

22 - 24 NOVIEMBRE 2023 | CARTAGENA



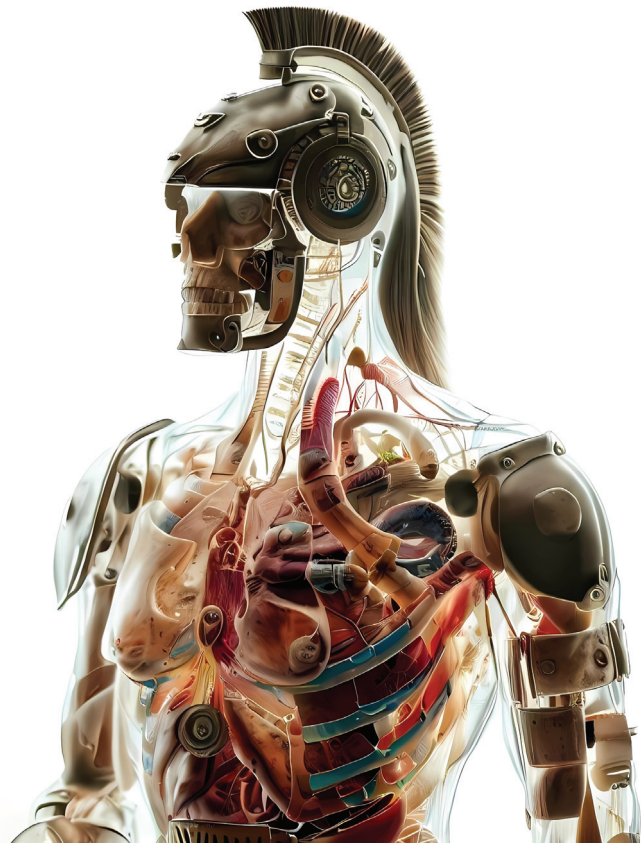
CASEIB 2023 XLI

Congreso Anual de la Sociedad Española de

Ingeniería Biomédica

Contribuyendo a la salud basada en valor

LIBRO DE ACTAS



Universidad
Politécnica
de Cartagena

edicionesUPCT



Universidad
Politécnica
de Cartagena

25
Aniversario UPCT
1998-2023

Sociedad Española de
INGENIERÍA BIOMÉDICA



f SéNeCa(+)

Agencia de Ciencia y Tecnología
Región de Murcia

22 - 24 NOVIEMBRE 2023 | CARTAGENA



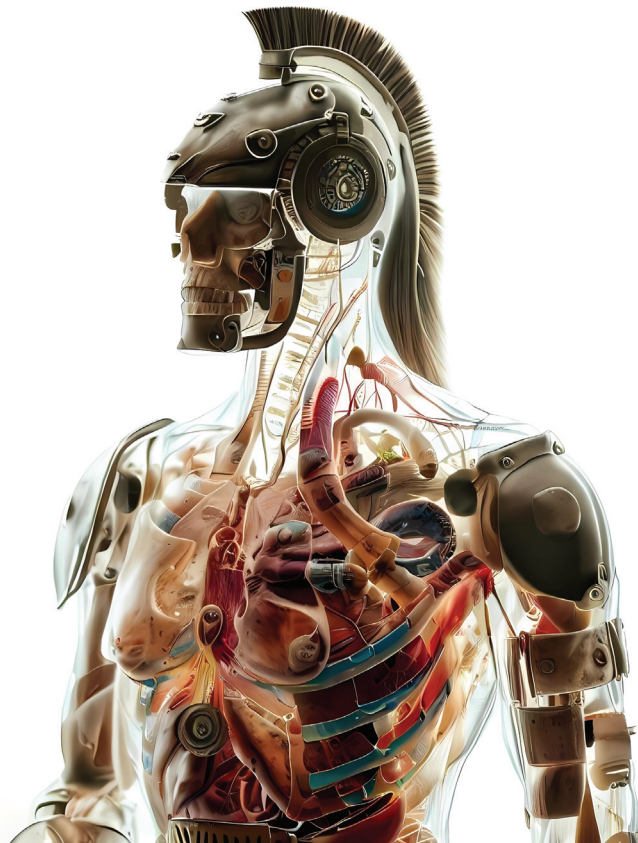
CASEIB 2023 XLI

Congreso Anual de la Sociedad Española de

Ingeniería Biomédica

Contribuyendo a la salud basada en valor

LIBRO DE ACTAS



CONGRESO (EXPEDIENTE 22193/OC/23) FINANCIADO POR LA CONSEJERÍA DE MEDIO AMBIENTE, MAR MENOR, UNIVERSIDADES E INVESTIGACIÓN, A TRAVÉS DE LA FUNDACIÓN SÉNECA-AGENCIA DE CIENCIA Y TECNOLOGÍA DE LA REGIÓN DE MURCIA CON CARGO AL PROGRAMA REGIONAL DE MOVILIDAD, COLABORACIÓN E INTERCAMBIO DE CONOCIMIENTO "JIMÉNEZ DE LA ESPADA"



