

Caracterización de la fatiga mental y su recuperación en tarea de conducción mediante señales electroencefalográficas utilizando algoritmos basados en fractales

Diana G. González-Rodríguez¹, Dulce Martínez-Peón^{1,2},
Erika L. Guzmán Arriaga³, Michelle Contró Esparza³,
Virginia García Pinedo⁴, Carlos A. Rivera Vergara⁴,
Gerardo Benavides Bravo⁵, Manuel A. Ramírez Hernández⁵.

¹ Departamento de Ingeniería Eléctrica y Electrónica,
Instituto Tecnológico de Nuevo León,
México

² División de Estudios de Posgrado e Investigación,
Instituto Tecnológico de Nuevo León,
México

³ Departamento de Ingeniería en Gestión Empresarial,
Instituto Tecnológico de Nuevo León,
México

⁴ Departamento de Ingeniería Industrial,
Instituto Tecnológico de Nuevo León,
México

⁵ Departamento de Ciencias Básicas,
Instituto Tecnológico de Nuevo León,
México

dulce.mp@nuevoleon.tecnm.mx

Resumen. Este estudio tiene como objetivo identificar la fatiga mental y su recuperación en conductores mediante señales electroencefalográficas (EEG). Se utilizó una base de datos de EEG públicamente disponible que contenía 60 minutos de datos de tareas de conducción de siete participantes. Las señales se dividieron en cuatro bloques a los 2, 25, 40 y 60 minutos para su análisis. El preprocesamiento incluyó técnicas de filtrado y análisis de componentes independientes (ICA), seguido de análisis wavelet. Se emplearon tres algoritmos para la caracterización de la señal: desincronización/sincronización relacionada con eventos (ERD/ERS), el exponente de Hurst y la dimensión fractal de Higuchi, centrándose en las bandas alfa y theta. Los resultados de ERD/ERS indican que la fatiga mental puede detectarse después de 25 minutos de conducción continua, con signos de recuperación observados 15 minutos después. Además, se encontró que las variaciones en las señales de EEG dentro de las regiones frontocentral y parietal se correlacionan con la aparición de la fatiga. De manera similar, los algoritmos de Hurst y Higuchi produjeron resultados comparables, lo que refuerza el potencial de la monitorización basada en EEG para la detección temprana de la fatiga mental. Estos hallazgos brindan

información valiosa para el desarrollo de intervenciones de seguridad en entornos de conducción.

Palabras clave: Fatiga mental, señales EEG, exponentes de Hurst, dimensión fractal de Higuchi.

Characterization of Mental Fatigue and its Recovery during a Driving Task Using Electroencephalographic Signals and Fractal-based Algorithms

Abstract. This study aims to identify mental fatigue and its recovery in drivers using electroencephalographic (EEG) signals. A publicly available EEG database containing 60 minutes of driving task data from seven participants was used. The signals were divided into four blocks at 2, 25, 40, and 60 minutes for analysis. Preprocessing included filtering techniques and independent component analysis (ICA), followed by wavelet analysis. Three algorithms were employed for signal characterization: event-related desynchronization/synchronization (ERD/ERS), the Hurst exponent, and Higuchi's fractal dimension, focusing on the alpha and theta bands. The ERD/ERS results indicate that mental fatigue can be detected after 25 minutes of continuous driving, with signs of recovery observed 15 minutes later. Additionally, variations in EEG signals within the frontocentral and parietal regions were found to correlate with the onset of fatigue. Similarly, the Hurst and Higuchi algorithms produced comparable results, reinforcing the potential of EEG-based monitoring for the early detection of mental fatigue. These findings provide valuable insights for the development of safety interventions in driving environments.

Keywords: Mental fatigue, EEG signals, Hurst exponents, Higuchi fractal dimension.

1. Introducción

Actualmente, el entorno laboral se caracteriza por una alta tasa de horas trabajadas, lo que ha llevado a un aumento de la fatiga mental [1,2]. Este fenómeno, reconocido como un importante desafío de salud pública, no solo afecta el bienestar emocional de los trabajadores, sino que además tiene consecuencias significativas para la productividad y el rendimiento del trabajador [2,3]. En este contexto, diversos estudios científicos respaldan la necesidad de comprender y abordar la fatiga mental de manera efectiva. La relación entre la fatiga mental y la productividad ha sido objeto de varias investigaciones. Por otro lado, se ha demostrado que la fatiga mental es uno de los principales causantes de accidentes vehiculares a nivel mundial; cada año, las colisiones causadas por el tránsito cobran la vida de aproximadamente 1,19 millones de personas, según informes de la OMS. Es importante mencionar que estudios de la misma organización indican que la fatiga mental representa cerca del 30% de los accidentes de tránsito [4]. La fatiga mental se puede medir a través de baterías psicológicas y en los años recientes se han desarrollado dispositivos que usan

indicadores fisiológicos como la presión sanguínea, frecuencia cardíaca o parpadeo, o basados en señales eléctricas como el electrooculograma o la electroencefalográfica (EEG) [5,6]. Sin embargo, hasta ahora no se ha analizado cómo se presenta la recuperación luego de la fatiga.

