

El estrés agudo y electroencefalograma en hombres adultos: una revisión sistemática

Acute Stress and Electroencephalography in Adult Men: A Systematic Review

*Emiliano Vázquez Pelayo**, *Sergio Díaz Medina***, *Mariana Martínez Pelayo*** y *Ana B. Moreno Coutiño***

*Facultad de Estudios Superiores Iztacala, Universidad Nacional Autónoma de México.

**Facultad de Psicología, Universidad Nacional Autónoma de México.

Contacto:

Ana B. Moreno C. Laboratorio de Atención Plena Compasiva, Edificio C, cubículo 230 segundo piso, Facultad de Psicología UNAM, C. P. 04510, Ciudad de México, México. moca99_99@yahoo.com

Agradecimientos:

Al programa PAPIIT por brindar su apoyo para la realización de este trabajo (Proyecto IN301220).

Recibido 11 Mayo, 2023; Aceptado 15 de Febrero, 2024

Resumen

El estrés es considerado un tema central en la vida cotidiana por las diversas comorbilidades que presenta debido a la respuesta fisiológica y los procesos homeostáticos que desencadena en el cuerpo humano. La respuesta estresante modifica la dinámica en el sistema nervioso central incluida, la corteza cerebral, por lo que puede ser evaluada con electroencefalograma (EEG), sin embargo, resulta pertinente evaluar la calidad de la evidencia en su investigación. Se realizó una revisión sistemática en las bases de datos PubMed, Scielo y Scopus de los últimos ocho años, con el objetivo de identificar diferencias o semejanzas en los procedimientos, resultados e implicaciones de las investigaciones que se centran en estudiar estrés agudo en hombres adultos mediante EEG. Se seleccionaron 18 artículos que contaron con un tamaño muestral de 9 a 80 participantes, de los cuales 84.2% fueron hombres y 15.8% mujeres. Se revisaron también las características y parámetros del EEG al igual que los modelos de cálculo e interpretación de sus datos. Los resultados señalan que la potencia absoluta, la amplitud, la simetría y la conectividad de las bandas de frecuencia beta y alfa son especialmente reactivas en condiciones estresantes. La clasificación con máquinas de vectores de soporte es un método prometedor para procesar los datos EEG, pero su reporte requiere de evidencia complementaria que apoye la evaluación de su desempeño. Es necesario seguir avanzando en estas investigaciones para confirmar o descartar aspectos de los estudios y su pertinencia.

Palabras clave: EEG, estrés agudo, hombres adultos, revisión sistemática.

Abstract

Stress is considered a central issue in daily life due to the various comorbidities associated, the physiological response and homeostatic processes triggered by it in the human body. The stress response modifies the central nervous system dynamics, including the cerebral cortex, which is why it can be evaluated with an electroencephalogram (EEG). However, it is necessary to evaluate the quality of the evidence in this kind of research. A systematic review was carried out in the PubMed, Scielo and Scopus databases of the last eight years, with the aim to identify differences or similarities in the procedures, results and implications of the studies that focus on studying acute stress in adult men through EEG. The reports of 18 selected articles were examined, which had sample sizes of 9 to 80 participants, of which 84.2% were men and 15.8% women. The characteristics and parameters of the EEG were also reviewed, as well as the calculation models and interpretation of its data. The results indicate that the absolute power, amplitude, symmetry, and connectivity of the beta and alpha frequency bands are especially reactive under stressful conditions. Support vector machine classification is a promising method for processing EEG data, but its reporting requires complementary evidence to support the evaluation of its performance. It is necessary to continue advancing in these investigations to confirm or rule out aspects of the studies and their relevance.

Keywords: EEG, acute stress, adult man, systematic review.

Introducción

El estrés es un proceso de afrontamiento a eventos demandantes del ambiente o psicológicos, ya sean reales o imaginarios, que superan los recursos de afrontamiento del individuo por lo que rompe con los procesos homeostáticos (Thiel y Dretsch, 2011). Los tipos de estresores se catalogan principalmente en biológicos, físicos, psicológicos o sociales (Redolar, 2015) y su estudio ha cobrado relevancia por su relación con el envejecimiento cerebral, la economía, el trabajo por parte de instituciones, consultas médicas y sus problemáticas desencadenan desde malestar en la pareja hasta violencia intrafamiliar y abuso infantil, adicciones, desarreglos sexuales (Orlandini, 2012), entre otros padecimientos médicos y psicológicos. Este proceso involucra la valoración de la situación, cambios fisiológicos correspondientes, respuestas conductuales y emocionales que permitirán superar la situación en cuestión (McEwen, 1998; Lemos, 2015).

