



**UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA CENTROAMERICANA**

**FACULTAD DE INGENIERÍA**

**PROYECTO DE INVESTIGACIÓN**

**ANÁLISIS DE SEÑALES EEG: COMPORTAMIENTO DE LA ACTIVIDAD CEREBRAL  
DURANTE LA EXPOSICIÓN A REDES SOCIALES**

**PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO**

**INGENIERO EN BIOMÉDICA**

**PRESENTADO POR:**

**11741034 JUAN JOSÉ MÁRQUEZ PALMA**

**61811179 ALEXANDRA MICHELLE ALEMÁN MARTÍNEZ**

**ASESOR: MANUEL GAMERO**

**SAN PEDRO SULA; OCTUBRE, 2023**

## **DEDICATORIA**

A Dios,

Por dotarnos de fortaleza, sabiduría y perseverancia en cada paso que damos.

A nuestras familias,

Por su apoyo inquebrantable, por cada palabra de aliento y por ser la razón detrás de cada logro. A ustedes dedicamos este trabajo.

**-Juan y Alexandra**

## **AGRADECIMIENTOS**

“Primeramente, dar las gracias a Dios por darme fuerza y sabiduría en los momentos más difíciles de mi trayecto académico.

También, quiero expresar mi sincero agradecimiento a mi madre, Elisa Palma, por su amor y paciencia incondicional que me han sostenido durante los momentos de desafío y me han inspirado a alcanzar mis metas. Gracias por estar siempre ahí para escucharme, motivarme y brindarme sus palabras de aliento. Su paciencia y comprensión infinitas me han ayudado a superar los desafíos y obstáculos que surgieron en el camino.”

**-Juan José Márquez Palma**

“En primer lugar, mi agradecimiento más profundo y sincero es para Dios, quien ha sido la fuente inagotable de fuerza, valentía y sabiduría en cada etapa de mi vida. Su amor constante y guía han sido fundamentales para alcanzar este significativo logro en mi carrera académica y desarrollo personal. Reconozco que, sin Él, los desafíos hubieran parecido insuperables y esta meta no se hubiera concretado

A mis amados padres, les estoy eternamente agradecida. Desde el momento en que decidí iniciar este camino académico, han sido mi roca y mi inspiración, siempre alentándome a perseguir mis sueños y a enfrentar cualquier desafío.

Finalmente, mi profunda gratitud a mi tía Mayra Alemán y a mi abuela María Alfaro. Su presencia y apoyo han sido esenciales en cada etapa de este proceso. Su amor y aliento han iluminado mi camino, recordándome siempre el valor de la perseverancia y la dedicación.”

**-Alexandra Michelle Alemán Martínez**

“Queremos expresar nuestro sincero agradecimiento al Ing. Manuel Gamero, nuestro asesor metodológico. Su disposición para compartir su tiempo, conocimiento y valiosos consejos han sido fundamentales para el desarrollo y éxito de esta investigación.”

**-Juan y Alexandra**

## EPÍGRAFE

*"Somos lo que hacemos repetidamente. La excelencia, entonces, no es un acto, sino un hábito."*

*-Aristóteles*

## RESUMEN EJECUTIVO

En un entorno en el que las redes sociales desempeñan un papel cada vez más relevante, surge la interrogante acerca de su influencia en la actividad cerebral de los individuos. En este estudio, se abordó esta cuestión utilizando técnicas avanzadas de procesamiento de señales cerebrales. El punto de partida fue una exhaustiva revisión de la literatura científica relacionada con la interacción en redes sociales y su impacto en la actividad cerebral, estableciendo así una base teórica sólida. Para llevar a cabo esta investigación, se diseñó una metodología que incluyó la interacción planificada con varias plataformas de redes sociales, tales como TikTok, Instagram y X. Se utilizó el sistema EEG Ultracortex Mark IV de OpenBCI para registrar las señales cerebrales de los participantes. Los datos recopilados fueron sometidos a un análisis espectral y estadístico, lo que permitió identificar patrones generales en la actividad cerebral de los participantes. Tras analizar la actividad cerebral en relación con la duración de la exposición a las redes sociales en intervalos de 9, 18 y 27 minutos, se observó un aumento en las bandas Delta, Theta y Beta a medida que transcurría el tiempo. Además, se observaron diferencias significativas entre las distintas redes sociales, en particular entre Instagram y X, en las bandas Beta y Gamma.

**Palabras Clave:** Actividad cerebral, Análisis espectral, ANOVA, Estudiantes, FFT, Redes sociales.

## **ABSTRACT**

In an environment where social networks play an increasingly relevant role, the question arises about their influence on individuals' brain activity. This study addressed this issue using advanced techniques for processing brain signals. The starting point was a thorough review of the scientific literature related to social media interaction and its impact on brain activity, thus establishing a solid theoretical foundation. To carry out this research, a methodology was designed, including planned interaction with various social media platforms such as TikTok, Instagram, and X. The EEG system Ultracortex Mark IV from OpenBCI was used to record participants' brain signals. The collected data underwent spectral and statistical analysis, allowing for the identification of general patterns in participants' brain activity. After analyzing brain activity in relation to the duration of exposure to social networks in intervals of 9, 18, and 27 minutes, an increase in the Delta, Theta, and Beta bands was observed as time passed. Furthermore, significant differences were observed between different social networks, particularly between Instagram and X, in the Beta and Gamma bands.

**Keywords:** ANOVA, Brain activity, FFT, Social networks, Spectral analysis, Students.

## LISTA DE SIGLAS

ANOVA	Análisis de varianza
BCI	Brain Computer interfaz
EEG	Electroencefalograma
FFT	Transformada rápida de Fourier
GL	Grados de libertad
PE	Potenciales evocados
SS	Suma de cuadrados

## **GLOSARIO**

Actividad cerebral: Es la actividad eléctrica y química que ocurre en el cerebro, incluyendo la transmisión de señales entre las células cerebrales (neuronas). Esta actividad es esencial para el funcionamiento del cerebro y está relacionada con procesos como el pensamiento, la memoria, las emociones y las funciones corporales (Ustároz, 2011).

Artefacto: Factor que perturba la correcta interpretación del resultado (ASALE & RAE, 2023).

Neuro tecnología: Campo interdisciplinario que combina la neurociencia con la tecnología para desarrollar herramientas, dispositivos y aplicaciones que permiten estudiar, comprender y manipular el sistema nervioso humano y otros sistemas biológicos relacionados (Cid, 2022).

Redes Sociales: Plataformas en línea diseñadas para facilitar la comunicación, la interacción y el intercambio de información entre usuarios (Peña et al., 2010).

Segmento temporal: Período específico de tiempo durante el cual se registra y se analiza la actividad eléctrica del cerebro (Ramos-Argüelles et al., 2009).

## ÍNDICE DE CONTENIDO

<b>I.</b>	<b>INTRODUCCIÓN .....</b>	<b>1</b>
<b>II.</b>	<b>PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....</b>	<b>2</b>
	<b>2.1 PRECEDENTES DEL PROBLEMA .....</b>	<b>2</b>
	<b>2.2 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA .....</b>	<b>3</b>
	<b>2.3 JUSTIFICACIÓN.....</b>	<b>3</b>
	<b>2.4 PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN .....</b>	<b>4</b>
	2.4.1 PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN GENERAL .....	4
	2.4.2 PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN ESPECÍFICAS .....	4
	<b>2.5 OBJETIVOS .....</b>	<b>5</b>
	2.5.1 OBJETIVO GENERAL.....	5
	2.5.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS .....	5
<b>III.</b>	<b>ESTADO DEL ARTE .....</b>	<b>6</b>
	<b>3.1 ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL .....</b>	<b>6</b>
	3.1.1 MACROENTORNO.....	6
	3.1.2 MICROENTORNO .....	11
	<b>3.2 CONCEPTUALIZACIÓN.....</b>	<b>16</b>
	3.2.1 ELECTROENCEFALOGRAFÍA .....	16
	3.2.2 REDES SOCIALES.....	16
	3.2.3 ANATOMÍA CEREBRAL .....	16
	3.2.4 ONDAS CEREBRALES .....	18
	3.2.5 POTENCIALES EVOCADOS .....	19
	3.2.6 EMOCIONES.....	19

3.2.7	TECNOLOGÍA .....	19
<b>3.3</b>	<b>TEORÍAS DE SUSTENTO .....</b>	<b>20</b>
3.3.1	BASES TEÓRICAS .....	20
3.3.2	METODOLOGÍAS DESARROLLADAS POR OTROS INVESTIGADORES .....	23
3.3.3	INSTRUMENTOS UTILIZADOS .....	26
<b>3.4</b>	<b>MARCO LEGAL .....</b>	<b>28</b>
3.4.1	REGLAMENTO GENERAL DE PROTECCIÓN DE DATOS (RGDP).....	28
3.4.2	LEY FEDERAL DE PROTECCIÓN DE DATOS MÉDICOS (HIPAA) .....	29
<b>IV.</b>	<b>METODOLOGÍA .....</b>	<b>30</b>
<b>4.1</b>	<b>ENFOQUE .....</b>	<b>30</b>
<b>4.2</b>	<b>VARIABLES DE INVESTIGACIÓN.....</b>	<b>31</b>
4.2.1	VARIABLE DEPENDIENTE .....	31
4.2.2	VARIABLES INDEPENDIENTES.....	31
<b>4.3</b>	<b>TÉCNICAS E INSTRUMENTOS APLICADOS .....</b>	<b>32</b>
4.3.1	OPENBCI GUI.....	32
4.3.2	MATLAB .....	33
4.3.3	SISTEMA 10 – 20 INTERNACIONAL .....	33
<b>4.4</b>	<b>MATERIALES .....</b>	<b>34</b>
4.4.1	CASCO ULTRACORTEX MARK IV.....	34
4.4.2	PLACA CYTON .....	35
4.4.3	ELECTRODOS .....	35
4.4.4	CYTON DONGLE .....	36
<b>4.5</b>	<b>POBLACIÓN Y MUESTRA .....</b>	<b>36</b>

<b>4.6</b>	<b>METODOLOGÍA DE ESTUDIO.....</b>	<b>37</b>
4.6.1	RECOPILACIÓN DE DATOS.....	37
4.6.2	ANÁLISIS DE LOS DATOS.....	39
<b>4.7</b>	<b>METODOLOGÍA DE VALIDACIÓN .....</b>	<b>41</b>
<b>4.8</b>	<b>CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES .....</b>	<b>42</b>
<b>4.9</b>	<b>MATRIZ METODOLÓGICA .....</b>	<b>43</b>
<b>V.</b>	<b>RESULTADOS .....</b>	<b>46</b>
<b>5.1</b>	<b>ADQUISICIÓN DE SEÑALES EEG.....</b>	<b>46</b>
5.1.1	PROCESO Y MONTAJE DE ELECTRODOS.....	47
5.1.2	PROGRAMA DE ADQUISICIÓN Y VISUALIZACIÓN.....	47
<b>5.2</b>	<b>DESCRIPCIÓN DEL ESTUDIO.....</b>	<b>49</b>
5.2.1	CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LOS PARTICIPANTES.....	49
5.2.2	DISTRIBUCIÓN DE PARTICIPANTES POR CARRERA.....	49
5.2.3	DURACIÓN Y DETALLE DE LAS INTERVENCIONES.....	50
5.2.4	CONDICIONES DEL ENTORNO.....	51
5.2.5	OBSERVACIONES TÉCNICAS.....	52
<b>5.3</b>	<b>PREPROCESAMIENTO DE LOS DATOS .....</b>	<b>52</b>
5.3.1	FILTRADO DE LAS SEÑALES.....	53
5.3.2	SEGMENTACIÓN DE LAS SEÑALES.....	54
<b>5.4</b>	<b>ANÁLISIS ESPECTRAL DE LAS SEÑALES EEG.....</b>	<b>55</b>
5.4.1	APLICACIÓN DE LA VENTANA DE HAMMING .....	55
5.4.2	INICIALIZACIÓN DE LAS POTENCIAS POR CANAL.....	55
5.4.3	TRANSFORMADA RÁPIDA DE FOURIER (FFT).....	55

5.4.4	CÁLCULO DE LA POTENCIA ESPECTRAL.....	56
5.4.5	DETERMINACIÓN DE BANDAS DE FRECUENCIA.....	56
5.4.6	CÁLCULO DE LA POTENCIA EN BANDAS DE FRECUENCIA.....	56
5.4.7	AGRUPACIÓN DE POTENCIAS POR SEGMENTO.....	56
5.4.8	VISUALIZACIÓN DE LOS RESULTADOS.....	56
5.4.9	ALMACENAMIENTO DE DATOS.....	57
<b>5.5</b>	<b>SEÑALES OBTENIDAS.....</b>	<b>58</b>
<b>5.6</b>	<b>ANÁLISIS ESTADÍSTICO.....</b>	<b>60</b>
5.6.1	ANÁLISIS POR TIEMPO DE EXPOSICIÓN A LAS REDES SOCIALES.....	60
5.6.2	ANÁLISIS POR TIPO DE RED SOCIAL.....	67
5.6.3	RESULTADOS DEL ANOVA Y PRUEBAS DE TUKEY-KRAMER PARA EL TIEMPO DE EXPOSICIÓN DE 18 MIN 84	
<b>5.7</b>	<b>EVALUACIÓN DE RESULTADOS.....</b>	<b>100</b>
5.7.1	TIEMPO DE EXPOSICIÓN A LAS REDES SOCIALES.....	100
5.7.2	TIPO DE RED SOCIAL.....	101
<b>VI.</b>	<b>CONCLUSIONES.....</b>	<b>106</b>
<b>VII.</b>	<b>RECOMENDACIONES.....</b>	<b>108</b>
<b>7.1</b>	<b>DISEÑO EXPERIMENTAL.....</b>	<b>108</b>
<b>7.2</b>	<b>TÉCNICAS DE ANÁLISIS.....</b>	<b>108</b>
<b>7.3</b>	<b>EQUIPAMIENTO Y MATERIALES.....</b>	<b>108</b>
<b>7.4</b>	<b>CONTROL DE VARIABLES.....</b>	<b>109</b>
<b>7.5</b>	<b>FASE PRELIMINAR.....</b>	<b>109</b>
<b>VIII.</b>	<b>APLICABILIDAD.....</b>	<b>110</b>

<b>IX.</b>	<b>TRABAJO FUTURO.....</b>	<b>111</b>
	<b>9.1 PROFUNDIZACIÓN EN DURACIONES EXTENSAS .....</b>	<b>111</b>
	<b>9.2 DIVERSIDAD DE PARTICIPANTES.....</b>	<b>111</b>
	<b>9.3 IMPACTO DE LAS NOTIFICACIONES .....</b>	<b>111</b>
	<b>9.4 INTEGRACIÓN DE BIOMARCADORES ADICIONALES .....</b>	<b>111</b>
	<b>9.5 RELACIÓN CON TRASTORNOS PSICOLÓGICOS.....</b>	<b>111</b>
<b>X.</b>	<b>BIBLIOGRAFÍA.....</b>	<b>112</b>

## ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1 - Teoría del Procesamiento de la Información.....	22
Ilustración 2 – Sistemas de adquisición y procesamiento utilizados por otros autores .....	28
Ilustración 3 - Variables de investigación .....	31
Ilustración 4 – Interfaz OpenBCI GUI .....	32
Ilustración 5 – Interfaz de MATLAB.....	33
Ilustración 6 - Casco Ultracortex Mark IV .....	34
Ilustración 7 - Placa Cyton.....	35
Ilustración 8 - Diferentes tipos de electrodos.....	35
Ilustración 9 - Cyton Dongle.....	36
Ilustración 10 – Adquisición de señales EEG.....	46
Ilustración 11 – Proceso de adquisición de señales.....	47
Ilustración 12 – Configuración utilizada .....	48
Ilustración 13 – Visualización de las señales EEG durante la recopilación de datos .....	48
Ilustración 14 – Características de los sujetos de estudio .....	50
Ilustración 15 – Condiciones del entorno .....	52
Ilustración 16 – Configuración del filtro .....	53
Ilustración 17 – Diagrama de bloques del filtro adaptativo .....	54
Ilustración 18 – Proceso del análisis de señales EEG .....	57
Ilustración 19 – Señales EEG de Sujeto de 9 minutos .....	58
Ilustración 20 – Señales EEG de Sujeto de 18 Minutos.....	59
Ilustración 21 – Señales EEG de Sujeto de 27 Minutos.....	59
Ilustración 22 – Comparación Post hoc Tukey-Kramer para los grupos de 9 y 27 min .....	62

Ilustración 23 – Comparación Post hoc Tukey-Kramer para el grupo de 18 min.....	63
Ilustración 24 – Distribución de potencia en la banda Delta según el tiempo de exposición.....	64
Ilustración 25 – Distribución de potencia en la banda Theta según el tiempo de exposición.....	64
Ilustración 26 – Distribución de potencia en la banda Alpha según el tiempo de exposición.....	65
Ilustración 27 – Distribución de potencia en la banda Beta según el tiempo de exposición .....	66
Ilustración 28 – Distribución de potencia en la banda Gamma según el tiempo de exposición...	66
Ilustración 29 – Distribución de Potencia en la Banda Delta por Red Social .....	68
Ilustración 30 – Distribución de Potencia en la Banda Theta por Red Social.....	69
Ilustración 31 – Distribución de Potencia en la Banda Alpha por Red Social .....	70
Ilustración 32 – Distribución de Potencia en la Banda Beta por Red Social .....	71
Ilustración 33 – Distribución de Potencia en la Banda Gamma por Red Social .....	72
Ilustración 34 – Medias de Potencia por Red Social y Bandas de Frecuencia (9 min) .....	73
Ilustración 35 – Distribución de Potencia en la Banda Delta por Red Social .....	79
Ilustración 36 – Distribución de Potencia en la Banda Theta por Red Social.....	80
Ilustración 37 – Distribución de Potencia en la Banda Alpha por Red Social .....	81
Ilustración 38 – Distribución de Potencia en la Banda Beta por Red Social .....	82
Ilustración 39 – Distribución de Potencia en la Banda Gamma por Red Social .....	83
Ilustración 40 – Medias de Potencia por Red Social y Bandas de Frecuencia (18 min).....	84
Ilustración 41– Distribución de Potencia en la Banda Delta por Red Social.....	89
Ilustración 42 – Distribución de Potencia en la Banda Theta por Red Social.....	90
Ilustración 43 – Distribución de Potencia en la Banda Alpha por Red Social .....	91
Ilustración 44 – Distribución de Potencia en la Banda Beta por Red Social .....	92
Ilustración 45 – Distribución de Potencia en la Banda Gamma por Red Social .....	93

Ilustración 46 – Medias de Potencia por Red Social y Bandas de Frecuencia (27 min) .....	94
--	----

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 – Dispositivos EEG de investigación más accesibles en el mercado .....	8
Tabla 2 - Tipos de ondas.....	18
Tabla 3 – Resumen de dispositivos y técnicas utilizadas por otros investigadores.....	25
Tabla 5 - Metodología de la Investigación.....	30
Tabla 6 - Distribución de los electrodos según el sistema 10-20.....	34
Tabla 7 – Cronograma de actividades.....	42
Tabla 8 - Matriz Metodológica .....	43
Tabla 9 - Distribución de participantes según carrera académica .....	49
Tabla 10 - Esquema temporal de intervenciones .....	50
Tabla 11 - Resultados del ANOVA para las diferentes bandas de frecuencia .....	60
Tabla 12 - Resultados del ANOVA para la Banda Delta .....	74
Tabla 13 - Resultados del ANOVA para la Banda Theta.....	74
Tabla 14 - Resultados del ANOVA para la Banda Alpha.....	75
Tabla 15 - Comparaciones Post hoc Tukey-Kramer para la Banda Alpha.....	75
Tabla 16 - Resultados del ANOVA para la Banda Beta.....	76
Tabla 17 - Comparaciones Post hoc Tukey-Kramer para la Banda Beta.....	76
Tabla 18 - Resultados del ANOVA para la Banda Gamma .....	77
Tabla 19 - Comparaciones Post hoc Tukey-Kramer para la Banda Gamma.....	77
Tabla 20 - Resultados del ANOVA para la Banda Delta .....	85
Tabla 21 - Resultados del ANOVA para la Banda Theta.....	85

Tabla 22 - Resultados del ANOVA para la Banda Alpha .....	86
Tabla 23 - Resultados del ANOVA para la Banda Beta.....	87
Tabla 24 - Resultados del ANOVA para la Banda Gamma .....	87
Tabla 25 - Resultados del ANOVA para la Banda Delta .....	95
Tabla 26 - Resultados del ANOVA para la Banda Theta.....	95
Tabla 27 - Resultados del ANOVA para la Banda Alpha .....	96
Tabla 28 - Resultados del ANOVA para la Banda Beta.....	97
Tabla 29 - Comparaciones Post hoc Tukey-Kramer para la Banda Beta.....	98
Tabla 30 - Resultados del ANOVA para la Banda Gamma .....	98
Tabla 31 - Comparaciones Post hoc Tukey-Kramer para la Banda Gamma .....	99

## **ÍNDICE DE ECUACIONES**

Ecuación 1 – Filtro adaptativo .....	54
Ecuación 2 – Transformada rápida de Fourier .....	56

## **ÍNDICE DE ANEXOS**

Anexo 1 – Cálculo de potencias en las bandas.....	120
Anexo 2 - ANOVA para el análisis del tiempo de exposición .....	122
Anexo 3 – ANOVA para el análisis del tipo de red.....	124
Anexo 4 – Matriz Bibliográfica .....	125

## I. INTRODUCCIÓN

La era digital ha traído consigo una transformación en la forma en que las personas se comunican, interactúan y consumen información. Las redes sociales, en particular, han redefinido las dinámicas sociales y han generado preguntas sobre su impacto en diferentes aspectos de la vida humana. Uno de los campos que ha suscitado un creciente interés es la influencia de estas plataformas en la actividad cerebral de quienes las utilizan. Esta área de investigación se encuentra en constante evolución y se erige como el eje central de este estudio.

El enfoque de este proyecto estará dirigido hacia la comunidad estudiantil de la Universidad Tecnológica Centroamericana (UNITEC) como grupo demográfico de estudio. La elección de este grupo no es aleatoria, ya que los estudiantes universitarios se encuentran en una etapa crítica de desarrollo cognitivo y social. Su inmersión en entornos digitales los convierte en sujetos idóneos para investigar la relación entre las redes sociales y la actividad cerebral. Para llevar a cabo este análisis, se recurrirá a herramientas de avanzada para la captura y análisis de señales EEG, siendo el dispositivo Ultracortex Mark IV de OpenBCI el componente central de esta investigación.

El propósito principal de este estudio radica en ofrecer una comprensión más profunda de la influencia de las redes sociales en la actividad cerebral de los estudiantes universitarios. Este informe mantendrá una estructura sistemática, comenzando con una revisión exhaustiva de la literatura pertinente, seguida de una descripción de la metodología empleada y la exposición de los resultados alcanzados. Las secciones posteriores incluirán un análisis en profundidad y las conclusiones, lo que contribuirá a esclarecer la intrincada conexión entre la neurología y las redes sociales en el contexto universitario.

## **II. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA**

En este capítulo, se realiza una revisión detallada sobre los precedentes del impacto de las redes sociales en la actividad cerebral. A partir de esta revisión, se estructura la definición del problema, su justificación, las preguntas y objetivos que enmarcan la investigación.

### **2.1 PRECEDENTES DEL PROBLEMA**

La transformación digital, en particular la irrupción de las redes sociales en la sociedad contemporánea ha dejado huellas imborrables en la conducta humana. La evolución y penetración de estas plataformas en la vida cotidiana ha sido tan profunda que el problema de su impacto en la actividad cerebral y emocional ha sido objeto de múltiples investigaciones durante la última década.

El surgimiento de las redes sociales en el panorama tecnológico trajo consigo la promesa de un mundo más interconectado. El poder de estas plataformas para facilitar la comunicación, compartir momentos y experiencias, y construir comunidades virtuales se posicionó rápidamente como una revolución en la forma en que los individuos interactúan y construyen su identidad, especialmente entre los estudiantes universitarios.

Sin embargo, la creciente influencia de estas redes también generó inquietudes. Los trabajos de Sherman et al. (2016) y Meshi et al. (2015) ofrecieron las primeras pistas sobre la capacidad de las redes sociales para alterar las respuestas neuronales y comportamentales. Mientras que el primero destacó el poder de un simple "Me gusta" en la adolescencia y la búsqueda constante de validación social, el segundo se enfocó en entender la distinción entre las interacciones digitales y las cara a cara.

Los estudios también han abordado cuestiones médicas y morfológicas. Por un lado, con la creciente popularidad de plataformas visuales como TikTok o Instagram, surgió una preocupación sobre la fotosensibilidad epiléptica, identificada por Fisher et al. (2022). Por otro lado, el estudio de He et al. (2017) reveló alteraciones en la morfología cerebral, sugiriendo posibles consecuencias a largo plazo debido al uso excesivo de redes sociales.

Desde un enfoque más emocional y psicológico, los hallazgos de Ureña & Valdivia (2018) y Primack et al. (2017) resaltaron los riesgos de las redes sociales en el bienestar. Mientras que el

primero encontró correlaciones negativas entre el uso excesivo de Facebook y el bienestar psicológico, el segundo descubrió que el uso intensivo de estas plataformas estaba vinculado a una mayor sensación de aislamiento social.

El estudio de Turel & Qahri-Saremi (2016) abordó cómo el uso problemático de las redes sociales puede llevar a comportamientos perjudiciales, añadiendo otra dimensión a las posibles ramificaciones de su impacto.

Recopilando, los estudios citados y los previamente mencionados evidencian que el problema del impacto de las redes sociales en la actividad cerebral y emocional tiene profundas ramificaciones. Es el resultado de la confluencia entre la revolución tecnológica y la innata necesidad humana de conectarse. Como sociedad, mientras se continúa navegando en esta era digital, es esencial comprender, monitorizar y abordar estos impactos para garantizar el bienestar de las generaciones presentes y futuras.

## **2.2 DEFINICIÓN DEL PROBLEMA**

En la era digital, las redes sociales se han entrelazado profundamente en la vida cotidiana, en particular entre los estudiantes universitarios. A pesar de las promesas iniciales de revolucionar la comunicación y fortalecer las conexiones sociales, estudios recientes sugieren posibles impactos en la actividad cerebral. Esta cuestión es especialmente pertinente para los estudiantes universitarios de UNITEC en Honduras, donde, a pesar de la creciente adopción de tecnologías digitales, existe un vacío notable en investigaciones específicas sobre el tema. Por lo tanto, resulta esencial evaluar cómo las distintas redes sociales afectan la actividad cerebral de estos estudiantes, utilizando técnicas avanzadas de procesamiento de señales con el fin de descubrir hallazgos significativos en un contexto local.

## **2.3 JUSTIFICACIÓN**

Las redes sociales, en la actualidad, se han solidificado como esenciales en la comunicación, la interacción y la formación de identidades, en especial entre el público joven y estudiantil. Mientras que existe una plétora de estudios y literatura a nivel internacional sobre el impacto de estas plataformas en la actividad cerebral, Honduras carece de investigaciones que aborden esta problemática desde un ángulo estadístico y específico al contexto local. Esta investigación aspira

a cubrir este vacío informativo, proporcionando datos y hallazgos que reflejen la realidad de los estudiantes de UNITEC en relación con la interacción de redes sociales y su actividad cerebral.

El propósito de analizar la actividad cerebral de los estudiantes de UNITEC al interactuar con diversas redes sociales es determinar tendencias, correlaciones y patrones que puedan tener relevancia en el ámbito educativo y social. Los resultados de esta investigación no solo ofrecerán un panorama claro sobre el comportamiento cerebral de los estudiantes en el marco de las redes sociales, sino que también podrán ser de utilidad para adaptar métodos pedagógicos, programas de concientización y otras iniciativas dentro del entorno universitario.

En el contexto más amplio, los datos recabados y las conclusiones extraídas de esta investigación podrían sentar las bases para futuros estudios en la región y promover un acercamiento más analítico y basado en evidencia en torno a la interacción con las redes sociales. En esencia, se busca enriquecer el diálogo académico y ofrecer una contribución significativa al entendimiento de este fenómeno en Honduras.

## **2.4 PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN**

La formulación de las preguntas de investigación proporciona un marco sólido para la exploración y el análisis de la interacción entre las redes sociales y la actividad cerebral, lo cual constituye el núcleo de este estudio.

### **2.4.1 PREGUNTA DE INVESTIGACIÓN GENERAL**

- ¿Cómo influye la interacción con diferentes redes sociales en la actividad cerebral, registrada a través de las distintas bandas de frecuencia utilizando el equipo EEG Ultracortex Mark IV?

### **2.4.2 PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN ESPECÍFICAS**

- a) ¿Cómo pueden las herramientas especializadas, como OpenBCI GUI y MATLAB, ser utilizadas de manera efectiva para medir y registrar la actividad cerebral en respuesta a la interacción en diversas redes sociales?
- b) ¿Cómo varía la actividad cerebral en relación con diferentes duraciones de exposición a las redes sociales, específicamente en periodos de 9, 18 y 27 minutos?

- c) ¿Existen diferencias en las respuestas cerebrales al interactuar con plataformas específicas como Instagram, TikTok y X, y varían estos patrones cerebrales según el tipo de contenido emocional (comedia, tristeza, terror) presentado en cada red social?

## **2.5 OBJETIVOS**

### 2.5.1 OBJETIVO GENERAL

- Investigar la influencia de la interacción en diversas redes sociales sobre la actividad cerebral, registrando las señales en sus respectivas bandas de frecuencia con el equipo EEG Ultracortex Mark IV

### 2.5.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- a) Medir y registrar la actividad cerebral en respuesta a la interacción en diversas redes sociales, utilizando herramientas especializadas como OpenBCI GUI y MATLAB.
- b) Examinar la variación de la actividad cerebral en función de la duración de exposición a las redes sociales, contemplando periodos de 9, 18 y 27 minutos.
- c) Comparar las respuestas cerebrales asociadas a la interacción con diferentes plataformas (Instagram, TikTok y X) y determinar si los patrones de actividad cerebral varían en función del tipo de contenido emocional (comedia, tristeza, terror) diseñado y presentado intencionalmente en cada red social.

### **III. ESTADO DEL ARTE**

En este capítulo, se presenta una recapitulación bibliográfica que abarca todos los conceptos, teorías y temas relevantes a la investigación publicados en los últimos años. Se comienza con un análisis de la situación actual en el campo de estudio, seguido por la conceptualización y teorías de sustento.

Posteriormente, se describen las metodologías utilizadas por otros investigadores y los instrumentos empleados en estudios previos. Finalmente, se aborda el marco legal relacionado con el tema de investigación. Esta revisión bibliográfica proporciona una base sólida para comprender el contexto de la investigación y es fundamental para la realización del estudio propuesto.

#### **3.1 ANÁLISIS DE LA SITUACIÓN ACTUAL**

En esta sección, se abordan aspectos fundamentales para comprender el contexto actual. Se examinan los impactos de las redes sociales en la salud mental y la accesibilidad de dispositivos EEG. Asimismo, se destaca el uso de redes sociales por estudiantes universitarios en México y se revisan estudios previos sobre el reconocimiento de emociones mediante EEG.

##### **3.1.1 MACROENTORNO**

En el macroentorno, se discuten temas globales relacionados con las redes sociales y su impacto en la salud mental. Además, se menciona la accesibilidad de dispositivos EEG de bajo costo para la investigación científica.

##### *3.1.1.1 Tendencias globales en el uso de redes sociales*

Durante la revisión bibliográfica realizada, se exploraron las tendencias globales en el uso de redes sociales y su impacto en la sociedad. Se observó que el surgimiento de las redes sociales revolucionó la forma en que las personas se relacionan, especialmente con la llegada de los smartphones, que permitieron el acceso constante a estas plataformas. Se encontró que aproximadamente 4.18 mil millones de personas acceden a Internet desde dispositivos móviles, siendo el 91% de ellos a través de teléfonos inteligentes (Pallares Bahamonde & Wells Espinel, 2021).

En términos de estadísticas globales, en 2021, más de 4.26 mil millones de personas utilizaron redes sociales en todo el mundo, y se proyectó que esta cifra aumentaría a casi seis mil

millones para 2027. La penetración de las redes sociales experimentó un crecimiento constante en todas las regiones del mundo, con una tasa de uso global del 49% en enero de 2020 (Statista, 2023).

El aumento del uso de dispositivos móviles fue un factor clave en el crecimiento de las redes sociales, y Asia Oriental lideró el ranking mundial de penetración de redes sociales, seguido por las Américas y el norte de Europa. Facebook se destacó como la red social más utilizada, con aproximadamente 2.7 mil millones de usuarios activos mensuales. Además, las aplicaciones de redes sociales más populares en la App Store de Apple incluyeron WhatsApp, Facebook Messenger y la versión móvil de Facebook (Statista, 2023).

Estas cifras y tendencias subrayaron la relevancia significativa de las redes sociales en la vida cotidiana de millones de personas en todo el mundo. Para este estudio, resultó particularmente relevante analizar cómo el uso continuo de redes sociales puede influir en la actividad cerebral de los individuos, lo que contribuyó a fundamentar la importancia de la investigación en esta área.

### *3.1.1.2 Impacto de las redes sociales en la salud mental y emocional*

Al indagar en la literatura acerca del impacto de las redes sociales en la salud mental y emocional, se encontraron numerosos estudios que abordaron esta preocupación. De manera destacada, se identificó la interacción entre estas plataformas digitales y sus consecuencias en distintos segmentos de la población, con un enfoque particular en el sector estudiantil. Raghavendra et al. (2018) habían observado que, con la evolución tecnológica, los jóvenes intensificaron su uso de redes, evidenciando una integración aún mayor en sus rutinas diarias.

Los trabajos de Ahmad et al. (2016) se presentaron como fundamentales al señalar cómo el tiempo invertido en redes sociales podía influir en el estado de ánimo de los usuarios. Se evidenció que una inmersión excesiva en estas plataformas desencadenaba síntomas de ansiedad y depresión. Jasso-Medrano & López-Rosales (2018), en sintonía con Ahmad et al. (2016), habían establecido una relación directa entre la intensidad del uso de redes sociales y un incremento en la ideación suicida y síntomas depresivos.

De manera complementaria, el estudio de González Retuerto & Estévez Gutiérrez (2017) había señalado que el uso excesivo de estas plataformas podía perturbar el estado emocional de

los usuarios. Asimismo, subrayaron cómo el apoyo social y la autoestima jugaban un papel crucial en la modulación de los efectos adversos asociados a su utilización.


Ramos Marquina et al. (2017) arrojaron luz sobre el panorama al enfatizar la repercusión del uso excesivo de estas plataformas en la sintomatología depresiva. Se identificó cómo esta práctica podía alterar de forma negativa tanto componentes emocionales como cognitivos del individuo. Paralelamente, la investigación de Mohanna Velásquez & Romero Espinoza (2019) reveló que la dependencia hacia las redes desataba comportamientos compulsivos, perturbando así las relaciones interpersonales.






De forma interesante, Pallares Bahamonde & Wells Espinel (2021) se habían concentrado en las implicaciones de la iluminación LED de dispositivos electrónicos. Se determinó que la actividad nocturna en redes sociales podía alterar la producción de melatonina, afectando la calidad del sueño y otros procesos cerebrales.

Respecto al contenido presentado en las redes, Akil et al. (2022) exploraron la reacción emocional ante la exposición a memes relacionados con la depresión. Fue revelador descubrir que la autorregulación emocional tenía un papel determinante, con individuos con dificultades en este aspecto mostrándose más susceptibles.

La creciente presencia de las redes sociales en la sociedad actual ha generado un importante campo de investigación en la literatura científica. Los estudios revisados han evidenciado que el uso excesivo de redes sociales puede tener efectos negativos en el estado emocional y la salud mental de los usuarios, especialmente entre los jóvenes.