CASEIB 2023 XLI

Congreso Anual de la Sociedad Española de

Ingeniería Biomédica

Contribuyendo a la salud basada en valor

22 - 24 NOVIEMBRE 2023 | CARTAGENA

LIBRO DE ACTAS

Editores:

Joaquín Roca González

Dolores Ojados González

Juan Suardiaz Muro

Los trabajos incluidos en esta publicación han sido evaluados por el Comité Científico que en ella se relaciona y según el procedimiento que se recoge en www.caseib.es/2023/

Presidente del Comité Organizador:

Joaquín Roca González

Secretaria del Comité Organizador:

Dolores Ojados González

Editores:

Joaquín Roca González

Dolores Ojados González

Juan Suardiaz Muro

Maquetación:

Lucía Martínez Abellán

Marta García Fuentes

Diseño de portada:

Lucía Martínez Abellán

ISBN: 978-84-17853-76-1

Cita bibliográfica:

Roca González, J., Ojados González, D. y Suardiaz Muro, J. Eds. CASEIB 2023. Libro de Actas del XLI Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica. Cartagena: Universidad Politécnica de Cartagena, 2023. 743 p. ISBN: 978-84-17853-76-1.



Libro de Actas del XLI Congreso Anual de la Sociedad Española de Ingeniería Biomédica Se distribuye bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-SinObraDerivada 4.0 Internacional.

ORGANIZADORES



COLABORADORES



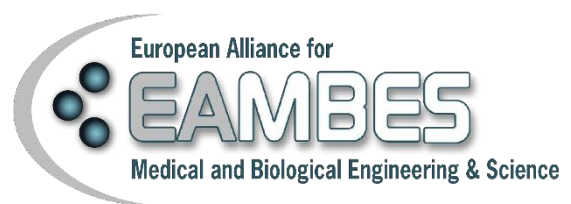
PATROCINADORES



Congreso (Expediente 22193/OC/23) financiado por la Consejería de Medio Ambiente, Mar Menor, Universidades e Investigación, a través de la Fundación Séneca-Agencia de Ciencia y Tecnología de la Región de Murcia con cargo al Programa Regional de Movilidad, Colaboración e Intercambio de Conocimiento "Jiménez de la Espada"



AVALADO POR



ÍNDICE

BIENVENIDA	vii
COMITÉ DE HONOR	ix
COMITÉ ORGANIZADOR	x
COMITÉ CIENTÍFICO	xi
PROGRAMA MIÉRCOLES 22 DE NOVIEMBRE	xii
PROGRAMA JUEVES 23 DE NOVIEMBRE	xiii
PROGRAMA VIERNES 24 DE NOVIEMBRE	xiv
CONFERENCIA PLENARIA INAUGURAL	xv
CONFERENCIA PLENARIA DE CLAUSURA	xvii
MESA REDONDA I	xix
MESA REDONDA II	xxi
PREMIOS	xxiii
ACTOS	xxvi
ÍNDICE DE SESIONES CIENTÍFICAS	xxvii
Señales Biomédicas (I)	1
Imágenes Médicas (I)	26
Biomecánica / Ingeniería de Rehabilitación	51
Telemedicina y e-Salud	72
Bioinstrumentación	93
Modelado y Simulación	110
Nanomedicina	135
Realidad Virtual	148
Premios SEIB-FENIN	173
Póster I	226
Señales Biomédicas (II)	326
Imágenes Médicas (II)	351
Neurotecnologías (I)	376
Impresión 3D	401
Premios José María Ferrero Corral	426
Póster II	447
Señales Biomédicas (III)	544
Biomateriales	561
Neurotecnologías (II)	584
Póster III	605
ÍNDICE DE AUTORES	690