Las señales EEG requieren de un procesamiento para poder encontrar las características en tiempo y frecuencia de la tarea o enfermedad deseada. Cuando se presenta la fatiga mental, en la región frontocentral se presenta a los 25 minutos una desincronización (decremento de la potencia espectral) en la banda alfa (8–12 Hz), y una sincronización (aumento de la potencia espectral) en la región parietal, [6-10]. Además, otros estudios analizaron la banda theta para detectar la fatiga mental, [11-12]. Esto se ha demostrado utilizando la técnica de desincronización/sincronización relacionada con eventos (ERD/ERS) [13].

Está técnica ha sido utilizada desde hace mucho tiempo pero tiene la desventaja de que para su procesamiento se requieren ventanas de tiempo de 3 segundos, por lo que un análisis en tiempo real no es factible. Existen técnicas para caracterizar que utilizan ventanas de tiempo de 100 ms a 300 ms, entre las que se encuentran el índice de Hurst o Higuchi.

Por otro lado, la naturaleza de las señales EEG es que son señales no regulares, no estacionarias, tienen características fractales y se ha demostrado que pueden ser caracterizadas mediante algoritmos basados en fractales como el exponente de Hurst, Wavelets, Dimensión Fractal de Higuchi (HFD) [14-15].

El propósito de este proyecto es caracterizar señales EEG mediante algoritmos basados en fractales como Higuchi y Hurst para detectar fatiga mental en sujetos sanos en tareas de conducción de vehículos, así como la respuesta ante la recuperación después de que se expresa la fatiga y sin dejar de realizar la tarea, para ello, se analizaron señales de una base de datos pública.

Para el análisis de las señales se generaron 4 bloques con ventanas de tiempo de 2, 25, 40 y 60 minutos, se aplicaron métricas como precisión y exactitud, con el fin de evaluar su eficacia en la detección de la fatiga mental de manera más precisa y robusta.

Por último, se generó un análisis ANOVA para la banda alfa y la banda theta, analizando los electrodos FC3, FC4, P3, P4, T3 y T4, donde se realizó la comparación entre los 4 bloques y demostrar que existe diferencia significativa en el bloque 1-2 y 3-4.

2. Materiales y métodos

En esta sección se presentan los materiales utilizados, así como la metodología implementada.

2.1 Materiales

Hardware y software. Se utilizó una computadora Lenovo™ IdeaPad330s con Windows 10 de 64 bits, procesador Intel Core i5 de 8va generación, 12 GB de RAM, se procesaron los datos en MATLAB® R2022b.

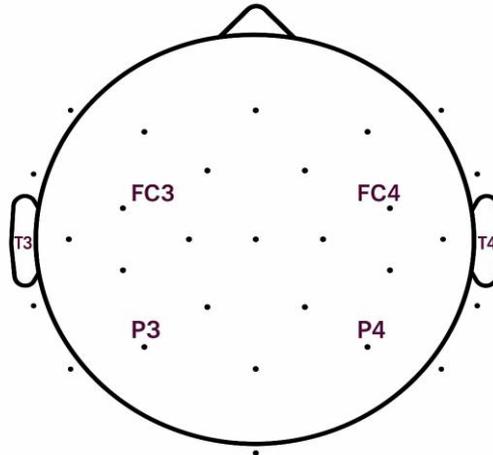


Fig. 1. Distribución de los electrodos de EEG en el sistema 10-20. Los electrodos seleccionados para el análisis son FC3, FC4, P3, P4, T3 y T4.

Base de datos. Se utilizó una base de datos en línea utilizando 7 de los 27 participantes registrados (25 ± 3 años), estos 7 sujetos fueron seleccionados porque son los que tienen un registro completo de 60 minutos, lo cual permite hacer un análisis en ese rango de tiempo. En el estudio se utilizaron 30 electrodos de EEG, de los cuales se analizaron solamente 6 ubicados en las zonas fronto-central (FC), temporal (T) y parietal (P), ver Figura 1.

El experimento consistió en llevar a cabo una simulación de manejo en el laboratorio de la universidad, el entorno donde se desarrolló la conducción fue en una carretera recta, de forma aleatoria se presentaron eventos (desviaciones) para medir el tiempo que le tomaba al participante en responder, denominaron los eventos como 251, 252, 253 y 254. En el evento 251 se mostraba una desviación hacia la izquierda, en el 252 una desviación a la derecha, en el evento 253 se mostraba el tiempo que tardó la persona en responder para posicionar el automóvil de manera correcta dentro de la carretera y por último en el evento 254 se mostraba el tiempo total desde el inicio hasta el final de cada evento. La finalidad del experimento fue evaluar el deterioro de la atención sostenida y el momento donde se presenta la fatiga mental [16].