En la respuesta de estrés agudo están involucrados el eje hipotálamo-pituitario-adrenal (HPA), el sistema nervioso autónomo, sistemas metabólicos y el sistema inmune con el objetivo de mantener en condiciones idóneas al organismo. El eje HPA se activa junto con el sistema simpático para preparar al cuerpo a enfrentar la amenaza, en consecuencia, la corteza adrenal libera glucocorticoides, como el cortisol (Thiel y Dretsch, 2011). Generalmente, esta respuesta es rápida y el cuerpo vuelve a estados normales bajo la participación del sistema nervioso parasimpático (McEwen, 1998). Esta es una respuesta a situaciones inesperadas y momentáneas, conocido como estrés agudo. Sin embargo, esta respuesta puede prolongarse debido a la persistencia de los estímulos estresores y a una actividad psicológica prolongada, lo que puede desencadenar en el desarrollo o permanencia de problemas psicológicos por el elevado nivel de glucocorticoides en el sistema nervioso central (Lupien et al., 2018, McEwen, 2013).

Para evaluar los efectos del estrés tanto de la respuesta como de los mecanismos de recuperación en el organismo, se han propuesto diferentes paradigmas que provocan estas reacciones (Bali y Jaggi, 2015). De acuerdo con estos autores, los métodos más comunes utilizan estresores físicos que activan al sistema nervioso autónomo y al eje HPA; o estresores mentales, ya sean cognitivos o emocionales, que provocan la respuesta de los lóbulos frontales y las estructuras límbicas que conectan con el hipotálamo. En ambos casos, se busca la liberación de cortisol, incremento de la hormona adrenocorticotrópica (ACTH), incremento de la presión sanguínea y la frecuencia cardíaca, así como un reflejo del estrés percibido en diferentes escalas psicométricas.

Entre los métodos comunes utilizados en el laboratorio se encuentra la prueba de frío (*Cold Pressor Test*) que involucra un estresor físico al pedir al participante que sumerja su mano hasta la muñeca en agua helada (0-2 °C) por 3 minutos; la prueba de estrés social de Trier (*Trier Social Stress Test*) en el que el participante debe dar un discurso y hacer cálculos frente a una audiencia por 5 minutos cada prueba, por lo que es un estresor cognitivo, y la prueba de estrés agudo de

Maastricht (*Maastricht Acute Stress Test*) en la que se pide la inmersión de la mano en agua fría con una prueba matemática en periodos variables y con 5 repeticiones. Esta prueba combina un estresor físico y uno cognitivo. Existen otras pruebas menos comunes que inducen estrés, como la prueba del reto de CO₂, en la que los participantes inhalan CO₂. También se han descrito pruebas cognitivas que desencadenan la respuesta del estrés como la prueba Stroop, la Prueba de estrés de multicomponentes de Mannheim, estrés por ruido, o la prueba de cantar una canción frente a público, todos estos utilizan estresores cognitivos y han demostrado generar una respuesta de estrés, la cual ha sido evaluada mediante cortisol salival (Bali y Jaggi, 2015; Khalifa et al., 2006).

Por otro lado, en la respuesta estresante, se presentan cambios en variables biométricas como los ritmos cardíaco y respiratorio, la tensión muscular, la temperatura, la conductividad de la piel y las ondas cerebrales, entre otras. Estas últimas son registradas con electroencefalograma (EEG) y han descrito ondas con mayor rango en la banda de frecuencia beta (Ortega, et al. 2012), pero no se cuenta con valores de referencia claros que establezcan parámetros para asociarlos con el estrés.

El EEG es una técnica de exploración del sistema nervioso central mediante la cual se obtiene el registro de la actividad eléctrica cerebral (Ramos et al., 2009). Con ello se evalúa la suma de la actividad postsináptica de los niveles corticales la cual se registra con electrodos colocados en el cuero cabelludo u otros sitios de la piel (Buzaki, Anastassiou y Koch, 2012). Cuando se realizan informes cuantitativos sobre los patrones de las ondas (frecuencia, amplitud, ritmo y localización) en las señales, estos pueden caracterizar los datos del EEG en cambios de voltaje a través del tiempo, del espacio, de su frecuencia y fase - potencia (Cohen, 2014); y se pueden estudiar los parámetros de potencia absoluta y relativa, frecuencia media, coherencia, correlación, conectividad cerebral y potenciales relacionados con eventos (ERP). Las investigaciones con EEG se pueden asociar con manipulaciones experimentales como conductas en curso del sujeto y otros procesos neurofisiológicos para visualizar sus efectos representados en las señales en tiempo real.

