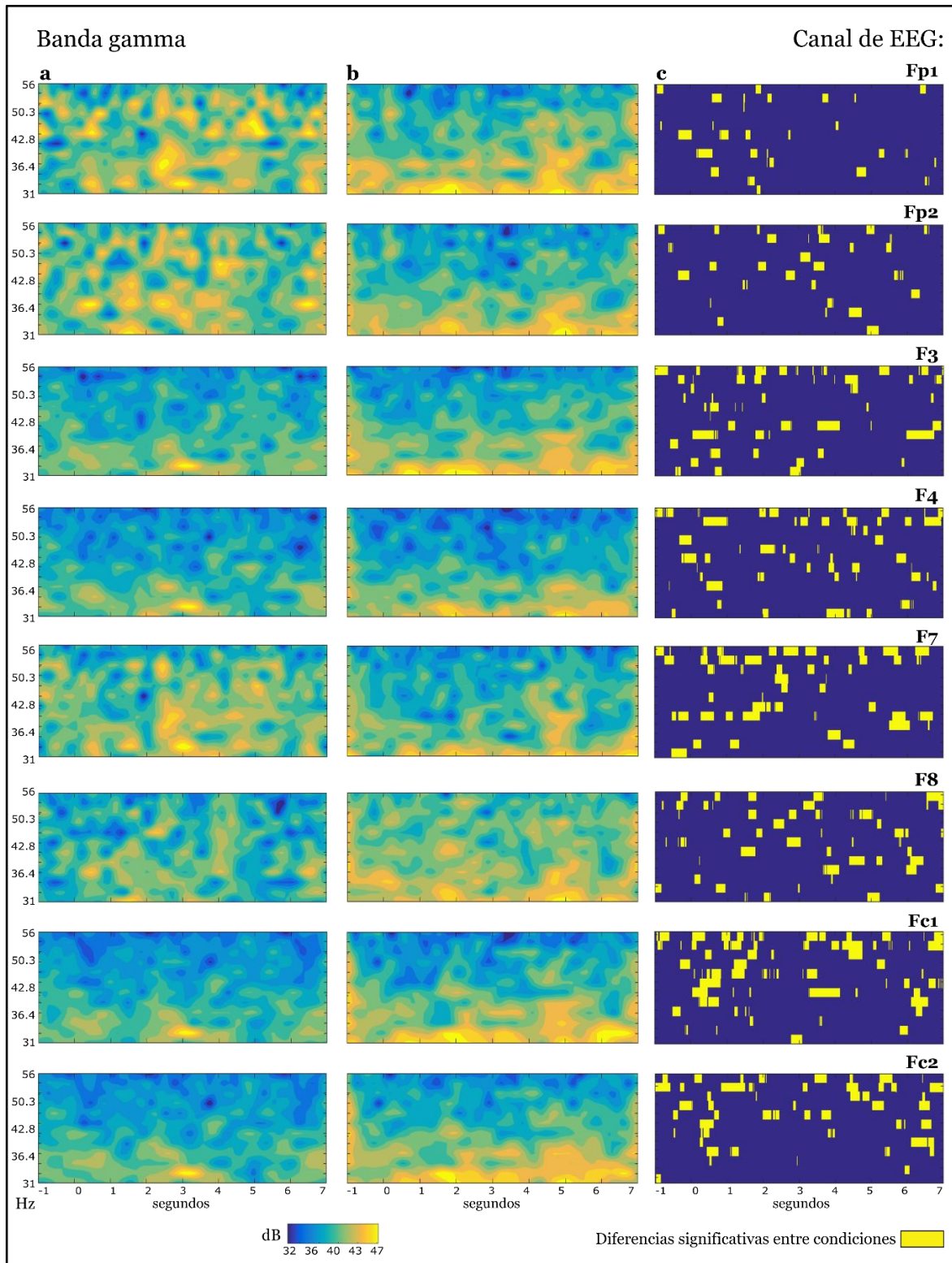


Figura 33. Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales Fp1, Fp2, F3, F4, F7, F8, Fc1 y Fc2 del sujeto AISM. En la columna a, se muestran los mapas TF de la condición de línea de base y en b de la condición de imaginación con la nota D. En c se resalta en amarillo las regiones de los mapas TF de la banda gamma donde las pruebas de Wilcoxon indicaron que hay diferencias significativas entre condiciones.