2.2 Métodos

El análisis de señales EEG, se divide en 3 etapas, la primera consiste en el preprocesamiento de las señales, donde se agruparon los datos, se realizó la reducción del muestreo y se aplicaron filtros (pasa altas, pasa bajas y paso banda), la segunda etapa consistió en recortar las señales por épocas, se analizaron por componentes independientes (ICA) y análisis de Wavelet. En la tercera etapa las señales se caracterizaron utilizando la técnica de ERD/ERS, Higuchi y el exponente de Hurst, ver Figura 2.

Preprocesamiento:

- 1) Agrupamiento de datos: se agruparon en cuatro bloques a 2, 25, 40 y 60 minutos.
- 2) Reducir muestreo: en esta etapa se reduce el número de muestras conservando la información, esto se realiza para reducir el cómputo de los datos. Se debe considerar que esta reducción no debe incumplir el teorema de Nyquist.
- 3) Filtro pasa altas: las señales por debajo de la frecuencia de corte (banda de frecuencia de corte) son atenuadas por el filtro de paso alto, mientras que las que están por encima de la frecuencia de corte (banda de frecuencia de paso) pasan.
- 4) Filtro pasa bajas: este filtro permite que pasen las señales por debajo de la frecuencia de corte (banda de paso) y atenúa las señales por encima de la frecuencia de corte (banda de corte).
- 5) Filtro pasa bandas: este filtro realiza la función de pasar una frecuencia específica en un ancho de banda específico y atenúa la frecuencia fuera del ancho de banda.

Procesamiento de señales:

- 1) Épocas: se seleccionó cada época con duración de 6 segundos respecto a los eventos 251 y 252.
- 2) Análisis de componentes independientes (ICA): se utilizó para desmezclar las señales utilizando la función `runic` de MATLAB®.
- 3) Wavelets: se descompusieron las señales en 5 niveles para seleccionar la banda de frecuencia alfa (8–12 Hz).

– Caracterización:

- 1) ERD/ERS: es la disminución porcentual de la potencia espectral y se calcula como $ERD\% = (N - P) / P * 100$, donde N es el número total de ensayos y P es el promedio, [17-18].
- 2) Exponente de Hurst (HRS): mide la persistencia de los sistemas a lo largo del tiempo, [19-20]. El Rango reescalado es uno de los más comunes para su cálculo y es el usado en este trabajo. El valor de HRS está entre 0 y 1. Si $0 < H < 0,5$ indica anti-persistencia, si $H = 0,5$ indica falta de correlación serial (ruido blanco gaussiano) y si $0,5 < H < 1$ indica persistencia en los datos.
- 3) Dimensión Fractal de Higuchi: es otro algoritmo basado en fractales, es no lineal y su valor se encuentra entre 1 y 2.

– Análisis estadístico:

Como método estadístico para la validación de los datos se utilizó la prueba ANOVA para encontrar diferencia significativa entre los 4 bloques, considerando una $\alpha < 0.05$ como significativa.

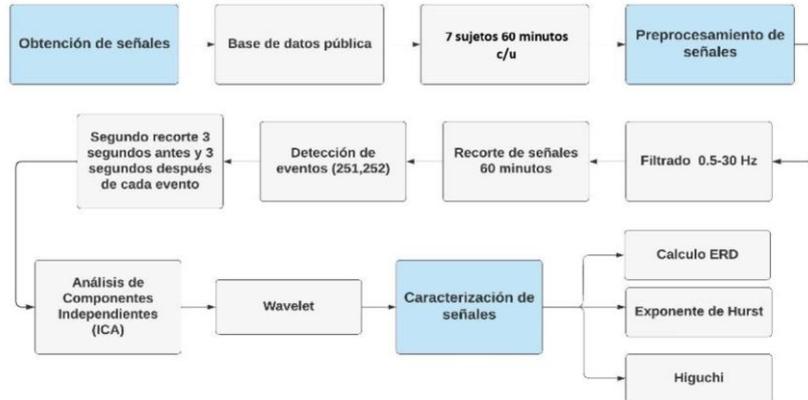


Fig. 2. Esquema del procedimiento para la detección de fatiga mental en conductores a partir de señales EEG. Se incluyen las etapas de obtención, preprocesamiento y caracterización de las señales, con técnicas como análisis de componentes independientes (ICA), wavelets y métricas fractales (ERD, Hurst y Higuchi).