**Tabla 1 – Dispositivos EEG de investigación más accesibles en el mercado**

Dispositivo	Modelo	Año de lanzamiento	Precio (dólar)	Frecuencia de Muestreo (Hz)
	Emotiv	2018	1699+	128
	EPOC FLEX			

Dispositivo	Modelo	Año de lanzamiento	Precio (dólar)	Frecuencia de Muestreo (Hz)
	Emotiv EPOC X	2020	799	128/256
	Emotiv EPOC+	2013	699	128/256
	Emotiv INSIGHT	2015	299	128
	OpenBCI	2014	750/1080	250/125
	NeuroSky MindWave	2018	199	512

Fuente: (Dadebayev et al., 2022)

### 3.1.1.3 *Accesibilidad de dispositivos EEG en la investigación científica*

En el contexto de la investigación científica, adquirir un equipo de EEG de calidad investigadora solía ser costoso, lo que a menudo resultaba en la reducción de los recursos disponibles para la investigación e incluso en la limitación de la financiación. Debido a esta problemática, muchos investigadores se vieron motivados a buscar opciones más económicas que ofrecieran dispositivos de EEG de bajo coste, pero con datos de calidad comparable. En el mercado actual, surgieron varias alternativas de dispositivos de EEG de consumo que se caracterizaban por su asequibilidad, facilidad de montaje y desmontaje, así como un rendimiento satisfactorio en la adquisición de señales cerebrales (Dadebayev et al., 2022).

En el estudio "EEG-based emotion recognition: Review of commercial EEG devices and machine learning techniques" elaborado por Dadebayev et al. (2022) examinaron seis dispositivos de EEG de bajo coste para el investigador (Tabla 1). La principal preocupación de la investigación se centró en la validación de estos productos, asegurándose de la calidad y fiabilidad de los datos de EEG obtenidos a partir de ellos. Es importante destacar que la selección y evaluación de estos dispositivos se realizó utilizando enfoques profesionales y rigurosos, a fin de proporcionar una visión objetiva sobre su utilidad en el ámbito de la investigación científica.

En el análisis de los seis dispositivos evaluados, se encontró que el modelo EPOC FLEX es el más costoso, con un enfoque principalmente orientado a aplicaciones médicas, cuyo precio inicial ascendía a 1699 dólares. En contraste, los productos Emotiv ofrecían opciones más variadas en cuanto a precio, oscilando entre 299 y 799 dólares, dependiendo del número de sensores y sus especificaciones (Dadebayev et al., 2022).

Por otro lado, los dispositivos OpenBCI tenían un rango de precios de 750 a 1080 dólares, también dependiendo del número de sensores, y se destacaba su opción de "imprimirlo uno mismo", permitiendo a los usuarios fabricar en 3D el casco, lo que además lo hacía compatible con cascos convencionales. La estrategia del fabricante de OpenBCI se centraba en ofrecer soluciones de EEG accesibles y de código abierto, ampliando así las herramientas disponibles para estudios cerebrales (Dadebayev et al., 2022).

El modelo NeuroSky MindWave se distinguió por tener el menor número de electrodos y el precio más bajo, 199 dólares. Aunque originalmente fue diseñado para aplicaciones de

neurofeedback enfocadas en la meditación y el sueño, sus capacidades de investigación no se veían limitadas por esta función (Dadebayev et al., 2022).

Se encontró que la disponibilidad de estos dispositivos de EEG había aumentado significativamente en el mercado debido al notable avance en la tecnología de interfaz cerebro-ordenador (BCI), lo que representó un progreso esencial en el segmento de productos de consumo (Dadebayev et al., 2022).

Se descubrió que el interés principal de los dispositivos de consumo residía en su coste reducido y diseño simplificado. Esta característica posibilitó que los investigadores abordaran la actividad cerebral humana sin necesidad de tener conocimientos avanzados en electrónica o ingeniería. Este giro en las tendencias ofreció nuevas oportunidades en la investigación cerebral, proporcionando a la comunidad científica herramientas de EEG más asequibles (Dadebayev et al., 2022).

### 3.1.2 MICROENTORNO

Al abordar el microentorno de la investigación, se encuentra con la necesidad de discernir entre múltiples contextos geográficos que pueden ofrecer una base sólida y pertinente. En este contexto, Honduras emerge como un escenario inicialmente considerado, dado que el estudio se desarrolla en dicho territorio.

Sin embargo, al sumergirse en la literatura académica hondureña, se evidencia una notable carencia de investigaciones vinculadas con el tema de estudio. Esta ausencia no sólo se manifiesta en términos de trabajos publicados, sino que también se refleja en la falta de instituciones o agrupaciones científicas hondureñas centradas en esta temática específica.

Por otro lado, México muestra un panorama prometedor y enriquecedor. Se identifican tendencias significativas en el uso de redes sociales por parte de estudiantes universitarios y se encuentran investigaciones sólidas sobre el reconocimiento de emociones mediante EEG. Instituciones prestigiosas como el Instituto Nacional de Neurología y Neurocirugía "Manuel Velasco Suárez" y publicaciones como "Archivos de Neurociencia" y "Revista Mexicana de Neurociencia" avalan el desarrollo y auge de la neurociencia en México.

Adicionalmente, el país destaca en el SCImago Journal and Country Rank, ocupando el puesto 27 a nivel mundial en el ámbito de las neurociencias, respaldado por un impresionante

índice H de 89. Esta posición se consolida, posicionando a México como uno de los líderes en Latinoamérica en la disciplina, sólo superado por Brasil (Orta et al., 2018).

Ante estos hallazgos, se opta por centrar el microentorno de la investigación en el contexto mexicano. Esta elección se basa en la amplia cantidad de investigaciones y datos disponibles en México sobre el tema. Además, al tener una base de información más sólida y detallada proveniente de México, se garantiza que la investigación tendrá un fundamento más fuerte y confiable.

### *3.1.2.1 Uso de redes sociales en estudiantes universitarios en México*

Las redes sociales han adquirido un papel fundamental en la vida de estudiantes universitarios y la población en general en México. Estas plataformas han permitido superar las barreras geográficas y facilitar la comunicación y colaboración entre personas. Según datos del Instituto Nacional de Estadística y Geografía de 2016, más del 57% de la población en México eran usuarios de Internet, y de ellos, el 71% lo utilizaba para acceder a redes sociales (Valerio Ureña et al., 2018).

Un estudio sobre “Hábitos de usuarios de internet en México” reveló que de los 51.2 millones de usuarios de Internet en ese momento, el 90% utilizaba alguna red social, y el 45% de ellos correspondían a jóvenes universitarios entre 19 y 24 años. Además, el informe “Consumo de Medios Digitales en México” respaldó estos hallazgos al mostrar que el 70% de los usuarios en México estaban registrados en al menos una red social, destacando que los jóvenes de 19 a 25 años eran los más activos en estas plataformas (Valerio Ureña et al., 2018).

Estos datos subrayaron la relevancia y popularidad de las redes sociales entre los estudiantes universitarios mexicanos. Estas plataformas se han convertido en un medio esencial para la comunicación y el intercambio de información entre ellos (Valerio Ureña et al., 2018).

#### *1.1.1.1 Investigaciones destacadas en México sobre el reconocimiento de emociones mediante EEG*

El estudio “EEG-Based Emotion Recognition Using Deep Learning and M3GP” realizado por Rodríguez Aguiñaga et al. (2022) propuso una estrategia innovadora de mejora de características mediante el uso de programación genética multiclase con poblaciones multidimensionales (M3GP). Esta técnica evolutiva selecciona, combina, elimina y construye las

características más adecuadas para mejorar la clasificación de emociones utilizando métodos de aprendizaje.

En su proceso experimental, los investigadores extrajeron características espectrales de las señales EEG y aplicaron el M3GP para mejorar la selección de características, lo que permitió mapear los datos en un espacio de búsqueda más adecuado para definir cada clase emocional.

Los experimentos se realizaron utilizando un conjunto de datos EEG biométrico (BED) diseñado específicamente para evocar emociones y registrar la respuesta eléctrica del cerebro. La utilización de un dispositivo de bajo costo para recolectar las señales EEG hizo que los resultados fueran más aplicables en diversos contextos y permitió una mayor viabilidad en la aplicación de los resultados obtenidos. La metodología propuesta alcanzó una tasa media de clasificación del 92.1%, demostrando su efectividad en el reconocimiento de estados emocionales.

El estudio "Emotion Recognition by Correlating Facial Expressions and EEG Analysis" realizado por Rodríguez Aguiñaga et al. (2021), se centró en desarrollar un método para reconocer estados emocionales mediante la correlación de expresiones faciales y el análisis de señales EEG. La novedad del trabajo radicaba en el uso de expresiones faciales como marcadores para mejorar el proceso de reconocimiento emocional en el análisis de señales EEG.

A diferencia de otros enfoques que analizan grandes segmentos de señales, esta metodología utilizó la técnica de reconocimiento de expresiones faciales para identificar momentos clave en el registro de señales EEG relacionados con respuestas emocionales. Estos momentos se utilizaron para extraer fragmentos relevantes de los registros EEG y crear una colección de datos que se considerarían vinculados a un proceso emocional.

Los resultados obtenidos mostraron un promedio de tasa de reconocimiento de emociones del 89.6%, lo que representó una mejora significativa en comparación con trabajos anteriores. La metodología propuesta en este estudio no solo logró un alto rendimiento en el reconocimiento de emociones, sino que también abordó el desafío de reducir los efectos del ruido y fenómenos no relacionados que podrían afectar los resultados del análisis EEG.

### 1.1.1.2 *Instituto Nacional de Neurología y Neurocirugía "Manuel Velasco Suárez"*

El Instituto Nacional de Neurología y Neurocirugía "Manuel Velasco Suárez" (INNN) ha desempeñado un papel destacado en el campo de la neurociencia en México. Esta institución se convirtió en un referente importante en la atención médica y la investigación de trastornos neurológicos en el país y América Latina (Rubio et al., 2021).

Desde su fundación en 1964, el INNN se enfocó en llevar a cabo investigaciones experimentales en neurología y proporcionar tratamientos para pacientes con diversas enfermedades neurológicas. Además de sus logros en investigación y atención médica, el INNN tiene un papel fundamental en la formación de profesionales en neurología y neurocirugía. A lo largo de los años, la institución capacitó a numerosos especialistas que llevaron consigo su conocimiento y experiencia a diversas instituciones de salud en México y otros países. (Rubio et al., 2021).

El prestigio del INNN trascendió fronteras, siendo reconocido tanto a nivel nacional como internacional por su compromiso con la excelencia en la investigación y el cuidado de los pacientes. Sus contribuciones científicas se han reflejado en una amplia cantidad de publicaciones científicas de alto nivel y colaboraciones con instituciones de renombre en todo el mundo (Rubio et al., 2021).

### 1.1.1.3 *Revista Archivos de Neurociencia*

El INNN de México ha tenido un impacto significativo en el ámbito de las neurociencias, y su revista, Archivos de Neurociencias, ha sido una contribución destacada en el campo. Fundada en 1964, la revista ha evolucionado a lo largo del tiempo, centrandose en temas de salud en ciencias neurológicas y psiquiátricas (Diéguez-Campa & Pérez-Neri, 2018).

Un estudio realizado en el INNN evaluó el alcance de la revista en el periodo 1999-2016, considerando el origen geográfico de las contribuciones recibidas. Los resultados revelaron la presencia de colaboraciones internacionales provenientes de 24 países diferentes, en todos los continentes. Países de habla hispana, así como otros con diversos idiomas, han participado activamente en la publicación de la revista, lo que refleja su impacto global (Diéguez-Campa & Pérez-Neri, 2018).

En el ámbito nacional, Archivos de Neurociencias ha recibido contribuciones de diversas instituciones en 22 de las 32 entidades federativas de México. Destacan los estados de Jalisco y Nuevo León, que han tenido una significativa presencia en la revista (Diéguez-Campa & Pérez-Neri, 2018).

Asimismo, la revista ha sido reconocida por la calidad de los trabajos publicados, y aunque no cuenta con un factor de impacto, ha recibido contribuciones de alto nivel. La participación de diversas instituciones y colaboraciones nacionales e internacionales ha enriquecido su contenido y contribuido a su trascendencia en el ámbito de las neurociencias (Diéguez-Campa & Pérez-Neri, 2018).

#### *1.1.1.4 Revista Mexicana de Neurociencia*

La Revista Mexicana de Neurociencia ha experimentado un significativo progreso y consolidación como una publicación científica de renombre en el campo de la neurociencia. Desde sus inicios como boletín informativo de la Academia Mexicana de Neurología hasta su evolución como una revista científica indexada, ha sido testigo de una trayectoria marcada por logros y avances en el ámbito de la investigación neurológica (Arauz et al., 2022).

Durante los primeros años de su existencia, la revista dio sus primeros pasos hacia el reconocimiento internacional con su incorporación a la Federación Internacional de Revistas Neurológicas. Asimismo, obtuvo el ISSN que le confería el estatus formal de publicación periódica, y su inclusión en prestigiosos índices como EBSCO, IMBIOMED, Lilacs y Artemisa, le otorgó visibilidad y alcance en el ámbito académico (Arauz et al., 2022).

En el presente, la Revista Mexicana de Neurociencia se encuentra en una posición privilegiada para continuar su crecimiento y consolidarse como una publicación líder en el campo de las ciencias neurológicas. La incorporación de un destacado equipo editorial, conformado por expertos en diferentes disciplinas de la neurociencia, asegura una amplia perspectiva y experiencia en la revisión y selección de los artículos que se publican en sus páginas (Arauz et al., 2022).

En su compromiso con la educación y formación de nuevas generaciones de neurocientíficos, la revista ha concebido una sección dedicada a residentes y becarios, permitiendo así la participación de jóvenes talentos en el proceso editorial y fomentando su desarrollo académico (Arauz et al., 2022).

## 3.2 CONCEPTUALIZACIÓN

En la conceptualización, se presentan conceptos clave relacionados con la investigación. Se explica la electroencefalografía como una técnica no invasiva para medir la actividad cerebral. También se describen las redes sociales como entornos digitales de conexión social y la estimulación cognitiva como terapia relevante. Además, se examina la anatomía cerebral y se enfatiza la función de los lóbulos cerebrales, considerando la relación entre las emociones y la actividad cerebral.

### 3.2.1 ELECTROENCEFALOGRAFÍA

La electroencefalografía (EEG) es una técnica neurofisiológica no invasiva que registra y mide los potenciales de campo eléctrico generados por el cerebro. Mediante la colocación estratégica de electrodos en el cuero cabelludo, es posible capturar y registrar la actividad eléctrica cerebral de forma continua. Esta herramienta proporciona información valiosa sobre la actividad neuronal y se utiliza ampliamente en la investigación y diagnóstico de trastornos neurológicos, así como en el estudio de la función cerebral en diferentes condiciones y estados mentales (Cohen, 2017).

### 3.2.2 REDES SOCIALES

Las redes sociales son entornos digitales que facilitan a los usuarios la creación y personalización de sus perfiles, mediante la interacción y compartición de textos, imágenes, aplicaciones y diversos contenidos. Estas plataformas promueven el establecimiento de relaciones de información y comunicación con otros usuarios, lo que las convierte en espacios de conexión y convivencia social. La esencia de las redes sociales radica en la exhibición pública de la autoimagen, permitiendo la generación de vínculos sociales tanto fuertes como débiles, así como la creación de dinámicas de sociabilidad mediante distintos niveles de participación y actividad (Lara-Navarra et al., 2018).

### 3.2.3 ANATOMÍA CEREBRAL

#### 3.2.3.1 *Corteza cerebral*

La corteza cerebral es la capa más externa y altamente plegada del cerebro, lo que permite que un área considerable se compacte en un espacio relativamente pequeño. Está conformada por circunvoluciones separadas por cisuras o surcos. Su espesor oscila entre 1,5 y 4,5 mm,

mientras que su área de superficie es de aproximadamente 2,000 cm<sup>2</sup>, equivalente a la extensión de una cancha de fútbol (Jerez et al., 2018). Cuando los individuos se enfrentan a estímulos emocionales, la información relevante se canaliza hacia la corteza cerebral, donde ocurre el procesamiento y la interpretación de la experiencia emocional, permitiéndoles reconocer y comprender sus sentimientos (Guillén Rodríguez, 2017).

### 3.2.3.2 *Lóbulos cerebrales*

En cada hemisferio del cerebro, se pueden identificar cuatro lóbulos diferentes en la corteza cerebral, cada uno con funciones específicas y especializadas (Lucas Flores & Rodríguez Gámez, 2020).

- **Lóbulo frontal:** se encuentra ubicado en la parte central del cerebro, juega un papel fundamental en diversas funciones cognitivas y comportamentales. Es responsable de la generación del habla y el lenguaje a través del área de Broca. Además, funciona como el centro ejecutivo del cerebro, regulando, planificando y supervisando procesos mentales complejos, como la atención, la memoria a largo plazo y el control emocional. (Lucas Flores & Rodríguez Gámez, 2020).
- **Lóbulo parietal:** se ubica en la parte superior del lóbulo occipital y detrás del lóbulo frontal en el cerebro. Su función principal es recibir estímulos eléctricos y químicos provenientes de diversas áreas sensoriales del cuerpo, lo que le permite desempeñar un papel crucial en la percepción sensorial. Además, el lóbulo parietal está involucrado en el razonamiento espacial, permitiendo una comprensión adecuada de la relación entre el cuerpo y el entorno (Lucas Flores & Rodríguez Gámez, 2020).
- **Lóbulo occipital:** cumple una función primordial en el procesamiento de la información visual. Esta región cerebral es responsable de analizar y dar sentido a los estímulos visuales presentes en el entorno del individuo. Asimismo, se encarga de reconocer las formas de los objetos y paisajes que se observan, así como de establecer los colores presentes en el campo visual. Además de estas funciones, el lóbulo occipital desempeña un papel importante en la detección de movimientos y el análisis de distancias, lo que contribuye a una percepción más detallada y precisa del entorno visual (Lucas Flores & Rodríguez Gámez, 2020).

- **Lóbulos temporales:** se encuentran en la parte lateral del cerebro y desempeñan un papel fundamental en diversas funciones. Contribuyen al reconocimiento facial y están involucrados en la articulación del lenguaje y la comprensión de sonidos, voces y música. Además, participan en el equilibrio y tienen un papel importante en la regulación de las emociones, como la motivación, la ira, la ansiedad y el placer (Lucas Flores & Rodríguez Gámez, 2020).

### 3.2.4 ONDAS CEREBRALES

La potencia de banda refleja las proporciones de intensidad entre las diversas clases de ondas cerebrales, cada una de las cuales abarca un conjunto específico de frecuencias y corresponde a diversos niveles de actividad mental (Tabla 2).

**Tabla 2 - Tipos de ondas**

Onda	Frecuencia (Hz)	Descripción
Gamma	32 - 100	Significa una mayor percepción, aprendizaje y tareas de resolución de problemas, así como estado de alerta. Ocurre cuando hay procesamiento simultáneo de información desde múltiples partes del cerebro.
Beta	13 - 32	Significa conciencia alerta normal y pensamiento activo. Ocurre cuando uno se concentra en el trabajo, resuelve un problema, aprende un nuevo concepto o participa en una conversación activa.
Alpha	8 - 13	Significa relajación física y mental. Ocurren cuando los ojos están cerrados, cuando uno hace algo artístico y durante el yoga.
Theta	4- 8	Significa relajación profunda, creatividad, percepción, conciencia reducida. Se recogen durante los sueños despiertos y la meditación profunda.
Delta	0.5 - 4	Significa dormir, soñar. Ocurre cuando disfrutamos de un sueño reparador, profundo y sin sueños.

Fuente: (GUI Widget Guide | OpenBCI Documentation, 2023)

### 3.2.5 POTENCIALES EVOCADOS

Los Potenciales Evocados (PE), se refieren a la actividad eléctrica específica que se produce en el cerebro como respuesta a la presentación de un estímulo, como una imagen, una palabra, un sonido, entre otros. Estos estímulos provocan cambios en la actividad cerebral que son distintos de la actividad de fondo, lo que permite analizar los mecanismos cerebrales involucrados en el procesamiento del estímulo (Haro, 2022).

El registro de los potenciales evocados se lleva a cabo mediante un conjunto de electrodos colocados sobre la superficie del cráneo. Estos electrodos captan la actividad eléctrica de grandes grupos de neuronas que se activan de manera simultánea y sincronizada durante el procesamiento del estímulo. Específicamente, los electrodos detectan la actividad de las neuronas piramidales de la corteza cerebral, las cuales se disponen en sentido perpendicular a la ubicación de cada electrodo. Los electrodos se sitúan estratégicamente en diferentes regiones del cráneo, como la zona frontal, central, parietal, occipital, entre otras (Haro, 2022).

### 3.2.6 EMOCIONES

Las emociones representan respuestas psicofisiológicas que surgen como formas de adaptación del individuo ante diversos estímulos, como objetos, personas, lugares, eventos significativos o recuerdos importantes. Son experiencias inevitables que se manifiestan a través de sensaciones, que son reacciones fisiológicas del cuerpo. Cuando estas sensaciones son interpretadas y se les atribuye un nombre específico, se da lugar a los sentimientos, los cuales son de carácter opcional (Benavidez & Flores, 2019).

### 3.2.7 TECNOLOGÍA

#### 3.2.7.1 *Ultracortex Mark IV*

El Ultracortex Mark IV es un casco inalámbrico de electroencefalograma (EEG) diseñado por Open BCI, que se utiliza para capturar señales de EEG (Sridhar et al., 2018).

### 3.3 TEORÍAS DE SUSTENTO

En esta sección, se describen las teorías más significativas que respaldan el propósito de esta investigación.

#### 3.3.1 BASES TEÓRICAS

Las bases teóricas hacen referencia a todos aquellos conceptos teóricos que aportan al desarrollo de la investigación.

##### 3.3.1.1 *Teoría de la neuroplasticidad*

La teoría de la neuroplasticidad, también conocida como plasticidad neural o cerebral, es un concepto esencial en el campo de la neurociencia que ha revolucionado la comprensión sobre el funcionamiento del cerebro. Esta teoría destaca la capacidad del sistema nervioso para adaptarse y cambiar en respuesta a diversos estímulos, ya sean internos o externos. Es un proceso dinámico que implica cambios tanto estructurales como funcionales en el cerebro, permitiéndole ajustarse a nuevas circunstancias, aprender de experiencias pasadas, rehabilitarse tras lesiones y recuperarse funcionalmente (Mateos-Aparicio & Rodríguez-Moreno, 2019).

Los estudios sobre neuroplasticidad han revelado que esta capacidad adaptativa no se limita únicamente a etapas tempranas del desarrollo, sino que persiste a lo largo de toda la vida, brindando una oportunidad constante para la adaptación y el crecimiento neuronal. Desde cambios a nivel sináptico hasta reorganizaciones completas de redes neuronales, el cerebro muestra una asombrosa plasticidad en todos los niveles (Mateos-Aparicio & Rodríguez-Moreno, 2019).

En el contexto clínico, la neuroplasticidad ha adquirido una relevancia significativa. Se ha comprobado que el cerebro es capaz de experimentar cambios funcionales y estructurales notables en respuesta a lesiones cerebrales, como accidentes cerebrovasculares o traumatismos craneoencefálicos. Estos cambios pueden tener efectos beneficiosos, como la restauración de funciones comprometidas o la compensación de áreas dañadas para mantener la funcionalidad, pero también pueden llevar a consecuencias patológicas si la reorganización neuronal no es adecuada (Puderbaugh & Emmady, 2023).

La neuroplasticidad abarca una amplia gama de procesos, que incluyen adaptaciones bioquímicas y farmacológicas, alteraciones en las conexiones neuronales y, de manera notable, la

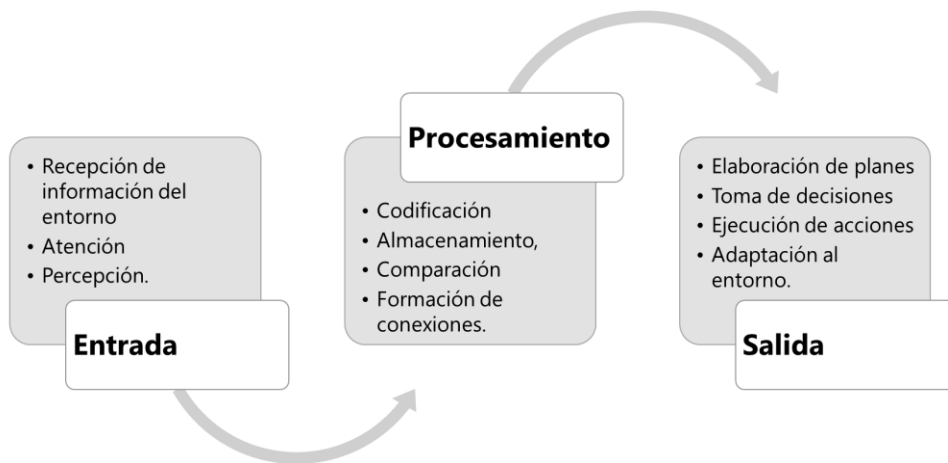
generación de nuevas neuronas en el cerebro adulto, conocida como neurogénesis. Estos mecanismos plásticos representan una oportunidad para comprender mejor los trastornos neurológicos y psiquiátricos y, potencialmente, desarrollar enfoques terapéuticos más efectivos (Puderbaugh & Emmady, 2023).

### 3.3.1.2 *Teoría del procesamiento de la información*

La teoría del procesamiento de la información es un enfoque fundamental en la psicología cognitiva que considera al individuo como un procesador activo de información. Según esta teoría, el ser humano recibe constantemente información del entorno a través de los sentidos, y esa información se procesa y almacena en la memoria. A medida que se recibe nueva información, se compara y contrasta con lo que ya se conoce, lo que permite la formación de nuevas conexiones y la adquisición de conocimientos (Pamplona & Bonilla, 2023).

El proceso de procesamiento de la información involucra diferentes etapas, como la atención, percepción, codificación, almacenamiento y recuperación. La atención es el proceso mediante el cual se selecciona y se focaliza en la información relevante, mientras que la percepción es la interpretación y organización de esa información sensorial. La codificación implica transformar la información en una representación mental que pueda ser almacenada en la memoria. El almacenamiento es el proceso de retener y mantener la información en la memoria a corto o largo plazo, y la recuperación es la capacidad de acceder a esa información cuando es necesaria (Pamplona & Bonilla, 2023).

La teoría del procesamiento de la información se divide en tres etapas (Ilustración 1). La primera etapa es la entrada, que abarca los procesos de recepción de información, atención y percepción. La segunda etapa es el procesamiento, que incluye los pasos de codificación, almacenamiento, comparación y formación de conexiones. Finalmente, la tercera etapa es la salida, que se refiere a la elaboración de planes, toma de decisiones, ejecución de acciones y adaptación continua al entorno.



### **Ilustración 1 - Teoría del Procesamiento de la Información.**

Fuente: Elaboración propia

#### *3.3.1.3 Procesamiento de señales*

El procesamiento de señales se refiere a una serie de técnicas y métodos utilizados para analizar y manipular las señales eléctricas registradas del cerebro, conocidas como señales EEG. Estas señales EEG contienen información sobre la actividad eléctrica del cerebro y son captadas mediante electrodos colocados en el cuero cabelludo (Hu & Zhang, 2019).

El procesamiento de señales EEG busca extraer información relevante y significativa de estas señales, lo que permite comprender y analizar diversos aspectos de la actividad cerebral. Algunos de los objetivos del procesamiento de señales EEG incluyen:

- **Filtrado:** Eliminar el ruido y las interferencias no deseadas de las señales EEG para mejorar su calidad y precisión en el análisis.
- **Segmentación:** Dividir las señales EEG en segmentos más pequeños para analizar eventos o actividades específicas del cerebro.
- **Extracción de características:** Identificar patrones y características útiles en las señales EEG que puedan ser relevantes para ciertas investigaciones o diagnósticos.
- **Análisis de frecuencia:** Estudiar la distribución de las diferentes frecuencias presentes en las señales EEG para entender los patrones de actividad cerebral en diferentes estados o situaciones.

- Detección de eventos: Identificar eventos específicos, como picos o potenciales evocados, para evaluar respuestas cerebrales a estímulos externos.
- Interpretación y visualización: Traducir los datos procesados en información comprensible y representarlos gráficamente para su análisis y estudio.

### 3.3.2 METODOLOGÍAS DESARROLLADAS POR OTROS INVESTIGADORES

A continuación, se presenta un resumen de las principales investigaciones llevadas a cabo por diferentes autores.

Lakhan et al. 2019 desarrollaron un sistema de interfaz cerebro-ordenador (BCI) basado en electroencefalograma (EEG) para el reconocimiento de emociones en tiempo real. Utilizaron videoclips de categoría positiva y negativa para inducir emociones en los sujetos mientras se recopilaban y procesaban los datos de EEG. El sistema proporcionaba información instantánea después de cada clip, y participaron diez sujetos sanos, logrando una precisión media del 91.5%. Además, aplicaron el sistema BCI a pacientes con Trastorno de la Conciencia (DOC) y obtuvieron más resultados prometedores para detectar estados emocionales en estos pacientes.

En otro estudio Jingru et al. (2019) centraron en el reconocimiento y clasificación de emociones utilizando señales de ondas cerebrales recopiladas mediante una gorra de electrodos. Para ello, emplearon un interfaz cerebro-computadora (BCI) para transmitir los patrones de ondas cerebrales en tiempo real. La clasificación de emociones se realizó utilizando tres métodos estadísticos, incluido el algoritmo de AdaBoosting, aplicado a los datos de ondas cerebrales. Los resultados experimentales mostraron una buena capacidad de clasificación, resaltando el potencial de este enfoque para mejorar la precisión en la detección emocional.

Krishna et al. (2019) exploraron el uso de la transformada wavelet Q sintonizable (TQWT) para la clasificación de emociones basada en señales de EEG. El proceso consistió en descomponer las señales de EEG en subbandas mediante TQWT y extraer características temporales de estas subbandas. Estas características se introdujeron en un clasificador de máquina de aprendizaje extremo (ELM) para llevar a cabo la clasificación emocional con éxito. Los resultados demostraron la eficacia de este enfoque en la clasificación precisa de emociones a partir de señales de EEG.

En un enfoque de aprendizaje profundo, Zeng et al. (2019) propusieron el modelo SincNet-R, que mejoró la clasificación de señales de EEG mediante la combinación de redes

neuronales convolucionales (CNN) y redes neuronales profundas (DNN). Este modelo mostró un rendimiento superior a otros clasificadores tradicionales en términos de precisión de la clasificación y robustez en señales EEG emocionales.

Alazrai et al. (2018) desarrollaron una técnica novedosa de extracción de características tiempo-frecuencia para el reconocimiento de emociones basado en EEG. Aplicaron una distribución cuadrática tiempo-frecuencia (QTFD) para obtener una representación de alta resolución de las señales EEG y realizaron análisis estadísticos para la clasificación emocional, mejorando la precisión en la detección emocional.

En el estudio de Guo et al. (2022) presentó el modelo de red neuronal DCoT (Depthwise Convolution and Transformer) para el reconocimiento de emociones basado en electroencefalogramas (EEG). El enfoque se centró en explorar la dependencia del reconocimiento de emociones en cada canal EEG y visualizar las características capturadas. Se llevaron a cabo experimentos dependientes e independientes del sujeto utilizando el conjunto de datos SEED, obteniendo resultados prometedores tanto en la precisión de clasificación como en la identificación de canales EEG cruciales para el reconocimiento de emociones.

Por otro lado, Nguyen & Chung (2019) investigaron a diez sujetos jóvenes familiarizados con el uso de redes sociales, utilizando siete métodos de extracción de características basados en transformadas de Fourier y wavelet para detectar emociones negativas en las señales EEG. Los resultados mostraron una alta precisión del 94% en promedio en tan solo 0.5 segundos.

Bao et al. (2019) examinaron las diferencias de género en la clasificación de cinco emociones a partir de señales de electroencefalograma (EEG) y movimientos oculares. Se reclutaron 12 sujetos voluntarios, 6 mujeres y 6 hombres, y se extrajeron características de entropía diferencial de las señales EEG y características estadísticas y de entropía de los movimientos oculares. Los resultados revelaron una mayor precisión en la clasificación de emociones cuando se consideraba el mismo género, lo que sugiere la influencia de factores específicos de género en la clasificación emocional.

En el estudio de Akil et al. (2022) examinaron los efectos de los "memes" de depresión en el estado de ánimo depresivo, considerando el papel moderador de la autorregulación basada en evaluaciones de autoinforme y electrofisiológicas (asimetría alfa frontal del EEG en reposo). Se

encontró que los memes de depresión contribuyeron a un aumento en los síntomas depresivos en los participantes, destacando la importancia de considerar el impacto de contenido emocionalmente negativo en las redes sociales en la salud mental.

Los estudios presentados (Tabla 3), abarcan una variedad de enfoques y técnicas utilizadas para abordar el desafío de reconocer emociones a partir de señales cerebrales. Cada investigación se centró en diferentes aspectos, desde el uso de tecnología BCI y técnicas de aprendizaje profundo, hasta la aplicación de transformadas tiempo-frecuencia y análisis estadísticos.

**Tabla 3 – Resumen de dispositivos y técnicas utilizadas por otros investigadores**

<b>Autor</b>	<b>Equipo</b>	<b>Configuración</b>	<b>Técnica Utilizada</b>	<b>Procesamiento Realizado</b>
(Lakhan et al., 2019)	Gorra EEG	de 32 canales	BCI	Reducción de Ruido y extracción de características espectrales.
(Jingru et al., 2019)	Gorra EEG	de 8 canales	BCI	Se emplea el uso del algoritmo AdaBoosting.
(Krishna et al., 2019)	EEG Traveler	24 canales	TQWT	Reducción de Ruido y extracción de artefactos.
(Zeng et al., 2019)	No aplica	Obtenido de base de datos	SincNet-R	Se utilizaron 80 filtros basados en las características de frecuencia de las señales EEG, incluidas las bandas de frecuencia theta, alfa, beta y gamma.
(Alazrai et al., 2018)	BioSemi ActiveTwo system	32 canales	QTFD	Se utilizaron técnicas de preprocesamiento, como downsampling, reducción de artefactos EOG y EMG.
(Guo et al., 2022)	No aplica	Obtenido de base de datos	DCoT	Permite visualizar los mapas cerebrales.

<b>Autor</b>	<b>Equipo</b>	<b>Configuración</b>	<b>Técnica Utilizada</b>	<b>Procesamiento Realizado</b>
(Akil et al., 2022)	Mind Media NeXus-32	21 canales	Asimetría Frontal	Los artefactos fueron corregidos utilizando el análisis de componentes independientes.
(Nguyen & Chung, 2019)	Casco 3D EEG	8 canales	Transformada de Fourier	Se aplicaron métodos de extracción de características basados en transformadas de Fourier y wavelet para obtener diferentes características de la señal.
(Bao et al., 2019)	Gorra de EEG	8 canales	Movimiento Oculares	Se emplearon modelos de clasificación (LSTM y DCCA) para la clasificación emocional.

Fuente: Elaboración Propia

### 3.3.1 INSTRUMENTOS UTILIZADOS

En los estudios mencionados anteriormente, los investigadores emplearon una diversidad de herramientas y técnicas. Estos instrumentos se pueden clasificar en diferentes categorías (Ilustración 2).

#### 3.3.1.1 *Electrodos*

Los electrodos, en el contexto del EEG son pequeños sensores conductores que se colocan sobre la superficie del cuero cabelludo o directamente en el cerebro para medir la actividad eléctrica de las neuronas. Estos electrodos registran las fluctuaciones eléctricas generadas por las células nerviosas del cerebro en respuesta a estímulos o durante diferentes estados mentales y emocionales (Netzahualcoyotl Bautista et al., 2020).

#### 3.3.1.2 *Mind Media NeXus-32*

El equipo Mind Media NeXus-32 es un dispositivo utilizado para recolectar datos de EEG. Consiste en un sistema de registro de actividad cerebral que se conecta a un casco de 21 canales que contiene electrodos (Fitos & Negrao, 2023).