Comparación de múltiples redes neuronales convolucionales para el diagnóstico automático de la degeneración macular asociada a la edad usando retinografías	480
Métodos de ayuda al diagnóstico de glaucoma basado en diferencias de características extraídas de ambos ojos en tomografías de coherencia óptica	484
Monitorización sin contacto en tiempo real: estudio piloto mediante vehículo aéreo no tripulado	488
Análisis del Color, Textura y Temperatura para el Diagnóstico y Clasificación de Hemangiomas Infantiles	492
Concordancia entre especialistas. ¿Cómo podemos saber si tenemos una GT representativa para entrenar una red neuronal? Un estudio centrado en el Carcinoma Basocelular (BCC)	496
Influencia de los sistemas Brain-Computer Interface basados en Neurofeedback en las características de la red cerebral	500
Validación de un protocolo de adquisición de señales electroespino-gráficas en posición decúbito prono	504
Conceptual design of a functional electrical stimulation cycling platform as a rehabilitation therapy for spinal cord injury or stroke	508
An inexpensive arbitrary waveform neurostimulator for the selective activation of neurons in retinal prosthesis	512
Análisis del estrés durante procedimientos quirúrgicos mediante laparoscopia convencional y robótica	516
Diseño e implementación de un modelo basado en inteligencia artificial para estimar el consumo máximo de oxígeno en adultos de mediana edad	520
Clasificación de patologías mediante análisis acústico de la voz	524
Deformación de la presión de las vías respiratorias durante la ventilación mecánica invasiva detectada mediante técnicas de aprendizaje automático supervisado	528
Caracterización de las interacciones complejas en pacientes que pasan con éxito la prueba SBT	532
Aplicación de técnicas de Inteligencia Artificial Explicable para la identificación de factores relacionados con la calidad de sueño en adultos sanos	536
Calibración automática para el pegado de camas en TAC	540
Cardiac Ablation with Electroporation: Numerical Simulations of Contact Force Effects in Lesion Size	

Influencia de los sistemas Brain-Computer Interface basados en Neurofeedback en las características de la red cerebral

D. Marcos-Martínez^{1,2}, V. Rodríguez-González^{1,2}, S. Pérez-Velasco^{1,2}, E. Santamaría-Vázquez^{1,2},
V. Martínez-Cagigal^{1,2}, R. Hornero^{1,2}

¹ Grupo de Ingeniería Biomédica (GIB), E.T.S Ingenieros de Telecomunicación, Universidad de Valladolid, Valladolid, España, diego.marcos.martinez@uva.es

² Centro de Investigación Biomédica en Red en Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN), España

Resumen

Las técnicas de Neurofeedback (NF) permiten a sus usuarios, mediante el uso de sistemas Brain-Computer Interfaces (BCI), la modulación voluntaria de determinados ritmos de la actividad cerebral. En este trabajo se presenta un análisis exploratorio de los efectos del NF desde una perspectiva novedosa en este campo de investigación: la teoría de redes. Para ello, se empleó las señales de electroencefalograma (EEG) registradas durante un estudio que constó de 6 sesiones de NF. Los sujetos fueron divididos en un grupo de entrenamiento (GE), que entrenó su actividad theta (4 – 8 Hz), y un grupo de placebo (GP). Las redes cerebrales se construyeron a partir de un análisis de conectividad funcional empleando Phase Lag Index (PLV) en las bandas theta (4 – 8 Hz) y alpha (8 – 13 Hz). Para analizar la estructura de las redes durante el NF se estudió el Clustering Coefficient (CLC) y el Characteristic Path Length (PL). La comparación de estas características entre GE y GP mostró unos mayores valores de CLC en el GE en theta y alpha, siendo significativa la diferencia (p -valor corregido < 0.001) en esta última banda. Por otro lado, el PL fue igual para ambos grupos y ambas bandas de frecuencia. Estos resultados podrían sugerir la utilidad del CLC como indicador del proceso de aprendizaje de neuro-modulación durante el entrenamiento NF, así como la utilidad de la metodología de teoría de redes para caracterizar los efectos del NF en la actividad cerebral.