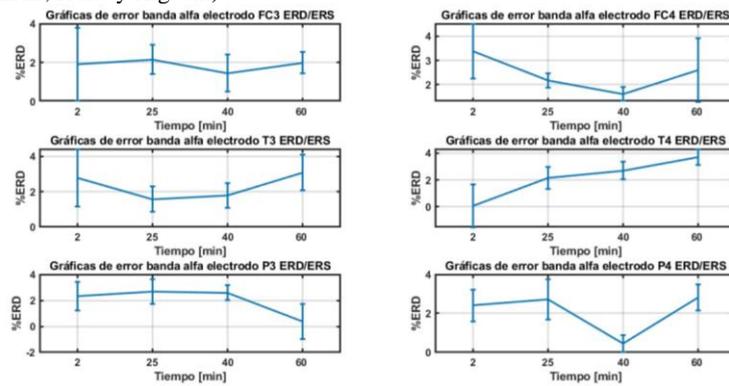


Fig. 3. Gráficas de error de banda alfa, electrodos FC3, FC4, T3, T4, P3 y P4 mediante la técnica ERD/ERS a lo largo de 60 minutos. El eje x muestra el tiempo de la tarea. El eje y muestra el porcentaje de respuesta ERD de la tarea.

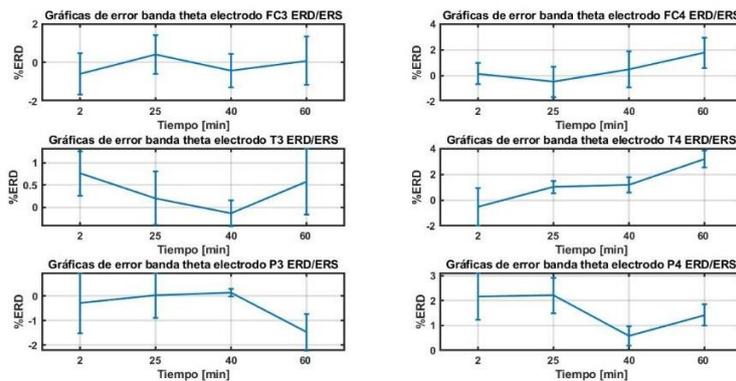


Fig. 4. Gráficas de error de banda theta, electrodos FC3, FC4, T3, T4, P3 y P4 mediante la técnica ERD/ERS a lo largo de 60 minutos.

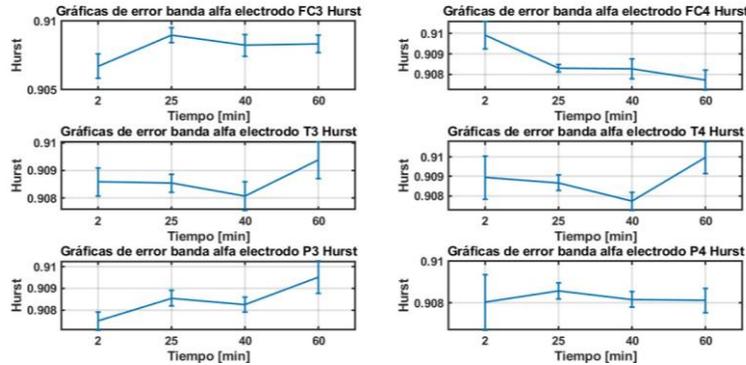


Fig. 5. Gráficas de error de banda alfa, electrodos FC3, FC4, T3, T4, P3 y P4 mediante la técnica de caracterización Hurst a lo largo de 60 minutos.

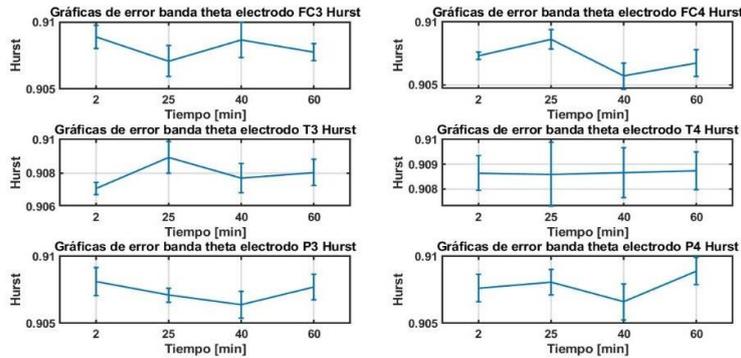


Fig. 6. Gráficas de error de banda theta, electrodos FC3, FC4, T3, T4, P3 y P4 mediante la técnica Hurst a lo largo de 60 minutos consecutivos.

3. Resultados

Los resultados obtenidos se presentan en las Figuras 3-8. Para el algoritmo con ERD/ERS se puede observar en la Figura 3 en la banda alfa que los electrodos T4 y P4 son los que muestran un cambio de amplitud entre los bloques 1 y 2 y posteriormente muestran otro cambio en el bloque 3.