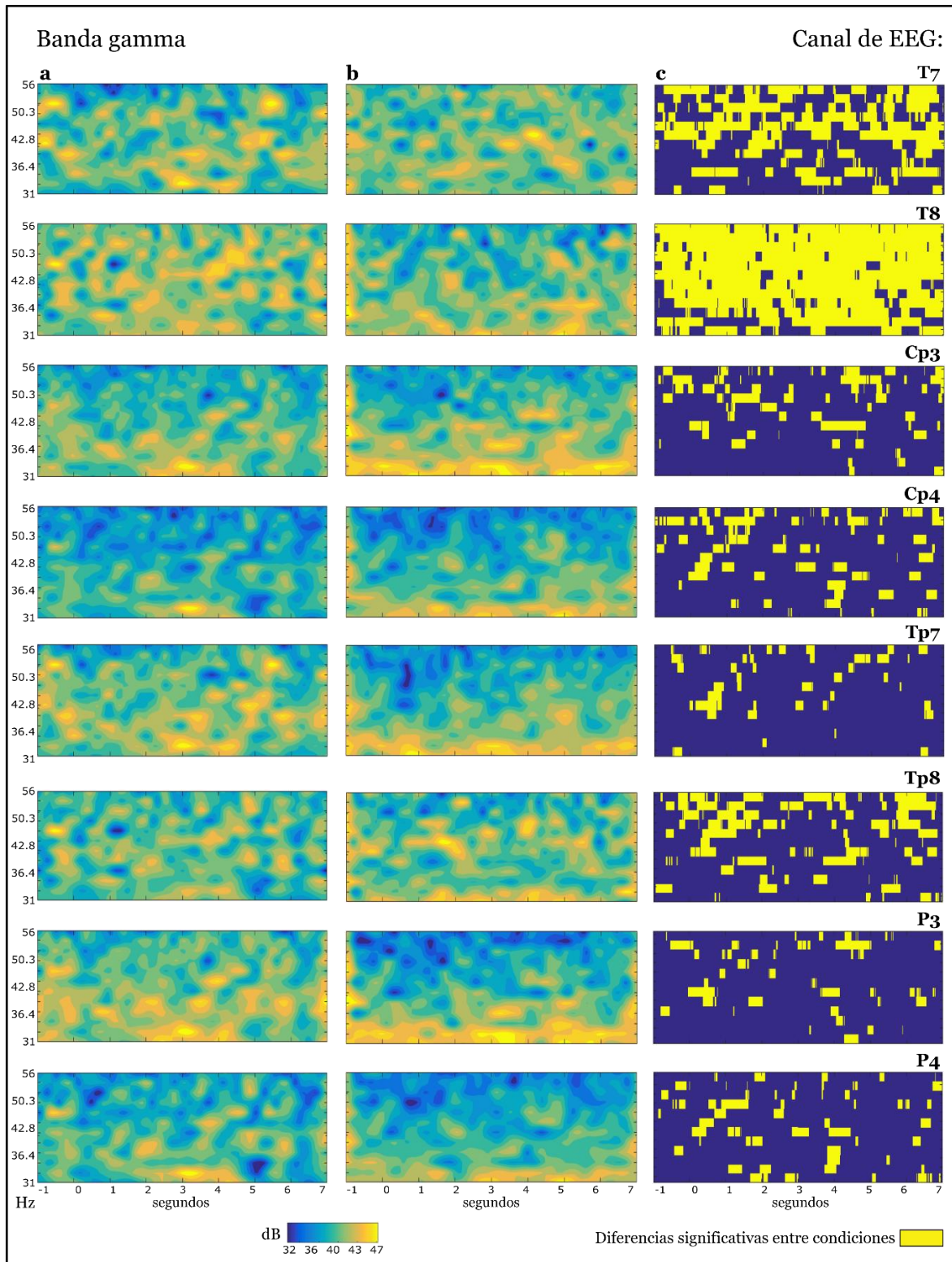


Figura 35. Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales T7, T8, Cp3, Cp4, Tp7, Tp8, P3 y P4 del sujeto AISM. En la columna a, se muestran los mapas TF de la condición de línea de base y en b de la condición de imaginación con la nota D. En c se resalta en amarillo las regiones de los mapas TF de la banda gamma donde las pruebas de Wilcoxon indicaron que hay diferencias significativas entre condiciones.