En la captación de las señales EEG se presentan artefactos que entorpecen la señal EEG, estos pueden deberse a factores internos o externos al cuerpo del organismo y es necesario minimizarlos con una buena colocación de los electrodos y un preprocesamiento de la señal adecuado para los objetivos de la investigación. Posteriormente, se requiere procesar los datos dependiendo de la aproximación de los estudios, para ello se extraen características de las señales con métodos preestablecidos. Medina, Sierra y Barrios (2018) mencionan que se han utilizado métodos como: en el dominio del tiempo, modelos autorregresivos y ERP; en el dominio de la frecuencia, la transformada rápida de Fourier con algunas variaciones y la densidad espectral; en el dominio de tiempo - frecuencia, la transformada Wavelet y la transformada de

Hilbert-Huang; en técnicas espaciales, el algoritmo de patrones espaciales comunes; y en técnicas no lineales, la entropía y coeficientes de Lyapunov. Mediante la extracción de características se pueden realizar diversos cálculos estadísticos y algoritmos de *Machine Learning* (ML) para analizar los datos. El método máquina de vectores de soporte (SVM) es comúnmente utilizado para clasificar niveles y condiciones estresantes con el registro de EEG. Carmona (2018) explica que este método se basa en la teoría del aprendizaje estadístico para resolver problemas de regresión, agrupamiento y multi clasificación. Añade que para su implementación se utilizan funciones kernel para asignar elementos del espacio de entrada que puedan proceder a la transformación de los datos en hiperplanos para resolver problemas de optimización. Existen funciones de kernel lineal, polinómico, gaussiano, sigmoidal y *Radial Basis Function* (RBF) que son implementados dependiendo de los rasgos de los datos con los que se utilizan las SVM.

Ahora bien, se ha identificado que la población de hombres adultos cuenta con determinadas cargas socioculturales que incrementan su estrés (Uresti et al., 2017). De igual forma se ha documentado que manejos poco efectivos del estrés en este sector, está asociado con violencia doméstica, malestar psicológico y adicciones (Bolaños y Keijzer, 2020). Así, esta población presenta una situación de estrés que requiere indagación y figura como una muestra homogénea que permite establecer relaciones entre los hallazgos de los estudios con EEG y estrés agudo, a través de una revisión sistemática evitando variabilidad en los datos gracias a condiciones de edad o sexo.

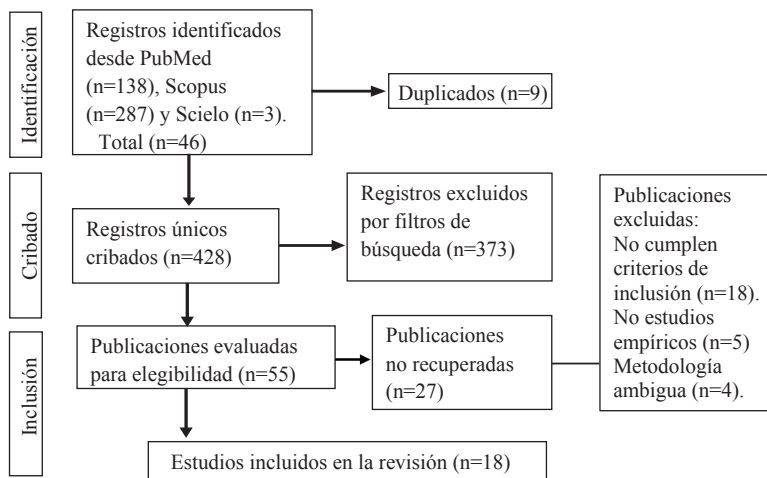
Con la finalidad de hallar contribuciones metodológicas en la aplicación de la herramienta EEG para captar señales asociadas con estrés agudo, se planteó la pregunta: ¿Se pueden hallar diferencias o semejanzas en en los estudios, con una

muestra homogénea, que registran EEG y asocian sus hallazgos con estrés agudo? Se propone realizar una revisión sistemática de la literatura de los últimos ocho años, con el objetivo de identificar diferencias o semejanzas en los procedimientos, resultados e implicaciones de los estudios centrados en estudiar estrés agudo en hombres adultos mediante EEG. Para lo cual es necesario implementar una búsqueda contemplando criterios de inclusión y exclusión que apoyen en la filtración de los artículos, analizar la evidencia de los estudios que cuenten con un reporte íntegro de la metodología empleada, sus resultados y conclusiones, y evaluar el riesgo de sesgo de los estudios a través de una discusión narrativa de tipo cualitativa.