1. Introducción

Los sistemas *Brain-Computer Interface* (BCI) permiten el control de dispositivos externos a través de la actividad cerebral del usuario [1]. Para ello, se establece un ciclo cerrado en el cual se registra, procesa y analiza dicha actividad en tiempo real. El método más utilizado en el campo de BCI para adquirir la señal de actividad cerebral es el electroencefalograma (EEG), debido a su naturaleza no invasiva, portabilidad y bajo coste. Una de las aplicaciones de los BCI son las técnicas de neuro-modulación o *Neurofeedback* (NF) [2]. Estas técnicas se basan en el condicionamiento operante, y buscan que los usuarios consigan adquirir un control voluntario sobre determinados patrones de su actividad cerebral (p.ej. la potencia de una determinada banda de frecuencia) [2]. Para lograr este control, el sistema BCI presenta en tiempo real una realimentación del patrón de actividad cerebral que se desee entrenar. Esta realimentación ayuda al usuario a identificar estrategias neurocognitivas que, a través de su

realización, le permitan modular de manera efectiva dicho patrón. Entre las estrategias típicamente se encuentran la imaginación motora, los cálculos aritméticos mentales o tratar de aumentar el nivel de relajación. Se ha demostrado que el NF tiene el potencial de inducir plasticidad cerebral [2]. Debido a esto, se plantea la hipótesis de que el NF podría normalizar la actividad cerebral, y por tanto, aliviar los síntomas en aquellos desórdenes neuropsicológicos asociados a patrones anormales de activación neuronal [3]. En consecuencia, el NF ha suscitado un gran interés debido a las posibilidades que ofrece como terapia no farmacológica y no invasiva de desórdenes como el trastorno por déficit de atención e hiperactividad o el trastorno depresivo persistente [2]. Asimismo, también se ha planteado su utilidad en el proceso de neuro rehabilitación de pacientes de ictus o en la prevención del deterioro cognitivo asociado a la edad [3].

A pesar de los resultados que señalan la efectividad del NF, aún se desconocen aspectos fundamentales de esta técnica, como el efecto que tiene sobre las distintas escalas de la actividad cerebral [3]. En este sentido, se ha señalado la necesidad de ampliar la variedad de métodos empleados en el estudio de los efectos del NF, ya que la mayoría se centran en el análisis espectral y podría no ser suficiente para determinar el impacto general del NF [4], [5]. En este contexto, el análisis basado en la teoría de redes ofrece una visión completamente diferente a los métodos de activación local [4]. Esta teoría permite estudiar los distintos elementos que componen un sistema complejo y cómo se relacionan. Para ello, se construyen redes en las que los nodos representan dichos elementos y las conexiones representan sus interacciones. Aplicada a la actividad cerebral, esta metodología permite estudiar sus propiedades de red a partir de la información de conectividad funcional registrada en las distintas regiones del cerebro [4].

La hipótesis en la que se basa este trabajo es que el análisis basado en la teoría de redes podría ser útil para estudiar los posibles cambios en la actividad cerebral inducidos por el NF. Para evaluar dicha hipótesis, se han analizado las redes construidas a partir de la conectividad funcional calculada durante un estudio de NF con sujetos jóvenes sanos. El objetivo de este trabajo es, por tanto, explorar los posibles cambios en la red cerebral derivados de un entrenamiento de NF en un grupo experimental y un grupo placebo.

2. Materiales y métodos

2.1. Estudio de NF

Las redes analizadas se obtuvieron a partir de los valores de conectividad funcional calculados sobre una base de datos registrada durante un estudio de NF [6]. En este estudio participaron 20 sujetos jóvenes sanos (media de edad de 25.5 ± 4.4 años, 12 mujeres). El estudio tuvo como objetivo el incremento de la actividad cerebral en la banda theta (θ , 4-8 Hz) en la región frontal-medial (fm- θ). Se ha observado que esta actividad está relacionada con la realización de tareas que involucran la memoria de trabajo, y se ha sugerido que su entrenamiento puede tener un impacto positivo en dicha función cognitiva [7].

El protocolo experimental se compuso de 6 sesiones de entrenamiento NF de una hora de duración distribuidas a lo largo de dos semanas. Durante el experimento se emplearon tres escenarios de entrenamiento diferentes. Estos escenarios proporcionaban realimentación cada 250 ms de la potencia fm- θ registrada en el electrodo Fz. Cada sesión de NF se compuso de 6 bloques de 5 minutos cada uno. El desarrollo de este estudio se realizó íntegramente empleando el entorno de NF ITACA [6] desarrollado en MEDUSA® [8] por el Grupo de Ingeniería Biomédica de la Universidad de Valladolid.