En el caso de la banda theta, Figura 4, los electrodos FC3, FC4 y T4 muestran un cambio entre los bloques 1 y 2, y entre los bloques 2 y 3. En el caso del algoritmo con Hurst, los cambios entre los bloques 1, 2 y 3 en la banda alfa se muestran en los electrodos FC3, T3, P3 y P4. En el caso de la banda theta con Hurst se ven cambios entre los bloques 1, 2 y 3 en los electrodos FC3, T3, FC4 y P4. Finalmente, para Higuchi, los cambios entre bloques 1, 2 y 3 para la banda alfa se muestran en los electrodos FC4 y T4, mientras que para la banda theta estos cambios se presentan en los electrodos FC3, T3, P3, FC4 y P4.

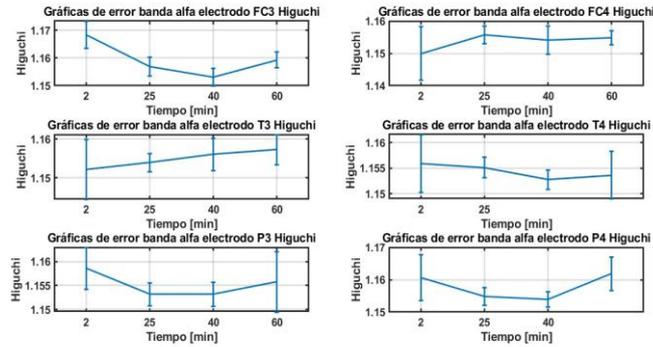


Fig. 7. Gráficas de error de banda alfa, electrodos FC3, FC4, T3, T4, P3 y P4 mediante la técnica Higuchi a lo largo de un período de 60 minutos.

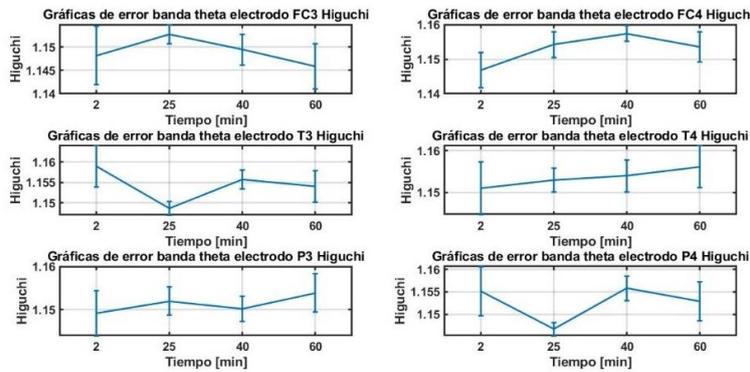


Fig. 8. Gráficas de error de banda theta, electrodos FC3, FC4, T3, T4, P3 y P4 mediante la técnica Higuchi en un período de 60 minutos consecutivos.

Tabla 1. Resultados del análisis de ANOVA para los tres algoritmos en la banda alfa.

		ANOVA banda alfa				
Electrodo		Suma de cuadrados	DF	Media cuadrada	F	Valor p
FC3	(Intersección): Tiempo	15902	219	210.49	0.96772	0.61482
	Error (Tiempo)	2.86E+05	1314	217.51		
FC4	(Intersección): Tiempo	49084	219	224.13	1.0879	0.19794
	Error (Tiempo)	2.71E+05	1314	206.01		
P3	(Intersección): Tiempo	45675	219	208.56	1.0037	0.47602
	Error (Tiempo)	2.73E+05	1314	207.8		
P4	(Intersección): Tiempo	41740	219	190.59	1.0375	0.35092
	Error (Tiempo)	2.41E+05	1314	183.7		
T3	(Intersección): Tiempo	48631	219	22.06	1.0399	0.34274
	Error (Tiempo)	2.81E+05	1314	213.54		
T4	(Intersección): Tiempo	47009	219	214.65	1.0234	0.10178
	Error (Tiempo)	2.76E+05	1314	209.75		

Los resultados con ANOVA se muestran en la Tabla 1, en donde se puede observar que existe diferencia significativa entre los bloques 1, 2, 3 y 4 para los diferentes algoritmos empleados en la banda alfa.

Tabla 2. Resultados del análisis de ANOVA para los tres algoritmos en la banda theta.