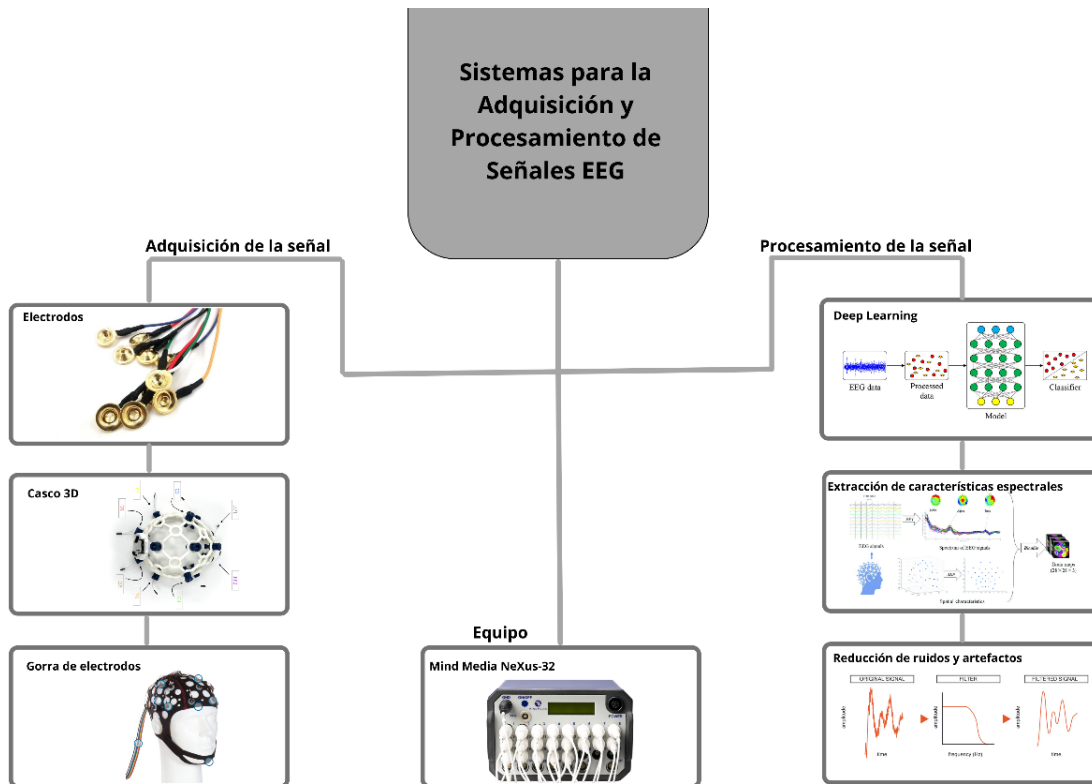
### 3.3.1.3 *Deep learning*

El Deep Learning (Aprendizaje Profundo) es una rama de la inteligencia artificial que se está comenzando a aplicar en la investigación biológica y en aplicaciones biomédicas debido a su capacidad para integrar grandes conjuntos de datos, aprender relaciones complejas de manera arbitraria e incorporar conocimientos previos. Actualmente, los modelos de aprendizaje profundo pueden predecir, con diferentes grados de éxito, cómo la variación genética altera los procesos celulares involucrados en la patogénesis, qué pequeñas moléculas modificarán la actividad de proteínas relevantes para la terapia, y si las imágenes radiográficas indican la presencia de enfermedades (Wainberg et al., 2018).

Sin embargo, la flexibilidad del aprendizaje profundo también plantea nuevos desafíos para garantizar el rendimiento de los sistemas implementados y establecer la confianza con las partes interesadas, los médicos y los reguladores, quienes requieren una justificación para la toma de decisiones. Se argumenta que estos desafíos pueden superarse utilizando la misma flexibilidad que los generó, por ejemplo, entrenando modelos profundos para que puedan proporcionar una justificación de sus predicciones (Wainberg et al., 2018).

### 3.3.1.4 *BCI*

Las interfaces cerebro-computador son sistemas que capturan la actividad neurológica del cerebro y la convierten en señales comprensibles para una computadora. Estos sistemas tienen el propósito de generar comandos de control y/o analizar la actividad cerebral en respuesta a diversas actividades o estímulos externos (Vela Dávila et al., 2017).



**Ilustración 2 – Sistemas de adquisición y procesamiento utilizados por otros autores**

Fuente: Elaboración propia

### 3.4 MARCO LEGAL

En el marco legal de esta investigación, es esencial cumplir con los reglamentos de protección de datos para garantizar la privacidad y seguridad de los datos personales de los participantes, y evitar cualquier conflicto legal relacionado con la protección de la información personal.

#### 3.4.1 REGLAMENTO GENERAL DE PROTECCIÓN DE DATOS (RGDP)

El Reglamento General de Protección de Datos (RGPD), es una normativa de la Unión Europea que ha ganado reconocimiento global desde su entrada en vigor en 2018. Es una de las regulaciones más influyentes en materia de protección de datos personales, y su impacto se ha extendido más allá de las fronteras de la UE (Macén, 2021a).

El RGPD es considerado un "estándar de oro" en la protección de datos personales y se le atribuye ser la tercera generación de reglas en esta materia. Muchos países utilizan el RGPD como

referencia para desarrollar sus propias leyes de protección de datos, lo que destaca su relevancia y modernidad en el ámbito internacional (Macén, 2021).

### 3.4.2 LEY FEDERAL DE PROTECCIÓN DE DATOS MÉDICOS (HIPAA)

A través de la Ley federal de protección de datos médicos (HIPAA) en Estados Unidos, se han establecido estándares de seguridad y privacidad para proteger la información médica y datos sensibles de los pacientes, incluyendo aquellos que participan en estudios de EEG. Esta normativa es de suma importancia para garantizar que los datos de los pacientes sean manejados de manera confidencial y segura durante la realización de estudios de electroencefalogramas. (Mendoza-Alonzo et al., 2021)

La seguridad y privacidad de los datos de los pacientes son prioridades esenciales en la investigación con EEG. Por lo tanto, se deben tomar todas las medidas de encriptación y protección necesarias para prevenir riesgos de ciberseguridad y asegurar que la información esté resguardada de accesos no autorizados. Se deben emplear plataformas y sistemas informáticos seguros y confiables para la recopilación, transmisión y almacenamiento de los datos EEG.

Además, los investigadores y profesionales médicos deben obtener el consentimiento informado de los pacientes para la recopilación y uso de sus datos en la investigación. Se debe explicar claramente cómo se utilizarán los datos y se garantizará que la identidad del paciente esté protegida en todo momento.

A través de la Ley federal de protección de datos médicos (HIPAA) en Estados Unidos, se han establecido estándares de seguridad y privacidad para los estudios realizados a pacientes de EEG. La normativa, que regula la protección de información médica y datos sensibles de los pacientes, también se aplica para los estudios de electroencefalogramas.

Es fundamental contar con un registro médico que incluya todos los datos relevantes, como lo pueden ser resultados de los EEG, entre otros, y que se encuentre debidamente protegido y accesible tanto para los profesionales médicos como para los pacientes. La seguridad y privacidad de los datos de los pacientes son de suma importancia, por lo que se deben tomar todas las medidas de encriptación y protección necesarias para prevenir riesgos de ciberseguridad en la utilización de plataformas comunes para la realización de los estudios de EEG (Mendoza-Alonzo et al., 2021).

## IV. METODOLOGÍA

En esta sección, se detalla la metodología de la investigación, que es de enfoque cuantitativo y se centra en la relación entre la actividad cerebral y la exposición a redes sociales. Se utiliza un diseño experimental que involucra dos variables: tipo de red social y duración de la exposición. La muestra está compuesta por 30 estudiantes.

La recopilación de datos se lleva a cabo en un entorno controlado, donde los participantes interactúan con tres plataformas: Instagram, TikTok y X. Para analizar las señales EEG, se emplean herramientas como OpenBCI GUI y MATLAB.

### 4.1 ENFOQUE

La investigación se diseñó bajo un enfoque cuantitativo, enfocándose en la recopilación y análisis de datos numéricos. El propósito fue estudiar la actividad cerebral y su posible relación con la exposición a redes sociales, centrándose en aspectos cuantificables. Se planificó un diseño experimental que permitiría la manipulación controlada de las variables independientes: el tipo de red social y la duración de la exposición. A su vez, se esperaba observar su influencia en la actividad cerebral, que sería medida en un ambiente controlado.

Dado un contexto en el que investigaciones de esta naturaleza son escasas, el alcance del estudio se estableció como exploratorio, anticipándolo como uno de los primeros en Honduras que buscaría entender la relación entre la exposición a las redes sociales y la actividad cerebral. Se estipuló que la selección de la muestra se llevaría a cabo de manera no probabilística, proyectando seleccionar intencionadamente a 30 estudiantes universitarios (Tabla 5).

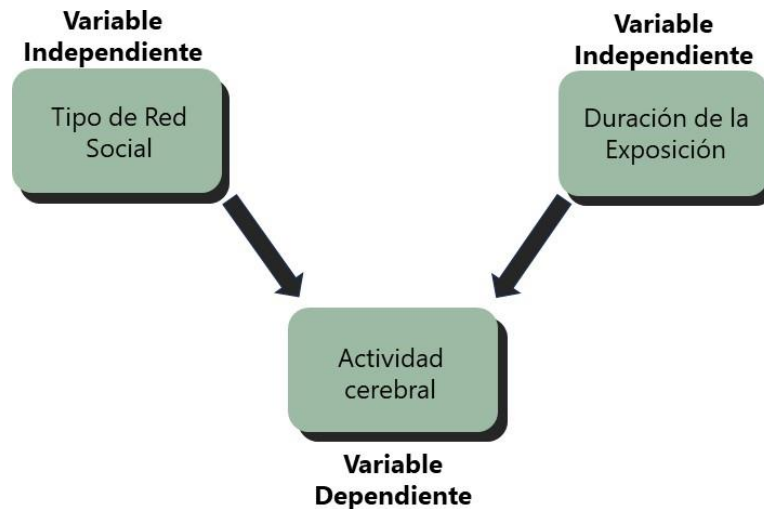
**Tabla 5 - Metodología de la Investigación**

<b>Categoría</b>	<b>Tipo</b>
Enfoque	Cuantitativo
Tipo de Diseño	Experimental
Tipo de Alcance	Exploratorio
Tipo de Muestras	No Probabilístico

Fuente: Elaboración Propia

## 4.2 VARIABLES DE INVESTIGACIÓN

Para el diseño de esta investigación, se determinó la importancia de estructurar y comprender las variables, anticipando que serían fundamentales para el análisis de los datos que se recolectarían. Se optó por categorizar las variables en dos principales grupos: dependientes e independientes. Estas se seleccionaron basándose en los objetivos que se buscaban alcanzar con el estudio, y se detallaron a continuación (Ilustración 3).



**Ilustración 3 - Variables de investigación**

Fuente: Elaboración Propia

### 4.2.1 VARIABLE DEPENDIENTE

Se contempló que la actividad cerebral sería la variable dependiente. Se proyectó medirla a través de las potencias de las bandas de frecuencia del cerebro en sus ondas Delta, Theta, Alfa, Beta y Gama, utilizando el casco EEG Ultracortex Mark IV. La premisa fundamental detrás de esta decisión se fundamentó en la hipótesis de que dicha actividad podría experimentar alteraciones significativas al estar en contacto con las variables independientes.

### 4.2.2 VARIABLES INDEPENDIENTES

Se planteó que tres factores claves actuarían como variables independientes, influyendo potencialmente en la actividad cerebral:

- Duración de la Exposición: Se especuló que la influencia sobre la actividad cerebral no sólo se vincularía con la naturaleza del contenido, sino también con el tiempo de exposición a este. Así, se planteó dividir a los participantes en grupos que experimentarían con periodos

de 3, 6 y 9 minutos en cada red social. Con ello, se buscaba determinar si existían variaciones en la respuesta cerebral en función del tiempo invertido.

- Tipo de Red Social Interactuada: Se delineó cuidadosamente la selección de tres plataformas distintas: Instagram, TikTok y X, cada una con una propuesta de contenido emocional distinta (comedia, tristeza y terror, respectivamente). La premisa subyacente detrás de esta diversificación era la hipótesis de que cada plataforma, debido a su naturaleza y tipo de contenido, podría generar patrones distintos en la actividad cerebral. Esta variable se consideró esencial para identificar y comparar las diferentes respuestas cerebrales asociadas a cada red social y su contenido específico.

### 4.3 TÉCNICAS E INSTRUMENTOS APLICADOS

En esta sección, se describió el conjunto de técnicas y herramientas de ingeniería que se esperaba emplear en la adquisición y análisis de las señales.

#### 4.3.1 OPENBCI GUI

La intención detrás de optar por esta interfaz cerebro-computadora (BCI) se centró en su reconocida eficacia en la adquisición de señales electroencefalográficas. A lo largo de las fases del proyecto, se esperaba que este software desempeñara un papel crucial para capturar y, posteriormente, dirigir al análisis de las señales, beneficiándose de su diseño intuitivo y capacidades avanzadas (Ilustración 4).

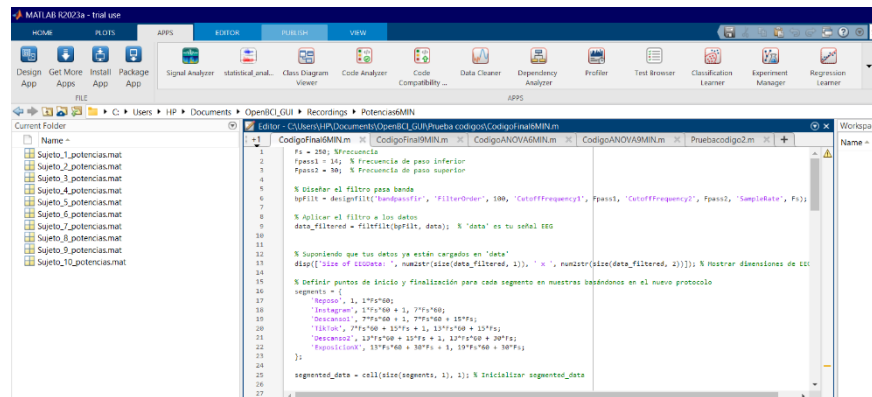


**Ilustración 4 – Interfaz OpenBCI GUI**

Fuente: (GUI Widget Guide | OpenBCI Documentation, 2023)

### 4.3.2 MATLAB

Se seleccionó MATLAB debido a su vasto conjunto de funciones incorporadas, con la expectativa de que facilitaría la manipulación de señales sin requerir extensiones adicionales. Se planeaba usarlo principalmente para el procesamiento de señales, específicamente para convertir datos de señal y extraer información crucial, como la frecuencia media en cada señal (Ilustración 5).



**Ilustración 5 – Interfaz de MATLAB**

Fuente: Elaboración Propia

### 4.3.3 SISTEMA 10 – 20 INTERNACIONAL

Este sistema, ampliamente reconocido, fue propuesto como el método principal para determinar la posición exacta y la distancia entre electrodos. Los números 10 y 20, más que solo cifras, reflejan una técnica meticulosa que se había considerado para guiar la colocación de electrodos en áreas cruciales del cerebro (Tabla 6). Con la propuesta de utilizar el casco Ultracortex Mark IV, se previó que este sistema jugaría un papel esencial para garantizar la precisión y la reproducibilidad de los datos capturados.

**Tabla 6 - Distribución de los electrodos según el sistema 10-20**

<b>Numero de electrodos</b>	<b>Nodos 10-20</b>
1	Fp1
2	Fp2
3	C3
4	C4
5	P7
6	P8
7	O1
8	O2

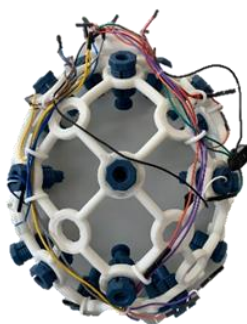
Fuente: Elaboración Propia

#### **4.4 MATERIALES**

En esta sección, se describieron los materiales que se proyectaban emplear para la adquisición y análisis de señales EEG.

##### **4.4.1 CASCO ULTRACORTEX MARK IV**

Se propuso la utilización del casco Ultracortex Mark IV, diseñado mediante técnicas de impresión 3D. Este casco, aparte de proporcionar una disposición exacta para los electrodos, contiene un espacio destinado para la placa Cyton. El propósito principal de este casco sería asegurar la correcta captura de las señales EEG de múltiples derivaciones, al colocarlo adecuadamente en los participantes, garantizando que los electrodos se encontraran en contacto directo con el cuero cabelludo (Ilustración 6).



**Ilustración 6 - Casco Ultracortex Mark IV**

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.4.2 PLACA CYTON

Este dispositivo, pensado como el principal amplificador de bioseñales, tendría la capacidad de conectarse a hasta ocho canales de electrodos para la adquisición de señales EEG. Se anticipaba que, a través de una interfaz Bluetooth, la información sería captada y enviada a un dongle conectado a una computadora, permitiendo una visualización y monitorización en tiempo real de las señales (Ilustración 7).



**Ilustración 7 - Placa Cyton**

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.4.3 ELECTRODOS

Se contempló el uso de electrodos secos específicamente diseñados para captar señales EEG directamente desde la superficie del cuero cabelludo. La eficiencia en la captura de estas señales dependería de un contacto óptimo con la piel. Estos electrodos estarían destinados a transmitir las señales a través de la interacción con la placa Cyton y el dongle, siendo almacenadas posteriormente en una computadora. Además, se consideró la implementación de una pinza en el lóbulo de la oreja de cada participante, que actuaría como un punto de referencia a tierra (Ilustración 8).



**Ilustración 8 - Diferentes tipos de electrodos**

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.4.4 CYTON DONGLE

Este dispositivo, con diseño tipo USB, facilitaría la comunicación entre la unidad Cyton y la computadora, permitiendo el monitoreo y almacenamiento de las señales adquiridas (Ilustración 9).



**Ilustración 9 - Cyton Dongle**

Fuente: Elaboración Propia

### **4.5 POBLACIÓN Y MUESTRA**

Se determinó que la población para este estudio abarcaría a los estudiantes de UNITEC, poniendo particular énfasis en aquellos que se identificaran como usuarios activos de redes sociales.

En cuanto a la selección de la muestra, se planeó adoptar un enfoque no probabilístico intencionado. Esta decisión se tomó previendo las potenciales limitaciones de tiempo y recursos, y con el propósito de garantizar que los participantes escogidos se alinearan con los criterios establecidos para el estudio. Basándose en este diseño, se contempló la inclusión de 30 estudiantes de UNITEC dispuestos a participar de forma voluntaria en el estudio.

Es importante mencionar que, aunque el diseño no probabilístico intencionado ofrecía ventajas en términos de alinear a los participantes con los criterios específicos del estudio, también presentaba limitantes. Una de las principales restricciones de este enfoque radica en que no garantiza la representatividad total de la población de estudiantes de UNITEC, lo que podría afectar la generalización de los resultados. Asimismo, al depender de voluntarios dispuestos a participar, podrían introducirse sesgos relacionados con las características o motivaciones particulares de estos individuos.

## 4.6 METODOLOGÍA DE ESTUDIO

El diseño metodológico planeado se fundamentó en la necesidad de ofrecer respuestas concretas al problema de estudio propuesto. Siguiendo las pautas y consideraciones de rigor metodológico establecidas por Bonilla Castro et al. (2009) se reconoció la importancia de asegurar que el conocimiento generado tuviera validez y confiabilidad. En esta sección, se describen las estrategias, técnicas, instrumentos y procedimientos que se anticiparon emplear, facilitando a otros investigadores la oportunidad de replicar el estudio en futuras investigaciones.

### 4.6.1 RECOPIACIÓN DE DATOS

Se había previsto que la primera etapa metodológica se enfocaría en la obtención de datos de calidad. Para tal fin, se llevaría a cabo una sesión estructurada de interacción con redes sociales para cada estudiante, haciendo uso del sistema EEG Ultracortex Mark IV de OpenBCI. Se consideró la importancia de que esta interacción se realizara en un entorno controlado para asegurar la confiabilidad de las mediciones.

#### 4.6.1.1 *Inicio: Establecimiento de una línea base*

Se estableció que la duración de esta sesión sería de un minuto. Durante este tiempo, se preveía registrar la actividad cerebral de los estudiantes mientras se encontraban en un estado de reposo. El propósito de esta etapa inicial era determinar una línea base para la actividad cerebral sin intervención de estímulos particulares. Durante este breve periodo, los estudiantes recibirían instrucciones para mantener un estado de calma con los ojos cerrados.

#### 4.6.1.2 *Interacción con las redes sociales*

Después de establecer la línea base, los estudiantes interactuarían con tres plataformas de redes sociales: Instagram, TikTok y X. Las actividades en cada plataforma se planearon de la siguiente manera:

En el caso de Instagram, se planeó instruir a los estudiantes para que exploraran cuentas específicas, publicaciones y hashtags asociados con contenidos humorísticos, celebraciones y escenas alegres. El propósito de esta elección era contrastar y estudiar las respuestas cerebrales evocadas por emociones más ligeras y positivas, como la alegría y la risa.

Para TikTok, se consideró guiar a los estudiantes a explorar y visualizar videos relacionados con historias conmovedoras y contenidos que, a través de música, efectos visuales y narrativas,

podieran evocar sentimientos de tristeza o melancolía. Dado el formato de la plataforma, se estimó que los algoritmos de esta ofrecerían una variedad de videos en función de las interacciones previas del usuario, lo que podría potenciar el impacto emocional.

Para X, se proyectó direccionar a los estudiantes hacia hilos específicos que presentaran imágenes y noticias de alto impacto, incluyendo aquellas con contenido gráfico o escenas de violencia. Dado el carácter abierto y menos censurado de esta plataforma, se esperaba que el contenido potencialmente perturbador o alarmante provocara respuestas cerebrales intensas, permitiendo analizar las reacciones asociadas a la sorpresa, alarma o incluso el terror.

Se contempló dividir a los estudiantes en diferentes grupos para determinar la duración de su interacción.

- Grupo 1: Se planificó 9 minutos en total, repartidos en 3 minutos para cada plataforma.
- Grupo 2: Se propuso 18 minutos en total, repartidos en 6 minutos para cada plataforma.
- Grupo 3: Se esperaba que interactuaran durante 27 minutos en total, repartidos en 9 minutos por plataforma.

Se proyectó que habría un intervalo de 15 segundos entre cada interacción con las redes sociales, proporcionando un espacio para descanso y estabilización.

La elección de evocar emociones específicas en cada plataforma se basó en una combinación de factores que incluyen la naturaleza inherente de cada plataforma, el tipo de contenido que suele predominar en ellas y el objetivo de este estudio. Cada plataforma se seleccionó cuidadosamente para maximizar la probabilidad de evocar emociones particulares y examinar las respuestas cerebrales correspondientes.

Instagram, dada su naturaleza visual y la prevalencia de contenido relacionado con celebraciones, humor y escenas alegres, se eligió Instagram para evocar emociones como la risa y la alegría. La plataforma está diseñada para compartir momentos felices y expresiones creativas, lo que la convierte en un entorno propicio para estudiar cómo la actividad cerebral responde a emociones positivas y ligeras.

TikTok, por su parte, se destaca por su enfoque en videos cortos, música y narrativas visuales. Esto lo convierte en un canal ideal para evocar emociones relacionadas con historias conmovedoras y contenido que pueda inspirar sentimientos de tristeza o melancolía. La variedad de contenido en TikTok, influenciada por algoritmos que consideran las preferencias del usuario, permite una exploración más amplia de emociones.

En contraste, X se caracteriza por su apertura a contenido menos censurado y noticias impactantes. Se eligió esta plataforma para explorar respuestas cerebrales a emociones intensas y, en algunos casos, negativas. La exposición a contenido gráfico o escenas de violencia podría inducir sorpresa, alarma o incluso terror, lo que permite el análisis de reacciones emocionales más intensas y complejas.

#### 4.6.2 ANÁLISIS DE LOS DATOS

Una vez obtenidas las lecturas del sistema EEG Ultracortex Mark IV de OpenBCI, se propuso procesar estos datos de manera detallada utilizando herramientas específicas:

##### 4.6.2.1 *Preprocesamiento de Datos en MATLAB*

- Filtrado: Se proyectó emplear dos técnicas de filtrado en MATLAB para limpiar las señales EEG de artefactos e interferencias. Se anticipó la utilización de un filtro Butterworth de cuarto orden con una frecuencia de corte de 60Hz para atenuar interferencias generales, y un filtro adaptativo que recalibraría sus pesos de manera iterativa para eliminar perturbaciones específicas.
- Segmentación: Una vez finalizado el filtrado, se había planificado proceder con la segmentación de las señales EEG. Esta etapa se diseñó con el objetivo de aislar y estudiar secciones específicas de la señal que correspondieran a diferentes intervenciones o fases del estudio.

##### 4.6.2.2 *Transformación y Análisis Espectral*

Se propuso implementar la Transformada Rápida de Fourier (FFT) en MATLAB para descomponer las señales en sus componentes frecuenciales. El enfoque era detectar bandas de frecuencia vinculadas a distintos estados cognitivos y actividades cerebrales.

#### 4.6.2.3 *Análisis Estadístico*

El Análisis de Varianza (ANOVA) fue planteado como un método estadístico para calcular la variabilidad dentro de un sistema de medición o conjunto de datos. Esta técnica, fundamental en el diseño de experimentos, fue considerada por su capacidad para analizar los efectos de diferentes factores. En el marco de la investigación, se propuso emplear el ANOVA de medidas repetitivas en MATLAB con la intención primordial de identificar posibles cambios significativos en la actividad cerebral, producto de la interacción con distintas redes sociales y del tipo de contenido emocional expuesto.

Se contempló que, al descomponer la variabilidad en componentes atribuibles a distintas fuentes de variación, el ANOVA ofrecería una perspectiva detallada sobre qué factores o variables tenían un impacto significativo en las modificaciones observadas en la actividad cerebral. Tras el análisis ANOVA, se planteó emplear la prueba de Tukey-Kramer. Esta prueba tenía como objetivo realizar comparaciones múltiples entre los diferentes grupos o condiciones experimentales para determinar qué segmentos mostraban diferencias significativas en potencia o actividad cerebral.

Algunos de los componentes clave del ANOVA, se definieron a continuación:

- Suma de Cuadrados: Representa una medida de variación o desviación con respecto a la media global de todos los datos.
- Media Cuadrática: Es el resultado de dividir cada una de las variabilidades por sus respectivos grados de libertad.
- Grados de Libertad: Son una medida que indica cuánta libertad tienen los datos para variar. Los grados de libertad para la variabilidad entre grupos son igual a (número de grupos - 1).
- Media Cuadrática del Error: Representa la variación aleatoria que queda después de eliminar el efecto sistemático de los grupos.
- Valor F: Indica si existe una variabilidad significativa entre las medias de los grupos comparados. Un F grande sugiere que al menos una media de grupo difiere significativamente de las otras.
- Valor P: Muestra la probabilidad de observar estas diferencias si la hipótesis nula (que sostiene que no hay diferencias) fuera cierta. Un valor p bajo, comúnmente menor a 0.05,

sugiere que las diferencias entre las medias de los grupos no se deben al azar. Sin embargo, para identificar qué grupos son diferentes entre sí, se necesitan pruebas adicionales, como la de Tukey-Kramer (Jorge Dagnino, 2015).

#### **4.7 METODOLOGÍA DE VALIDACIÓN**

Durante el desarrollo de esta investigación, la metodología de validación se concibió como un proceso esencial para asegurar que los instrumentos y técnicas empleados proporcionaran datos precisos, confiables y relevantes para los objetivos propuestos. Sin embargo, se tomó la decisión de no incorporarla de manera explícita. Esta elección se basó en varias consideraciones fundamentales.

En primer lugar, se puso un énfasis particular en la rigurosidad del procesamiento de señales. Al utilizar técnicas de filtrado y segmentación con MATLAB, se buscó asegurar la calidad de las señales capturadas. Estas técnicas fueron diseñadas para minimizar errores y artefactos, proporcionando una representación precisa de la actividad cerebral.

Además, la implementación del Análisis de Varianza de Medidas Repetidas (ANOVA) en MATLAB ofreció un enfoque estadístico robusto. Se anticipó que esta técnica, ampliamente aceptada en la comunidad científica, proporcionaría una validación inherente de los resultados, garantizando la fiabilidad y relevancia de los hallazgos.

Finalmente, se consideró que, dada la naturaleza cuantitativa del estudio y el enfoque en datos numéricos directos, la metodología en sí misma ofrecía una robustez en términos de validación. Se confiaba en que la combinación de estas técnicas proporcionaría una validación implícita, eliminando la necesidad de procedimientos de validación adicionales.

#### 4.8 CRONOGRAMA DE ACTIVIDADES

A continuación, se proporciona un desglose de las actividades llevadas a cabo durante el transcurso de la investigación, que se extendió a lo largo de un período de diez semanas (Tabla 7).

**Tabla 7 – Cronograma de actividades**

Actividades en el desarrollo del proyecto	Semana 1	Semana 2	Semana 3	Semana 4	Semana 5	Semana 6	Semana 7	Semana 8	Semana 9	Semana 10
Búsqueda de artículos para la elaboración del estado del arte										
Revisión y corrección del estado del arte										
Selección y desarrollo metodológico										
Selección de sujetos										
Elección de redes sociales y tiempo para cada prueba										
Pruebas a grupos seleccionados										
Creación de base de datos										
Procesamiento de señales										
Análisis y evaluación de resultados										
Revisión final del proyecto										

Fuente: Elaboración Propia

#### 4.9 MATRIZ METODOLÓGICA

Toda la metodología realizada para el desarrollo de la investigación se sintetiza en la Matriz Metodológica (Tabla 8).

**Tabla 8 - Matriz Metodológica**

Titulo	Problema de investigación	Preguntas de investigación	Objetivos	Variables	Metodología y Herramientas
Análisis de Señales EEG: Comportamiento de la Actividad Cerebral durante la Exposición a Redes Sociales	La transformación digital y las redes sociales han tenido un impacto significativo en la conducta humana. Su influencia en la actividad cerebral y emocional ha sido un tema de investigación en la última década, especialmente en relación con su impacto en la interacción de los estudiantes universitarios.	General	General	Dependiente	EEG Ultracortex Mark IV
		¿Cómo influye la interacción en diferentes redes sociales en la actividad cerebral, registrada a través de las distintas bandas de frecuencia utilizando el equipo EEG Ultracortex Mark IV?	Investigar la influencia de la interacción en diversas redes sociales sobre la actividad cerebral, registrando las señales en sus respectivas bandas de frecuencia con el equipo EEG Ultracortex Mark IV	Actividad cerebral	
		Específicas	Específicos	Independiente	
		¿Cómo pueden las herramientas especializadas, como OpenBCI GUI y MATLAB, ser utilizadas de manera efectiva para medir y registrar la actividad cerebral en respuesta	Medir y registrar la actividad cerebral en respuesta a la interacción en diversas redes sociales, utilizando herramientas especializadas como OpenBCI GUI y MATLAB.	Medición y registro de señales EEG	OpenBCI GUI y MATLAB

Titulo	Problema de investigación	Preguntas de investigación	Objetivos	Variables	Metodología y Herramientas
		a la interacción en diversas redes sociales?			
		Específicas	Específicos	Independiente	
		¿Cómo varía la actividad cerebral en relación con diferentes duraciones de exposición a las redes sociales, específicamente en periodos de 9, 18 y 27 minutos?	Examinar la variación de la actividad cerebral en función de la duración de exposición a las redes sociales, contemplando periodos de 9, 18 y 27 minutos.	Duración de exposición	ANOVA
		Específicas	Específicos	Independiente	
		¿Existen diferencias en las respuestas cerebrales al interactuar con plataformas específicas como Instagram, TikTok y X, y varían estos patrones cerebrales según el tipo de contenido emocional (comedia, tristeza, terror) presentado en cada red social?	Comparar las respuestas cerebrales asociadas a la interacción con diferentes plataformas (Instagram, TikTok y X) y determinar si los patrones de actividad cerebral varían en función del tipo de contenido emocional (comedia,	Tipo de red social	ANOVA

Titulo	Problema de investigación	Preguntas de investigación	Objetivos	Variables	Metodología y Herramientas
--------	---------------------------	----------------------------	-----------	-----------	----------------------------

tristeza, terror) diseñado y presentado intencionalmente en cada red social.

---

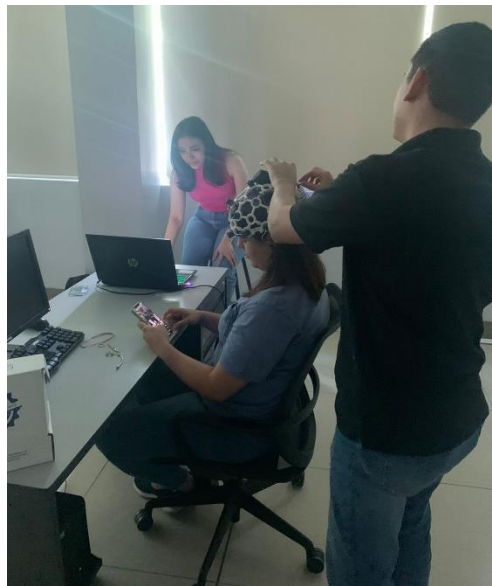
Fuente: Elaboración Propia

## V. RESULTADOS

En este capítulo, se presentan y analizan los resultados obtenidos a partir de las mediciones EEG de los estudiantes de UNITEC durante su exposición a diferentes redes sociales y distintos tiempos de interacción. Estos resultados se muestran siguiendo la metodología descrita en el capítulo anterior y se fundamentan en el procesamiento y análisis estadístico detallado de las señales cerebrales.

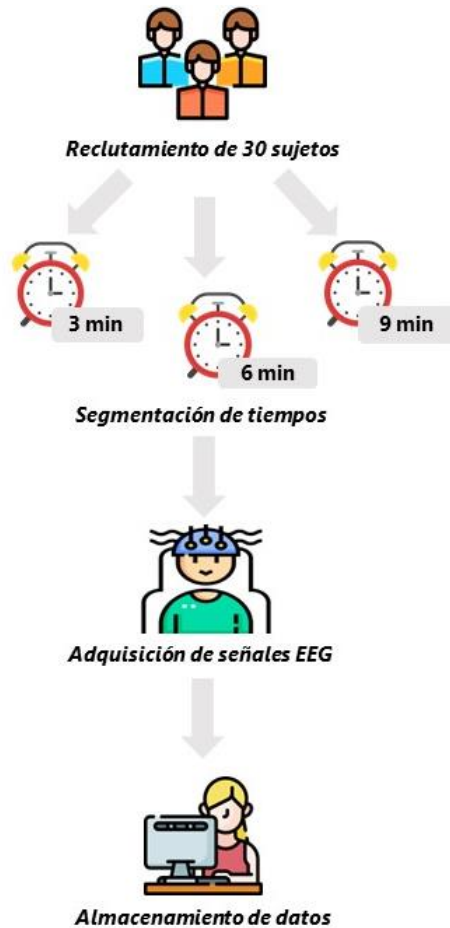
### 5.1 ADQUISICIÓN DE SEÑALES EEG

Durante las semanas 5 y 6 del periodo académico en UNITEC, se procedió a la adquisición de señales electroencefalográficas de los estudiantes (Ilustración 10). Se inició la recolección de datos con el grupo que se expondría durante 9 minutos por cada red social, seguido por los grupos con exposiciones de 6 minutos y, finalmente, el de 3 minutos (Ilustración 11).



**Ilustración 10 – Adquisición de señales EEG**

Fuente: Elaboración Propia



**Ilustración 11 – Proceso de adquisición de señales**

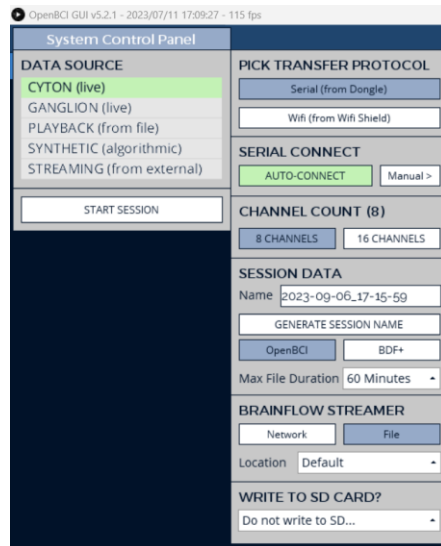
Fuente: Elaboración Propia

### 5.1.1 PROCESO Y MONTAJE DE ELECTRODOS

Se empleó el casco Ultracortex Mark IV, el cual está equipado con electrodos tipo tornillo, diseñados para adaptarse a diversas dimensiones craneales. El casco fue ajustado a cada participante para garantizar su comodidad durante la sesión. Se optó por electrodos secos, y éstos se colocaron de acuerdo con el sistema de localización 10-20, que especifica la posición adecuada en el cráneo.