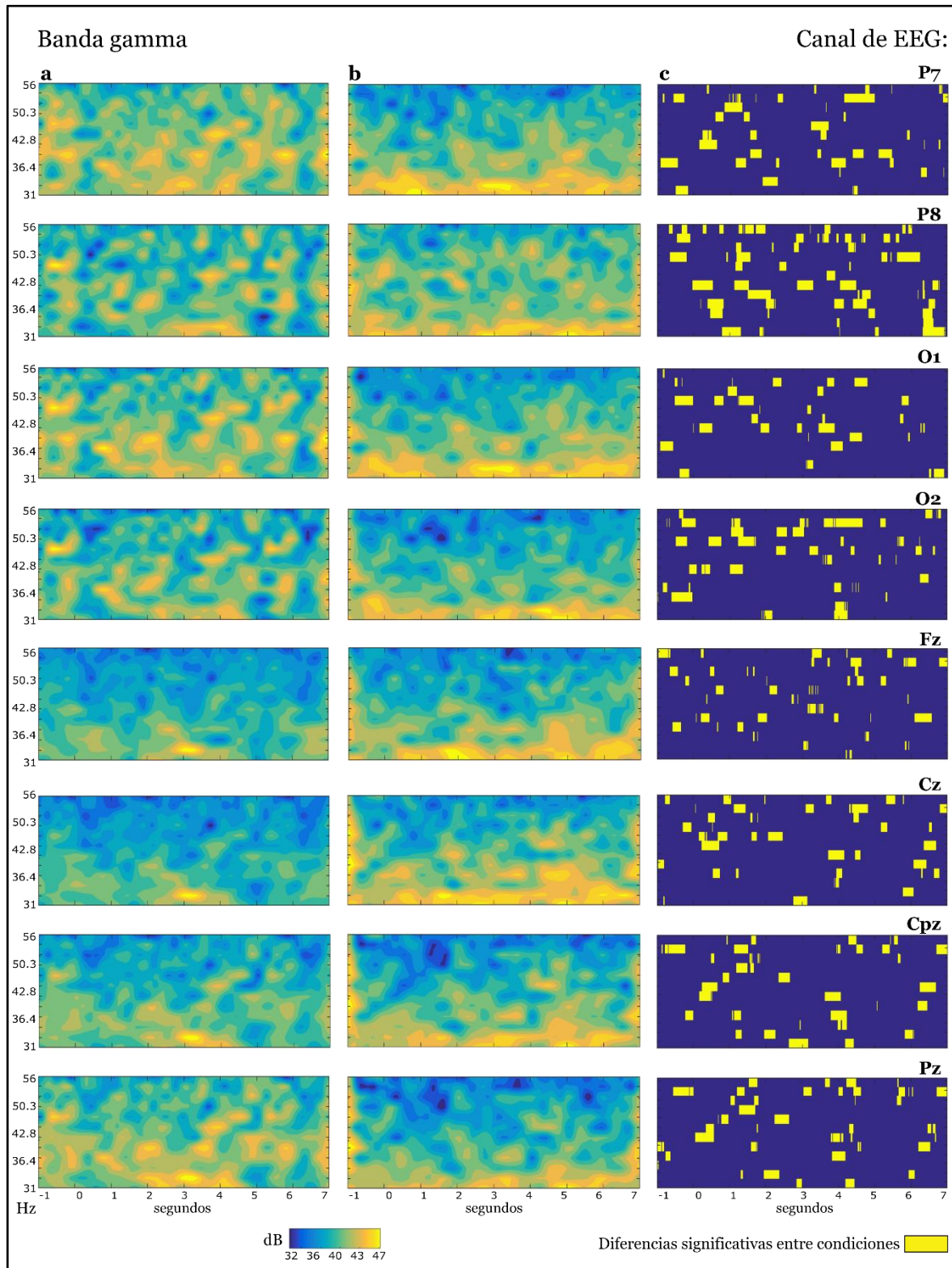


Figura 36. Resultados de las pruebas de Wilcoxon (columna c) para los canales P7, P8, O1, O2, Fz, Cz, Cpz y Pz del sujeto AISM. En la columna a, se muestran los mapas TF de la condición de línea de base y en b de la condición de imaginación con la nota D. En c se resalta en amarillo las regiones de los mapas TF de la banda gamma donde las pruebas de Wilcoxon indicaron que existe una diferencia significativa entre ambas condiciones.