ANOVAS banda theta						
Electrodo		Suma de cuadrados	DF	Media cuadrada	F	Valor p
FC3	(Intersección): Tiempo	40960	219	187.03	10.521	0.3019
	Error (Tiempo)	2.34E+05	1314	177.78		
FC4	(Intersección): Tiempo	43443	219	198.37	1.1335	0.10455
	Error (Tiempo)	2.30E+05	1314	175.01		
P3	(Intersección): Tiempo	34632	219	158.14	1.0422	0.33467
	Error (Tiempo)	1.99E+05	1314	151.73		
P4	(Intersección): Tiempo	35616	219	162.63	1.0035	0.47664
	Error (Tiempo)	2.13E+05	1314	162.06		
T3	(Intersección): Tiempo	33117	219	151.22	0.84963	0.93612
	Error (Tiempo)	2.34E+05	1314	177.98		
T4	(Intersección): Tiempo	43589	219	199.04	1.1801	0.048478
	Error (Tiempo)	2.22E+05	1314	168.66		

Los resultados con ANOVA se muestran en la Tabla 2, en donde se puede observar que existe diferencia significativa entre los bloques 1, 2, 3 y 4 para los diferentes algoritmos empleados en la banda theta.

Basado en el análisis realizado, se puede concluir que los datos presentados siguen una distribución normal. Esto se evidencia a través del gráfico de normalidad, el cual muestra que los puntos se alinean de manera cercana a la línea diagonal, lo que indica que la distribución de los datos se ajusta a una distribución normal ideal. Además, al examinar los resultados de la tabla ANOVA proporcionada, se observa que los p-valores de la prueba de normalidad de Shapiro-Wilk son en su mayoría superiores a 0.05, lo que no permite rechazar la hipótesis nula de normalidad.

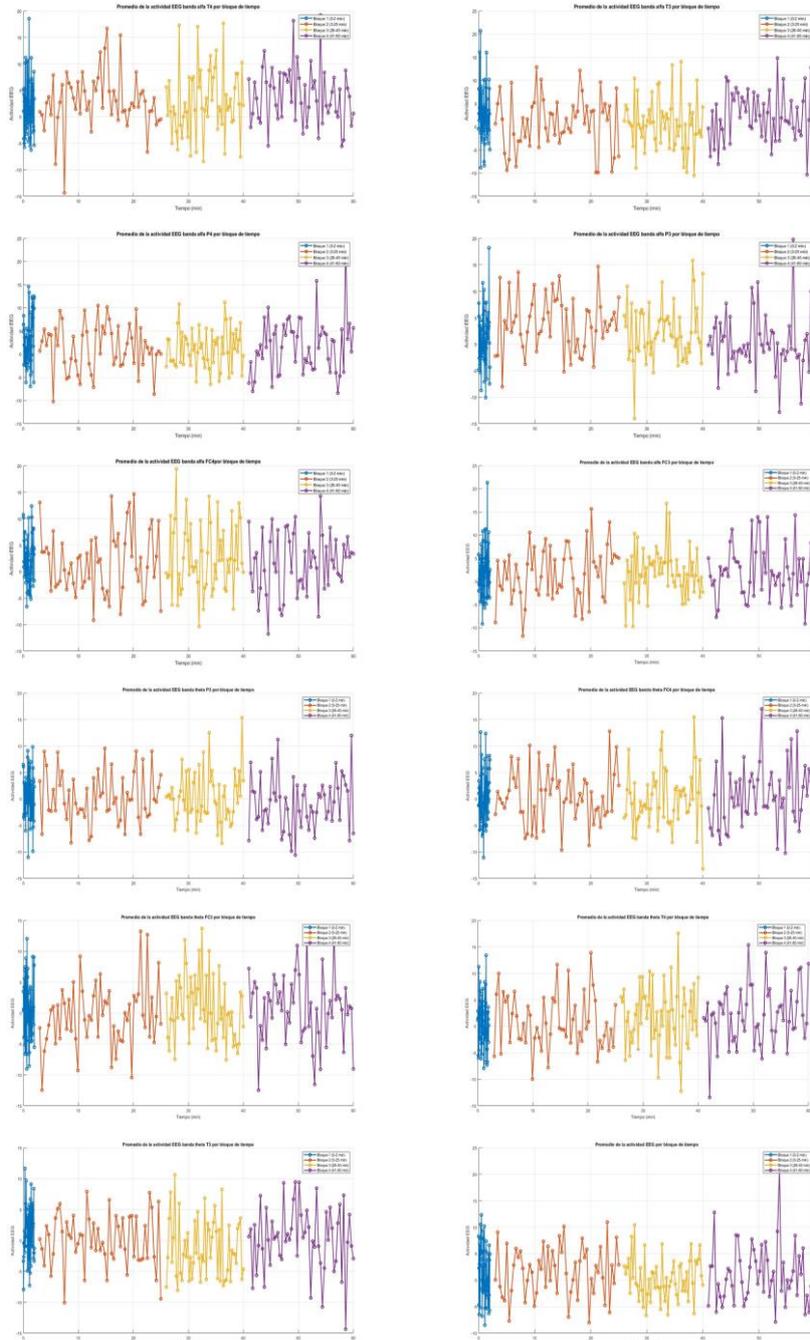
Complementariamente, al aplicar la prueba de Kolmogorov-Smirnov a los datos, se obtuvo un p-valor de 0.12, también mayor al nivel de significancia de 0.05, lo que respalda aún más la conclusión de que los conjuntos de datos analizados siguen una distribución normal. Los datos utilizados en este análisis fueron obtenidos a partir de los bloques de tiempo, posteriormente, se realizó la prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov para cada sujeto, cuyos resultados confirmaron que los datos siguen una distribución normal, el análisis post hoc utilizando la prueba de Tukey-Kramer reveló diferencias significativas entre los grupos ($p < 0.05$) para la mayoría de los electrodos en ambas bandas de frecuencia.