### 5.1.2 PROGRAMA DE ADQUISICIÓN Y VISUALIZACIÓN

Para la adquisición de las señales EEG, se utilizó el programa OpenBCI. Esta herramienta facilitó varias modalidades de visualización de los datos recopilados. Para este estudio, se empleó la placa Cyton configurada para 8 canales (Ilustración 12).



**Ilustración 12 – Configuración utilizada**

Fuente: Elaboración propia

Dentro de las opciones de visualización que OpenBCI proporciona, se seleccionaron tres vistas clave para este estudio (Ilustración 13). Primero, se eligió la serie temporal, que muestra la amplitud de las señales en microvoltios a lo largo del tiempo. En segundo lugar, se optó por la representación basada en la transformada rápida de Fourier, donde el eje x exhibe las frecuencias y el eje y despliega las amplitudes correspondientes a cada frecuencia en microvoltios. Por último, la elección del mapeo topográfico permitió identificar de manera clara las regiones cerebrales que presentaban una actividad más pronunciada.



**Ilustración 13 – Visualización de las señales EEG durante la recopilación de datos**

Fuente: Elaboración Propia

## 5.2 DESCRIPCIÓN DEL ESTUDIO

En esta sección se detallaron las características de los sujetos participantes y las condiciones específicas bajo las cuales se realizó el estudio.

### 5.2.1 CARACTERÍSTICAS GENERALES DE LOS PARTICIPANTES

La investigación contó con la colaboración de 30 estudiantes de UNITEC. A continuación, se detallaron las características principales de los sujetos (Ilustración 14):

- d) Edad: Los participantes tenían edades comprendidas entre los 17 y 26 años. La media de edad de la muestra fue de 22 años.
- e) Género: De los 30 estudiantes, 17 eran mujeres y 13 hombres

### 5.2.2 DISTRIBUCIÓN DE PARTICIPANTES POR CARRERA

A continuación, se presentó una distribución de los participantes del estudio según su carrera académica (Tabla 9).

**Tabla 9 - Distribución de participantes según carrera académica**

<b>Carrera</b>	<b>Número de Participantes</b>
<b>Ingeniería Biomédica</b>	14
<b>Ingeniería en Sistemas</b>	1
<b>Licenciatura en Mercadotecnia y Negocios</b>	1
<b>Ingeniería Industrial</b>	3
<b>Licenciatura en Relaciones Internacionales</b>	1
<b>Ingeniería Mecatrónica</b>	6
<b>Ingeniería en Energía</b>	1
<b>Licenciatura en Diseño Gráfico</b>	1
<b>Ingeniería Civil</b>	1
<b>Licenciatura en Administración</b>	1



**Ilustración 14 – Características de los sujetos de estudio**

Fuente: Elaboración Propia

### 5.2.3 DURACIÓN Y DETALLE DE LAS INTERVENCIONES

Los participantes fueron segmentados en tres grupos distintos según el tiempo total de exposición: 9 minutos, 18 minutos y 27 minutos. La disposición temporal de las intervenciones para cada grupo se presenta a continuación (Tabla 10).

**Tabla 10 - Esquema temporal de intervenciones**

<b>Grupo 9 min</b>		
<b>Intervención</b>	Tiempo de Inicio	Tiempo de Finalización
<b>Reposo</b>	0:00	1:00
<b>Exposición a Instagram</b>	1:00	4:00
<b>Descanso</b>	4:00	4:15
<b>Exposición a TikTok</b>	4:15	7:15
<b>Descanso</b>	7:15	7:30
<b>Exposición a X</b>	7:30	10:30
<b>Grupo 18 min</b>		
<b>Intervención</b>	Tiempo de Inicio	Tiempo de Finalización
<b>Reposo</b>	0:00	1:00
<b>Exposición a Instagram</b>	1:00	7:00
<b>Descanso</b>	7:00	7:15
<b>Exposición a TikTok</b>	7:15	13:15
<b>Descanso</b>	13:15	13:30
<b>Exposición a X</b>	13:30	19:30

<b>Grupo 27 min</b>		
<b>Intervención</b>	Tiempo de Inicio	Tiempo de Finalización
<b>Reposo</b>	0:00	1:00
<b>Exposición a Instagram</b>	1:00	10:00
<b>Descanso</b>	10:00	10:15
<b>Exposición a TikTok</b>	10:15	19:15
<b>Descanso</b>	19:15	19:30
<b>Exposición a X</b>	19:30	28:30

Fuente: Elaboración propia

#### 5.2.4 CONDICIONES DEL ENTORNO

Las sesiones experimentales se llevaron a cabo en el laboratorio de Biomédica de UNITEC. A fin de garantizar la precisión de los datos recogidos, se controlaron rigurosamente las condiciones ambientales durante cada sesión:

- f) Aislamiento acústico y ambiental: El diseño del laboratorio aseguró un buen nivel de aislamiento, eliminando perturbaciones externas que podrían influir en la actividad cerebral del participante o contaminar los datos obtenidos.
- g) Control de iluminación: Para evitar distracciones visuales y garantizar la uniformidad en las condiciones de prueba para todos los participantes, las luces del laboratorio permanecieron apagadas durante las sesiones.
- h) Precauciones adicionales: A las mujeres participantes se les solicitó específicamente que se retirasen cualquier tipo de joyas antes de la intervención. Este paso se tomó para evitar interferencias potenciales con el equipo y para garantizar la precisión de las mediciones.

Se tomó especial cuidado en mantener estas condiciones consistentes a lo largo de todas las pruebas, a fin de asegurar la integridad y comparabilidad de los datos obtenidos de cada participante (Ilustración 15).



**Ilustración 15 – Condiciones del entorno**

Fuente: Elaboración Propia

## 5.2.5 OBSERVACIONES TÉCNICAS

### 5.2.5.1 *Compleitud de las Sesiones*

Todos los participantes completaron las sesiones en su totalidad. Esta consistencia en la participación fortaleció la integridad de los datos obtenidos y la confiabilidad de los resultados obtenidos.

### 5.2.5.2 *Dificultades con el Equipamiento*

Se presentaron algunos desafíos técnicos durante el estudio:

- a) Complicaciones con el cabello: Las mujeres, especialmente aquellas con abundante, presentaron un desafío en términos de equipamiento. El cabello interponía resistencia al correcto posicionamiento de los electrodos, lo cual podía afectar la calidad del contacto con el cuero cabelludo. Sin embargo, con paciencia y adaptaciones, se aseguró que todos los electrodos estuvieran bien posicionados y proporcionaran registros confiables.
- b) Desgaste de electrodos: Dada la intensidad y duración del estudio, dos electrodos se desgastaron y rompieron. Afortunadamente, el laboratorio contaba con electrodos de repuesto, lo que permitió su rápida sustitución y aseguró que las sesiones no se vieran interrumpidas o comprometidas.

## 5.3 PREPROCESAMIENTO DE LOS DATOS

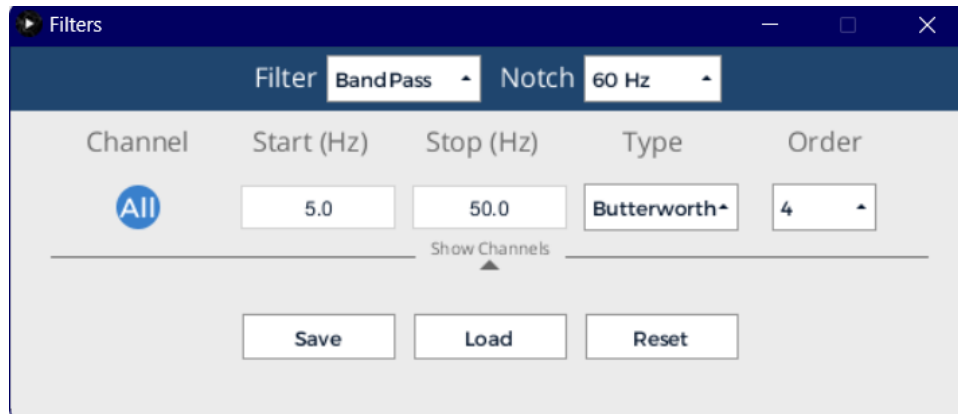
Uno de los pasos críticos en el análisis de señales EEG realizado en esta investigación fue el preprocesamiento. Esta etapa aseguró que la información contenida en las señales fuera de la más alta calidad, minimizando el ruido y las interferencias que podrían haber afectado los análisis subsiguientes.

### 5.3.1 FILTRADO DE LAS SEÑALES

El filtrado constituyó una etapa crítica en el preprocesamiento de las señales EEG durante la investigación. Esta fase se diseñó meticulosamente para eliminar posibles interferencias externas y ruidos que no guardaran relación directa con el objeto de estudio. A fin de garantizar la precisión y eficacia en este proceso, se adoptaron dos métodos de filtrado distintos: uno basado en un filtro pasa bandas del tipo Butterworth y otro que utilizó un filtro adaptativo.

#### 5.3.1.1 Filtro Pasa bandas de Tipo Butterworth

Se implementó un filtro pasa bandas de tipo Butterworth de cuarto orden con una frecuencia de corte establecida en 60Hz, proporcionado por el software OpenBCI (Ilustración 16).



**Ilustración 16 – Configuración del filtro**

Fuente: Elaboración Propia

La decisión de optar por el filtro Butterworth se fundamentó en su característica respuesta de frecuencia plana en la banda de paso. Esta propiedad aseguró que las frecuencias esenciales para el estudio se conservaran sin alteraciones, mientras que las frecuencias no deseadas se suprimían eficientemente. La selección de una frecuencia de corte de 60Hz respondió a la necesidad de atenuar la interferencia derivada de la red eléctrica, una perturbación recurrente en las mediciones de EEG.

#### 5.3.1.2 Filtro adaptativo

Paralelamente al filtrado facilitado por OpenBCI, se integró al procedimiento un filtro adaptativo. Este instrumento se diseñó para evaluar la contaminación de la señal de entrada a causa de artefactos. Mediante un proceso iterativo, recalibraba sus pesos en base a un algoritmo de optimización, permitiendo así la eliminación de contaminantes en las señales EEG que

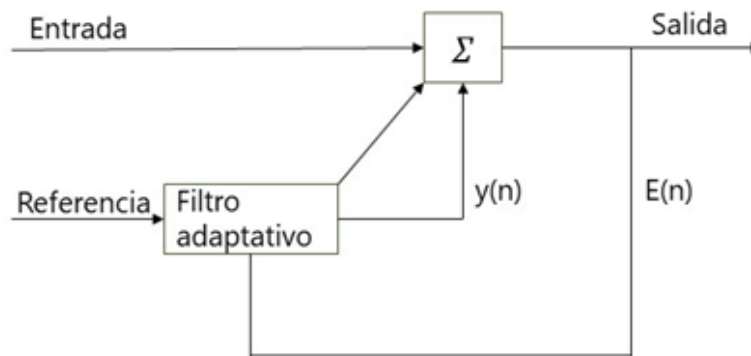
manifestaban la presencia de artefactos. De acuerdo con Jiang et al. (2019) es posible conceptualizar la señal de entrada inicial como una amalgama de datos de EEG genuinos y sin distorsiones junto con una fuente adicional de artefactos, según esta fórmula específica (Ecuación 1).

$$EEG_{ini}(n) = EEG_{gen}(n) + N(n)$$

### Ecuación 1 – Filtro adaptativo

Fuente: (Jiang et al., 2019)

Donde EEGini y EEGgen representan la señal primaria y la señal deseada, respectivamente, y N representa la señal de ruido que es un artefacto EOG o una interferencia ECG según el artefacto a eliminar. El canal de referencia es una de las entradas del filtro (Ilustración 17).



**Ilustración 17 – Diagrama de bloques del filtro adaptativo**

Fuente: (Jiang et al., 2019)

### 5.3.2 SEGMENTACIÓN DE LAS SEÑALES

Luego de realizar el filtrado de las señales EEG, se llevó a cabo un proceso estructurado de segmentación. Aunque los detalles específicos sobre la duración y características de las intervenciones ya se describieron en la sección “Duración y Detalle de las Intervenciones”, el enfoque aquí se centrará en la implementación técnica utilizada para segmentar estas señales.

Utilizando el lenguaje de programación MATLAB, se definieron segmentos específicos en función de la duración total de cada protocolo. La variable Fs en el código es una referencia al ritmo de muestreo de las señales EEG, es decir, cuántas muestras se toman por segundo. La multiplicación de esta variable por un valor numérico nos permitió convertir una duración expresada en minutos o segundos a un número exacto de muestras en la señal.

Para cada protocolo, se establecieron rangos de inicio y fin para cada segmento en función de este ritmo de muestreo. Por ejemplo,  $1 * F_s * 60$  convierte 1 minuto en el número correspondiente de muestras. Estos rangos se utilizaron para extraer segmentos precisos de la señal filtrada.

## **5.4 ANÁLISIS ESPECTRAL DE LAS SEÑALES EEG**

En esta sección, se abordó el análisis espectral que descompuso los segmentos EEG previamente definidos en sus componentes frecuenciales. A través de este enfoque, se identificaron las bandas de frecuencia asociadas con diferentes estados cognitivos y actividades cerebrales.

### **5.4.1 APLICACIÓN DE LA VENTANA DE HAMMING**

Durante esta etapa, se aplicó la ventana de Hamming a cada segmento de datos. Esta acción fue esencial para combatir los efectos adversos de la discontinuidad en los bordes de un segmento, que a menudo provocan problemas conocidos como efectos de fuga espectral. Con la multiplicación de la señal por esta ventana, se garantizó que los extremos del segmento se atenuaran suavemente hacia cero, reduciendo así las oscilaciones no deseadas y proporcionando una base sólida para la FFT que seguiría.

### **5.4.2 INICIALIZACIÓN DE LAS POTENCIAS POR CANAL**

Con el EEG registrando señales de múltiples canales, fue necesario preparar contenedores individuales para las potencias de las distintas bandas frecuenciales. Así, se establecieron matrices para las bandas Delta, Theta, Alpha, Beta y Gamma para cada uno de los ocho canales de EEG.

### **5.4.3 TRANSFORMADA RÁPIDA DE FOURIER (FFT)**

Luego, cada canal de datos fue sometido a una FFT. Esta técnica crucial permitió la descomposición de los componentes temporales de la señal en componentes frecuenciales, ofreciendo una vista del espectro de frecuencia de la actividad cerebral. Según Calderón & Gutierrez (2022) la FFT es un algoritmo empleado para convertir una señal digital ( $x(i)$ ) que consta de  $N$  observaciones en el dominio temporal en una señal en el dominio de la frecuencia ( $h$ ), que representa el espectro de frecuencia de la señal original (Ecuación 2).

$$X(h) = \sum_{i=0}^{N-1} (x(i)e^{-2jih\pi/N})$$

## **Ecuación 2 – Transformada rápida de Fourier**

Fuente: (Calderón & Gutierrez, 2022)

### 5.4.4 CÁLCULO DE LA POTENCIA ESPECTRAL

A partir de los resultados de la FFT, se determinó la potencia espectral de cada componente frecuencial, proporcionando una representación cuantitativa de la actividad cerebral en distintos rangos de frecuencia.

### 5.4.5 DETERMINACIÓN DE BANDAS DE FRECUENCIA

Con el fin de aislar y analizar la actividad cerebral en distintas bandas frecuenciales, se identificaron componentes específicas para las bandas Delta, Theta, Alpha, Beta y Gamma usando índices frecuenciales.

### 5.4.6 CÁLCULO DE LA POTENCIA EN BANDAS DE FRECUENCIA

Una vez identificadas las componentes, se calculó su magnitud, sumando las potencias dentro de cada banda. Estos valores luego fueron transformados logarítmicamente para presentarlos en decibelios.

### 5.4.7 AGRUPACIÓN DE POTENCIAS POR SEGMENTO

Para un análisis organizado, las potencias promedio calculadas para cada banda de frecuencia fueron agrupadas y almacenadas en una matriz consolidada.

### 5.4.8 VISUALIZACIÓN DE LOS RESULTADOS

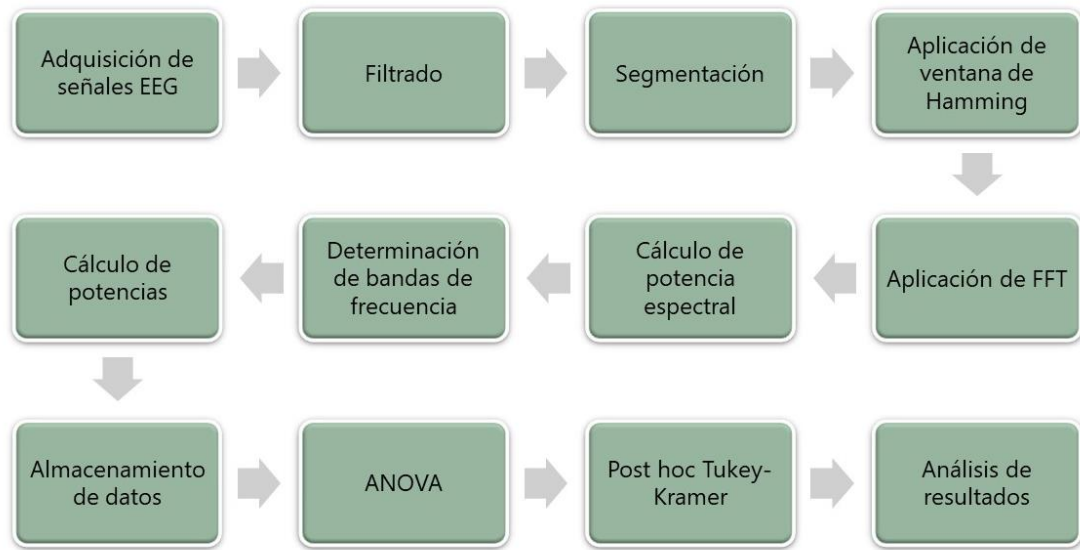
Este paso tuvo un carácter exploratorio y de validación. La representación gráfica se utilizó principalmente para proporcionar una visualización general de la distribución de las potencias a lo largo de los diferentes segmentos y bandas de frecuencia. Dado que el estudio involucraba a 30 estudiantes, no era práctico ni informativo observar detalladamente cada gráfica individual.

Paralelamente, con el fin de asegurarse de que el código funcionaba correctamente y que se estaban extrayendo datos relevantes y coherentes, se imprimieron los resultados de las potencias en la ventana de comandos. Este paso fue esencial para validar que se estuvieran calculando las potencias de forma adecuada antes de proceder a análisis estadísticos más profundos, como el ANOVA.

#### 5.4.9 ALMACENAMIENTO DE DATOS

Finalmente, con un enfoque en la gestión de datos, cada conjunto de datos se archivó meticulosamente en archivos etiquetados con un ID único, garantizando así su fácil recuperación para el posterior análisis estadístico.

Después de un riguroso proceso que abarcó desde la adquisición de señales EEG hasta la segmentación, análisis espectral y almacenamiento de datos, quedó claro que la meticulosidad y



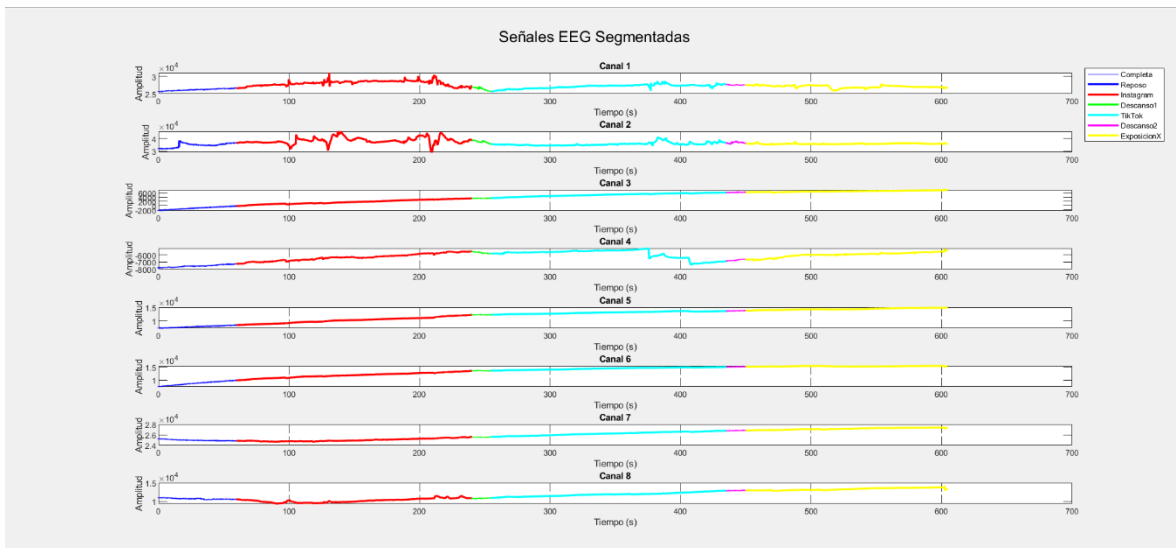
precisión de cada etapa fueron esenciales para asegurar la fiabilidad y validez de los resultados (Ilustración 18).

**Ilustración 18 – Proceso del análisis de señales EEG**

Fuente: Elaboración Propia

## 5.5 SEÑALES OBTENIDAS

Las señales adquiridas y segmentadas proporcionaron una visión detallada de la actividad cerebral durante las distintas actividades llevadas a cabo en el transcurso de las pruebas de 9,18 y 27 minutos (Ilustración 19). Este enfoque permite identificar tendencias y modulaciones específicas en la actividad eléctrica cerebral, enriqueciendo así la capacidad de discernir los cambios neurofisiológicos inducidos por las tareas realizadas durante el experimento. La segmentación de las señales nos permitió observar de manera más detallada la dinámica temporal y las características particulares de la actividad cerebral en contextos específicos por las diferencias de contenido en cada red social.



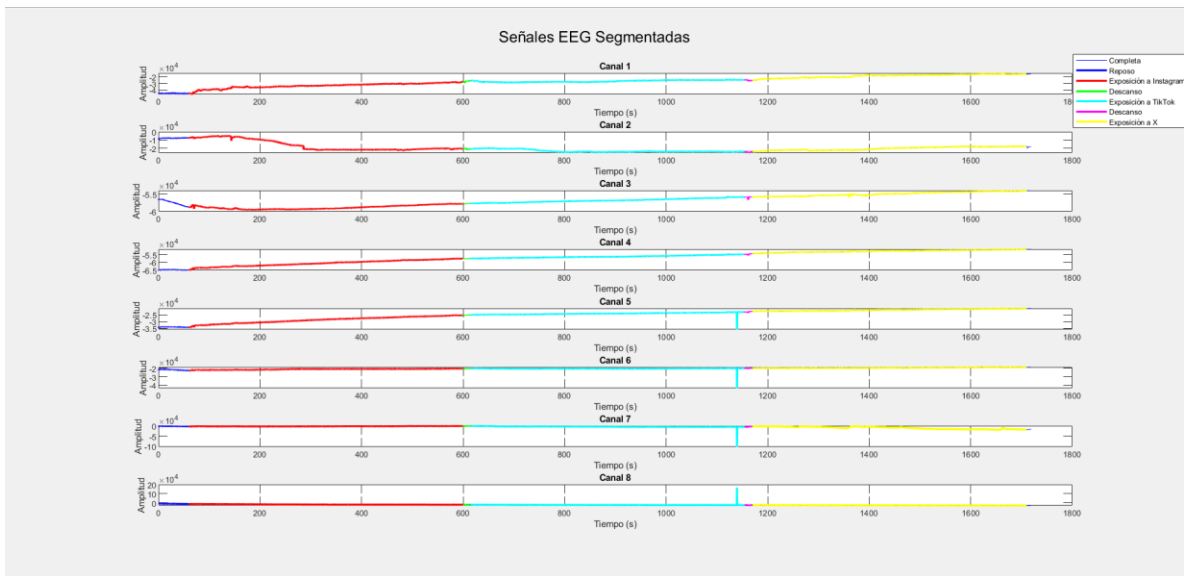
**Ilustración 19 – Señales EEG de Sujeto de 9 minutos**

Fuente: Elaboración Propia



**Ilustración 20 – Señales EEG de Sujeto de 18 Minutos**

Fuente: Elaboración Propia



**Ilustración 21 – Señales EEG de Sujeto de 27 Minutos**

Fuente: Elaboración Propia

## 5.6 ANÁLISIS ESTADÍSTICO

Se determinó que, la interpretación certera de los datos recolectados en un estudio como el presente requiere de métodos analíticos rigurosos y precisos. En este contexto, se seleccionaron herramientas estadísticas robustas para evaluar y entender las variaciones en la actividad cerebral en relación con la interacción en redes sociales.

El método principal empleado fue el Análisis de Varianza (ANOVA), una herramienta que proporciona la capacidad de evaluar diferencias entre múltiples grupos. Además, cuando se identificaron diferencias significativas con el ANOVA, se procedió a realizar pruebas post hoc utilizando el método de Tukey-Kramer.

Esto permitió desglosar y especificar las diferencias, garantizando que las conclusiones derivadas fueran tanto detalladas como confiables. En las siguientes subsecciones, se detallarán los análisis llevados a cabo, centrados en las interacciones entre los tiempos de exposición y distintas plataformas de redes sociales.

### 5.6.1 ANÁLISIS POR TIEMPO DE EXPOSICIÓN A LAS REDES SOCIALES

Para comprender la variación de las potencias de las bandas de frecuencia del cerebro en función del tiempo de exposición, se dividió el tiempo en tres segmentos distintos: 9 minutos, 18 minutos y 27 minutos. Estos segmentos representaron incrementos equidistantes de exposición, lo que permitió el análisis de las tendencias y cambios en las potencias de las bandas.

#### 5.6.1.1 Resultados del ANOVA

Los resultados del ANOVA de un factor para las diferentes bandas de frecuencia, en función del tiempo de exposición, se detallaron a continuación (Tabla 11).

**Tabla 11 - Resultados del ANOVA para las diferentes bandas de frecuencia**

<b>Banda</b>	<b>SS (Grupos)</b>	<b>SS (Error)</b>	<b>G. L.</b>	<b>G. L. (Error)</b>	<b>Valor F</b>	<b>Valor P</b>
<b>Delta</b>	17.910222	4482.537796	2	177	0.353607	0.702646
<b>Theta</b>	23.592383	3634.335857	2	177	0.574500	0.564033
<b>Alpha</b>	245.310226	6581.872057	2	177	3.298447	0.039224
<b>Beta</b>	298.765581	6850.661461	2	177	3.859591	0.022873
<b>Gamma</b>	360.625752	7708.024314	2	177	4.140539	0.017482

Fuente: Elaboración Propia

En el análisis realizado sobre la banda Delta, se determinó que la Suma de Cuadrados entre los grupos (SS) había sido de 17.910222, mientras que la Suma de Cuadrados del Error se situó en 17.910222. Con 2 grados de libertad para los grupos y 177 para el error, se registró un valor F de 0.353607. El p-valor resultante fue de 0.702646, lo que llevó a concluir que no hubo diferencias significativas en la potencia de la banda delta en función de los tiempos de exposición distintos.

Al observar los datos de la banda Theta, se encontró una SS entre los grupos de 23.592383 y una SS del error de 3634.335857. Con los grados de libertad previamente mencionados, se obtuvo un valor F de 0.574500. El p-valor correspondiente fue de 0.564033, lo que sugirió que no se detectaron diferencias significativas en la potencia de la banda theta respecto a los tiempos de exposición.

Para la banda Alpha, el análisis mostró que la SS entre los grupos había sido de 245.310226 y la SS del error de 6581.872057. Se calculó un valor F de 3.298447. Notablemente, el p-valor obtenido fue de 0.039224, evidenciando diferencias significativas en la potencia de la banda Alpha en función de los distintos tiempos de exposición.

En relación con la banda Beta, se determinó que la SS entre los grupos fue de 298.765581 y la SS del error de 6850.661461. El análisis arrojó un valor F de 3.859591 y un p-valor de 0.022873, lo que sugirió que hubo diferencias significativas en la potencia de la banda beta según los tiempos de exposición.

Por último, en el análisis de la banda Gamma, se identificó una SS entre los grupos de 360.625752 y una SS del error de 7708.024314. El valor F registrado fue de 4.140539, y el p-valor resultante fue de 0.017482. Estos hallazgos confirmaron que existieron diferencias significativas en la potencia de la banda gamma en función del tiempo de exposición.

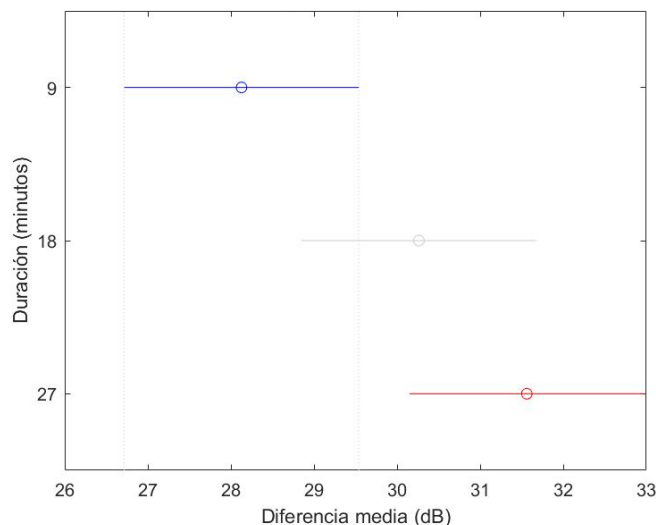
El alto valor del error en los resultados del ANOVA puede deberse a la variabilidad natural en los datos recopilados. Cuando realizamos un ANOVA, estamos buscando diferencias significativas entre los grupos en estudio, en este caso, las distintas bandas cerebrales. Un valor alto del error (variabilidad dentro de los grupos) indica que, dentro de cada grupo, hay una amplia variabilidad en las mediciones de potencia en las bandas cerebrales. Esto puede deberse a

múltiples factores, como diferencias individuales entre los participantes o fluctuaciones normales en la actividad cerebral.

### 5.6.1.2 Resultados de las Pruebas Post-Hoc

Tras identificar diferencias significativas en algunas de las bandas de frecuencia a raíz del tiempo de exposición mediante el análisis ANOVA, se procedió a realizar pruebas post-hoc para esclarecer entre qué tiempos específicos se manifestaban estas diferencias.

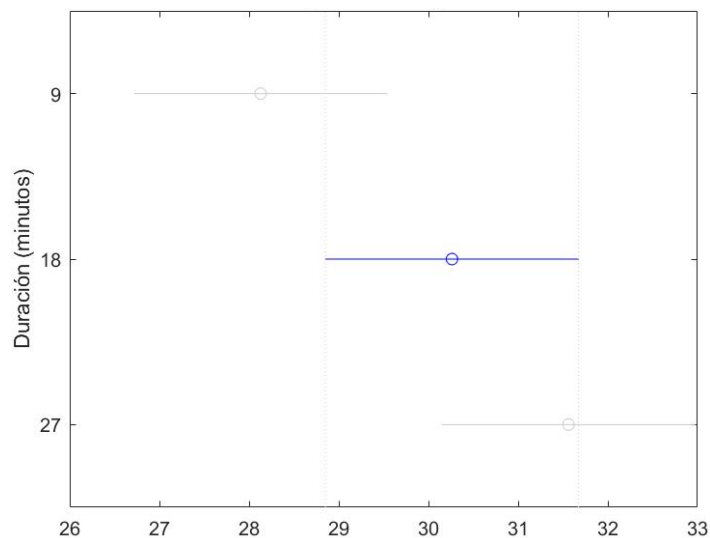
Los resultados de la prueba post-hoc revelaron que las medias de las bandas de frecuencia para los tiempos de exposición de 9 minutos y 27 minutos eran significativamente diferentes. Esta constatación sugería que hubo un cambio palpable en la potencia de las bandas de frecuencia, en particular en bandas como Alpha, Beta y Gamma, entre estos dos intervalos de tiempo (Ilustración 22).



### Ilustración 22 – Comparación Post hoc Tukey-Kramer para los grupos de 9 y 27 min

Fuente: Elaboración Propia

Por otro lado, al examinar las diferencias con relación al tiempo de exposición de 18 minutos, no se detectaron diferencias significativas con los otros dos tiempos de exposición. Esta observación podría insinuar que la potencia de las bandas de frecuencia para el tiempo de exposición de 18 minutos se situaba en un punto intermedio entre los 9 y 27 minutos. Sin embargo, también cabía la posibilidad de que no hubiese suficiente evidencia para determinar una diferencia con este tiempo en particular (Ilustración 23).



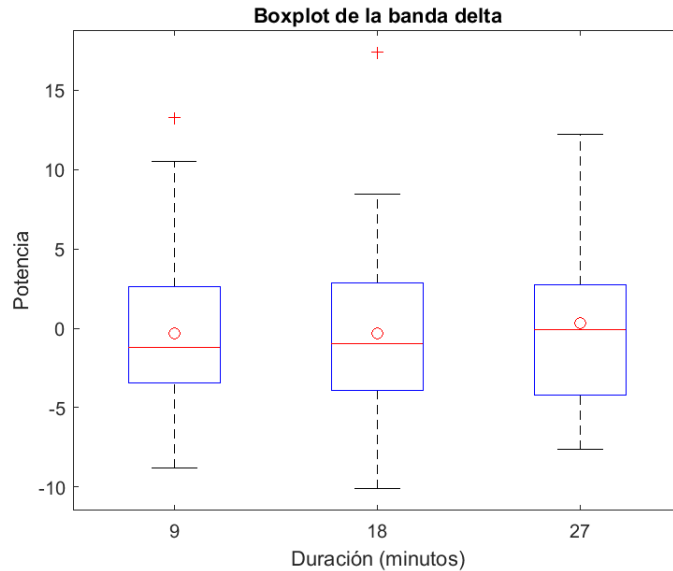
### Ilustración 23 – Comparación Post hoc Tukey-Kramer para el grupo de 18 min

Fuente: Elaboración Propia

Estos resultados complementaron los hallazgos obtenidos del ANOVA, ofreciendo una perspectiva más profunda acerca de cómo la potencia de las bandas de frecuencia varió en función del tiempo de exposición. A pesar de que se constató que el tiempo de exposición de 18 minutos no evidenció diferencias significativas en comparación con los otros intervalos, se consideró esencial no omitir este dato y ponderar su relevancia potencial en el marco general de la investigación.

#### 5.6.1.3 Análisis Boxplot para los distintos tiempos de exposición

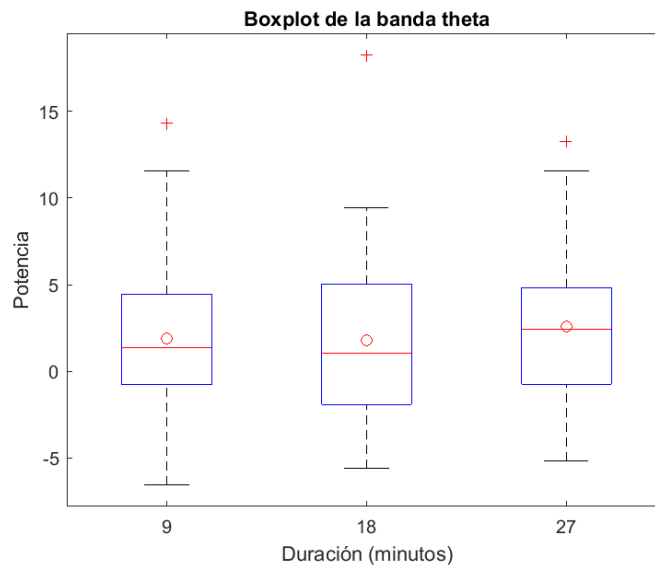
En el análisis de la banda Delta, se observaron cambios notables en la mediana de la potencia cerebral en función del tiempo de exposición. Para el período de 9 minutos, la mediana se situó en -1.191770, indicando una actividad cerebral predominante en valores bajos. A medida que se extendió el tiempo de exposición a 18 minutos, la mediana aumentó a -0.970289, y posteriormente, a los 27 minutos, alcanzó un valor de -0.105619. Estos resultados sugieren que la actividad cerebral en la banda Delta experimentó un incremento a lo largo del tiempo de exposición, mostrando una tendencia hacia valores menos negativos (Ilustración 24).