Anexo III

Consentimiento informado

Consentimiento informado

Para la participación voluntaria en el registro de electroencefalografía (EEG) durante sesiones de tareas mentales de imaginación musical

En este documento se le da a conocer toda la información relacionada con el trabajo de investigación arriba referido y que pueda ser de su interés para que decida en su caso, dar su consentimiento para participar en el mismo en forma voluntaria. Este estudio forma parte de una línea de investigación sobre Interfaces Cerebro-Computadora (BCI, por sus siglas en inglés) en el Laboratorio de Investigación de Neuroimagenología (LINI) de la Universidad Autónoma Metropolitana Unidad Iztapalapa (UAM-I).

El objetivo del experimento al que se someterá usted es registrar su actividad mental mediante EEG durante sesiones de tareas de imaginación musical, de modo que nos permita utilizar dicho registro para posteriormente procesarlo e intentar identificar patrones que se puedan asociar a las tareas mentales de imaginación musical.

A grandes rasgos, el registro de EEG se realizará de la siguiente manera: usted acudirá a la cita observando las indicaciones listadas al final de este documento, se le colocará entonces un gorro con sensores sobre la cabeza, que harán contacto indirecto con su cuero cabelludo usando un gel inocuo en los puntos de contacto para facilitar la conducción de las señales eléctricas medidas. Se harán tomas de datos mientras usted escucha una melodía sencilla, alternando con secuencias donde solamente “imagina” dicha melodía. La sesión completa, podría llegar a tomar unas 4 horas aproximadamente.

El estudio completo (audiometría y electroencefalografía) no representa un riesgo para su salud. Las molestias que pudieran llegar a presentarse podrían ser algo de cansancio o un poco de incomodidad por mantener una posición rígida durante los registros de EEG. En caso de que así sea, bajo su petición, se suspenderá el estudio, o se pueden hacer pausas durante las sesiones de registro.

Su participación en el estudio no representa ningún gasto adicional para usted. Cualquier pregunta que usted tenga sobre los procedimientos, riesgos, beneficios o cualquier otro aspecto relacionado con la investigación será aclarada de la mejor manera. Así mismo, usted puede retirarse en cualquier momento de la investigación sin causar perjuicio alguno a su persona. La información que obtengamos durante la investigación se utilizará de manera estadística y no se proporcionará a persona alguna ajena a la investigación ninguna información recabada sin su consentimiento. Toda la información será anónima y confidencial.

Nombre del sujeto _____

Identificación _____ Edad del paciente _____ años

He leído y recibido información acerca de la participación en la investigación antes mencionada.

He tenido la oportunidad de preguntar y he obtenido respuestas satisfactorias. Conozco el derecho que tengo de revocar este consentimiento si lo estimo necesario.

Doy mi consentimiento para participar en forma voluntaria como sujeto en la investigación de acuerdo con los procedimientos arriba descritos.