4. Discusiones y conclusiones

En este estudio, se aplicaron algoritmos para analizar señales electroencefalográficas (EEG) con el objetivo de detectar la fatiga mental y su recuperación en una tarea de conducción vehicular, utilizando enfoques basados en fractales.

El análisis de los datos reveló un patrón cíclico en la aparición y recuperación de la fatiga mental, lo que indica que no es un estado permanente, sino un fenómeno dinámico que fluctúa con el tiempo.

Comprender esta dinámica es clave para desarrollar estrategias que optimicen el desempeño cognitivo y reduzcan los riesgos asociados con la conducción prolongada. Los resultados obtenidos ofrecen evidencia significativa sobre la evolución de la fatiga mental a lo largo del tiempo.



A través del análisis de ERD/ERS, el exponente de Hurst y la dimensión fractal de Higuchi, se identificó que los sujetos comenzaron a mostrar signos de fatiga tras 25

minutos de conducción continua (bloque 2), con signos de recuperación 15 minutos después (bloque 3). Este hallazgo es consistente con estudios previos que han demostrado que la fatiga mental surge rápidamente en tareas repetitivas y monótonas.

Cada técnica de análisis reveló cambios específicos en la actividad cerebral. La metodología ERD/ERS mostró que la disminución de las ondas alfa y el incremento de las ondas theta en los electrodos FC3, T3 y P4 reflejan un descenso en la capacidad de procesamiento sensoriomotor y atención sostenida. La reducción de las ondas alfa sugiere menor capacidad de control cognitivo, mientras que el aumento de las ondas theta indica una mayor predisposición a la somnolencia y disminución del estado de alerta, lo que podría afectar la respuesta del conductor ante situaciones imprevistas. Por otro lado, los análisis mediante Hurst muestra que puede ser utilizado para detectar la fatiga mental, como lo hace la técnica de ERD/ERS, esto debido a que la presenta un cambio en la respuesta del bloque 2 respecto al bloque 1. En la banda alfa, se observaron relaciones directas consistentes en los electrodos P3 y P4, donde tanto ERD/ERS como el exponente de Hurst presentaron una disminución hasta el minuto 40. Esta convergencia sugiere una modulación sincronizada de la actividad oscilatoria y de la persistencia fractal en regiones parietales ante la evolución de la fatiga mental. En un estudio anterior de los autores [21], se implementó el índice de Hurst a esta base de datos, sin embargo, solo se realizó un análisis a los 40 minutos, faltó un análisis acerca de la recuperación, la cual es mostrada en este estudio. Para el caso del análisis con Higuchi, no se muestran respuestas como Hurst, por lo que para trabajo a futuro se propone utilizar otras regiones cerebrales para analizar su respuesta.

La identificación temprana de estos cambios mediante el análisis de EEG podría ser clave para la implementación de sistemas de monitoreo de fatiga en tiempo real. Esto permitiría desarrollar intervenciones efectivas para mejorar la seguridad en la conducción y reducir el riesgo de accidentes relacionados con la fatiga mental. En conclusión, este estudio aporta conocimientos fundamentales sobre la dinámica de la fatiga mental y sus manifestaciones neurofisiológicas, ofreciendo una base sólida para futuras investigaciones enfocadas en su aplicación en entornos reales de conducción.

Referencias

1. Allison, P., Tiesman, H.M., Wong, I.S.: Working Hours, Sleep, and Fatigue in the Public Safety Sector: A Scoping Review of the Research. *Am J Ind Med.*, 65, pp. 878–897 (2022) doi: 10.1002/ajim.23407
2. Cunningham, T.R., Guerin, R.J., Ferguson, J.: Work-Related Fatigue: A Hazard for Workers Experiencing Disproportionate Occupational Risks. *Am J Ind Med.*, 65, pp. 913–925 (2022) doi:10.1002/ajim.23325
3. Gaitán-Domínguez, M., González-Rodríguez, M. A., Ordoñez-Argote, A. M.: ¿Cómo afecta la salud mental en la productividad laboral? Corporación Unificada Nacional de Educación Superior-CUN (2023) url: <https://repositorio.cun.edu.co/handle/cun/6084>
4. Organización Mundial de la Salud (OMS): Global Status Report on Road Safety (2023) url: <https://www.who.int/publications/i/item/9789241565684>
5. Dickens, A., Champion, A. J., Schenke, K. C.: Fatigue Management: a Systematic Review of Objective Measurement Techniques for Cognitive Fatigue. *Journal of Clinical and Experimental Neuropsychology*, 46(8), pp. 776–793 (2024).