Con el fin de investigar posibles efectos no relacionados con el NF, se formaron dos grupos de sujetos. El grupo de entrenamiento (GE), compuesto por 10 sujetos (7 mujeres), los cuales recibieron realimentación de su actividad fm- θ durante las sesiones de NF. Por otro lado, el grupo de placebo (GP), compuesto por 10 sujetos (5 mujeres), los cuales recibieron como realimentación la potencia de su actividad cerebral en distintos rangos de frecuencia, variando en cada sesión. Las bandas empleadas para la realimentación del GP en cada sesión fueron: 16-18 Hz, 14-16 Hz, 18-20 Hz, 20-22 Hz, 12-14 Hz y 22-24 Hz. Esto permitió que los sujetos de GP pudieran experimentar cierta sensación de control, pero que no pudieran modular voluntariamente la actividad fm- θ .

Para el registro y análisis del EEG en tiempo real durante el NF se utilizó un amplificador g.USBamp (Guger Technologies OG, Graz, Austria) con 16 electrodos activos (F7, F3, Fz, F4, F8, FCz, C3, Cz, C4, CPz, P3, Pz, P4, PO7, POz y PO8) colocados en un gorro elástico siguiendo el estándar 10-10. El canal AFz se utilizó como tierra y se colocó una referencia común en el lóbulo de la oreja derecha. La señal se adquirió a una frecuencia de muestreo de 256 Hz. Para el procesamiento en tiempo real se aplicó a la señal un filtro espacial tipo Laplaciano y un filtro paso banda tipo Butterworth centrado en la banda de frecuencia de entrenamiento.

2.2. Preprocesado del EEG

Previo al cálculo de las matrices de conectividad funcional, se siguió el siguiente preprocesado del EEG registrado durante el NF. En primer lugar, la señal fue referenciada con respecto al promedio de la actividad registrada en todos los electrodos activos. A continuación, se realizó un filtrado paso banda entre 1 y 40 Hz. A la señal resultante se le aplicó el análisis de componentes independientes

(ICA) y se eliminaron aquellas componentes de origen no neuronal (artefactos oculares, musculares o cardiacos), que contaminasen la señal. Tras esto, la señal fue dividida en épocas de 3 s de duración y se aplicó un método de rechazo automático de las épocas ruidosas o que presentaran artefactos.

2.3. Análisis de redes

Las redes estudiadas se obtuvieron a partir de las matrices de conectividad funcional calculadas mediante *Phase Locking Value (PLV)* [9]. Los nodos de la red fueron representados por los distintos electrodos, y las conexiones por los valores de conectividad entre los mismos. *PLV* cuantifica el grado de sincronización del EEG entre un par de electrodos a partir de la estabilidad de su diferencia de fases instantáneas [9]:

$$PLV = \left| \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T e^{j\Delta\phi(t)} \right|, \quad (1)$$

siendo $\Delta\phi(t)$ la diferencia de fases instantáneas de dos señales en el instante t , y T la longitud de la ventana temporal analizada. Para el uso de *PLV* es necesario que el ancho de banda de la señal analizada sea estrecho. Por ello, el análisis se llevó a cabo filtrando las épocas resultantes del preprocesado anterior en las bandas theta (θ , 4-8 Hz) y alpha (α , 8-13 Hz). La extracción de la fase instantánea de la señal se llevó a cabo mediante la transformada de Hilbert.

Se escogieron dos características para analizar la estructura global de las redes calculadas: *Clustering Coefficient (CLC)* y *Characteristic Path Length (PL)* [4]. *CLC* proporciona información sobre la presencia de comunidades o subgrupos densamente interconectados dentro de la red [4]. Esta es una propiedad necesaria para establecer que una red presenta segregación y, por tanto, tiende a formar subredes especializadas en distintas tareas. Se define de la siguiente forma:

$$CLC = \left(\frac{N}{3} \right) \sum_{i \in n} \sum_{j, h \in n} (w_{ij}^b w_{ih}^b w_{jh}^b)^{\frac{1}{3}}, \quad (2)$$

donde w_{ij} denota el valor de la conexión entre los electrodos i y j . Por su parte, *PL* proporciona información sobre el grado de integración de una red, es decir, sobre la capacidad para transmitir información de manera eficiente [4]. Se define de la siguiente forma:

$$PL = \frac{1}{N} \sum_{i \in n} \frac{\sum_{j \in n, j \neq i} d_{ij}}{n-1}, \quad (3)$$

donde d_{ij} indica la distancia mínima entre los nodos i y j . Con el objetivo de independizar estas medidas de otras características de la red, como el tamaño o la densidad, las medidas de *CLC* y *PL* de cada red fueron normalizadas con respecto al promedio de los valores de *CLC* y *PL* calculados en 50 redes aleatorias [10]. Estas se obtuvieron reordenando de manera aleatoria el valor de las conexiones de cada red original. Finalmente, se realizó un promedio de los parámetros de red calculados, obteniendo un único valor de *CLC* y *PL* por sesión para cada sujeto.