Método

La búsqueda bibliográfica para esta revisión se realizó el mes de marzo de 2023 en las bases de datos PubMed, Scopus y Scielo, mediante la combinación de los términos y operadores booleanos en el título y título/resumen: EEG AND stress. Los estudios arrojados de esta búsqueda se filtraron de acuerdo con los siguientes criterios de inclusión: año de publicación entre 2015 y 2023, en una muestra de hombres adultos, artículos originales y completos ya publicados y en idioma inglés o español. Como criterios de exclusión se consideraron: revisiones sistemáticas, metanálisis, documentos de conferencias o libros de consulta; muestras conformadas mayormente por el sexo femenino, adultos mayores o infantes; estudios enfocados en estrés postraumático, depresión, ansiedad, *biofeedback* o algún otro padecimiento psiquiátrico; uso de drogas o EEG durante el sueño. El eje principal para la selección de las publicaciones fue que éstas registraran estrés agudo en hombres adultos con EEG como herramienta de análisis. El proceso de selección se puede ver en la Figura 1.

Figura 1. Diagrama de flujo del proceso de selección de estudios



Nota. Diagrama de flujo elaborado a partir de los lineamientos de PRISMA 2020 statement, Page et al. (2021).

Resultados

Se incluyeron 18 estudios en la revisión, de los cuales 3 son de PubMed, 15 de Scopus y en la base de datos Scie- no se encontró alguno. De los artículos examinados se

identificaron las siguientes variables en sus reportes: título, año de publicación, país, muestra, estresor, instrumentos, diseño, aparatos, análisis de resultados y su principal hallazgo. El desglose de estas características se puede ver en la Tabla 1.

Tabla 1. Principales características de los estudios revisados

| Título / Cita / País | Muestra | Estresor usado | Instrumentos / Diseño | Rasgos del EEG | Análisis de resultados / Principal hallazgo |
|---|--|--|--|---|--|
| EEG feature variations under stress situations. Merino, Gomez y Molina, 2015. España | 11 hombres y 2 mujeres con edades entre 26 y 56 años. | Tareas de memoria y aritmética con retroalimentación negativa. | Cuestionario State – Trait Anxiety Inventory (STAI) A-B-B | 15 electrodos en frontales y centrales. Dominio de frecuencia. Dominio del tiempo. | Prueba Wilcoxon. En regiones frontales hallaron cambios en los promedios de la amplitud espectral y la energía total de bandas de frecuencia theta y alfa. |
| Mental Stress Assessment using Simultaneous Measurement of EEG and fNIRS. Al-Shargie et al., 2016. Malasia | 22 hombres con edades entre 22 y 30 años. | Prueba de aritmética mental basada en Montreal Imaging Stress Task (MIST). Con niveles de dificultad en la presión de tiempo y retroalimentación negativa. | Alfa amilasa salival Espectroscopia funcional de infrarrojo cercano A-B-B-A | 7 electrodos en regiones frontales. Dominio de frecuencia. | Regresión lineal. Prueba t para muestras relacionadas. Se halló una precisión de 91.7% con el método de clasificación SVM fusionando las mediciones fNIRS y EEG. |
| Stress Assessment Based on Decision Fusion of EEG and fNIRS Signals. Al-Shargie, Tang y Kiguchi, 2017. Malasia | 22 hombres con edades entre 20 y 24 años. | Prueba de aritmética mental basada en MIST. Con niveles de dificultad en la presión de tiempo. | Espectroscopia funcional de infrarrojo cercano. Escala NASA-TLX. A-B-B-A | 6 electrodos en regiones frontales. Dominio de frecuencia. | Prueba t para muestras independientes. Hubo decrementos en el ritmo alfa en la condición estresante. El clasificador SVM funcionó mejor (96.45% de precisión) con la fusión de las mediciones EEG y fNIRS. |
| Independent Component Analysis and Source Localization on Mobile EEG Data can Identify Increased Levels of Acute stress. Schlink et al., 2017. Estados Unidos de América. | 11 hombres con edades entre 19 y 30 años. Sin experiencia en tiro con rifle de aire. | Prueba de tiro estacionario con rifle de aire. Se añadió como estresor un experimentador que con un segundo rifle de aire disparaba en dirección a los participantes. | Electrocardiograma. Cortisol Salival. Conductividad eléctrica de la piel. A-B-B-A | 128 electrodos. Dominio de frecuencia. Dominio del tiempo. Dominio de tiempo - frecuencia. | Agrupamiento por componentes independientes. Prueba de Wilcoxon. ANOVA. Se observaron desincronizaciones leves en la banda beta al jalar el gatillo en la fase control y en la banda theta en la condición estresante. Se halló potencia reducida en la banda theta y alfa al disparar al blanco. |
| EEG-based workers' stress recognition at construction sites. Jebelli, Hwang y Lee, 2018. Estados Unidos de América. | 7 hombres con edades entre 26 y 50 años. | Trabajo en condiciones peligrosas o sin descanso. | Cortisol salival. A-B-A | 14 electrodos en frontales y centrales. Dominio de frecuencia. Dominio del tiempo. | Se hallaron diferencias entre los patrones de las señales de los participantes. El método SVM con kernel gaussiano reportó un 80% de precisión para detectar dos niveles de estrés, siendo mejor para detectar alto estrés. |