6. Magnuson, J. R., Doesburg, S. M., McNeil, C. J.: Development and Recovery Time of Mental Fatigue and Its Impact on Motor Function. *Biological psychology*, 161 108076 (2021)
7. Lin, C. T., Wu, R. C., Liang, S. F.: EEG-Based Drowsiness Estimation for Safety Driving Using Independent Component Analysis. In: *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 52(12), pp. 2726–2738 (2005) doi: 10.1109/TCSI.2005.857555
8. Lin, C. T., Wu, R. C., Jung, T. P.: Estimating Driving Performance Based on EEG Spectrum Analysis. In: *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*. 2005 (19), pp. 1–10 (2005) doi:10.1155/ASP.2005.3165
9. Han, C., Sun, X., Yang, Y.: Brain Complex Network Characteristic Analysis of Fatigue During Simulated Driving Based on Electroencephalogram Signals. *Entropy*, vol. 21, no. 4, pp. 353 (2019) doi: 10.3390/e21040353
10. Gharagozlou, F., Saraji, G. N., Mazloumi, A.: Detecting Driver Mental Fatigue Based on EEG Alpha Power Changes During Simulated Driving. *Iranian Journal of Public Health*. 44(12), pp. 1693 (2005) pmid: 26811821 PMID: PMC4724743.
11. Wascher, E., Rasch, B., Sanger, J.: Frontal Theta Activity Reflects Distinct Aspects of Mental Fatigue. *Biological psychology*, 96, pp. 57–65 (2014) doi: 10.1016/j.biopsycho.2013.11.010.
12. Goodman, S.P.J., Collins, B., Shorter, K.: Approaches to Inducing Mental Fatigue: A Systematic Review and Meta-Analysis Of (Neuro)Physiologic Indices. *Behav Res*, 57(102) (2025) doi: 10.3758/s13428-025-02620-7.
13. Dujardin, K., Derambure, P., Defebvre, L.: Evaluation of Event-Related Desynchronization (ERD) During A Recognition Task: Effect of Attention. *Electroencephalography and clinical neurophysiology*, 86(5), pp. 353–356 (1993) doi: 10.1016/0013-4694(93)90049-2.
14. Kalauzi, A., Bojić, T., Vuckovic, A.: Modeling the Relationship Between Higuchi's Fractal Dimension and Fourier Spectra of Physiological Signals. *Med Biol Eng Comput*. 50(7), pp. 689–699 (2012) doi: 10.1007/s11517-012-0913-9. Epub 2012 May 17 pmid: 22588703.
15. Li, G., Xu, Y., Jiang, Y.: Mental Fatigue Has Great Impact on the Fractal Dimension of Brain Functional Network. *Neural Plasticity*, pp. 1–11 (2020) doi:10.1155/2020/8825547.
16. Cao, Z., Chuang, M., King, J. T.: Multi-Channel EEG Recordings During a Sustained-Attention Driving Task. *Scientific data*, 6(1), pp. 1–8 (2019) doi:10.1038/s41597-019-00274.
17. Pfurtscheller, G.: EEG Rhythms-Event-Related Desynchronization and Synchronization. *Rhythms in Physiological Systems*, pp. 289–296 (1991).
18. Pfurtscheller, G., Lopes da Silva, F.: Event-Related EEG/MEG Synchronization and Desynchronization: Basic Principles. *Clin Neurophysiol*. 110(11), pp. 1842–1857 (1999) doi: 10.1016/s1388-2457(99)00141-8. PMID: 10576479.
19. Mandelbrot, B., Wallis, J.: Robustness of The Rescaled Range R/S in the Measurement of Noncyclic Long Run Statistical Dependence. *Water Resources Research*, 5, pp. 967–988 (1969) doi: 10.1029/WR005i005p00967.
20. Delgado, O.Y., Delgado, J. R.: Hurst Exponent and Fractal Dimension Estimation of a Topographic Surface Through a Profiles Extraction. In: *UD y la geomática*, 5, pp. 84–91 (2011)
21. González-Rodríguez, D. G., Martínez-Peon, D., Angélica Ortiz Jiménez, X.: EEG-Based Drivers Mental Fatigue Detection Using ERD/ERS and Hurst Exponent. In: *Proceedings of the 6th International Conference on Medical and Health Informatics (ICMHI '22)*. Association for Computing Machinery, pp. 159–162 (2022) doi: 10.1145/3545729.3545763.