**Ilustración 24 – Distribución de potencia en la banda Delta según el tiempo de exposición**

Fuente: Elaboración Propia

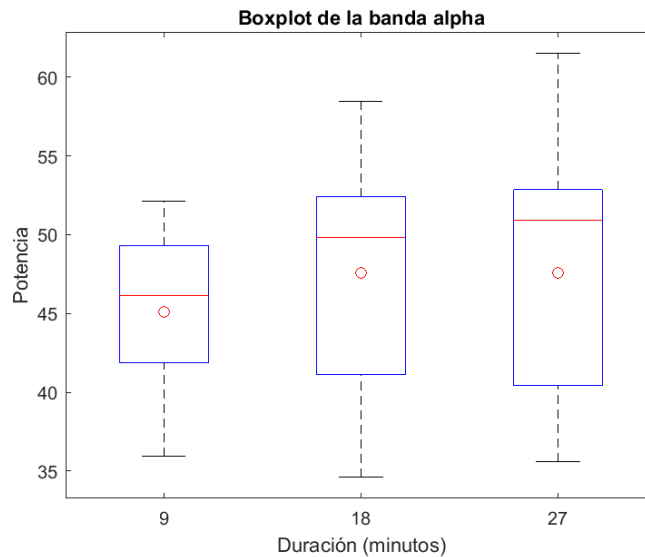
En el contexto de la banda Theta, se identificaron patrones distintos de variación en las medidas de tendencia central en relación con la duración de la exposición. Durante los primeros 9 minutos, la mediana se situó en 1.367233, indicando una actividad cerebral que favorece valores positivos. Con 18 minutos de exposición, la mediana disminuyó a 1.060139, y durante el período de 27 minutos, experimentó un ligero aumento hasta alcanzar 2.409904 (Ilustración 25).



**Ilustración 25 – Distribución de potencia en la banda Theta según el tiempo de exposición**

Fuente: Elaboración Propia

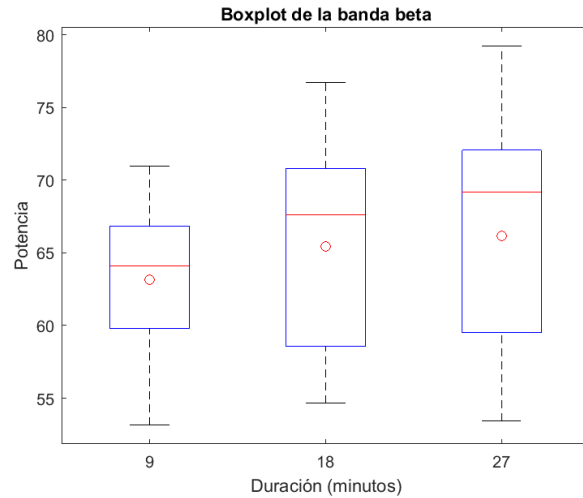
La banda Alpha presentó un patrón distintivo en su comportamiento. Durante los primeros 9 minutos de exposición, la mediana fue de 46.153034, lo que indica una actividad cerebral relativamente alta. A medida que se extendió el período de exposición a 18 minutos, se observó un aumento significativo en la mediana, que alcanzó 49.835234. Curiosamente, a los 27 minutos, la mediana se mantuvo en un nivel similar, registrando un valor de 50.937933 (Ilustración 26).



### Ilustración 26 – Distribución de potencia en la banda Alpha según el tiempo de exposición

Fuente: Elaboración Propia

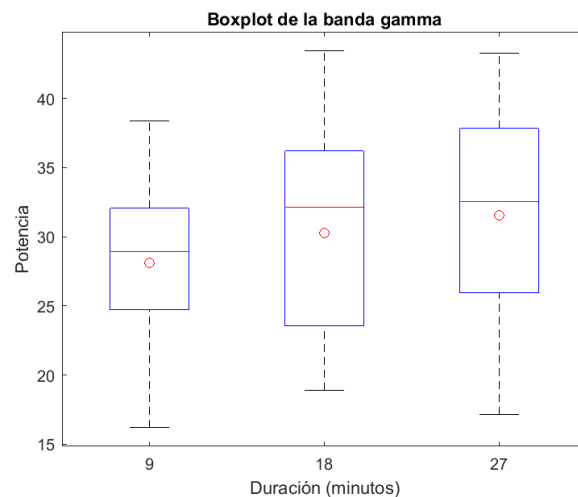
En relación con la banda Beta, se observaron tendencias similares de aumento en las medidas de tendencia central con una mayor duración de exposición. Para el intervalo de 9 minutos, la mediana fue de 64.120312, indicando una actividad cerebral significativa. A los 18 minutos, la mediana aumentó a 67.603934, y a los 27 minutos, continuó incrementándose hasta alcanzar 69.163405. Esto refleja un aumento constante en la actividad cerebral en la banda Beta con una exposición prolongada (Ilustración 27).



**Ilustración 27 – Distribución de potencia en la banda Beta según el tiempo de exposición**

Fuente: Elaboración Propia

Finalmente, en la banda Gamma, durante los primeros 9 minutos de exposición, la mediana fue de 28.908969, indicando una actividad cerebral moderada. A los 18 minutos, la mediana aumentó a 32.124413, pero a los 27 minutos, no hubo un aumento significativo, alcanzando un valor de 32.554705. Estos hallazgos sugieren que, a pesar del aumento inicial, la actividad cerebral en la banda Gamma mostró una tendencia a la estabilización hacia el final del período de exposición (Ilustración 28).



**Ilustración 28 – Distribución de potencia en la banda Gamma según el tiempo de exposición**

Fuente: Elaboración Propia

## 5.6.2 ANÁLISIS POR TIPO DE RED SOCIAL

Esta sección se centró en las diferencias específicas vinculadas a las tres plataformas estudiadas: Instagram, TikTok y X. El objetivo fue discernir si había variaciones notables en la actividad cerebral en función de la red social y entender el papel que las emociones inducidas pueden desempeñar en cada caso.

### 5.6.2.1 *Análisis de Medias y Boxplot para el tiempo de exposición de 9 min*

A continuación, se llevó a cabo un análisis de las medias de potencia en las bandas de frecuencia: Delta, Theta, Alpha, Beta y Gamma. Estas medias se exploraron en relación con las redes sociales Instagram, TikTok y X. Además, se utilizaron boxplots para visualizar la distribución de los datos y se calcularon los cuartiles y medianas de cada banda de frecuencia en función de la plataforma social utilizada. Este enfoque detallado permitió una comprensión completa de las tendencias en la actividad cerebral de los participantes, destacando diferencias y similitudes significativas entre las redes sociales en cada banda de frecuencia.

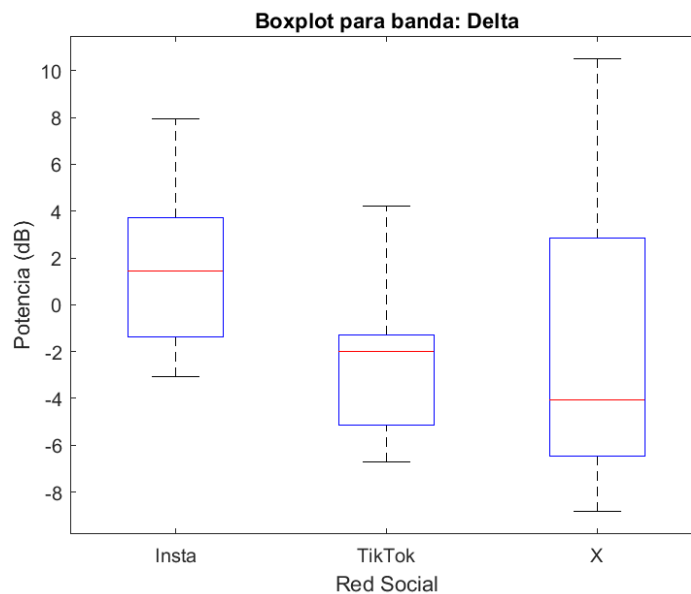
En el análisis de la banda Delta, durante la interacción con Instagram, los sujetos presentaron una potencia cerebral promedio de 1.9829. Los cuartiles reflejaron que el 25% de los datos tenía valores inferiores a -1.3679, y el 75% tenía valores inferiores a 3.7087. La mediana (Q2), que se encuentra en 1.4321, indica que la mitad de los datos se situó por encima y la otra mitad por debajo de este punto. En otras palabras, la mayoría de los usuarios de Instagram mostraron una actividad cerebral Delta moderada durante su interacción en la plataforma.

En TikTok, se observó una potencia cerebral media en la banda Delta de -1.9514. Los cuartiles indicaron que el 25% de los valores estaban por debajo de -5.1442, y el 75% estaban por debajo de -1.2929. La mediana (Q2), que se sitúa en -1.986, refuerza la idea de que la mayoría de los datos se concentraron en un rango de menor potencia. La distribución en TikTok fue notablemente diferente de la observada en Instagram, con una actividad cerebral Delta generalmente más baja.

Para X, la potencia media en la banda Delta fue de -2.0763. Los cuartiles revelaron que el 25% de los datos tenía valores inferiores a -6.4628, y el 75% tenía valores inferiores a 2.8561. La mediana (Q2), ubicada en -4.0782, sugiere una variabilidad significativa en la actividad cerebral

Delta mientras se utilizaba X. La distribución de datos en esta red fue más amplia en comparación con Instagram y TikTok, lo que sugiere una mayor variabilidad en la actividad cerebral Delta.

Estas estadísticas proporcionaron una comprensión más profunda de cómo la actividad cerebral de los usuarios variaba según la red social utilizada y el contenido visualizado. Los resultados sugirieron que cada plataforma puede tener un impacto único en la actividad cerebral de los sujetos. Instagram parece asociarse con una actividad cerebral Delta moderada en promedio, mientras que TikTok muestra una actividad cerebral Delta generalmente más baja. Por otro lado, X presenta una mayor variabilidad en la actividad cerebral Delta entre sus usuarios (Ilustración 29).



**Ilustración 29 – Distribución de Potencia en la Banda Delta por Red Social**

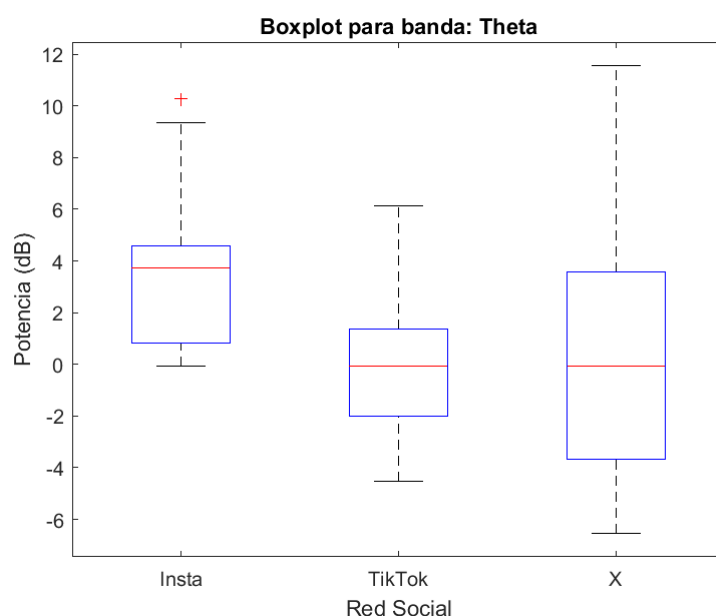
Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Theta, en la interacción con Instagram, se encontró que los usuarios de Instagram tenían una potencia cerebral promedio de 4.0239. Los cuartiles señalan que el 25% de los datos tenía valores inferiores a 0.81047, y el 75% tenía valores inferiores a 4.5743. La mediana (Q2) se ubicó en 3.7236, lo que sugiere que la mayoría de los datos se concentraron en un rango de alta potencia. Por lo que, los usuarios de Instagram mostraron una actividad cerebral Theta considerablemente elevada.

En TikTok, la media de la potencia cerebral en la banda Theta fue de 0.01645. Los cuartiles reflejan que el 25% de los valores estaban por debajo de -2.0191, y el 75% estaban por debajo de

1.3642. La mediana (Q2), que se situó en -0.062507, reafirma la tendencia hacia una menor actividad en esta banda en comparación con Instagram. Los resultados sugieren una notable diferencia en la actividad cerebral Theta entre TikTok e Instagram.

Para X, la potencia media en la banda Theta fue de 0.46466. Los cuartiles revelan que el 25% de los datos tenía valores inferiores a -3.6759, y el 75% tenía valores inferiores a 3.5654. La mediana (Q2), ubicada en -0.083829, sugiere una variabilidad en la actividad cerebral Theta en esta red. Los resultados indican que, X exhibió una variabilidad considerable en la actividad cerebral Theta en comparación con las otras dos redes sociales (Ilustración 30).



**Ilustración 30 – Distribución de Potencia en la Banda Theta por Red Social**

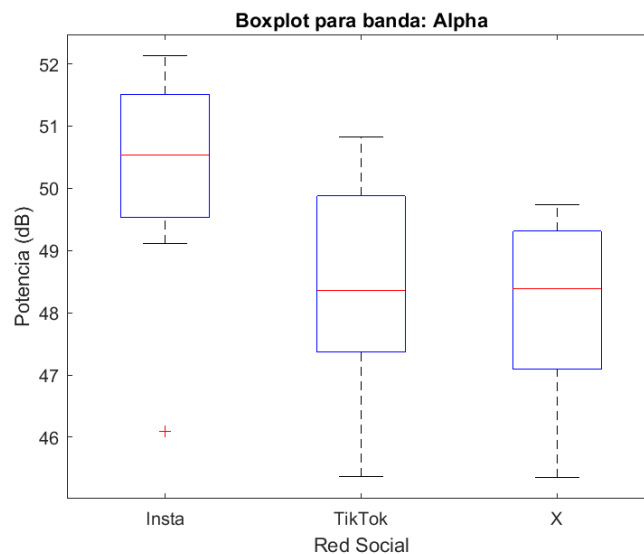
Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Alpha, en la interacción con Instagram, se encontró una media de 50.2024 en la potencia. Además, el primer cuartil (Q1) se situó en 49.5381, la mediana (Q2) en 50.5384 y el tercer cuartil (Q3) en 51.5148. Estos valores indican que la mayoría de los datos se concentraron en un rango relativamente estrecho alrededor de la mediana, lo que sugiere una consistencia en la actividad cerebral Alpha de los usuarios en esta plataforma.

En TikTok, la potencia media en la banda Alpha fue de 48.4129. Esto indica que, en promedio, los usuarios experimentaron una actividad cerebral Alpha ligeramente más baja en comparación con Instagram. Los valores del primer cuartil (Q1), la mediana (Q2) y el tercer cuartil

(Q3) fueron 47.3672, 48.3641 y 49.8772, respectivamente. Estos resultados sugieren que la actividad cerebral Alpha en TikTok también se mantuvo en un rango relativamente estrecho alrededor de la mediana, aunque ligeramente más baja que en Instagram.

Para X, se observó una media de 48.1239 en la potencia de la banda Alpha. Esto indica que, en promedio, los usuarios exhibieron una actividad cerebral Alpha similar a la de TikTok y más baja que la de Instagram. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 47.0907, 48.384 y 49.3088, respectivamente (Ilustración 31).



**Ilustración 31 – Distribución de Potencia en la Banda Alpha por Red Social**

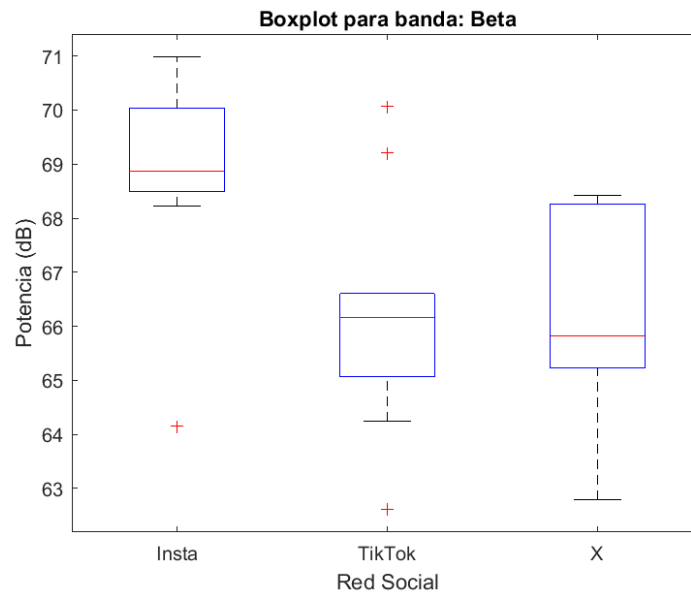
Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Beta, en Instagram, se observó una media de potencia de 68.8474. Además, se encontró que el primer cuartil (Q1) se situó en 68.4894, la mediana (Q2) en 68.8695 y el tercer cuartil (Q3) en 70.0376. Estos valores indican que la mayoría de los datos se concentraron en un rango relativamente estrecho alrededor de la mediana, lo que sugiere una consistencia en la actividad cerebral Beta de los usuarios en esta plataforma.

En TikTok, la potencia media en la banda Beta fue de 66.2641. Esto indica que, en promedio, los sujetos experimentaron una actividad cerebral Beta ligeramente más baja en comparación con Instagram. Los valores del primer cuartil (Q1), la mediana (Q2) y el tercer cuartil (Q3) fueron 65.0676, 66.1672 y 66.6042, respectivamente. Estos resultados sugieren que la

actividad cerebral Beta en TikTok también se mantuvo en un rango relativamente estrecho alrededor de la mediana, aunque ligeramente más baja que en Instagram.

Para X, se encontró una media de potencia en la banda Beta de 66.2039. Esto indica que, en promedio, los usuarios exhibieron una actividad cerebral Beta similar a la de TikTok y cercana a la de Instagram. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 65.2216, 65.8277 y 68.268, respectivamente (Ilustración 32).



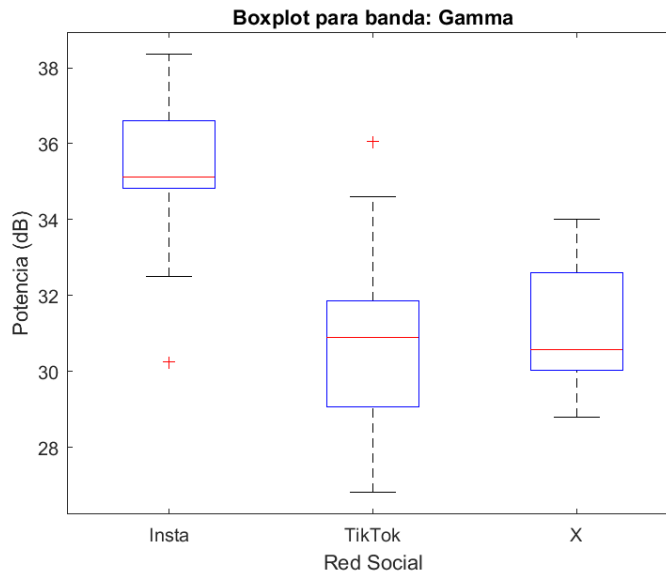
**Ilustración 32 – Distribución de Potencia en la Banda Beta por Red Social**

Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Gamma, para Instagram, se observó una media de potencia de 35.0326. Además, se encontró que el primer cuartil (Q1) se situó en 34.8264, la mediana (Q2) en 35.1255 y el tercer cuartil (Q3) en 36.5987. Estos valores indican que la mayoría de los datos se concentraron en un rango relativamente estrecho alrededor de la mediana, lo que sugiere una consistencia en la actividad cerebral Gamma de los usuarios en esta plataforma.

En TikTok, la potencia media en la banda Gamma fue de 31.0357. Esto indica que, en promedio, los usuarios experimentaron una actividad cerebral Gamma ligeramente más baja en comparación con Instagram. Los valores del primer cuartil (Q1), la mediana (Q2) y el tercer cuartil (Q3) fueron 29.0599, 30.8983 y 31.8511, respectivamente. Estos resultados sugieren que la actividad cerebral Gamma en TikTok también se mantuvo en un rango relativamente estrecho alrededor de la mediana, aunque ligeramente más baja que en Instagram.

Para X, se encontró una media de potencia en la banda Gamma de 31.2007. Esto indica que, en promedio, los usuarios exhibieron una actividad cerebral Gamma similar a la de TikTok y cercana a la de Instagram. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 30.0321, 30.5718 y 32.6021, respectivamente (Ilustración 33).

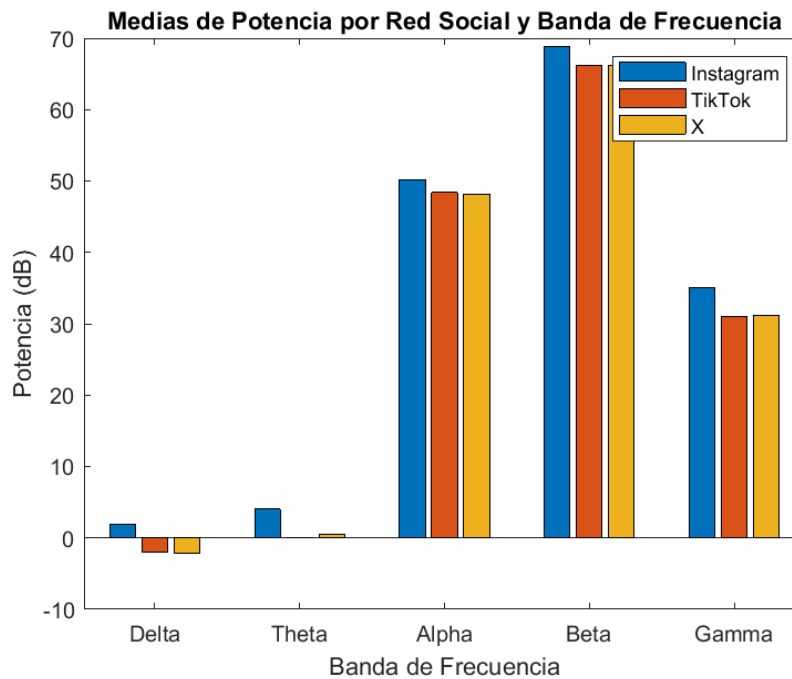


**Ilustración 33 – Distribución de Potencia en la Banda Gamma por Red Social**

Fuente: Elaboración Propia

Luego de haber realizado análisis de las medias de potencia en diferentes bandas de frecuencia y sus relaciones con las redes sociales, se procedió a presentar un resumen visual de los hallazgos. El siguiente gráfico proporcionó una visión general de cómo estas redes sociales y el contenido emocional presentado incidieron en la actividad cerebral de sus sujetos (Ilustración 34).

En el gráfico, cada barra coloreada representó la media de potencia en una banda de frecuencia específica. Estas barras resaltaron las tendencias predominantes en cada banda y permitieron una comparación sencilla entre las redes sociales. Este enfoque visual simplificó la identificación de patrones clave en la relación entre las plataformas y la actividad cerebral.



**Ilustración 34 – Medias de Potencia por Red Social y Bandas de Frecuencia (9 min)**

Fuente: Elaboración Propia

#### 5.6.2.2 *Resultados del ANOVA y Pruebas de Tukey-Kramer para el tiempo de exposición de 9 min*

A continuación, se aplicó un enfoque estadístico más amplio para evaluar las diferencias en la potencia cerebral entre las redes sociales Instagram, TikTok y X en las bandas de frecuencia Delta, Theta, Alpha, Beta y Gamma. Se utilizó un análisis de varianza (ANOVA) para determinar si existen diferencias significativas en la actividad cerebral entre las plataformas y bandas de frecuencia. Además, se realizaron pruebas post hoc de Tukey-Kramer para identificar con precisión las diferencias específicas entre los grupos. Este análisis proporcionó una visión más completa y estadísticamente sólida de cómo las redes sociales y el contenido emocional influyen en la actividad cerebral en diversas bandas de frecuencia, permitiendo una comprensión profunda de sus efectos y resaltando patrones significativos en los datos.

La banda Delta, conocida por estar relacionada con ciertos estados de sueño y relajación profunda, fue la primera en ser evaluada. Se empleó un ANOVA para investigar las diferencias en la potencia cerebral entre las plataformas (Tabla 12).

**Tabla 12 - Resultados del ANOVA para la Banda Delta**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	106.5728
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	590.6609
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	2.4358
<b>P-valor</b>	0.10653

Fuente: Elaboración Propia

Los resultados sugirieron que, en la banda Delta, no se observaron diferencias significativas en la potencia cerebral entre las tres plataformas ( $p = 0.10653$ ). Por lo tanto, no se pudo establecer un patrón distintivo en la actividad cerebral en función de la plataforma social en la banda Delta.

Para la banda Theta, también se efectuó un ANOVA con el propósito de identificar diferencias en la potencia cerebral entre las interacciones con las tres plataformas (Tabla 13).

**Tabla 13 - Resultados del ANOVA para la Banda Theta**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	96.4274
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	472.0133
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	2.7579
<b>P-valor</b>	0.081308

Fuente: Elaboración Propia

Con base en los resultados obtenidos, se determinó que no hay diferencias significativas en la potencia cerebral entre las plataformas cuando se observa la banda Theta ( $p = 0.081308$ ). Esto sugiere que, al menos en esta banda de frecuencia, las distintas plataformas sociales no indujeron cambios discernibles en la actividad cerebral.

Al evaluar las respuestas cerebrales asociadas a la banda Alpha durante la interacción con Instagram, TikTok y X, se llevó a cabo un Análisis de Varianza (Tabla 14).

**Tabla 14 - Resultados del ANOVA para la Banda Alpha**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	25.3536
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	73.1204
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	4.681
<b>P-valor</b>	0.017975

Fuente: Elaboración Propia

La diferencia en la potencia cerebral entre las tres plataformas para la banda Alpha fue estadísticamente significativa ( $p = 0.017975$ ).

Debido a esta significancia, se procedió a realizar pruebas post hoc de Tukey-Kramer para identificar las diferencias específicas entre los grupos. Los resultados de estas comparaciones se detallan a continuación (Tabla 15).

**Tabla 15 - Comparaciones Post hoc Tukey-Kramer para la Banda Alpha**

<b>Comparación</b>	<b>Diferencia de Medias</b>	<b>Intervalo de confianza inferior</b>	<b>Intervalo de confianza superior</b>
<b>Instagram vs. TikTok</b>	1.7896	0.05538	3.6143
<b>Instagram vs. X</b>	2.0785	0.023167	3.9032
<b>TikTok vs. X</b>	0.28891	0.91882	2.1137

Fuente: Elaboración Propia

A partir del post hoc de Tukey-Kramer, se evidenció que la potencia cerebral en la banda Alpha mientras se interactúa con el contenido humorístico de Instagram es significativamente diferente en comparación con el contenido triste de TikTok y el de terror de X. La diferencia más notable se observa entre Instagram y X, con una diferencia de medias de 1.7896.

Al investigar las respuestas cerebrales en la banda Beta durante la interacción con Instagram, TikTok y X, se empleó un Análisis de Varianza. Los resultados se detallan a continuación (Tabla 16).

**Tabla 16 - Resultados del ANOVA para la Banda Beta**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	45.5493
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	104.8988
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	5.862
<b>P-valor</b>	0.0076857

Fuente: Elaboración Propia

La diferencia en la potencia cerebral entre las tres plataformas para la banda Beta fue estadísticamente significativa ( $p = 0.0076857$ ).

Dada esta significancia, se realizó un análisis post hoc de Tukey-Kramer para determinar las diferencias específicas entre los grupos. Estos resultados se presentan a continuación (Tabla 17).

**Tabla 17 - Comparaciones Post hoc Tukey-Kramer para la Banda Beta**

<b>Comparación</b>	<b>Diferencia de Medias</b>	<b>Intervalo de confianza inferior</b>	<b>Intervalo de confianza superior</b>
<b>Instagram vs. TikTok</b>	2.5833	0.018086	4.7689
<b>Instagram vs. X</b>	2.6435	0.015393	4.8291
<b>Instagram vs. TikTok</b>	0.060201	0.99743	2.2458

Fuente: Elaboración Propia

De acuerdo con el post hoc de Tukey-Kramer, se encontró que la potencia cerebral en la banda Beta al interactuar con el contenido humorístico de Instagram es significativamente diferente en comparación tanto con el contenido triste de TikTok como con el de terror de X. Las diferencias más prominentes se observan entre Instagram y TikTok y entre Instagram y X, siendo ligeramente mayor esta última.

El análisis ANOVA para la banda Gamma mostró diferencias significativas entre las redes sociales (Tabla 18). Con un valor F de 9.5209 y un p-valor de 0.00074277, se evidenciaron diferencias notables en la actividad cerebral en la banda Gamma entre las redes sociales evaluadas.

**Tabla 18 - Resultados del ANOVA para la Banda Gamma**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	102.2856
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	145.0341
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	9.5209
<b>P-valor</b>	0.00074277

Fuente: Elaboración Propia

La diferencia en la potencia cerebral entre las tres plataformas para la banda Gamma fue estadísticamente significativa ( $p = 0.00074277$ ).

Debido a esta significancia, se procedió a realizar pruebas post hoc de Tukey-Kramer para identificar las diferencias específicas entre los grupos. Los resultados de estas comparaciones se detallan a continuación (Tabla 19).

**Tabla 19 - Comparaciones Post hoc Tukey-Kramer para la Banda Gamma**

<b>Comparación</b>	<b>Diferencia de Medias</b>	<b>Intervalo de confianza inferior</b>	<b>Intervalo de confianza superior</b>
<b>Instagram vs. TikTok</b>	3.9969	0.0018132	6.5668
<b>Instagram vs. X</b>	3.8319	0.0027321	6.4018
<b>Instagram vs. TikTok</b>	-0.16499	0.98614	2.4049

Fuente: Elaboración Propia

A través del análisis post hoc de Tukey-Kramer, se pudo observar que existen diferencias significativas en la potencia cerebral en la banda Gamma en función de la plataforma de interacción y el tipo de contenido presentado. Específicamente, se encontraron diferencias notables entre las siguientes comparaciones:

Instagram vs. TikTok: La diferencia media en la potencia cerebral en la banda Gamma fue de 3.9969. Este hallazgo sugirió que la actividad cerebral fue significativamente mayor Instagram en comparación con TikTok.

Instagram vs. X: Se identificó una diferencia media de 3.8319 en la potencia cerebral en la banda Gamma. Esto indicó que la actividad cerebral fue significativamente mayor en Instagram en comparación con X.

TikTok vs. X: No se encontraron diferencias significativas en la potencia cerebral en la banda Gamma entre TikTok y X.

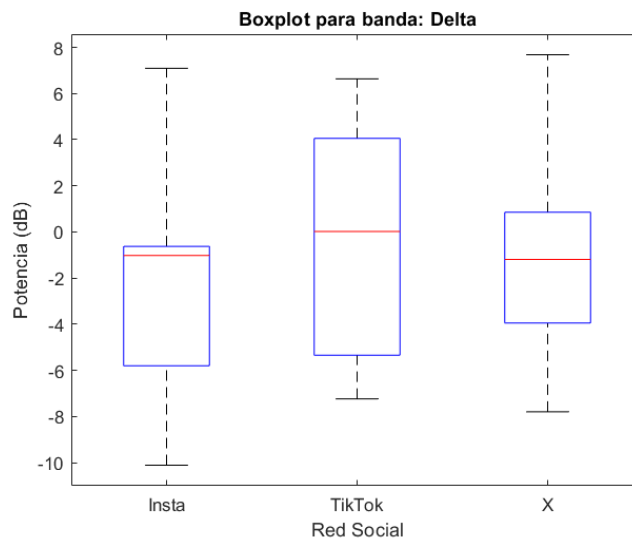
Estos resultados indicaron que la actividad cerebral en la banda Gamma estuvo influenciada por la plataforma utilizada para la interacción, siendo Instagram la que generó una mayor actividad en esta banda en comparación con TikTok y la plataforma X. La diferencia más destacada se observó entre Instagram y X, con una diferencia de medias de 3.9969.

### *5.6.2.3 Análisis de Medias y Boxplot para el tiempo de exposición de 18 min*

En el análisis de la banda Delta, durante la interacción en Instagram, se observó una media de potencia de -1.9668. Además, se encontró que el primer cuartil (Q1) se situó en -5.8004, la mediana (Q2) en -1.0199 y el tercer cuartil (Q3) en -0.6258. Estos valores indican que la mayoría de los datos se concentraron en un rango relativamente estrecho alrededor de la mediana, lo que sugiere una consistencia en la actividad cerebral Delta de los usuarios en esta plataforma.

En TikTok, la potencia media en la banda Delta fue de -0.27289. Esto indica que, en promedio, los usuarios experimentaron una actividad cerebral Delta menos negativa en comparación con Instagram. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron -5.3417, 0.022638 y 4.055, respectivamente. Estos resultados sugieren que la actividad cerebral Delta en TikTok fue más variable, con una mayor dispersión de datos y un rango que abarcaba desde valores negativos hasta positivos.

Para X, se encontró una media de potencia en la banda Delta de -1.0949. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron -3.9487, -1.1892 y 0.85475, respectivamente (Ilustración 35).



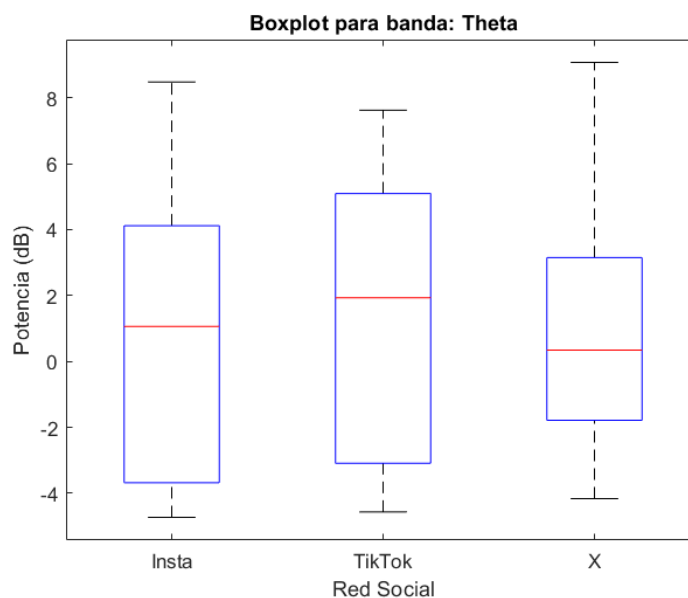
### Ilustración 35 – Distribución de Potencia en la Banda Delta por Red Social

Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Theta, en Instagram, se encontró una media de potencia en la banda Theta de 1.0909. Además, se observó que el primer cuartil (Q1) se situó en -3.6782, la mediana (Q2) en 1.0601 y el tercer cuartil (Q3) en 4.1164. Estos valores indican que hubo una variabilidad considerable en la actividad cerebral Theta de los usuarios en esta plataforma.

En TikTok, la potencia media en la banda Theta fue de 1.4384. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron -3.0904, 1.9304 y 5.0943, respectivamente. Estos resultados indican una mayor variabilidad en la actividad cerebral Theta en TikTok, con una dispersión de datos que abarca desde valores negativos hasta valores significativamente positivos.