Fecha _____

Firma del voluntario

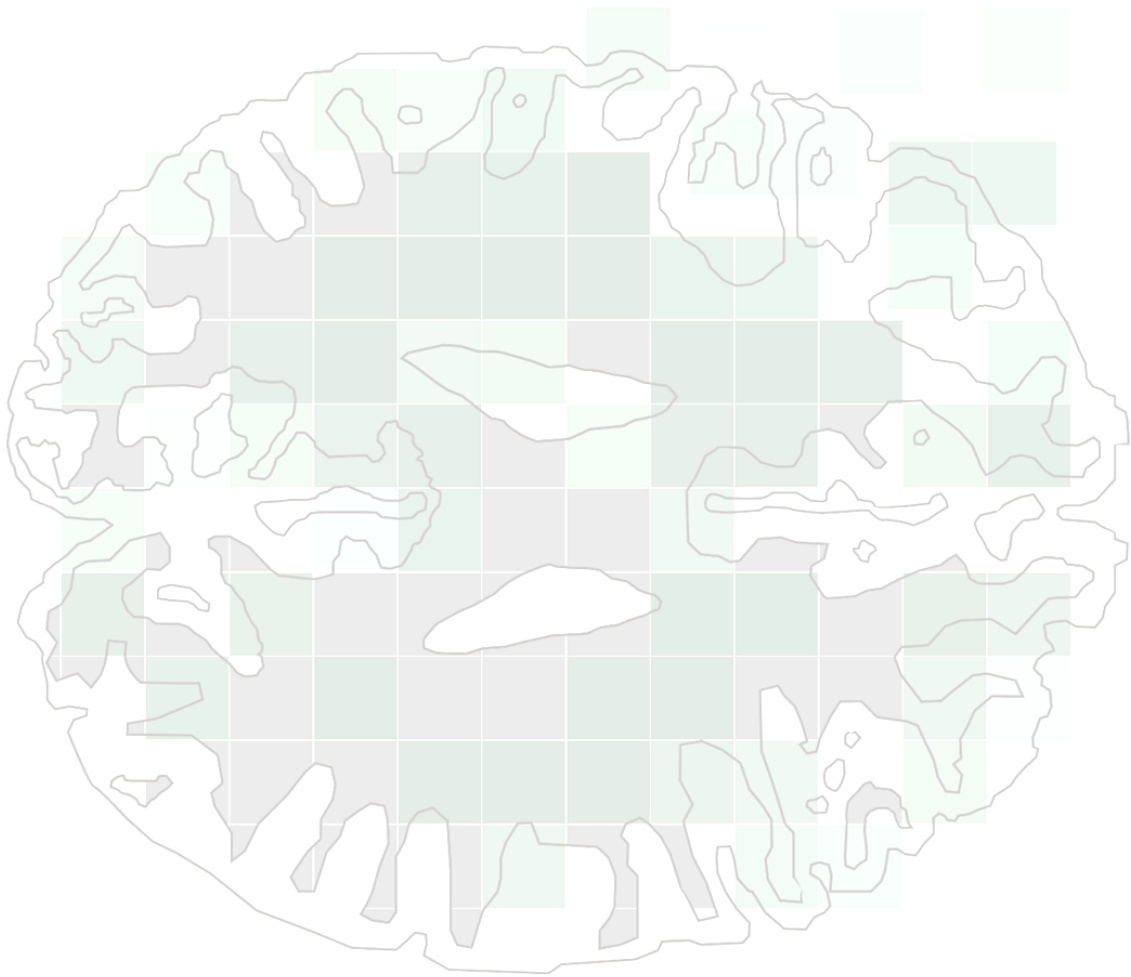
Firma del profesional

Testigos

Testigos

Indicaciones previas al experimento:

- Acudir al estudio con la cabeza lavada, libre de goma, cera, laca o cualquier otra sustancia utilizada para peinarse.
- No tomar café, bebidas alcohólicas o energéticas desde la noche previa al día del registro de EEG.
- No desvelarse la noche previa y procurar dormir al menos 6 horas.
- Traer ropa cómoda para estar sentado durante el experimento.



LINI
laboratorio de
neuroimagenología



Casa abierta al tiempo

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA

ACTA DE DISERTACIÓN PÚBLICA

No. 00035

Matrícula: 2122800197

Caracterización de la sincronía de fase de EEG para su aplicación en interfaces Cerebro-Computadora

En la Ciudad de México, se presentaron a las 16:00 horas del día 31 del mes de enero del año 2020 en la Unidad Iztapalapa de la Universidad Autónoma Metropolitana, los suscritos miembros del jurado:

- DR. GABRIEL NUÑEZ ANTONIO
- DRA. RAQUEL VALDES CRISTERNA
- DR. GERARDO GABRIEL GENTILETTI FAENZE
- DR. RUBEN CARLOS ACEVEDO ANDRADE
- DR. AIDA JIMENEZ GONZALEZ

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

DOCTOR EN CIENCIAS (INGENIERIA BIOMEDICA)

DE: MIGUEL ANGEL PORTA GARCIA

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

Aprobar

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



MIGUEL ANGEL PORTA GARCIA
ALUMNO

REVISÓ

MTRA. ROSALIA SERRANO DE LA PAZ
DIRECTORA DE SISTEMAS ESCOLARES

DIRECTOR DE LA DIVISION DE CBI

DR. JESUS ALBERTO OCHOA TAPIA

PRESIDENTE

DR. GABRIEL NUÑEZ ANTONIO

VOCAL

DRA. RAQUEL VALDES CRISTERNA

VOCAL

DR. GERARDO GABRIEL GENTILETTI FAENZE

VOCAL

DR. RUBÉN CARLOS ACEVEDO ANDRADE

SECRETARIO

DR. AIDA JIMENEZ GONZALEZ