2.4. Análisis estadístico

La posible influencia del NF en las características de red se analizó comparando los valores de *CLC* y *PL* de cada grupo obtenidos en las distintas sesiones. Para evaluar la significancia estadística de los resultados se empleó la prueba U de Mann-Whitney ($\alpha=0.05$) debido a que los datos no satisfacían la condición de normalidad. Los *p*-valores obtenidos fueron corregidos mediante FDR-BH.

3. Resultados

En la Figura 1 se presentan, mediante diagrama de cajas, los valores de *CLC* obtenidos durante las sesiones de NF para los sujetos de GE y GP en las bandas theta y alpha. Se observa que los valores de *CLC* calculados en los sujetos de GE son mayores que los de GP, tanto para theta como para alpha. Sin embargo, tras realizar la corrección FDR-BH, únicamente se encontró diferencia significativa (*p*-valor < 0.001) en la comparación de los valores *CLC* entre grupos calculado en la banda alpha. En la banda theta se obtuvo un *p*-valor próximo a la significancia estadística (*p*-valor = 0.053).

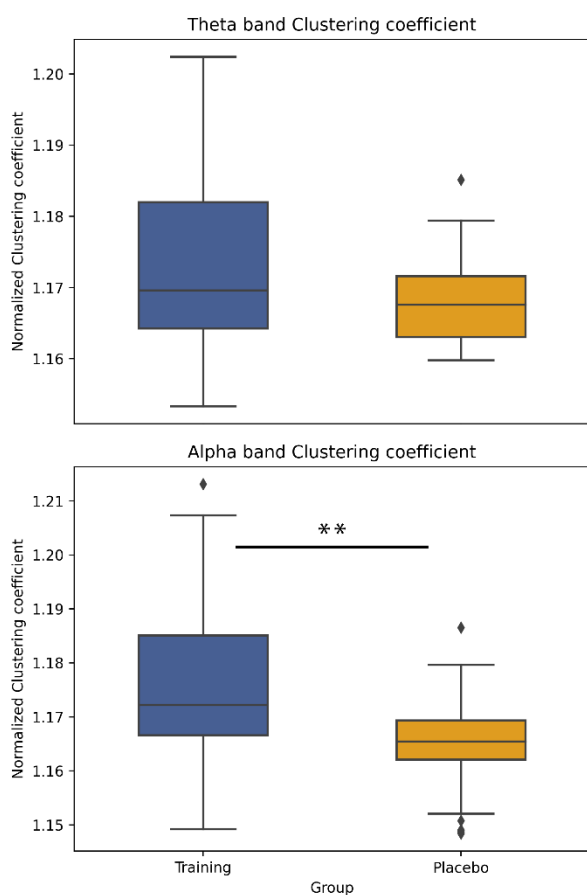


Figura 1. Diagrama de cajas de los valores de *CLC* para cada grupo de sujetos calculado en las bandas theta (superior) y alpha (inferior). Los dos asteriscos (**) indican un *p*-valor < 0.001.

En la Figura 2. se presentan, mediante diagrama de cajas, los valores de *PL* obtenidos durante las sesiones de NF para los sujetos de GE y GP en las bandas theta y alpha. Los valores de *PL* de GE en ambas bandas de frecuencia son ligeramente inferiores a los de GP, sin embargo, esta

diferencia no es significativa en ninguno de los casos (*p*-valores > 0.05).