En X, se observó una media de potencia en la banda Theta de 0.91844. Esto sugiere que, en promedio, los usuarios exhibieron una actividad cerebral Theta ligeramente positiva durante su interacción en X. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron -1.7848, 0.34396 y 3.1519, respectivamente. Estos resultados muestran una variabilidad moderada en la actividad cerebral Theta de los sujetos en X, con la mayoría de los datos concentrados en un rango cercano a la mediana (Ilustración 36).



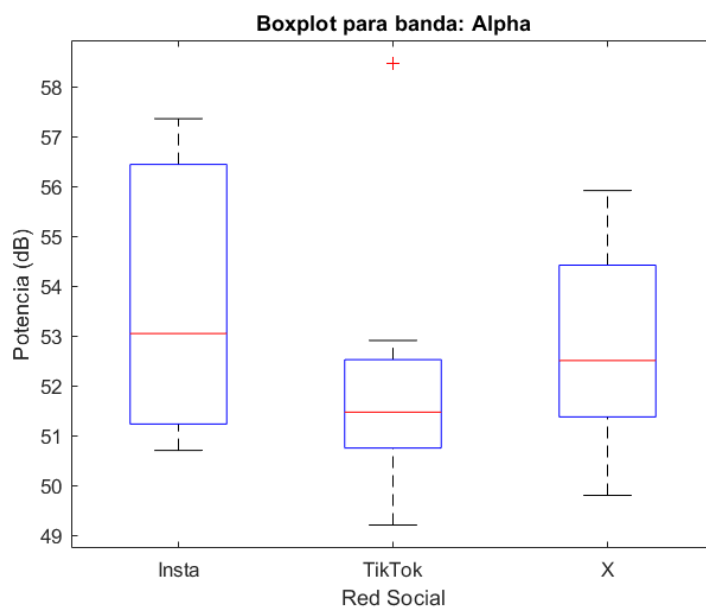
### Ilustración 36 – Distribución de Potencia en la Banda Theta por Red Social

Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Alpha, en la interacción con Instagram, se encontró que la media de potencia era de 53.8171. Además, se observó que el primer cuartil (Q1) se ubicó en 51.238, la mediana (Q2) en 53.0501 y el tercer cuartil (Q3) en 56.4415.

En TikTok, la potencia media en la banda Alpha fue de 51.9696. Esto sugiere que, en promedio, los usuarios experimentaron una actividad cerebral Alpha similar en comparación con Instagram. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 50.7564, 51.4764 y 52.5281, respectivamente. Estos resultados indican una concentración similar de potencia en la banda Alpha en TikTok, aunque ligeramente inferior en comparación con Instagram.

En X, se observó una media de potencia en la banda Alpha de 52.7378. Esto sugiere que, en promedio, los usuarios exhibieron una actividad cerebral Alpha comparable a la de Instagram y TikTok. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 51.3797, 52.5103 y 54.4226, respectivamente. Estos resultados refuerzan la idea de una concentración de potencia en la banda Alpha en X (Ilustración 37).



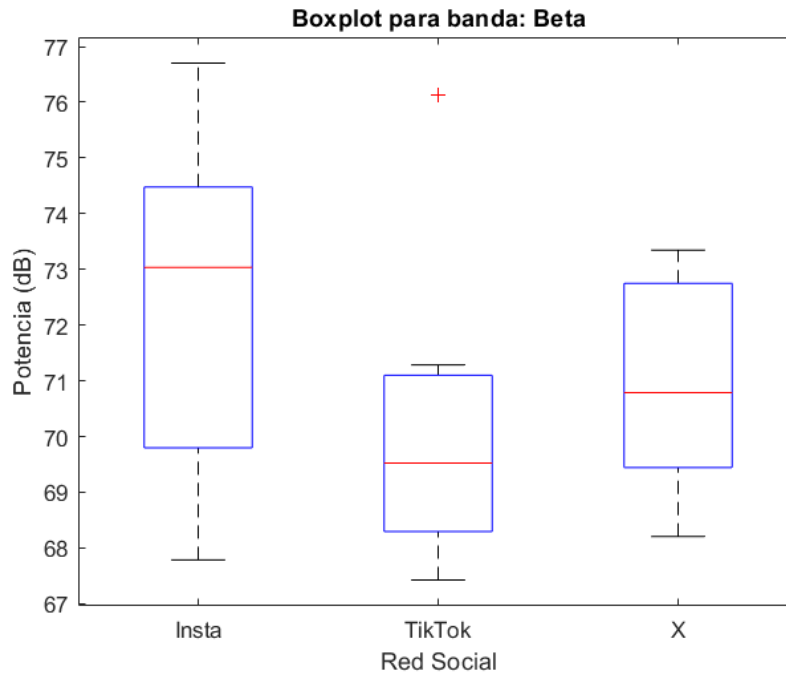
### Ilustración 37 – Distribución de Potencia en la Banda Alpha por Red Social

Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Beta, para Instagram, se encontró que la media de potencia era de 72.4371. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 69.7971, 73.0362 y 74.4802, respectivamente. Estos cuartiles demuestran que la potencia en la banda Beta se concentró en un rango relativamente estrecho alrededor de la mediana, indicando una consistencia en la actividad cerebral de los usuarios de Instagram en esta banda.

En TikTok, la potencia media en la banda Beta fue de 70.0729, lo que sugiere que, en promedio, los usuarios experimentaron una actividad cerebral Beta similar en comparación con Instagram. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 68.2944, 69.5224 y 71.1003, respectivamente. Estos cuartiles reflejan una distribución de potencia en la banda Beta con una concentración similar a la observada en Instagram, aunque ligeramente inferior en términos de valores medios.

En X, se observó una media de potencia en la banda Beta de 70.7171, indicando que, en promedio, los usuarios exhibieron una actividad cerebral Beta comparable a la de Instagram y TikTok. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 69.4443, 70.7869 y 72.7498, respectivamente. Estos cuartiles sugieren una concentración de potencia en la banda Beta en X, similar a la observada en las otras dos plataformas (Ilustración 38).



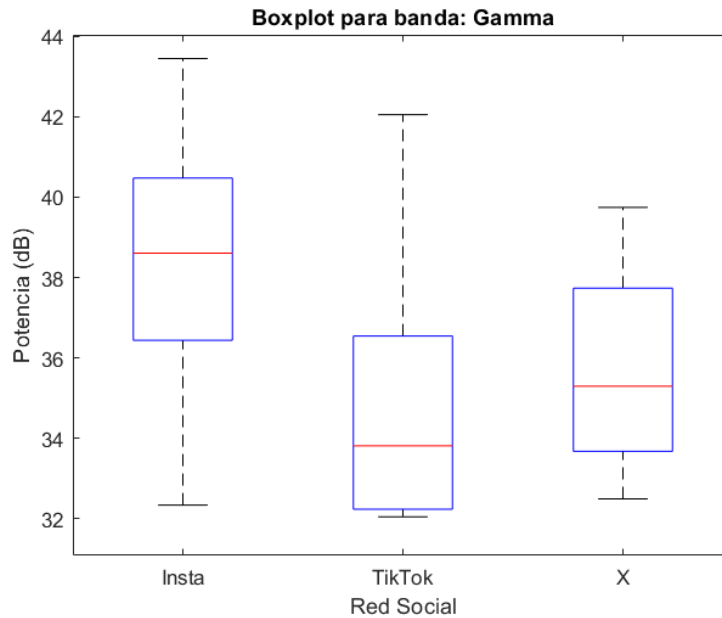
**Ilustración 38 – Distribución de Potencia en la Banda Beta por Red Social**

Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Gamma, en Instagram, se encontró una media de potencia de 38.1554. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 36.4385, 38.6071 y 40.4764, respectivamente. Estos cuartiles indican que la potencia en la banda Gamma se concentró en un rango relativamente estrecho alrededor de la mediana, lo que sugiere consistencia en la actividad cerebral de los usuarios de Instagram en esta banda.

En TikTok, la potencia media en la banda Gamma fue de 34.8226, lo que sugiere que, en promedio, los usuarios experimentaron una actividad cerebral Gamma similar en comparación con Instagram. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 32.2397, 33.8155 y 36.5466, respectivamente. Estos cuartiles reflejan una distribución de potencia en la banda Gamma con una concentración similar a la observada en Instagram, aunque ligeramente inferior en términos de valores medios.

En X, se observó una media de potencia en la banda Gamma de 35.7217, indicando que, en promedio, los usuarios exhibieron una actividad cerebral Gamma comparable a la de Instagram y TikTok. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 33.6796, 35.2975 y 37.7375, respectivamente. Estos cuartiles sugieren una concentración de potencia en la banda Gamma en X, similar a la observada en las otras dos plataformas (Ilustración 39).

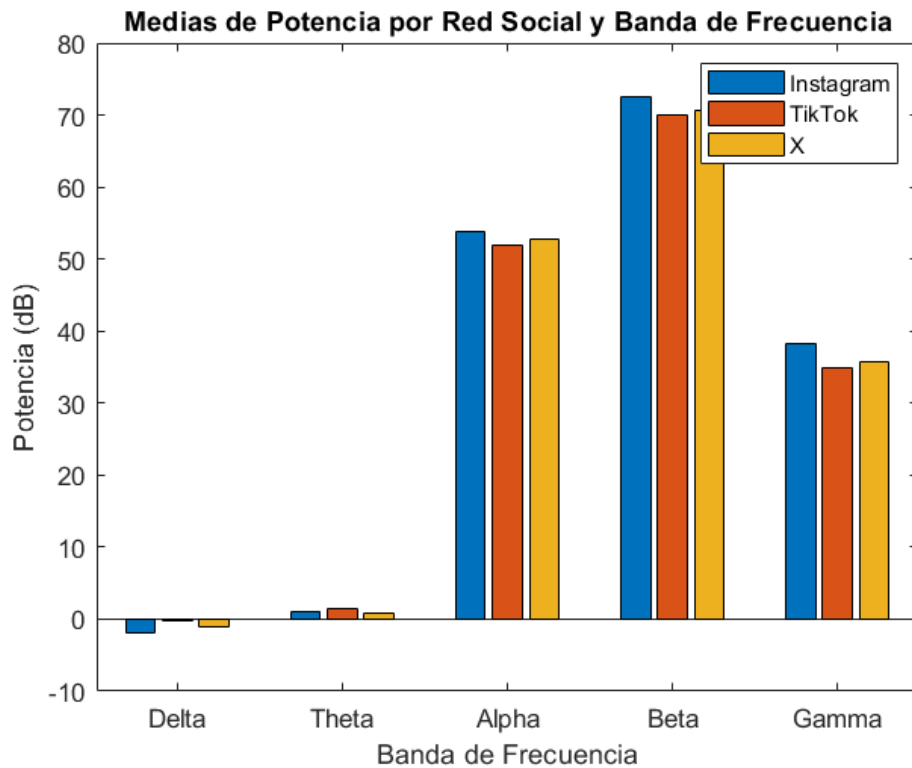


**Ilustración 39 – Distribución de Potencia en la Banda Gamma por Red Social**

Fuente: Elaboración Propia

Tras llevar a cabo un análisis de las medias de potencia en diversas bandas de frecuencia y sus relaciones con las redes sociales, se procedió a crear una representación visual que resumiera los descubrimientos obtenidos.

En esta representación gráfica, cada barra coloreada simbolizó la media de potencia en una banda de frecuencia específica. Estas barras resaltaron las tendencias predominantes en cada banda y facilitaron la comparación entre las diferentes redes sociales. Este enfoque visual simplificado permitió la identificación de patrones significativos en la relación entre las plataformas y la actividad cerebral durante el período de 18 minutos de exposición, siguiendo un proceso similar al realizado en el análisis de 9 minutos (Ilustración 40).



**Ilustración 40 – Medias de Potencia por Red Social y Bandas de Frecuencia (18 min)**

Fuente: Elaboración Propia

### 5.6.3 RESULTADOS DEL ANOVA Y PRUEBAS DE TUKEY-KRAMER PARA EL TIEMPO DE EXPOSICIÓN DE 18 MIN

Para el grupo de 18 minutos y en la banda Delta, el análisis ANOVA mostró que no existían diferencias significativas en la actividad cerebral entre las redes sociales evaluadas (Tabla 20). Con un valor F de 0.31307 y un p-valor de 0.73382, se evidenció que, al menos en este rango temporal, la actividad cerebral en esta banda de frecuencia no era afectada de forma diferencial por el tipo de contenido de cada red social. Independientemente de si los participantes visualizaron contenido humorístico en Instagram, contenido triste de TikTok o contenido de miedo/terror en X, la respuesta cerebral en la banda Delta se mantuvo similar.

Dado que el valor p superó el umbral de 0.05, no se llevaron a cabo pruebas post hoc.

**Tabla 20 - Resultados del ANOVA para la Banda Delta**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	14.3513
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	618.8562
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	0.31307
<b>P-valor</b>	0.73382

Fuente: Elaboración Propia

En la banda Theta, el análisis ANOVA reveló que no había diferencias significativas en la actividad cerebral entre las diferentes redes sociales analizadas (Tabla 21). Con un valor F de 0.037474 y un p-valor de 0.96327, se concluyó que, en este intervalo temporal específico, la actividad cerebral en la banda Theta no fue influenciada distintivamente por el tipo de contenido exhibido en cada red social. Así, las reacciones cerebrales de los participantes ante los distintos tipos de contenido resultaron semejantes en términos de esta frecuencia.

Dado que el valor p excedió ampliamente el umbral convencional de 0.05, no fue necesario realizar análisis post hoc, pues no se detectaron diferencias estadísticamente significativas entre las redes sociales.

**Tabla 21 - Resultados del ANOVA para la Banda Theta**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	1.4029
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	505.39
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	0.037474
<b>P-valor</b>	0.96327

Fuente: Elaboración Propia

En la banda Alpha, el análisis ANOVA mostró que no existían diferencias significativas en la actividad cerebral entre las redes sociales evaluadas (Tabla 22). Con un valor F de 1.453 y un p-valor de 0.25159, se evidenció que, al menos en este rango temporal, la actividad cerebral en esta

banda de frecuencia no era afectada de forma diferencial por el tipo de contenido de cada red social. Independientemente de si los participantes visualizaron contenido humorístico en Instagram, contenido triste de TikTok o contenido de miedo/terror en X, la respuesta cerebral en la banda Alpha se mantuvo similar.

Dado que el valor p superó el umbral de 0.05, no se llevaron a cabo pruebas post hoc.

**Tabla 22 - Resultados del ANOVA para la Banda Alpha**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	17.228
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	160.0715
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	1.453
<b>P-valor</b>	0.25159

Fuente: Elaboración Propia

En la banda Beta, el análisis ANOVA mostró una tendencia hacia una diferencia en la actividad cerebral entre las redes sociales, aunque no llegó a ser estadísticamente significativa (Tabla 23). Con un valor F de 2.4648 y un p-valor de 0.10394, se sugiere que hubo una variación en la actividad cerebral en la banda Beta según el tipo de contenido de red social, pero esta variación no alcanzó el umbral de significancia tradicional de 0.05.

Aunque no se encontraron diferencias estadísticamente significativas entre las reacciones cerebrales de los participantes ante los contenidos en esta banda de frecuencia, la tendencia observada podría ser indicativa de una posible diferencia que podría emerger con un tamaño de muestra mayor o en condiciones experimentales diferentes.

Dado que el valor p excedió el umbral convencional de 0.05, no se llevaron a cabo análisis post hoc, ya que no se detectaron diferencias suficientemente robustas entre las redes sociales en este intervalo temporal específico.

**Tabla 23 - Resultados del ANOVA para la Banda Beta**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	29.8754
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	163.6306
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	2.4648
<b>P-valor</b>	0.10394

Fuente: Elaboración Propia

En la banda Gamma, el análisis ANOVA evidenció una tendencia notable en la variación de la actividad cerebral entre las redes sociales, aunque no fue estadísticamente significativa al nivel convencional de 0.05 (Tabla 24). Con un valor F de 3.2088 y un p-valor de 0.056202, se sugiere una potencial variabilidad en la actividad cerebral en la banda Gamma según el tipo de contenido de red social.

La respuesta cerebral ante los contenidos presentados en cada una de las plataformas mostró patrones ligeramente diferentes en esta banda de frecuencia. Sin embargo, la falta de significación estadística sugiere que estas diferencias no fueron consistentes en todos los participantes.

Aunque el valor p estuvo cercano al umbral de significancia, no se llevó a cabo el análisis post hoc debido a que no se alcanzó el nivel convencional de significancia.

**Tabla 24 - Resultados del ANOVA para la Banda Gamma**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	59.4641
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	250.1772
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	3.2088
<b>P-valor</b>	0.056202

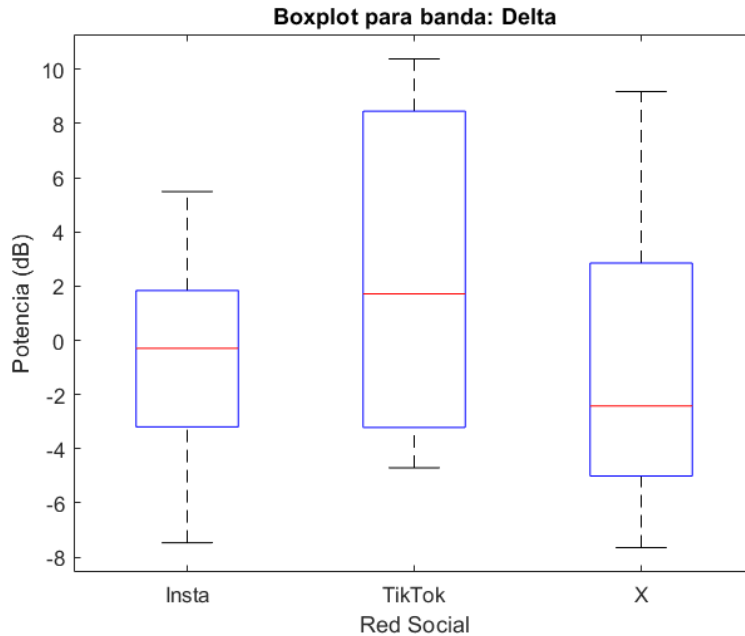
Fuente: Elaboración Propia

### 5.6.3.1 *Análisis de Medias y Boxplot para el tiempo de exposición de 27 min*

En el análisis de la banda Delta, en Instagram, se encontró una media de potencia de -0.48771. Esto sugiere que, en promedio, los usuarios experimentaron una actividad cerebral en la banda Delta cercana a cero mientras interactuaban en esta plataforma. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron -3.189, -0.29224 y 1.8385, respectivamente. Estos cuartiles indican que la potencia en la banda Delta se distribuyó en un rango amplio, desde valores negativos bajos hasta valores positivos moderados. La mediana se ubicó cerca de cero, lo que refleja una distribución equilibrada de la actividad cerebral Delta.

En TikTok, la potencia media en la banda Delta fue de 2.0456. Esto sugiere que, en promedio, los usuarios experimentaron una actividad cerebral Delta positiva mientras interactuaban en esta plataforma. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron -3.2127, 1.7181 y 8.4525, respectivamente. Estos cuartiles indican una distribución de potencia en la banda Delta que varía significativamente, desde valores negativos bajos hasta valores positivos bastante altos. La mediana se situó en 1.7181, lo que refleja una concentración de datos en el rango de actividad cerebral Delta positiva.

En X, se observó una media de potencia en la banda Delta de -0.98277. Esto indica que, en promedio, los usuarios experimentaron una actividad cerebral en la banda Delta cercana a cero durante su interacción en X. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron -5.0025, -2.4186 y 2.8514, respectivamente. Estos cuartiles sugieren una distribución de potencia en la banda Delta similar a la observada en Instagram, con una amplia variabilidad desde valores negativos hasta positivos moderados (Ilustración 41).



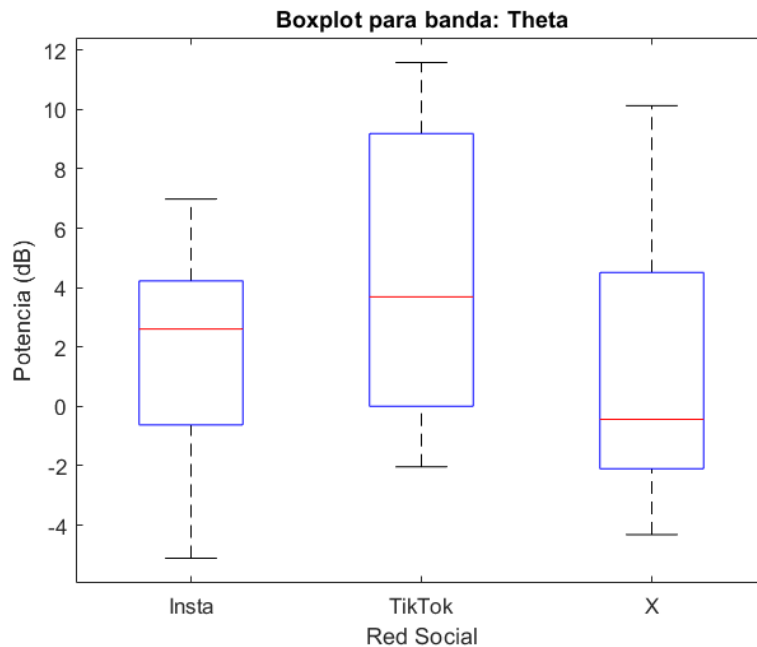
#### **Ilustración 41– Distribución de Potencia en la Banda Delta por Red Social**

Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Theta, para Instagram, se observó una media de potencia de 1.9905. Además, se encontró que el primer cuartil (Q1) se situó en -0.62688, la mediana (Q2) en 2.6075 y el tercer cuartil (Q3) en 4.2238. Estos valores indican que la mayoría de los datos se concentraron en un rango que se extiende desde Q1 hasta Q3, lo que sugiere una variabilidad significativa en la actividad cerebral Theta de los usuarios en Instagram.

En el caso de TikTok, la potencia media en la banda Theta fue notablemente mayor, con un valor de 4.1067 en promedio. Los valores del primer cuartil (Q1), la mediana (Q2) y el tercer cuartil (Q3) fueron 0.0025879, 3.6902 y 9.1881, respectivamente. Estos resultados indican que la actividad cerebral Theta en TikTok también mostró una variabilidad significativa, pero en general, los usuarios experimentaron niveles más altos de actividad cerebral Theta en esta plataforma en comparación con Instagram.

Por otro lado, en X, se encontró una media de potencia en la banda Theta de 1.2024. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron -2.0986, -0.43608 y 4.5111, respectivamente. La variabilidad en la actividad cerebral Theta en X también fue evidente, con datos que se distribuyeron en un rango considerable (Ilustración 42).



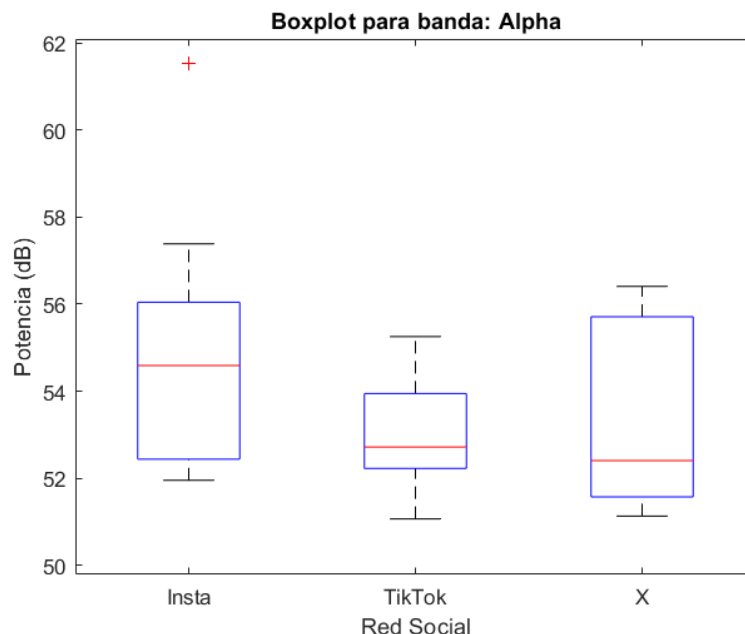
#### **Ilustración 42 – Distribución de Potencia en la Banda Theta por Red Social**

Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Alpha, en Instagram, se observó una media de potencia en la banda Alpha de 54.8253. Además, se encontró que el primer cuartil (Q1) se ubicó en 52.4421, la mediana (Q2) en 54.592 y el tercer cuartil (Q3) en 56.0478. Estos valores indican una relativa consistencia en la actividad cerebral Alpha de los usuarios en Instagram.

En el caso de TikTok, la potencia media fue ligeramente menor, con un valor de 52.9917 en promedio. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 52.2289, 52.7219 y 53.948, respectivamente. Estos resultados sugieren que la actividad cerebral Alpha en TikTok también mostró una consistencia relativa, pero a un nivel ligeramente inferior en comparación con Instagram.

Por último, en X, se encontró una media de potencia de 53.0935. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 51.576, 52.4073 y 55.7122, respectivamente. La variabilidad en la actividad cerebral Alpha en X fue evidente, ya que los datos se distribuyeron en un rango considerable (Ilustración 43).



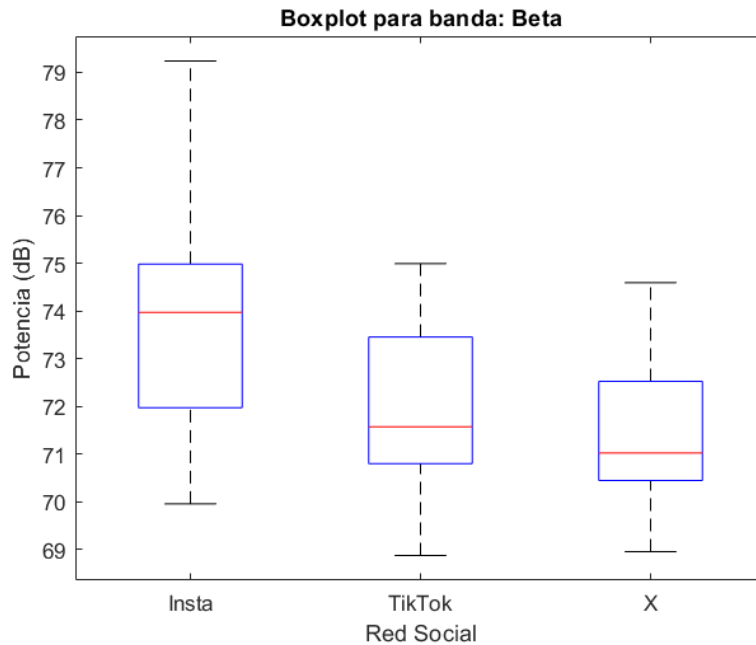
**Ilustración 43 – Distribución de Potencia en la Banda Alpha por Red Social**

Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Beta, para Instagram, se observó una media de potencia de 73.7621. Además, se encontró que el primer cuartil (Q1) se ubicó en 71.9714, la mediana (Q2) en 73.9692 y el tercer cuartil (Q3) en 74.9819. Estos valores sugieren una relativa consistencia en la actividad cerebral Beta de los usuarios en Instagram.

En el caso de TikTok, la potencia media en la banda Beta fue ligeramente menor, con un valor de 71.8373 en promedio. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 70.8006, 71.5725 y 73.454, respectivamente. Estos resultados sugieren que la actividad cerebral Beta en TikTok también mostró una consistencia relativa, pero a un nivel ligeramente inferior en comparación con Instagram.

Por último, en X, se encontró una media de potencia en la banda Beta de 71.3674. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 70.4479, 71.0228 y 72.5253, respectivamente. Esto indica que, la variabilidad en la actividad cerebral Beta en X no fue muy evidente, ya que los datos no se distribuyeron en un rango considerable (Ilustración 44).



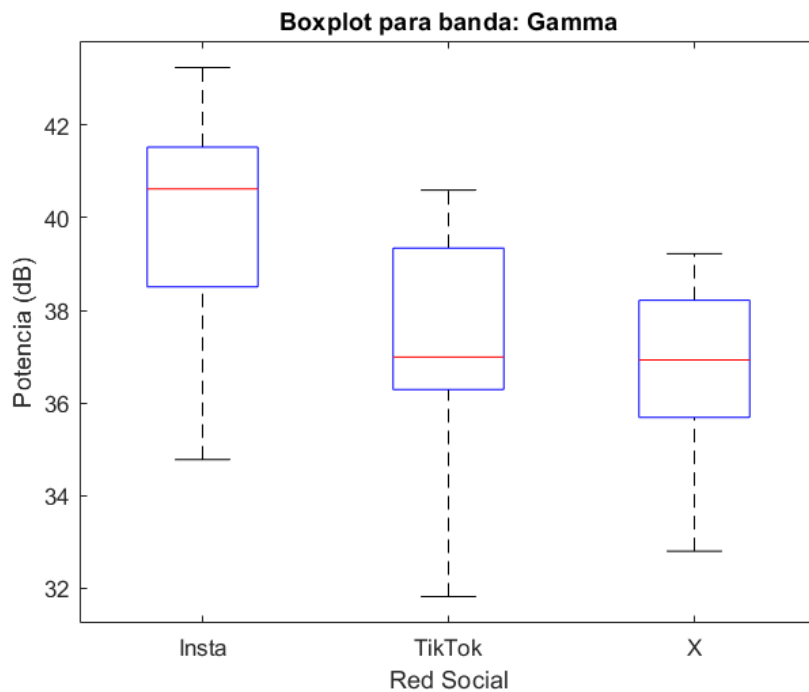
**Ilustración 44 – Distribución de Potencia en la Banda Beta por Red Social**

Fuente: Elaboración Propia

En el análisis de la banda Gamma, para Instagram, se observó una media de potencia de 39.7077. Además, los valores del primer cuartil (Q1), la mediana (Q2) y el tercer cuartil (Q3) fueron 38.509, 40.6223 y 41.5272, respectivamente. Estos resultados sugieren que la mayoría de los datos se concentraron en un rango relativamente estrecho alrededor de la mediana, indicando una consistencia en la actividad cerebral Gamma de los usuarios en Instagram.

En el caso de TikTok, la potencia media en la banda Gamma fue ligeramente menor, con un valor promedio de 37.2537. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 36.2887, 36.993 y 39.3471, respectivamente. Esto sugiere que la actividad cerebral Gamma en TikTok también se mantuvo en un rango relativamente estrecho alrededor de la mediana, aunque ligeramente más baja que en Instagram.

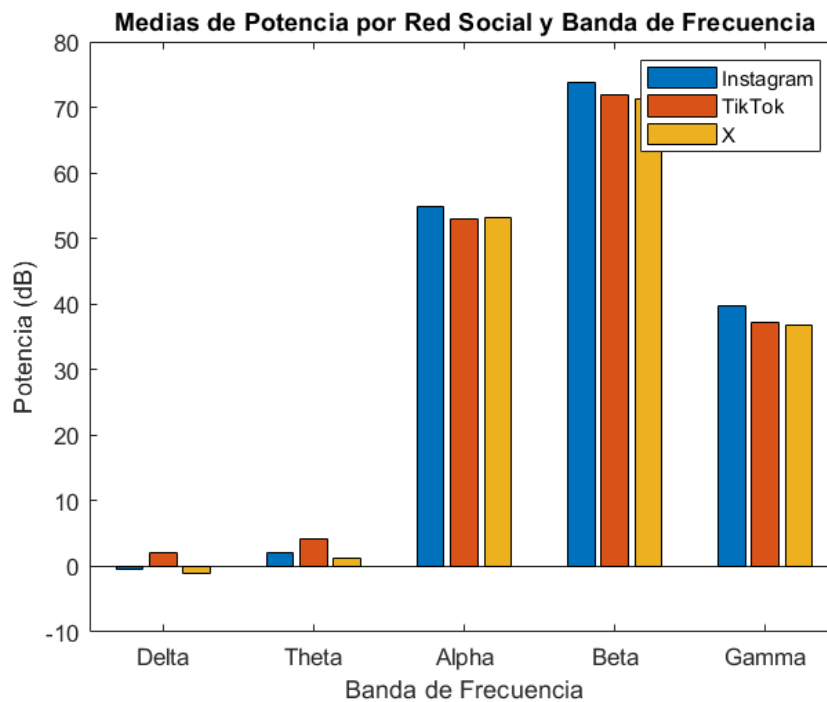
Por último, en X, se encontró una media de potencia en la banda Gamma de 36.6914. Los valores de Q1, Q2 y Q3 fueron 35.6888, 36.9299 y 38.2195, respectivamente. Esto indica que, no hay mucha variabilidad en la actividad cerebral Gamma en X, ya que los datos no se distribuyeron en un rango considerable (Ilustración 45).



**Ilustración 45 – Distribución de Potencia en la Banda Gamma por Red Social**

Fuente: Elaboración Propia

Luego de completar un análisis de las medias de potencia en varias bandas de frecuencia y su correlación con las redes sociales, se procedió a crear una representación gráfica que resumiera los hallazgos obtenidos. En esta visualización gráfica, cada barra coloreada representó la potencia media en una banda de frecuencia particular. Estas barras destacaron las tendencias predominantes en cada banda y facilitaron la comparación entre las distintas plataformas de redes sociales. Este enfoque visual simplificado permitió la identificación de patrones significativos en la relación entre las plataformas y la actividad cerebral durante el período de exposición de 27 minutos, siguiendo un procedimiento similar al llevado a cabo en el análisis de 9 y 18 minutos (Ilustración 46).



**Ilustración 46 – Medias de Potencia por Red Social y Bandas de Frecuencia (27 min)**

Fuente: Elaboración Propia

#### 5.6.3.2 Resultados del ANOVA y Pruebas de Tukey-Kramer para el tiempo de exposición de 27 min

Para el grupo de 27 minutos y en relación con la banda Delta, el análisis ANOVA mostró que no había diferencias estadísticamente significativas en la actividad cerebral entre los tres tipos de contenido en las redes sociales. Con un valor F de 1.0288 y un p-valor de 0.37102, se determinó que las variaciones observadas en la actividad cerebral en esta banda de frecuencia no fueron atribuibles al tipo de contenido visualizado, ya fuera humorístico de Instagram, triste de TikTok o de miedo o terror en X (Tabla 25).

Esta ausencia de significancia estadística en la banda Delta sugiere que, en el intervalo de tiempo de 27 minutos, las respuestas cerebrales relacionadas con esta frecuencia específica no se vieron influenciadas de manera diferencial por los distintos contenidos de las redes sociales evaluadas.

Dado que el valor p superó el umbral de 0.05, no se llevaron a cabo pruebas post hoc.

**Tabla 25 - Resultados del ANOVA para la Banda Delta**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	52.781
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	692.5911
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	1.0288
<b>P-valor</b>	0.37102

Fuente: Elaboración Propia

Al analizar la banda Theta, se encontró que no había diferencias estadísticamente significativas en la actividad cerebral entre los tres tipos de contenido visualizado en las redes sociales. El valor F calculado fue de 1.1301 y el p-valor asociado de 0.33782. Esto sugiere que, durante este período de tiempo, la actividad cerebral en la banda Theta no fue distintivamente influenciada por los contenidos alegre de Instagram, triste de TikTok o de miedo o terror en X (Tabla 26).

La ausencia de diferencias significativas en la banda Theta durante el intervalo de 27 minutos refuerza la idea de que, en este rango temporal específico, la actividad cerebral no parece ser sensiblemente alterada por los diferentes estímulos provenientes de las redes sociales estudiadas. Sin embargo, es necesario considerar otros parámetros y factores que puedan estar interactuando y que no hayan sido tomados en cuenta en este análisis.

Dado que el valor p superó el umbral de 0.05, no se llevaron a cabo pruebas post hoc.

**Tabla 26 - Resultados del ANOVA para la Banda Theta**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	45.1135
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	538.9343
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	1.1301
<b>P-valor</b>	0.33782

Fuente: Elaboración Propia

Al investigar la banda Alpha, los resultados sugirieron que no existían diferencias estadísticamente significativas en la actividad cerebral entre los diferentes tipos de contenidos mostrados en las redes sociales. El valor F observado fue de 2.1815 y el p-valor asociado fue de 0.13237. Esto indica que, en el intervalo de tiempo de 27 minutos, la actividad en la banda Alpha no parecía ser influenciada de forma significativa por los distintos estímulos de contenido alegre de Instagram, triste de TikTok, o de miedo o terror en X (Tabla 27).