| Título / Cita / País | Muestra | Estresor usado | Instrumentos / Diseño | Rasgos del EEG | Análisis de resultados / Principal hallazgo |
|--|--|--|--|--|--|
| Estados Unidos de América. | en tiro con rifle de arie. | segundo rifle de aire disparaba en dirección a los participantes. | | Dominio de tiempo - frecuencia. | control y en la banda theta en la condición estresante. Se halló potencia reducida en la banda theta y alfa al disparar al blanco. |
| EEG-based workers' stress recognition at construction sites. Jebelli, Hwang y Lee, 2018. Estados Unidos de América. | 7 hombres con edades entre 26 y 50 años. | Trabajo en condiciones peligrosas o sin descanso. | Cortisol salival. A-B-A | 14 electrodos en frontales y centrales. Dominio de frecuencia. Dominio del tiempo. | Se hallaron diferencias entre los patrones de las señales de los participantes. El método SVM con kernel gaussiano reportó un 80% de precisión para detectar dos niveles de estrés, siendo mejor para detectar alto estrés. |
| Support vector machine classification of brain states exposed to social stress test using EEG-based brain network measures. Loftan et al., 2019. Irán | 23 hombres con edades entre 18 y 28 años. | Trier Social Stress Test (TSST) | Visual Analogue Scale (VAS) Cortisol salival. A-B-B | 26 electrodos. Dominio de frecuencia. Dominio de tiempo - frecuencia. | Prueba Bonferroni. El clasificador SVM con las bandas alfa y beta obtuvo una precisión mayor a 70% para discriminar las condiciones de exposición al estrés. Se registraron incrementos en la banda alfa. |
| A wearable EEG instrument for real-time frontal asymmetry monitoring in worker stress análisis. Arpaia et al., 2020. Italia | 5 hombres y 5 mujeres con edad promedio de 25 años (sin especificar el rango de edad). | Stroop Color and Word Test (SCWT) Grupo control con carga cognitiva y grupo experimental con carga cognitiva y emociones negativas. | Cuestionario STAI. Inventario Rosenberg Gc vs Ge | 2 electrodos frontales. Dominio del tiempo. | ANOVA El clasificador SVM con kernel lineal discriminó con un 97% de precisión las condiciones del estudio. |
| Modified Support Vector Machine for Detecting Stress Level Using EEG. Signals.Computational Intelligence and Neuroscience. Gupta, Alam y Agarwal, 2020. India | 7 hombres y 7 mujeres con edades entre 22 y 46 años. | Tareas visuales de categorización con niveles de tiempo de respuesta y memorización. Entrenamiento y prueba. | A-B-B-A | 32 electrodos. Dominio de frecuencia. | Con el conjunto integrado de algoritmos NLMS, CDT, MPSTO, SVM y el método modificado de optimización Whale, se pudo clasificar con la precisión de 96.36% cuatro niveles de estrés. |
| Electroencephalogram (EEG) stress analysis on alpha/beta ratio and theta/beta ratio. Wen y Mohd, 2020. Malasia | 26 hombres y 14 mujeres con edades entre 19 y 38 años. | Escenario virtual de montaña rusa. | A-B-A | 3 electrodos frontales. Dominio de frecuencia. | Con el análisis de la relación de potencia de Alfa/beta, es posible observar la evolución del estrés a través del tiempo. Se indica que la banda beta incrementa su variación en respuesta al estrés. |
| Classifying Multi-Level Stress Responses from Brain Cortical EEG in Nurses and Non-Health Professionals Using Machine Learning Auto Encoder. Akella et al., 2021. | 80 participantes con edades entre 18 y 45 (sin especificar sexo). | Versión modificada del Trier Social Stress Test (TSST). | A-B G1 (personal de enfermería activos, n=30) vs G2 (no profesionales de la salud n=50) | 3 electrodos centrales. Dominio de frecuencia. Dominio de tiempo - frecuencia. | El índice de carga cerebral, la potencia relativa de gamma y las potencias absolutas de gamma, alfa y theta, se proyectaron en un espacio latente que sirvió para entrenar el clasificador SVM. Se halló un 91% de precisión para discriminar entre condiciones del experimento. |