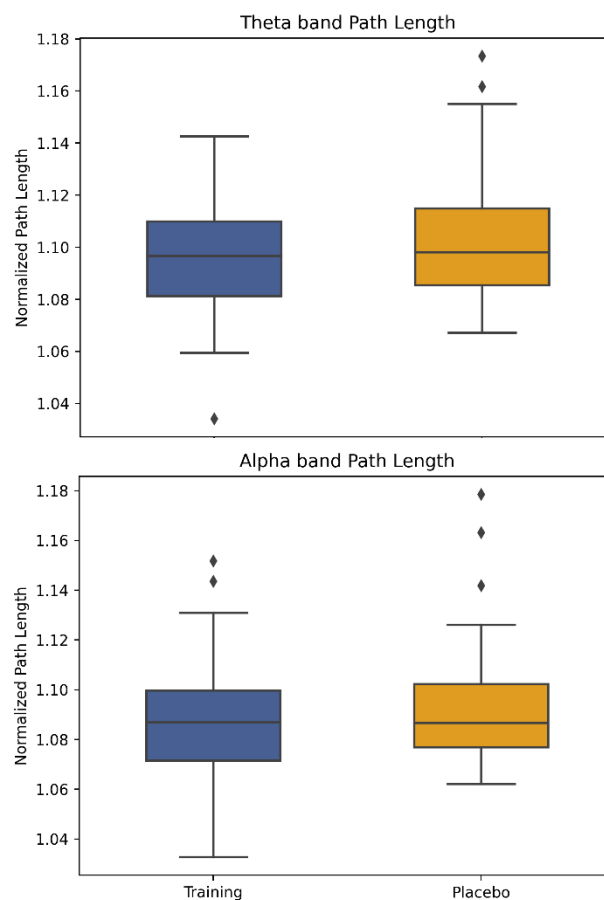


Figura 2. Diagrama de cajas de los valores de *PL* para cada grupo de sujetos calculado en las bandas theta (superior) y alpha (inferior).

4. Discusión

El objetivo de este trabajo ha sido explorar los cambios en la actividad cerebral inducidos por el NF desde la perspectiva de la teoría de redes. Para ello, se han analizado dos de las principales características globales de las redes consideradas: la segregación y la integración.

Múltiples estudios han demostrado que las características de la red cerebral no permanecen inmutables, sino que estas varían en función de las demandas de la tarea cognitiva que se lleva a cabo [11][12]. Además, no todas las características de red se ven influidas de la misma manera. Por ejemplo, un estudio reciente demostró que la automatización de tareas cognitivamente exigentes a través de la repetición daba lugar a redes más segregadas [12]. Sin embargo, la integración de estas redes no se vio afectada. Esto se encuentra alineado con los resultados obtenidos en el presente trabajo. Basándonos en los resultados de la literatura expuestos, consideramos que la diferencia en los valores de *CLC* observados entre los sujetos GE y GP podrían deberse a la automatización del proceso de neuro modulación, el cual únicamente se pudo dar en los sujetos de GE. Este proceso de automatización en NF ya ha sido mencionado previamente en la literatura [2][3]. En estos trabajos se señala cómo en un primer contacto con el NF,

el usuario debe explorar distintas tareas cognitivas que le permitan alcanzar un estado neuronal que se corresponda con el objetivo del entrenamiento. Sin embargo, a medida que este proceso se repite, el usuario va alcanzando de manera más sencilla dicho estado neuronal sin la necesidad de utilizar una tarea cognitiva como intermediario. Esto podría traducirse en una mayor especialización de las distintas partes implicadas, y por tanto un aumento de la segregación de la red cerebral. Estos resultados sugieren que el *CLC* podría ser un indicador útil para evaluar el nivel de aprendizaje de la neuro modulación en sesiones de NF. Por otro lado, la ausencia de diferencias en el *PL* entre ambos grupos sugiere que el proceso de aprendizaje durante el NF no parece tener un impacto en la característica de integración de la red cerebral del usuario.

A pesar de los resultados obtenidos, nuestro trabajo no se encuentra exento de limitaciones. En primer lugar, sería deseable incrementar la población de estudio, tanto en el GE como en el GP. Esto aportaría una mayor potencia estadística a los resultados obtenidos. En segundo lugar, ampliar las características de red estudiadas permitiría tener una mejor perspectiva de cómo varía la estructura de la red cerebral con el NF. Por último, sería interesante estudiar los efectos del NF a nivel de red una vez finalizado el entrenamiento. Esto podría aportar más información sobre la capacidad del NF de inducir cambios en la estructura de la red cerebral a largo plazo.

5. Conclusiones

En este estudio se investigaron los efectos del NF en la actividad cerebral utilizando la teoría de redes como enfoque metodológico. Esta aproximación, innovadora en el campo del NF, ha demostrado ser efectiva en la caracterización de los cambios en el EEG inducidos por el NF. Específicamente, al analizar el *CLC*, se observó una mayor segregación en las redes cerebrales de los sujetos del GE en comparación con los del GP, tanto en la banda theta como en la banda alpha. Estos resultados sugieren que el *CLC* puede ser un indicador útil del aprendizaje de la neuro modulación durante el NF. Además, destacan la importancia de emplear esta metodología para obtener un mayor entendimiento de la influencia del NF en la dinámica cerebral.