Aunque no se observaron diferencias significativas, el valor F que supera a 2 sugiere una posible tendencia que podría ser de interés en investigaciones futuras o al aumentar el tamaño de la muestra. Sin embargo, en el contexto del presente estudio, se concluyó que la banda Alpha no mostró variaciones significativas en respuesta a los estímulos de las redes sociales durante este período específico de tiempo.

**Tabla 27 - Resultados del ANOVA para la Banda Alpha**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	21.2387
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	131.4347
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	2.1815
<b>P-valor</b>	0.13237

Fuente: Elaboración Propia

Se detectaron diferencias estadísticamente significativas en la actividad de la banda Beta entre los diferentes contenidos de las redes sociales. El valor F obtenido fue de 3.4948 con un p-valor asociado de 0.044691, indicando diferencias significativas al nivel de 0.05. Estos resultados sugieren que, en el grupo de 27 minutos, la actividad en la banda Beta fue influenciada de forma significativa por los distintos estímulos de contenido humorístico de Instagram, triste de TikTok, y de miedo o terror en X (Tabla 28).

**Tabla 28 - Resultados del ANOVA para la Banda Beta**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	32.199
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	121.499
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	3.5792
<b>P-valor</b>	0.041803

Fuente: Elaboración Propia

Debido a esta significancia, se procedió a realizar pruebas post hoc de Tukey-Kramer para identificar las diferencias específicas entre los grupos. Los resultados de estas comparaciones se detallan a continuación.

El análisis post hoc de Tukey-Kramer para la banda Beta reveló las siguientes diferencias significativas en la potencia cerebral en función de la plataforma de interacción:

En la comparación entre Instagram y TikTok, se encontró una diferencia de medias de 1.9248 en la potencia cerebral. El intervalo de confianza indica que esta diferencia varía entre 0.12447 y 4.2764. En otras palabras, la actividad cerebral en la banda Beta fue significativamente mayor en Instagram en comparación con TikTok, con un rango de diferencia que va desde moderado hasta considerable.

En la comparación entre Instagram y X, se identificó una diferencia de medias de 2.3946 en la potencia cerebral en la banda Beta. El intervalo de confianza abarca desde 0.045338 hasta 4.7463, lo que sugiere que la actividad cerebral en la banda Beta fue significativamente mayor en Instagram en comparación con X. La diferencia puede considerarse moderada a considerable.

Por otro lado, la diferencia de medias en la potencia cerebral en la banda Beta entre TikTok y X fue de 0.46988. El intervalo de confianza indica que esta diferencia varía entre 0.8741 y 2.8216. No se encontraron diferencias significativas en la actividad cerebral en la banda Beta entre TikTok y X, ya que el intervalo de confianza incluye el valor cero.

En resumen, Instagram mostró una actividad cerebral significativamente mayor en comparación con TikTok y X en esta banda. La diferencia más notoria se observó entre Instagram y X, donde la actividad cerebral en la banda Beta en Instagram fue considerablemente mayor. Por

otro lado, no se encontraron diferencias significativas entre TikTok y X en cuanto a la actividad cerebral en la banda Beta (Tabla 29).

**Tabla 29 - Comparaciones Post hoc Tukey-Kramer para la Banda Beta**

<b>Comparación</b>	<b>Diferencia de Medias</b>	<b>Intervalo de confianza inferior</b>	<b>Intervalo de confianza superior</b>
<b>Instagram vs. TikTok</b>	1.9248	0.12447	4.2764
<b>Instagram vs. X</b>	2.3946	0.045338	4.7463
<b>TikTok vs. X</b>	0.46988	0.8741	2.8216

Fuente: Elaboración Propia

En relación con la banda Gamma, se encontraron diferencias estadísticamente significativas entre los tipos de contenido visualizado en las redes sociales. El valor F calculado fue de 4.1689 con un p-valor asociado de 0.026436. Este resultado indica que hay diferencias significativas al nivel de 0.05. Esto significa que la actividad en la banda Gamma del grupo de 27 minutos fue influenciada de manera significativa por los estímulos presentados (Tabla 30).

**Tabla 30 - Resultados del ANOVA para la Banda Gamma**

<b>Parámetro</b>	<b>Valor</b>
<b>Suma de Cuadrados (Grupos)</b>	51.4529
<b>Suma de Cuadrados (Error)</b>	166.6195
<b>Grados de libertad (Grupos)</b>	2
<b>Grados de libertad (Error)</b>	27
<b>Valor-F</b>	4.1689
<b>P-valor</b>	0.026436

Fuente: Elaboración Propia

Debido a esta significancia, se procedió a realizar pruebas post hoc de Tukey-Kramer para identificar las diferencias específicas entre los grupos. Los resultados de estas comparaciones se detallan a continuación (Tabla 31).

**Tabla 31 - Comparaciones Post hoc Tukey-Kramer para la Banda Gamma**

<b>Comparación</b>	<b>Diferencia de Medias</b>	<b>Intervalo de confianza inferior</b>	<b>Intervalo de confianza superior</b>
<b>Instagram vs. TikTok</b>	2.454	0.087732	5.2085
<b>Instagram vs. X</b>	3.0163	0.029727	5.7708
<b>TikTok vs. X</b>	0.5623	0.86899	3.3168

Fuente: Elaboración Propia

El análisis post hoc de Tukey-Kramer para la banda Gamma proporcionó las siguientes diferencias significativas en la potencia cerebral en función de la plataforma de interacción:

En la comparación entre Instagram y TikTok, se encontró una diferencia de medias de 2.454 en la potencia cerebral en la banda Gamma. El intervalo de confianza indica que esta diferencia varía entre 0.087732 y 5.2085. Esto sugiere que la actividad cerebral en la banda Gamma fue significativamente mayor en Instagram en comparación con TikTok, con un rango de diferencia que va desde pequeño hasta sustancial.

En la comparación entre Instagram y X, se identificó una diferencia de medias de 3.0163 en la potencia cerebral en la banda Gamma. El intervalo de confianza abarca desde 0.029727 hasta 5.7708, lo que indica que la actividad cerebral en la banda Gamma fue significativamente mayor en Instagram en comparación con X. La diferencia puede considerarse de pequeña a sustancial.

En la comparación entre TikTok y X, la diferencia de medias en la potencia cerebral en la banda Gamma fue de 0.5623. El intervalo de confianza indica que esta diferencia varía entre 0.86899 y 3.3168. No se encontraron diferencias significativas en la actividad cerebral en la banda Gamma entre TikTok y X, ya que el intervalo de confianza incluye el valor cero.

En resumen, estos resultados sugieren que la elección de la plataforma de interacción influye en la actividad cerebral en la banda Gamma. Instagram mostró una actividad cerebral significativamente mayor en comparación con TikTok y X en esta banda. La diferencia más notoria se observó entre Instagram y X, donde la actividad cerebral en la banda Gamma en Instagram fue sustancialmente mayor. Por otro lado, no se encontraron diferencias significativas entre TikTok y X en cuanto a la actividad cerebral en la banda Gamma.

## 5.7 EVALUACIÓN DE RESULTADOS

En esta sección, se analizan los efectos de las dos variables clave en esta investigación: el tiempo de exposición a las redes sociales y el tipo de red social. A continuación, se resumen los hallazgos.

### 5.7.1 TIEMPO DE EXPOSICIÓN A LAS REDES SOCIALES

Los resultados del análisis de las bandas de frecuencia en función del tiempo de exposición revelaron patrones significativos en la actividad cerebral de los participantes. Estos patrones sugieren cambios en la potencia de las ondas cerebrales a medida que varía la duración de la exposición al estímulo.

En cuanto a la banda Delta, se observó un incremento progresivo en la mediana de la potencia cerebral a medida que se prolongaba el tiempo de exposición. Inicialmente, durante el período de 9 minutos, la actividad cerebral en esta banda estuvo predominada por valores bajos, indicando un estado inicial de menor actividad. Sin embargo, con la extensión del tiempo de exposición a 18 minutos y, posteriormente, a 27 minutos, la mediana aumentó, mostrando una tendencia hacia valores menos negativos. Esto sugiere un incremento en la actividad cerebral en la banda Delta a medida que los participantes se sometieron a un estímulo más prolongado.

Similarmente, en la banda Theta, se observó un patrón de aumento en la mediana de la potencia cerebral a medida que se incrementaba el tiempo de exposición. Durante los primeros 9 minutos, la actividad cerebral favoreció valores positivos, indicando una respuesta cerebral más activa. Con 18 minutos de exposición, la mediana continuó aumentando, y a los 27 minutos, se registró un ligero aumento adicional, sugiriendo un incremento progresivo en la actividad cerebral en la banda Theta con la duración de la exposición.

La banda Alpha presentó un comportamiento diferente al mostrar una actividad cerebral inicialmente alta durante los primeros 9 minutos de exposición. Luego, con 18 minutos de exposición, la mediana aumentó significativamente, lo que indica un incremento en la actividad cerebral en esta banda. Curiosamente, a los 27 minutos, la mediana se mantuvo en un nivel similar al de los 18 minutos, sugiriendo una estabilización en la actividad cerebral en la banda Alpha en ese punto.

En relación con la banda Beta, se observaron tendencias similares de aumento en las medidas de tendencia central a medida que se prolongaba la exposición. Durante el intervalo de 9 minutos, la mediana indicó una actividad cerebral significativa en esta banda. A los 18 minutos, la mediana continuó aumentando, y a los 27 minutos, se mantuvo en un nivel elevado, reflejando un incremento constante en la actividad cerebral en la banda Beta con una exposición prolongada.

Finalmente, en la banda Gamma, se identificó un aumento inicial en la actividad cerebral durante los primeros 18 minutos de exposición, seguido de una estabilización hacia el final del período de exposición de 27 minutos.

Es importante señalar que estos resultados deben interpretarse con cautela debido a la disponibilidad limitada de datos en cada intervalo de tiempo. La cantidad reducida de datos en algunos momentos de exposición podría introducir cierta variabilidad en las comparaciones entre los diferentes intervalos. Por lo tanto, se recomienda considerar cuidadosamente esta limitación y evaluar otros factores que puedan influir en las diferencias observadas. Estos hallazgos ofrecen una perspectiva intrigante sobre cómo la actividad cerebral responde a la duración de la exposición a un estímulo y resaltan la necesidad de investigaciones adicionales para comprender completamente estas complejidades.

## 5.7.2 TIPO DE RED SOCIAL

### 5.7.2.1 *Grupo de 9 min de exposición*

En el análisis de los resultados del ANOVA y las pruebas de Tukey-Kramer para el tiempo de exposición de 9 minutos, se realizaron evaluaciones exhaustivas sobre las diferencias en la potencia cerebral entre las redes sociales Instagram, TikTok y X en las bandas de frecuencia Delta, Theta, Alpha, Beta y Gamma.

En la banda Delta, que se relaciona con estados de sueño y relajación profunda, no se encontraron diferencias significativas en la potencia cerebral entre las tres plataformas. Esto sugiere que, al menos en este intervalo de tiempo, las diferentes plataformas sociales no indujeron cambios notables en la actividad cerebral en la banda Delta.

En la banda Theta, tampoco se observaron diferencias significativas en la potencia cerebral entre las plataformas. Esto sugiere que las distintas plataformas sociales no generaron cambios discernibles en la actividad cerebral en esta banda de frecuencia durante el período de 9 minutos.

Sin embargo, la banda Alpha mostró resultados significativos. Se observó una diferencia estadísticamente significativa en la potencia cerebral entre las tres plataformas en esta banda. Las pruebas de Tukey-Kramer revelaron que la actividad cerebral en la banda Alpha al interactuar con el contenido humorístico de Instagram fue significativamente diferente en comparación con el contenido triste de TikTok y el contenido de terror de X. Esto indica que el tipo de contenido emocional tuvo un impacto en la actividad cerebral en la banda Alpha durante el período de 9 minutos.

En la banda Beta, se encontraron resultados similares a la banda Alpha, con diferencias significativas en la potencia cerebral entre las plataformas. Nuevamente, Instagram generó una actividad cerebral significativamente diferente en comparación con TikTok y X. Esto sugiere que el contenido humorístico de Instagram tuvo un impacto en la actividad cerebral en la banda Beta durante este intervalo de tiempo.

El análisis de la banda Gamma reveló diferencias significativas en la potencia cerebral entre las redes sociales evaluadas. Instagram generó una actividad cerebral significativamente mayor en comparación con TikTok y X. Además, la diferencia más destacada se observó entre Instagram y X, con Instagram generando la actividad cerebral más alta en la banda Gamma.

#### *5.7.2.2 Grupo de 18 min de exposición*

Para la banda Delta, tanto el contenido alegre de Instagram como el triste de TikTok y el de miedo/terror de X, no presentaron diferencias significativas en la actividad cerebral. En lo que respecta a la banda Theta, los resultados también mostraron una tendencia homogénea en la actividad cerebral entre las redes sociales analizadas. Esta uniformidad podría reflejar que, al menos en la duración estudiada, el tipo de contenido no tiene un impacto distinguible en la banda Theta y Delta.

Al investigar la banda Alpha, los resultados sugirieron que no existían diferencias estadísticamente significativas en la actividad cerebral entre los diferentes tipos de contenidos mostrados en las redes sociales

Para la banda Beta, si bien no se encontraron diferencias estadísticamente significativas, se mostró una tendencia que podría sugerir ciertas variaciones en la actividad cerebral dependiendo del tipo de contenido. Esto podría indicar que, a pesar de no alcanzar significancia,

la banda Beta podría tener alguna susceptibilidad a las emociones inducidas por las redes sociales en exposiciones de 18 minutos. Sin embargo, es crucial tener precaución en la interpretación de estos resultados, y es necesario validar estos hallazgos en futuros estudios con diseños experimentales distintos o tamaños de muestra más grandes.

Por último, en la banda Gamma, la tendencia observada es notable, aunque no alcanza el umbral de significancia tradicional. La actividad cerebral en la banda Gamma, conocida por estar asociada con el procesamiento cognitivo de alto nivel y la percepción, podría ser sensible al tipo de contenido visualizado, especialmente si se consideran estudios futuros con tamaños de muestra más amplios o diferentes condiciones experimentales.

A pesar de no encontrar diferencias significativas en las bandas de frecuencia analizadas para un tiempo de exposición de 18 minutos, se observaron tendencias en las bandas Beta y Gamma que podrían ser indicativas de una relación entre el contenido de las redes sociales y la actividad cerebral.

#### 5.7.2.3 *Grupo de 27 min de exposición*

En el análisis de los resultados del ANOVA y las pruebas de Tukey-Kramer para el tiempo de exposición de 27 minutos, se evaluaron las diferencias en la potencia cerebral entre los tres tipos de contenido en las redes sociales Instagram, TikTok y X en las bandas de frecuencia Delta, Theta, Alpha, Beta y Gamma.

En la banda Delta, no se encontraron diferencias estadísticamente significativas en la actividad cerebral entre los tres tipos de contenido visualizados en las redes sociales durante el período de 27 minutos. El valor p fue mayor que el umbral de 0.05, lo que indica que las variaciones observadas en la actividad cerebral en esta banda no fueron atribuibles al tipo de contenido humorístico de Instagram, triste de TikTok o de miedo/terror en X. En resumen, durante estos 27 minutos, las respuestas cerebrales en la banda Delta no parecieron verse afectadas de manera diferencial por los diferentes contenidos de las redes sociales.

En la banda Theta, se obtuvieron resultados similares, ya que no se encontraron diferencias estadísticamente significativas en la actividad cerebral entre los tres tipos de contenido en las redes sociales durante el mismo período de 27 minutos. El valor p superó el umbral de 0.05, lo

que sugiere que la actividad cerebral en la banda Theta no fue influenciada de manera significativa por los contenidos humorístico de Instagram, triste de TikTok o de miedo/terror en X.

En la banda Alpha, aunque no se encontraron diferencias estadísticamente significativas, el valor F calculado superó 2, lo que sugiere una posible tendencia en los datos que podría ser de interés en investigaciones futuras o al aumentar el tamaño de la muestra. Sin embargo, en el contexto del presente estudio, se concluyó que la banda Alpha no mostró variaciones significativas en respuesta a los estímulos de las redes sociales durante este período específico de 27 minutos.

En la banda Beta, se detectaron diferencias estadísticamente significativas en la actividad cerebral entre los diferentes tipos de contenido visualizados en las redes sociales durante los 27 minutos. Instagram generó una actividad cerebral significativamente mayor en comparación con TikTok y X en esta banda. Esto sugiere que el contenido humorístico de Instagram tuvo un impacto en la actividad cerebral en la banda Beta durante este intervalo de tiempo.

El análisis de la banda Gamma mostró diferencias estadísticamente significativas en la actividad cerebral entre los tipos de contenido visualizados en las redes sociales durante los 27 minutos. Instagram generó una actividad cerebral significativamente mayor en comparación con TikTok y X en esta banda. La diferencia más notoria se observó entre Instagram y X, donde la actividad cerebral en la banda Gamma en Instagram fue sustancialmente mayor.

En resumen, los resultados sugieren que la elección de la plataforma de interacción influye en la actividad cerebral en las bandas Beta y Gamma durante el período de 27 minutos. Instagram mostró una actividad cerebral significativamente mayor en comparación con TikTok y X en ambas bandas. La diferencia más notoria se observó entre Instagram y X, donde la actividad cerebral en las bandas Beta y Gamma en Instagram fue considerablemente mayor. Sin embargo, no se encontraron diferencias significativas en las bandas Delta y Theta en función del tipo de contenido o plataforma utilizada durante este período.

#### 5.7.2.4 *Evaluación general para el tipo de red social*

Al analizar las respuestas cerebrales en tres tiempos de exposición distintos, se detectaron variaciones significativas en la influencia de estos contenidos en diferentes bandas de frecuencia cerebral.

Inicialmente, con una exposición de 9 minutos, se descubrió que el contenido humorístico de Instagram tenía una influencia predominante en casi todas las bandas analizadas, en comparación con otros contenidos. Esta observación sugirió que la naturaleza positiva de los estímulos podía tener efectos inmediatos y más pronunciados en la actividad cerebral durante periodos cortos.

Sin embargo, al duplicar el tiempo de exposición a 18 minutos, las diferencias entre las redes y contenidos se volvieron menos definidas. Se observó una tendencia hacia una respuesta homogénea en algunas bandas, y sólo leves insinuaciones de variaciones en otras. Se hipotetizó que, con una exposición más prolongada, el cerebro podría estar mostrando signos de adaptación o habituación a los estímulos presentados.

Al extender aún más la duración a 27 minutos, se evidenciaron diferencias claras, especialmente entre el contenido de Instagram y X en las bandas Beta y Gamma. Este hallazgo resaltó que ciertos contenidos podrían tener efectos más persistentes o acumulativos en la actividad cerebral, que sólo se hacen evidentes tras exposiciones más largas.

## VI. CONCLUSIONES

1. Se exploró la influencia de la interacción de tres redes sociales en la actividad cerebral, empleando el equipo EEG Ultracortex Mark IV para registrar las señales en sus respectivas bandas de frecuencia. Se demostró que la actividad cerebral respondió de manera significativa a factores como la duración de la exposición y el tipo de contenido en las redes sociales. Las distintas bandas de frecuencia, como Alpha, Beta y Gamma, reflejaron patrones cambiantes en función del tiempo de exposición y del contenido emocional. Estos conocimientos pueden ser esenciales para promover un uso responsable de las redes sociales y para abordar los desafíos y oportunidades que surgen en la intersección entre la tecnología y la mente humana.
2. La estratégica combinación de OpenBCI GUI y MATLAB se destacó como un recurso esencial y altamente efectivo en el desarrollo de esta investigación. OpenBCI GUI, al proporcionar una interfaz cerebro-computadora confiable y de fácil uso, permitió la captura precisa y en tiempo real de las señales EEG. Por otro lado, MATLAB resaltó por su versatilidad y potencia en el análisis de datos. Esta herramienta habilitó la aplicación de técnicas de procesamiento de señales, tales como el filtrado, la segmentación y la Transformada Rápida de Fourier, desvelando patrones significativos en la actividad cerebral. Además, el empleo de MATLAB en el análisis estadístico, que incluyó el ANOVA y las pruebas post hoc de Tukey-Kramer, resultó esencial para identificar diferencias y relaciones importantes entre las variables estudiadas.
3. Tras haber analizado la actividad cerebral en relación con la duración de exposición a las redes sociales en intervalos de 9, 18 y 27 minutos, se identificaron variaciones claras en las bandas de frecuencia. Las bandas Delta, Theta y Beta mostraron un incremento conforme avanzó el tiempo, sugiriendo una mayor relajación, contemplación y concentración de los participantes. No obstante, la banda Gamma, relacionada con procesos cognitivos complejos, evidenció un aumento inicial seguido de una estabilización en exposiciones prolongadas, lo que pudo indicar una adaptación o sobrecarga cognitiva frente al contenido digital. Estos hallazgos resaltaron la intrincada relación entre la actividad cerebral y el tiempo de exposición a estímulos digitales, subrayando la importancia de

estudios adicionales para comprender plenamente las ramificaciones de estos patrones en la salud y bienestar de los individuos.

4. A partir del análisis de las respuestas cerebrales frente a la interacción con Instagram, TikTok y X, considerando diversos contenidos emocionales y tiempos de exposición, se identificaron patrones distintivos. Con una exposición de 9 minutos, el contenido humorístico de Instagram demostró una marcada influencia en las bandas de frecuencia cerebral, contrastando con el contenido triste de TikTok y el de terror en X. A los 18 minutos de exposición, las diferencias entre las plataformas y contenidos comenzaron a atenuarse, sugiriendo una posible adaptación o habituación cerebral. Sin embargo, al alcanzar los 27 minutos, surgieron diferenciaciones claras, especialmente entre Instagram y X, observándose en las bandas Beta y Gamma. Por tanto, la actividad cerebral no sólo varió según el tipo de contenido emocional y la plataforma, sino también en función del tiempo de exposición, demostrando la profunda interacción entre el cerebro y el entorno digital.

## **VII. RECOMENDACIONES**

### **7.1 DISEÑO EXPERIMENTAL**

Se sugiere considerar la incorporación de intervalos temporales más extensos para evaluar la consistencia o variabilidad de las tendencias identificadas en exposiciones de 9, 18 y 27 minutos.

Debido a las diferencias observadas en función del contenido y plataforma, resultaría valioso refinar la selección y categorización del contenido en futuras investigaciones, incluyendo un espectro más amplio de estímulos digitales.

Se sugiere enfocarse exclusivamente en un tipo particular de contenido a lo largo de distintas redes sociales, con el propósito de observar posibles variaciones según el tipo de red social a la cual se está expuesto.

### **7.2 TÉCNICAS DE ANÁLISIS**

Se recomienda diversificar las técnicas analíticas, incluyendo indicadores neurofisiológicos adicionales que ofrezcan una perspectiva más completa de la interacción cerebro-redes sociales.

Aun cuando se han examinado las bandas de frecuencia individualmente, se sugiere analizar las interacciones entre diferentes bandas, lo que podría aportar información adicional sobre los procesos cognitivos involucrados.

### **7.3 EQUIPAMIENTO Y MATERIALES**

Es crucial tener un inventario adicional de materiales, especialmente electrodos. A lo largo de este estudio, se evidenció que los electrodos, además de causar molestias a algunos participantes, también tuvieron un desgaste considerable, lo que generó la necesidad de reemplazos. Por lo tanto, mantener un suministro adicional es esencial para garantizar la continuidad del experimento.

Se sugiere la búsqueda y adopción de electrodos alternativos que sean menos invasivos y que causen menos molestias a los participantes, sin comprometer la calidad de los datos recolectados. Es fundamental equilibrar la comodidad del participante con la precisión del registro.

#### **7.4 CONTROL DE VARIABLES**

Es recomendable introducir evaluaciones adicionales que cuantifiquen el grado de familiaridad y afinidad de los participantes con las distintas plataformas y contenidos. Esta dimensión añadida podría enriquecer la interpretación de los resultados.

Se aconseja prestar especial atención a otras variables, ya sean demográficas o psicográficas, que pudieran tener un impacto en la interacción y respuesta a los estímulos, tales como antecedentes culturales o patrones de uso previo de redes.

#### **7.5 FASE PRELIMINAR**

Previo a la ejecución del estudio en su totalidad, se recomienda llevar a cabo pruebas piloto que sirvan para identificar y rectificar potenciales áreas de mejora, ya sea en el equipamiento, diseño experimental o en los estímulos empleados, garantizando un despliegue eficiente de la investigación principal.

## VIII. APLICABILIDAD

De acuerdo con los resultados obtenidos, se identificaron múltiples áreas y aplicaciones potenciales.

- a) **Diseño de Interfaces y Contenidos para Redes Sociales:** Los diseñadores y desarrolladores de plataformas sociales podrían aprovechar estos hallazgos para optimizar la experiencia del usuario. Si sabemos que ciertos tipos de contenidos o duraciones de exposición generan respuestas cerebrales específicas, se podrían diseñar interfaces o algoritmos de contenido que sean más armoniosos con la actividad cerebral natural del usuario, buscando mejorar el bienestar y minimizar el estrés o la sobrecarga cognitiva.
- b) **Educación y Conciencia Digital:** Las instituciones educativas y organizaciones relacionadas con el bienestar digital pueden utilizar estos resultados para crear programas educativos que instruyan sobre el uso saludable y consciente de las redes sociales. Los hallazgos sobre la adaptación o habituación cerebral con tiempos de exposición prolongados pueden ser particularmente relevantes para establecer recomendaciones de tiempo de pantalla.
- c) **Investigación en Neurociencia y Psicología:** Estos resultados pueden servir de base para investigaciones futuras en neurociencia y psicología que busquen entender cómo el cerebro humano se adapta y responde a la era digital en la que vivimos. Los hallazgos, al distinguir entre diferentes bandas de frecuencia y su comportamiento frente a estímulos específicos, pueden guiar experimentos más detallados en áreas cognitivas o emocionales específicas.
- d) **Salud Mental y Terapias:** Profesionales en el campo de la salud mental podrían beneficiarse de esta investigación para comprender mejor cómo la interacción con plataformas digitales puede afectar el bienestar de sus pacientes. Estos resultados podrían influir en recomendaciones sobre el uso de redes sociales, especialmente si se considera la posible sobrecarga cognitiva o adaptación con exposiciones prolongadas.
- e) **Desarrollo de Tecnologías de Bienestar:** Con una comprensión más profunda de cómo el cerebro responde a diferentes estímulos digitales, las empresas tecnológicas pueden desarrollar aplicaciones o dispositivos que monitoricen y guíen al usuario hacia patrones de consumo digital más saludables, basándose en la actividad cerebral.

## **IX. TRABAJO FUTURO**

La exploración inicial de la relación entre la actividad cerebral y la exposición a redes sociales ha arrojado resultados significativos. Sin embargo, se plantea una serie de direcciones adicionales que podrían ser valiosas para futuros investigadores que deseen profundizar y expandir este campo de estudio.

### **9.1 PROFUNDIZACIÓN EN DURACIONES EXTENSAS**

Aunque se han examinado duraciones de exposición de hasta 27 minutos, sería revelador investigar cómo la actividad cerebral se adapta o cambia durante exposiciones aún más prolongadas. Además, el análisis de sesiones repetidas a lo largo de días o semanas podría ofrecer una visión de las adaptaciones a largo plazo o la posible saturación.

### **9.2 DIVERSIDAD DE PARTICIPANTES**

Considerar la inclusión de grupos demográficos más amplios, como diferentes rangos de edad, culturas o niveles de familiaridad con la tecnología. Esto podría arrojar luz sobre cómo las diferentes poblaciones pueden reaccionar de manera distinta a la exposición a redes sociales.

### **9.3 IMPACTO DE LAS NOTIFICACIONES**

Un aspecto omnipresente de las redes sociales son las notificaciones. Analizar cómo las interrupciones frecuentes o las notificaciones personalizadas afectan la actividad cerebral podría ser una adición valiosa al cuerpo de investigación.

### **9.4 INTEGRACIÓN DE BIOMARCADORES ADICIONALES**

Más allá del EEG, la incorporación de otros biomarcadores, como la conductancia de la piel o la dilatación de la pupila, podría proporcionar una visión más holística de cómo las redes sociales influyen en el sistema nervioso en su conjunto.

### **9.5 RELACIÓN CON TRASTORNOS PSICOLÓGICOS**

Dado el debate en torno al impacto de las redes sociales en la salud mental, sería esencial investigar si ciertos patrones de actividad cerebral durante la exposición están relacionados con trastornos específicos, como la depresión, la ansiedad o la adicción a las redes sociales.

## X. BIBLIOGRAFÍA

1. admin. (2015, diciembre 7). ANÁLISIS DE VARIANZA. *Revista Chilena de Anestesia*.  
<https://revistachilenadeanestesia.cl/analisis-de-varianza/>
2. Aguiñaga, A. R., Hernandez, D. E., Quezada, A., & Calvillo Téllez, A. (2021a). Emotion Recognition by Correlating Facial Expressions and EEG Analysis. *Applied Sciences*, 11(15), Article 15. <https://doi.org/10.3390/app11156987>
3. Ahmad, S., Mustafa, M., & Ullah, A. (2016). Association of demographics, motives and intensity of using Social Networking Sites with the formation of bonding and bridging social capital in Pakistan. *Computers in Human Behavior*, 57, 107-114. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2015.12.027>
4. Akil, A. M., Ujhelyi, A., & Logemann, H. N. A. (2022a). Exposure to Depression Memes on Social Media Increases Depressive Mood and It Is Moderated by Self-Regulation: Evidence From Self-Report and Resting EEG Assessments. *Frontiers in Psychology*, 13, 880065. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.880065>
5. Alazrai, R., Homoud, R., Alwanni, H., & Daoud, M. I. (2018). EEG-Based Emotion Recognition Using Quadratic Time-Frequency Distribution. *Sensors*, 18(8), Article 8. <https://doi.org/10.3390/s18082739>
6. Arauz, A., & Dávila-Maldonado, L. (2022). New era of the Revista Mexicana de Neurociencia. *Revista Mexicana de Neurociencia*, 23(4). <https://doi.org/10.24875/RMN.M22000090>
7. ASALE, R.-, & RAE. (s. f.). *Artefacto | Diccionario de la lengua española*. «Diccionario de la lengua española» - Edición del Tricentenario. Recuperado 26 de octubre de 2023, de <https://dle.rae.es/artefacto>
8. Bao, L.-Q., Qiu, J.-L., Tang, H., Zheng, W.-L., & Lu, B.-L. (2019). Investigating Sex Differences in Classification of Five Emotions from EEG and Eye Movement Signals. *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 6746-6749. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2019.8857476>

9. Bonilla Castro, E., Hurtado Prieto, J., & Jaramillo Herrera, C. (2009). *Aproximaciones a la construcción del conocimiento científico*.
10. Calderón, L. M. P., & Gutierrez, N. E. C. (2022). Detección de dolor a partir de señales de EEG. *Revista EIA*, 19(38), Article 38. <https://doi.org/10.24050/reia.v19i38.1577>
11. Cid, Y. V. B. (2022). Neurotecnología: Interfaz cerebro-computador y protección de datos cerebrales o neurodatos en el contexto del tratamiento de datos personales en la Unión Europea. *Informática y Derecho. Revista Iberoamericana de Derecho Informático (2.ª época)*, 11, Article 11. <https://revistas.fcu.edu.uy/index.php/informaticayderecho/article/view/3049>
12. Cohen, M. X. (2017). Where Does EEG Come From and What Does It Mean? *Trends in Neurosciences*, 40(4), 208-218. <https://doi.org/10.1016/j.tins.2017.02.004>
13. Dadebayev, D., Goh, W. W., & Tan, E. X. (2022). EEG-based emotion recognition: Review of commercial EEG devices and machine learning techniques. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, 34(7), 4385-4401. <https://doi.org/10.1016/j.jksuci.2021.03.009>
14. de Oliveira, R. M. W. (2020). Neuroplasticity. *Journal of Chemical Neuroanatomy*, 108, 101822. <https://doi.org/10.1016/j.jchemneu.2020.101822>
15. Diéguez-Campa, C. E., & Pérez-Neri, I. (2018a). Impacto de la Revista Archivos de Neurociencias alrededor del mundo. *Archivos de Neurociencias*, 23(1), Article 1.
16. Fisher, R. S., Acharya, J. N., Baumer, F. M., French, J. A., Parisi, P., Solodar, J. H., Szaflarski, J. P., Thio, L. L., Tolchin, B., Wilkins, A. J., & Kasteleijn-Nolst Trenité, D. (2022). Visually sensitive seizures: An updated review by the Epilepsy Foundation. *Epilepsia*, 63(4), 739-768. <https://doi.org/10.1111/epi.17175>
17. Fitos, M., & Negro, R. D. O. (2023a). An EEG Exploration of Emotional Flexibility. *Proceedings of the MEi:CogSci Conference*, 17(1), Article 1. <https://journals.phl.univie.ac.at/meicogsci/article/view/622>

18. Gajardo J., J. (2018). Commentary on the effects of cognitive stimulation in the prevention and treatment of dementia. *Revista chilena de neuro-psiquiatría*, 56(3), 198-200. <https://doi.org/10.4067/s0717-92272018000300198>
19. González Retuerto, N., & Estévez Gutiérrez, A. (2017). El apoyo social percibido moderador entre el uso problemático de internet y la sintomatología depresiva en jóvenes adultos. *Health and addictions: salud y drogas*, 17(1), 53-62.
20. *GUI Widget Guide | OpenBCI Documentation*. (2023, junio 27). <https://openbci.github.io/Software/OpenBCISoftware/GUIWidgets/>
21. Guillén Rodríguez, C. (2017). *La perspectiva del cerebro humano a través del neuromarketing y la interpretación de resultados científicos para su aplicación en estrategias de marketing*. <http://hdl.handle.net/20.500.12494/10517>
22. Guo, J.-Y., Cai, Q., An, J.-P., Chen, P.-Y., Ma, C., Wan, J.-H., & Gao, Z.-K. (2022). A Transformer based neural network for emotion recognition and visualizations of crucial EEG channels. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 603, 127700. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2022.127700>
23. Haro, J. (2022a). Una introducción al uso de los potenciales evocados en el estudio del lenguaje. *Estudios de Lingüística del Español*, 45, 185-204. <https://doi.org/10.36950/elies.2022.45.8855>
24. He, Q., Turel, O., Brevers, D., & Bechara, A. (2017). Excess social media use in normal populations is associated with amygdala-striatal but not with prefrontal morphology. *Psychiatry Research: Neuroimaging*, 269, 31-35. <https://doi.org/10.1016/j.psychresns.2017.09.003>
25. Hu, L., & Zhang, Z. (Eds.). (2019). *EEG Signal Processing and Feature Extraction*. Springer. <https://doi.org/10.1007/978-981-13-9113-2>
26. Jasso-Medrano, J. L., & López-Rosales, F. (2018). Measuring the relationship between social media use and addictive behavior and depression and suicide ideation among university