Agradecimientos

Este estudio ha sido financiado por los proyectos TED2021-129915B-I00, PID2020-115468RB-I00 y RTC2019-007350-1 financiadas por el Ministerio de Ciencia e Innovación/Agencia Estatal de Investigación/10.13039/501100011033/, FEDER Una forma de hacer Europa; y por ‘Centro de Investigación Biomédica en Red en Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina (CIBER-BBN)’ a través de ‘Instituto de Salud Carlos III’. D. Marcos-Martínez y S. Pérez-Velasco son beneficiarios de una ayuda PIF de la Consejería de Educación de la Junta de Castilla y León.

Referencias

- [1] J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, and T. M. Vaughan, “Brain-computer interfaces for communication and control,” *Clin. Neurophysiol.*, vol. 113, no. 6, pp. 767–791, 2002, doi: 10.1145/1941487.1941506.
- [2] R. Sitaram *et al.*, “Closed-loop brain training: The science of neurofeedback,” *Nat. Rev. Neurosci.*, vol. 18, no. 2, pp. 86–100, 2017, doi: 10.1038/nrn.2016.164.
- [3] T. Ros, B. J. Baars, R. A. Lanius, and P. Vuilleumier, “Tuning pathological brain oscillations with neurofeedback: A systems neuroscience framework,” *Front. Hum. Neurosci.*, vol. 8, no. DEC, pp. 1–22, 2014, doi: 10.3389/fnhum.2014.01008.
- [4] J. Gonzalez-astudillo, T. Cattai, G. Bassignana, and M. Corsi, “Network-based brain – computer interfaces: principles and applications Network-based brain – computer interfaces: principles and applications,” *J. Neural Eng.*, vol. 18, 2021.
- [5] D. Marcos-Martínez, V. Martínez-Cagigal, E. Santamaría-Vázquez, S. Pérez-Velasco, and R. Hornero, “Neurofeedback training based on motor imagery strategies increases EEG complexity in elderly population,” *Entropy*, vol. 23, no. 12, pp. 1–19, 2021, doi: 10.3390/e23121574.
- [6] D. Marcos-Martínez *et al.*, “ITACA: An open-source framework for Neurofeedback based on Brain-Computer Interfaces,” *Comput. Biol. Med.*, vol. 160, 2023, doi: 10.1016/j.compbiomed.2023.107011.
- [7] S. Enriquez-Geppert, R. J. Huster, R. Scharfenort, Z. N. Mokom, J. Zimmermann, and C. S. Herrmann, “Modulation of frontal-midline theta by neurofeedback,” *Biol. Psychol.*, vol. 95, no. 1, pp. 59–69, 2014, doi: 10.1016/j.biopsycho.2013.02.019.
- [8] E. Santamaría-vázquez *et al.*, “MEDUSA ©: A novel Python-based software ecosystem to accelerate brain-computer interface and cognitive neuroscience research,” vol. 230, 2023, doi: 10.1016/j.cmpb.2023.107357.
- [9] J. P. Lachaux, E. Rodriguez, J. Martinerie, and F. J. Varela, “Measuring phase synchrony in brain signals,” *Hum. Brain Mapp.*, vol. 8, no. 4, pp. 194–208, 1999, doi: 10.1002/(SICI)1097-0193(1999)8:4<194::AID-HBM4>3.0.CO;2-C.
- [10] C. J. Stam *et al.*, “Graph theoretical analysis of magnetoencephalographic functional connectivity in Alzheimer’s disease,” *Brain*, vol. 132, no. 1, pp. 213–224, 2009, doi: 10.1093/brain/awn262.
- [11] R. Wang, M. Liu, X. Cheng, Y. Wu, A. Hildebrandt, and C. Zhou, “Segregation, integration, and balance of large-scale resting Brain Networks Configure Different Cognitive Abilities,” *Proc. Natl. Acad. Sci.*, vol. 36, no. 48, pp. 12083–12094, 2021, doi: 10.1073/pnas.2022288118/-/DCSupplemental.y.
- [12] K. Finc *et al.*, “Dynamic reconfiguration of functional brain networks during working memory training,” *Nat. Commun.*, vol. 11, no. 1, pp. 1–15, 2020, doi: 10.1038/s41467-020-15631-z.