- students. *Computers in Human Behavior*, 87, 183-191.  
<https://doi.org/10.1016/j.chb.2018.05.003>
27. Jerez, A., LARA, J., Valdéz, V., Burman, D., Cizón, M., Díaz-Victoria, A., Durón, R., González, D., Jerez, J., Jerez, A., Milam, A., Lanzagorta, N., Aldana, J., Sanabria, M., McCormick, S., Nicolini, H., Pandi-Perumal, S. R., Ramírez, C., Samayoa, O., & Soble, J. (2018). *COGNICION EN NEUROPSIQUIATRIA: Clínicas de Neurociencias III*.
28. Jiang, X., Bian, G.-B., & Tian, Z. (2019). Removal of Artifacts from EEG Signals: A Review. *Sensors*, 19(5), Article 5. <https://doi.org/10.3390/s19050987>
29. Jingru, Z., Yuan, Q., & Xiao, N. (2019). Experimental research on emotion recognition based on brain-computer interface and brain waves. *Proceedings of the 2nd International Conference on Artificial Intelligence and Pattern Recognition*, 50-55. <https://doi.org/10.1145/3357254.3357272>
30. Krishna, A. H., Sri, A. B., Priyanka, K. Y. V. S., Taran, S., & Bajaj, V. (2019). Emotion classification using EEG signals based on tunable-Q wavelet transform. *IET Science, Measurement & Technology*, 13(3), 375-380. <https://doi.org/10.1049/iet-smt.2018.5237>
31. Lakhan, P., Banluesombatkul, N., Changniam, V., Dhithijaiyratn, R., Leelaarporn, P., Boonchieng, E., Hompoonsup, S., & Wilaiprasitporn, T. (2019). Consumer Grade Brain Sensing for Emotion Recognition. *IEEE Sensors Journal*, 19(21), 9896-9907. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2928781>
32. Lara-Navarra, P., Lopez-Borrull, A., Sánchez-Navarro, J., & Yànez, P. (2018). Medición de la influencia de usuarios en redes sociales: Propuesta SocialEngagement. *Profesional de la información*, 27(4), Article 4. <https://doi.org/10.3145/epi.2018.jul.18>
33. Lucas Flores, Y. A., & Rodríguez Gámez, M. (2020a). El cerebro como componente del aprendizaje. *Atlante Cuadernos de Educación y Desarrollo*, junio. [https://www.eumed.net/rev/atlante/2020/06/cerebro-componente-aprendizaje.html#google\\_vignette](https://www.eumed.net/rev/atlante/2020/06/cerebro-componente-aprendizaje.html#google_vignette)

34. Macén, A. G. (2021a). El Reglamento General de Protección de Datos como modelo de las recientes propuestas de legislación digital europea. *CUADERNOS DE DERECHO TRANSNACIONAL*, 13(2), Article 2. <https://doi.org/10.20318/cdt.2021.6256>
35. AL, 13(2), Article 2. <https://doi.org/10.20318/cdt.2021.6256>
36. Magaña, A. A. J., & Girón, J. C. L. (s. f.). *Clinicas de Ni eurociencias*.
37. Mateos-Aparicio, P., & Rodríguez-Moreno, A. (2019). The Impact of Studying Brain Plasticity. *Frontiers in Cellular Neuroscience*, 13, 66. <https://doi.org/10.3389/fncel.2019.00066>
38. Mendoza-Alonzo, P., Mendoza-Alonzo, J., Mendoza-Alonzo, P., & Mendoza-Alonzo, J. (2021). Telemedicina: Desafíos para Chile a la luz de la experiencia de Estados Unidos durante la pandemia. *Revista médica de Chile*, 149(8), 1198-1204. <https://doi.org/10.4067/s0034-98872021000801198>
39. Meshi, D., Tamir, D. I., & Heekeren, H. R. (2015). The Emerging Neuroscience of Social Media. *Trends in Cognitive Sciences*, 19(12), 771-782. <https://doi.org/10.1016/j.tics.2015.09.004>
40. Mohanna Velásquez, G., & Romero Espinoza, D. V. (2019). Adicción a las redes sociales y ansiedad en estudiantes de secundaria de Lima Metropolitana. *Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas (UPC)*. <https://repositorioacademico.upc.edu.pe/handle/10757/628014>
41. Netzahualcoyotl Bautista, C., Netzahualcoyotl Bautista, C., & 387614. (2020a). *Problema inverso de identificación de fuentes en la corteza cerebral de tipo dipolar asociadas a focos epilépticos*. <https://hdl.handle.net/20.500.12371/9895>
42. Nguyen, T.-H., & Chung, W.-Y. (2019). Negative News Recognition During Social Media News Consumption Using EEG. *IEEE Access*, 7, 133227-133236. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2941251>
43. *Number of worldwide social network users 2027*. (s. f.-a). Statista. Recuperado 18 de julio de 2023, de <https://www.statista.com/statistics/278414/number-of-worldwide-social-network-users/>

44. *Number of worldwide social network users 2027*. (s. f.-b). Statista. Recuperado 26 de julio de 2023, de <https://www.statista.com/statistics/278414/number-of-worldwide-social-network-users/>
45. Orta, D. S. J., Aguirre-Cruz, L., Márquez-González, K., Dávila-Rodríguez, D. O., Bonilla-Hernández, R., & Moncayo-Olivares, J. M. (2018). Productividad científica en neurociencias en un Instituto Nacional de Salud de México (1998-2017). *Archivos de Neurociencias*, 23(3), Article 3. <https://doi.org/10.31157/an.v23i3.16>
46. Pallares Bahamonde, M., & Wells Espinel, E. (2021b). *Cultura digital, redes sociales y su impacto en adolescentes* [bachelorThesis, Quito]. <http://repositorio.usfq.edu.ec/handle/23000/10869>
47. Pamplona, R. I. & praxis en C. S. U. de, & Bonilla, B. Y. J. (2023). ARTICULO: EL APRENDIZAJE ABORDADO DESDE DIFERENTES PERSPECTIVAS Y TÉCNICAS: LEARNING APPROACHED FROM DIFFERENT PERSPECTIVES AND TECHNIQUES. *Revista Investigación & praxis en CS Sociales*, 2(3), Article 3.
48. Peña, K., Pérez, M., & Rondón, E. (2010). *Redes sociales en Internet: Reflexiones sobre sus posibilidades para el aprendizaje cooperativo y colaborativo*.
49. Primack, B. A., Shensa, A., Sidani, J. E., Whaitte, E. O., Lin, L. yi, Rosen, D., Colditz, J. B., Radovic, A., & Miller, E. (2017). Social Media Use and Perceived Social Isolation Among Young Adults in the U.S. *American Journal of Preventive Medicine*, 53(1), 1-8. <https://doi.org/10.1016/j.amepre.2017.01.010>
50. Puderbaugh, M., & Emmady, P. D. (2023). Neuroplasticity. En *StatPearls*. StatPearls Publishing. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK557811/>
51. Raghavendra, P., Hutchinson, C., Grace, E., Wood, D., & Newman, L. (2018). «I like talking to people on the computer»: Outcomes of a home-based intervention to develop social media skills in youth with disabilities living in rural communities. *Research in Developmental Disabilities*, 76, 110-123. <https://doi.org/10.1016/j.ridd.2018.02.012>

52. Ramos Marquina, K. E., Saavedra Gamboa, L. L., & Martínez Castro, K. J. (2017). *Sintomatología depresiva en adolescentes con obesidad*. <https://repositorio.upch.edu.pe/handle/20.500.12866/740>
53. Ramos-Argüelles, F., Morales, G., Egozcue, S., Pabón, R. M., & Alonso, M. T. (2009). Técnicas básicas de electroencefalografía: Principios y aplicaciones clínicas. *Anales del Sistema Sanitario de Navarra*, 32, 69-82.
54. Rodriguez Aguiñaga, A., Muñoz Delgado, L., López-López, V. R., & Calvillo Téllez, A. (2022b). EEG-Based Emotion Recognition Using Deep Learning and M3GP. *Applied Sciences*, 12(5), Article 5. <https://doi.org/10.3390/app12052527>
55. Rubio, C., Luna, R., Ibarra-Velasco, M., & Lee, Á. (2021b). Epilepsy: A bibliometric analysis (1968–2020) of the Instituto Nacional de Neurología y Neurocirugía “Manuel Velasco Suarez” in Mexico. *Epilepsy & Behavior*, 115. <https://doi.org/10.1016/j.yebeh.2020.107676>
56. Sherman, L. E., Payton, A. A., Hernandez, L. M., Greenfield, P. M., & Dapretto, M. (2016). The Power of the Like in Adolescence: Effects of Peer Influence on Neural and Behavioral Responses to Social Media. *Psychological Science*, 27(7), 1027-1035. <https://doi.org/10.1177/0956797616645673>
57. Sridhar, S., Ramachandraiah, U., Sathish, E., Muthukumaran, G., & Prasad, P. R. (2018a). Identification of Eye Blink Artifacts Using Wireless EEG Headset for Brain Computer Interface System. *2018 IEEE SENSORS*, 1-3. <https://doi.org/10.1109/ICSENS.2018.8589911>
58. Turel, O., & Qahri-Saremi, H. (2016). Problematic Use of Social Networking Sites: Antecedents and Consequence from a Dual-System Theory Perspective. *Journal of Management Information Systems*, 33(4), 1087-1116. <https://doi.org/10.1080/07421222.2016.1267529>
59. Ureña, G. V., & Valdivia, R. S. (2018). Redes sociales y bienestar psicológico del estudiante universitario. *Revista Electrónica de Investigación Educativa*, 20(3), Article 3. <https://doi.org/10.24320/redie.2018.20.3.1796>

60. Ustárroz, J. T. (2011). Neuropsicología: Neurociencia y las ciencias «Psi». *Cuadernos de neuropsicología*, 5(1), 11-24.
61. V, V. B., & P, R. F. (2019a). La importancia de las emociones para la neurodidáctica. *Wimb Lu*, 14(1), Article 1. <https://doi.org/10.15517/wl.v14i1.35935>
62. Valerio Ureña, G., Serna Valdivi, R., Valerio Ureña, G., & Serna Valdivi, R. (2018). Redes sociales y bienestar psicológico del estudiante universitario. *Revista electrónica de investigación educativa*, 20(3), 19-28. <https://doi.org/10.24320/redie.2018.20.3.1796>
63. Vela Dávila, J., Macías, J., & Lamas, M. (2017). Videojuegos basados en BCI (Interface cerebro computadora): Revisión Sistemática Literaria. *Programación Matemática y Software*, 9. <https://doi.org/10.30973/progmat/2017.9.2/2>
64. Wainberg, M., Merico, D., DeLong, A., & Frey, B. J. (2018a). Deep learning in biomedicine. *Nature Biotechnology*, 36(9), Article 9. <https://doi.org/10.1038/nbt.4233>
65. Zeng, H., Wu, Z., Zhang, J., Yang, C., Zhang, H., Dai, G., & Kong, W. (2019). EEG Emotion Classification Using an Improved SincNet-Based Deep Learning Model. *Brain Sciences*, 9(11), Article 11. <https://doi.org/10.3390/brainsci9110326>

# ANEXOS

## Anexo 1 – Cálculo de potencias en las bandas

```
%Código para el cálculo de la potencias en las bandas
%Elaborado por: Alexandra Alemán y Juan Márquez

% ----- PARÁMETROS INICIALES -----
Fs = 250; % Define la frecuencia de muestreo en Hz.

% ----- DISEÑO DEL FILTRO NOTCH -----
% Un filtro Notch elimina una frecuencia específica, se usó para
% eliminar interferencias eléctricas
wo = 60/(Fs/2); % Define la frecuencia central del Notch (60Hz) y la normaliza respecto a la frecuencia de Nyquist.
bw = wo/35; % Define el ancho de banda del Notch.
[b,a] = iirnotch(wo,bw); % Diseña un filtro Notch usando la frecuencia y ancho de banda definidos.

% ----- APLICACIÓN DEL FILTRO NOTCH -----
% La señal original tiene valores en microvoltios (µV). El filtro notch elimina interferencias de 60Hz.
data_notched = filtfilt(b, a, data); % Filtra la señal original usando el filtro Notch diseñado. Se utiliza 'filtfilt' para no introducir desfase.

% ----- DISEÑO DEL FILTRO PASA BANDA -----
% El filtro pasa banda permite el paso de señales dentro de un rango de frecuencia y atenúa las demás.
Fpass1 = 13; % Define la frecuencia de paso inferior en Hz.
Fpass2 = 32; % Define la frecuencia de paso superior en Hz.
bpFilt = designfilt('bandpassfir', 'FilterOrder', 100, 'CutoffFrequency1', Fpass1, 'CutoffFrequency2', Fpass2, 'SampleRate', Fs);

% Diseña un filtro FIR pasabanda usando las frecuencias definidas.
% ----- FILTRADO DE LA SEÑAL -----
% Filtra la señal (ya procesada con el filtro Notch) con el filtro pasa banda.
data_filtered = filtfilt(bpFilt, data_notched);

% ----- SEGMENTACIÓN DE LA SEÑAL -----
% Divide la señal filtrada en segmentos de interés basados en intervalos de tiempo.
segments = {
    'Reposo', 1, 1*Fs*60; % 0-1 minuto

    'Instagram', 1*Fs*60 + 1, 4*Fs*60; % 1-4 minutos
    'Descanso1', 4*Fs*60 + 1, 4*Fs*60 + 15*Fs; % 4-4.25 minutos
    'TikTok', 4*Fs*60 + 15*Fs + 1, 7*Fs*60 + 15*Fs; % 4.25-7.25 minutos
    'Descanso2', 7*Fs*60 + 15*Fs + 1, 7*Fs*60 + 30*Fs; % 7.25-7.5 minutos
    'ExposicionX', 7*Fs*60 + 30*Fs + 1, 10*Fs*60 + 30*Fs; % 7.5-10.5 minutos
};

segmented_data = cell(size(segments, 1), 1); % Prepara una matriz de celdas para almacenar los datos segmentados.

% Extrae cada segmento de la señal filtrada basándose en los índices de inicio y fin definidos.
for i = 1:size(segments, 1)
    start_sample = round(segments{i, 2});
    end_sample = round(segments{i, 3});
    if start_sample > 0 && end_sample <= size(data_filtered, 1)
        segmented_data{i} = data_filtered(start_sample:end_sample, :);
    end
end

% ----- CÁLCULO DE POTENCIAS POR BANDA -----
% En esta sección se calcula la potencia de la señal en diferentes bandas de frecuencia.
all_powers = zeros(length(segmented_data), 5); % Prepara una matriz para almacenar las potencias para cada banda y segmento.

for i = 1:length(segmented_data)
    segment = segmented_data{i};
    windowed_segment = segment .* hamming(size(segment, 1)); % Aplica una ventana de Hamming para mejorar la calidad del análisis en frecuencia.

    for j = 1:8 % Procesa los 8 canales de la señal EEG.
        channel_data = windowed_segment(:, j);
        Y = fft(channel_data); % Obtiene la Transformada rápida de Fourier de la señal.
        P2 = abs(Y).^2; % Calcula la potencia (en µV^2) de la señal en el dominio de la frecuencia.
        P1 = P2(1:round(length(channel_data)/2+1));
        P1(2:end-1) = 2*P1(2:end-1); % Duplica los valores de la potencia (excepto el primero y último) debido a que se utiliza solo la mitad de la FFT.

        f = Fs*(0:(length(channel_data)/2))/length(channel_data); % Crea un vector de frecuencias para la FFT.

        % Localiza los índices correspondientes a cada banda de frecuencia.
        delta_band = find(f >= 0.5 & f <= 4);
        theta_band = find(f > 4 & f <= 8);
    end
end
```

```

alpha_band = find(f > 8 & f <= 13);
beta_band = find(f > 13 & f <= 32);
gamma_band = find(f > 32 & f <= 100);

% Calcula la potencia promedio (en  $\mu V^2$ ) para cada banda y convierte esta potencia a decibelios (dB).
% Con el objetivo de facilitar la visualización y comparación de cambios relativos en potencia, especialmente cuando hay variaciones grandes en magnitudes.

delta_power(j) = 10 * log10(mean(P1(delta_band)));
theta_power(j) = 10 * log10(mean(P1(theta_band)));
alpha_power(j) = 10 * log10(mean(P1(alpha_band)));
beta_power(j) = 10 * log10(mean(P1(beta_band)));
gamma_power(j) = 10 * log10(mean(P1(gamma_band)));
end

% Por qué utilizar dB? El dB es una forma logarítmica de representar ratios.
% En nuestro caso, representa ratios de potencias.
% Lo decibelios nos permiten convertir grandes rangos de números en una escala más manejable.

% Almacena las potencias promedio en dB para cada banda y segmento.
all_powers(i, :) = [mean(delta_power), mean(theta_power), mean(alpha_power), mean(beta_power), mean(gamma_power)];
end

% ----- IMPRIMIR LAS POTENCIAS -----
% Imprime las potencias por banda para cada segmento en la ventana de comandos.
fprintf('=====\n');
fprintf('Potencias por Segmento y Banda de Frecuencia (en dB)\n');
fprintf('=====\n\n');
for i = 1:length(segmented_data)
    fprintf('Segmento: %s\n', segments{i, 1});
    fprintf('-----\n');
    fprintf('Delta: %.2f dB\n', all_powers(i, 1));
    fprintf('Theta: %.2f dB\n', all_powers(i, 2));
    fprintf('Alpha: %.2f dB\n', all_powers(i, 3));
    fprintf('Beta: %.2f dB\n', all_powers(i, 4));
    fprintf('Gamma: %.2f dB\n', all_powers(i, 5));
    fprintf('-----\n\n');
end

% ----- GRÁFICO DE LAS POTENCIAS -----
% Crea un gráfico de barras mostrando las potencias en dB para cada banda y segmento.
figure;
bar(all_powers, 'grouped');
set(gca, 'XTickLabel', {segments{:,1}});
legend('Delta', 'Theta', 'Alpha', 'Beta', 'Gamma');
title('Potencias de Bandas de Frecuencia por Segmento en dB');
xlabel('Segmento');
ylabel('Potencia (dB)');

% ----- GUARDADO DE LAS POTENCIAS -----
% Guarda las potencias en un archivo .mat.
subject_ID = 'Sujeto10';
save([subject_ID '_9min.mat'], 'all_powers');

```

## Anexo 2 - ANOVA para el análisis del tiempo de exposición

```
% Código hecho por Juan Marquez y Alexandra Aleman
% Procesamiento de señales EEG

% Análisis de la influencia del tiempo de exposición a redes sociales
% en las bandas de frecuencia cerebral.

% Paso 1: Agrupar datos por tiempo de exposición
% -----

% Inicializar matrices para almacenar datos
data_9min = [];
data_18min = [];
data_27min = [];

% Cargar datos de los 10 sujetos para cada duración
for i = 1:10
    % Cargar datos para 9 minutos
    load(['Sujeto' num2str(i) '_9min.mat']);
    data_9min = [data_9min; all_powers];

    % Cargar datos para 18 minutos
    load(['Sujeto' num2str(i) '_18min.mat']);
    data_18min = [data_18min; all_powers];

    % Cargar datos para 27 minutos
    load(['Sujeto' num2str(i) '_27min.mat']);
    data_27min = [data_27min; all_powers];
end

% Paso 2: Reestructurar datos
% -----

% Concatenar todos los datos en una sola matriz
all_data = [data_9min; data_18min; data_27min];
```

```

% Crear vector con las etiquetas de tiempo para cada dato
times = [repmat(9, [size(data_9min, 1), 1]);
         repmat(18, [size(data_18min, 1), 1]);
         repmat(27, [size(data_27min, 1), 1])];

% Paso 3: Realizar ANOVA y Pruebas Post-Hoc
% -----

% Nombres de las bandas de frecuencia
band_names = {'delta', 'theta', 'alpha', 'beta', 'gamma'};
num_bands = length(band_names);

% Inicializar matrices para almacenar resultados del ANOVA
all_ss = zeros(num_bands, 2); % Suma de cuadrados (SS)
all_df = zeros(num_bands, 2); % Grados de libertad (df)
all_f = zeros(num_bands, 1); % Estadístico F
all_p = zeros(num_bands, 1); % Valor p

posthoc_p = zeros(num_bands, 3); % Valores p para las comparaciones post hoc

% Realizar ANOVA para cada banda
for i = 1:num_bands
    [~, tbl, stats] = anova1(all_data(:, i), times, 'off');

    all_ss(i, :) = [tbl{2, 2}, tbl{3, 2}];
    all_df(i, :) = [tbl{2, 3}, tbl{3, 3}];
    all_f(i) = tbl{2, 5};
    all_p(i) = tbl{2, 6};

    % Realizar pruebas post hoc si ANOVA es significativa
    if all_p(i) < 0.05
        c = multcompare(stats, 'CType', 'tukey-kramer');
        posthoc_p(i, :) = c(:, 6); % Tomar los p-values de la comparación
    end
end

% Imprimir resultados
fprintf('Resultados del ANOVA:\n');
fprintf('-----\n');
for i = 1:num_bands
    fprintf('Banda: %s\n', band_names{i});
    fprintf('SS (Groups): %f, SS (Error): %f\n', all_ss(i, 1), all_ss(i, 2));
    fprintf('df (Groups): %d, df (Error): %d\n', all_df(i, 1), all_df(i, 2));
    fprintf('F-value: %f\n', all_f(i));
    fprintf('P-value: %f\n', all_p(i));
    fprintf('-----\n');
end

% Paso 4: Visualización de los datos
% -----

% Crear una figura para los boxplots
figure;

% Crear un boxplot para cada banda
for i = 1:num_bands
    subplot(2,3,i);

    boxplot(all_data(:,i), times);
    title(['Boxplot de la banda ' band_names{i}]);
    xlabel('Duración (minutos)');
    ylabel('Potencia');

    % Resaltar medias con puntos rojos
    hold on;
    plot(1, mean(all_data(times == 9, i)), 'ro');
    plot(2, mean(all_data(times == 18, i)), 'ro');
    plot(3, mean(all_data(times == 27, i)), 'ro');
    hold

```

### Anexo 3 – ANOVA para el análisis del tipo de red

```
% Codigo hecho por Juan Marquez y Alexandra Aleman
% Procesamiento de señales EEG
% Paso 1: Agrupar datos por tipo de red social
% =====

data_insta = [];
data_tiktok = [];
data_x = [];

% Suponiendo que hay 10 sujetos
for i = 1:10
    % Cargar el archivo correspondiente
    loaded_data = load(['Sujeto' num2str(i) '_27min.mat']);

    if isfield(loaded_data, 'all_powers')
        % Extraer datos por red social
        data_insta = [data_insta; loaded_data.all_powers(2, :)]; % Instagram
        data_tiktok = [data_tiktok; loaded_data.all_powers(4, :)]; % Tiktok
        data_x = [data_x; loaded_data.all_powers(6, :)]; % x
    else
        warning(['Variable "all_powers" no encontrada en el archivo Sujeto' num2str(i) '_27min.mat']);
    end
end

% Paso 2: Reestructurar datos para ANOVA
% =====

all_data = [data_insta; data_tiktok; data_x];
% Paso 3: ANOVA por cada banda de frecuencia y Post-Hoc si es necesario
% =====

bandNames = {'Delta', 'Theta', 'Alpha', 'Beta', 'Gamma'};
unique_networks = unique(networks);

for i = 1:5
    disp(['ANOVA para banda: ', bandNames{i}]);
    [p, tbl, stats] = anova1(all_data(:, i), networks, 'off');

    % Mostrar estadísticas descriptivas
    disp(['SS (Groups): ', num2str(tbl{2,2})]);
    disp(['SS (Error): ', num2str(tbl{3,2})]);
    disp(['df (Groups): ', num2str(tbl{2,3})]);
    disp(['df (Error): ', num2str(tbl{3,3})]);
    disp(['F-value: ', num2str(tbl{2,5})]);
    disp(['P-value: ', num2str(p)]);

    % Realizar pruebas post-hoc si el p-valor es significativo
    if p < 0.05
        disp(['Post hoc Tukey-Kramer para banda: ', bandNames{i}]);
        [comparison, ~, ~] = multcompare(stats, 'ctype', 'tukey-kramer', 'display', 'off');

        for j = 1:size(comparison, 1)
            group1 = unique_networks{comparison(j, 1)};
            group2 = unique_networks{comparison(j, 2)};
            meanDifference = comparison(j, 4);
            lowerBound = comparison(j, 5);
            upperBound = comparison(j, 6);
            disp(['Comparación entre ', group1, ' y ', group2, ': Diferencia de Medias = ', num2str(meanDifference), ', Intervalo = [', num2str(lowerBound), ', ',
            num2str(upperBound), ']');
        end

        disp('-----');
    end
end
```

#### Anexo 4 – Matriz Bibliográfica

Autores del estudio	Año	Título de la investigación	País	Área de conocimiento	Propósito de la investigación
Ahmad et al.	2016	Association of demographics, motives, and intensity of using Social Networking Sites with the formation of bonding and bridging social capital in Pakistan	Pakistán	Psicología y procesamiento de información.	Exploración de aspectos socioeconómicos, motivos de uso y comportamientos en redes sociales que están relacionados con la formación de capital social (Bonding y Bridging).
Cohen	2017	Where Does EEG Come From and What Does It Mean?	N/A	Neurociencia	Indagar en los fundamentos de la electroencefalografía (EEG) y su relación con los circuitos neuronales que generan los diferentes patrones de actividad cerebral medidos mediante EEG.

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
González Retuerto & Estévez Gutiérrez	2017	El apoyo social percibido moderador entre el uso problemático de internet y la sintomatología depresiva en jóvenes adultos	España	Psicología	Analizar y comprender la relación entre el uso problemático de las Nuevas Tecnologías, específicamente Internet y el teléfono móvil, y sus consecuencias psicológicas negativas en los jóvenes.
Guillén Rodríguez	2017	La perspectiva del cerebro humano a través del neuromarketing y la interpretación de resultados científicos para su aplicación en estrategias de marketing.	Colombia	Neuromarketing	Identificar qué estímulos específicos activan ciertas áreas del cerebro relacionadas con la satisfacción y el placer.
Ramos Marquina et al.	2017	Sintomatología depresiva en	Perú	Psicología Clínica	Identificar la presencia y la frecuencia de los

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>de Propósito de la investigación</b>
Vela Dávila et al.	2017	adolescentes con obesidad Videojuegos basados en BCI (Interface cerebro computadora): Revisión Sistemática Literaria	México	Neurociencia informática.	síntomas depresivos en jovenes obesos. e Revisar y analizar la literatura científica y técnica relacionada con los videojuegos basados en interfaces cerebro-computadora (BCI).
Alazrai et al.	2018	EEG-Based Emotion Recognition Using Quadratic Time-Frequency Distribution	Alemania	Procesamiento de señales	de Aplicar la técnica de Distribución Cuadrática de Tiempo-Frecuencia (QTFD) para construir una representación de alta resolución en tiempo-frecuencia de las señales EEG y capturar las variaciones espectrales a lo largo del tiempo.

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
Diéguez-Campa & Pérez-Neri	2018	Impacto de la Revista Archivos de Neurociencias alrededor del mundo	México	Cienciometría	Describir y analizar el alcance geográfico de las contribuciones recibidas.
Gajardo J.	2018	Commentary on the effects of cognitive stimulation in the prevention and treatment of dementia	Chile	Psicología Clínica	Comprobar la eficacia y la evidencia científica detrás de la Terapia de Estimulación Cognitiva (TEC) y otras intervenciones no farmacológicas para prevenir y tratar la demencia.

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
Jasso-Medrano & López-Rosales	2018	Measuring the relationship between social media use and addictive behavior and depression and suicide ideation among university students	México	Psicología	Investigar y analizar la relación entre el uso de redes sociales y dispositivos móviles, el comportamiento adictivo en estos medios, y su posible asociación con la depresión y la ideación suicida en estudiantes universitarios.
Lara-Navarra et al.	2018	Medición de la influencia de usuarios en redes sociales: propuesta SocialEngagement	España	Neurociencia	Observar datos de redes sociales para la medición de la influencia de sus usuarios.
Magaña & Girón	2018	Cognición Neuropsiquiatría	Guatemala	Neurociencia	Proporcionar una visión integral de la relación entre la neurociencia y la cognición, especialmente en el contexto de la

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>de Propósito de la investigación</b>
Orta et al.	2018	Scientific productivity in neurosciences in a national Institute of health of Mexico (1998-2017)	México	Neurociencia	neuropsiquiatría, explorando aspectos genéticos, ambientales y de salud mental que afectan la función cognitiva. Analizar la evolución de la productividad científica y los recursos humanos en el campo de las neurociencias en el Instituto Nacional de Neurología y Neurocirugía (INNN) en México.
Raghavendra et al.	2018	"I like talking to people on the computer": Outcomes of a home-based intervention to develop social media	Australia	Psicología	Investigar la efectividad de una intervención basada en el uso de redes sociales en el hogar para mejorar las redes sociales de jóvenes con

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>de</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
Sridhar et al.	2018	skills in youth with disabilities living in rural communities Identification of Eye Blink Artifacts Using Wireless EEG Headset for Brain Computer Interface System	India	Procesamiento de señales	de	discapacidades que viven en comunidades rurales. Desarrollar un método para identificar y eliminar artefactos de parpadeo ocular en señales de electroencefalografía (EEG) recopiladas mediante el uso de un casco EEG.
Ureña & Valdivia	2018	Redes sociales y bienestar psicológico del estudiante universitario	Mexico	Psicología		Explorar la posible asociación entre el bienestar psicológico de los jóvenes universitarios y la intensidad de uso de las redes sociales, en particular Facebook.
Wainberg et al.	2018	Deep learning in biomedicine	Estados Unidos	Procesamiento de datos.	de	Argumentar como el aprendizaje profundo

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
Bao et al.	2019	Investigating Sex Differences in Classification of Five Emotions from EEG and Eye Movement Signals	Alemania	Neurociencia y procesamiento de señales	(deep learning) está comenzando a tener un impacto significativo en la investigación biológica y en las aplicaciones biomédicas. Investigar y analizar las diferencias entre hombres y mujeres en el procesamiento de emociones utilizando señales de electroencefalografía (EEG) y movimiento ocular.
Hu & Zhang	2019	EEG Signal Processing and Feature Extraction	N/A	Procesamiento de señales	Dar una base conceptual de las técnicas de procesamiento de señales EEG.

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>de Propósito de la investigación</b>
Jingru et al.	2019	Experimental research on emotion recognition based on brain-computer interface and brain waves	China	Procesamiento de señales.	de Mejorar el reconocimiento y clasificación de emociones mediante el uso de las ondas cerebrales y las interfaces cerebro-computadora (BCI).
Krishna et al.	2019	Emotion classification using EEG signals based on tunable-Q wavelet transform	N/A	Procesamiento de señales	de Hacer una clasificación de emociones de EEG usando la transformada en onda Q.
Lakhan et al.	2019	Consumer Grade Brain Sensing for Emotion Recognition	N/A	Ingeniería	Explorar la viabilidad y efectividad de utilizar dispositivos EEG de grado investigativo.
Mateos-Aparicio & Rodríguez-Moreno	2019	The Impact of Studying Brain Plasticity	España	Neurociencia	Comprender en profundidad cómo el sistema nervioso puede cambiar y adaptarse en

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
Mohanna Velásquez & Romero Espinoza	2019	Adicción a las redes sociales y ansiedad en estudiantes de secundaria de Lima Metropolitana	Perú	Psicología	respuesta a diferentes estímulos y experiencias. Describir y analizar la relación entre la adicción a las redes sociales y la ansiedad manifiesta en adolescentes.
Nguyen & Chung	2019	Negative News Recognition During Social Media News Consumption Using EEG	N/A	Ingeniería	Estudiar cómo el cerebro reacciona ante la visualización de noticias negativas durante el consumo de noticias en las redes sociales utilizando electroencefalografía (EEG).
V & P	2019	La importancia de las emociones para la neurodidáctica	Ecuador	Psicología	Exponer y resaltar la importancia de las emociones en el contexto de la neurodidáctica y cómo estas emociones

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
Zeng et al.	2019	EEG Emotion Classification Using an Improved SincNet-Based Deep Learning Model	N/A	Procesamiento de señales	inciden en el proceso de aprendizaje. Desarrollar y evaluar un modelo de aprendizaje profundo basado en SincNet para clasificar emociones a partir de señales electroencefalográficas (EEG).
de Oliveira	2020	Neuroplasticity	Brasil	Neurociencia	Es una edición especial que proporciona artículos y revisiones seleccionados por expertos en el tema el cual se había presentado anteriormente.
Lucas Flores & Rodríguez Gámez	2020	El cerebro como componente del aprendizaje	Ecuador	Neurociencia	Determinar la incidencia que tiene el cerebro en el aprendizaje de los estudiantes al promover

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
Netzahualcoyotl Bautista et al.	2020	Problema inverso de identificación de fuentes en la corteza cerebral de tipo dipolar asociadas a focos epilépticos	México	Neurociencia	estrategias basadas en la comprensión e interpretación de la actividad cerebral. Abordar el problema inverso de identificación de fuentes en la corteza cerebral de tipo dipolar asociadas a focos epilépticos utilizando el EEG.
Aguiñaga et al.	2021	Emotion Recognition by Correlating Facial Expressions and EEG Analysis	México	Procesamiento de señales	Desarrollar y probar un modelo de aprendizaje profundo en dos etapas para reconocer estados emocionales correlacionando expresiones faciales y señales cerebrales (EEG).

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
Macén	2021	El Reglamento General de Protección de Datos como modelo de las recientes propuestas de legislación digital europea	España	Derechos	Analizar y explicar el impacto del Reglamento General de Protección de Datos (GDPR) en diferentes propuestas normativas presentadas por la Comisión Europea relacionadas con el mercado único digital.
Mendoza-Alonzo et al.	2021	Telemedicina: desafíos para Chile a la luz de la experiencia de Estados Unidos durante la pandemia	Chile	Medicina	Analizar y determinar los principales desafíos que enfrenta Estados Unidos en la implementación de la telemedicina durante el brote de COVID-19, asociándolo con Chile.
Pallares Bahamonde & Wells Espinel	2021	Cultura digital, redes sociales y su impacto en adolescentes	Ecuador	Sociología	Estudiar la comunicación dentro de los medios digitales, específicamente enfocándose en las redes

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
Rubio et al.	2021	Epilepsy: bibliometric analysis (1968–2020) of the Instituto Nacional de Neurología y Neurocirugía "Manuel Velasco Suarez" in Mexico	A México	Neurología	<p>sociales y el mal uso que se les da.</p> <p>Hacer un análisis bibliométrico para examinar la producción científica del Instituto Nacional de Neurología y Neurocirugía "Manuel Velasco Suárez" (INNN)</p>
Akil et al.	2022	Exposure to Depression Memes on Social Media Increases Depressive Mood and It Is Moderated by Self-Regulation: Evidence From Self-Report and Resting EEG Assessments	N/A	Psicología	<p>Investigar los efectos de los "memes de depresión" que se propagan principalmente en las redes sociales, en el estado de ánimo depresivo de los individuos.</p>

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>de Propósito de la investigación</b>
Arauz & Dávila-Maldonado	2022	New era of the Revista Mexicana de Neurociencia	México	Neurociencia	Presenta la evolución y logros de la neurociencia mexicana.
Dadebayev et al.	2022	EEG-based emotion recognition: Review of commercial EEG devices and machine learning techniques	Arabia Saudita	Ingeniería	Revisar estudios relevantes que hayan examinado la confiabilidad de dispositivos EEG de bajo costo para el reconocimiento de emociones en los últimos cinco años.
Guo et al.	2022	A Transformer based neural network for emotion recognition and visualizations of crucial EEG channels	China	Procesamiento de datos	Desarrollar un nuevo modelo de red neuronal profunda (DCoT) para el reconocimiento de emociones basado en señales EEG.
Haro	2022	Una introducción al uso de los potenciales	N/A	Neurociencia	Estudia el procesamiento del lenguaje utilizando la

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
Rodríguez Aguiñaga et al.	2022	evocados en el estudio del lenguaje EEG-Based Emotion Recognition Using Deep Learning and M3GP	México	Inteligencia artificial	técnica de potenciales evocados Desarrollar un método efectivo para reconocer estados emocionales a través del análisis de señales de EEG.
Fitos & Negrao	2023	An EEG Exploration of Emotional Flexibility	Hungría	Procesamiento de señales y psicología	Medir la flexibilidad emocional de los participantes utilizando el paradigma "Emotional Shifting Task" (EST) y el electroencefalograma.
Puderbaugh & Emmady	2023	Neuroplasticity	Estados Unidos	Neurociencia	Abordar el tema de la neuroplasticidad y su relevancia en el contexto de pacientes con un accidente cerebrovascular.

<b>Autores del estudio</b>	<b>Año</b>	<b>Título de la investigación</b>	<b>País</b>	<b>Área de conocimiento</b>	<b>Propósito de la investigación</b>
Number of Worldwide Social Network Users 2027	N/A	Number of social media users worldwide from 2017 to 2027	N/A	Estadística	Analizar la evolución y proyección del número de usuarios de redes sociales en todo el mundo desde el año 2017 hasta el año 2027.

Fuente: Elaboración Propia