| Título / Cita / País | Muestra | Estresor usado | Instrumentos / Diseño | Rasgos del EEG | Análisis de resultados / Principal hallazgo |
|--|---|---|---|---|--|
| Australia | | | | | |
| Enhancing EEG-based mental stress state recognition using an improved hybrid feature selection algorithm. Hag et al., 2021a. Malasia – Arabia Saudita. | 22 hombres con edades entre 22 y 30 años. | Prueba de aritmética mental con niveles de dificultad en la presión de tiempo y retroalimentación negativa. | Alfa amilasa salival A-B-B-A | 7 electrodos en lóbulos frontales. Dominio de frecuencia. Dominio de tiempo - frecuencia. | Algoritmo mRMR para hallar medidas relevantes y reducir la redundancia en cálculos de la prueba de correlación de Pearson. Con el método SVM se encontró una precisión del 77% para discriminar entre fases experimentales con 52 características de las señales. |
| EEG mental stress assessment using hybrid multi-domain feature sets of functional connectivity network and time-frequency features. Hag et al., 2021b. Malasia | 22 hombres con edades entre 22 y 30 años. | Tarea de aritmética mental con niveles de dificultad en retroalimentación negativa y presión de tiempo. | Alfa amilasa salival A-B-B-A | 7 electrodos en regiones frontales. Dominio de frecuencia. Dominio de tiempo. Dominio de tiempo - frecuencia. | Prueba t para muestras relacionadas. Se encontró que la potencia relativa del hemisferio derecho fue muy sensible a la exposición al estrés. Considerando 64 características, se halló una precisión de 93.2% con el método SVM para detectar las condiciones del estudio. |
| Stress Assessment of Vestibular Endurance Training for Civil Aviation Flight Students Based on EEG Hu et al., 2021a | 9 hombres con edades entre 19 y 21 años. | Entrenamiento vestibular en escalera giratoria. | A-B-A | 4 electrodos en regiones frontales y centrales. Dominio de frecuencia. | ANOVA. Correlación de Spearman. Se encontró que la respuesta estresante se asocia con aumentos en la potencia absoluta de la banda alfa en los electrodos C4 y C3. |
| China | | | | | |
| The modulation of salience and central executive networks by acute stress in healthy males: An EEG microstates study. Hu et al., 2021b. China | 51 hombres con edades entre 18 y 22 años. | Grupo con Trier Stress Test (TSST) Grupo control con tareas más sencillas. | Life Events Scale (LES). Depression Inventory (BDI). Electrocardiograma. Cortisol salival. Positive and Negative Affect Schedule (PANAS) y Perceived Stress Assessment Scale (PSAS). A-B-A Gc vs Ge | 64 electrodos. Dominio del tiempo. | ANOVA Correlación de Pearson. La ocurrencia y la convergencia de microestados durante la fase estresante, pudo revelar diferencias exitosas entre las fases y los grupos. |
| Development of an EEG Headband for Stress | 7 hombres y 3 mujeres con edades | Prueba de manejo en realidad virtual. Vehículo estándar y automático con dos | Sensor de respuesta eléctrica de la piel. Electrocardiograma. | 6 electrodos en regiones frontales. | Se realizó una prueba Wilcoxon a la densidad espectral de la potencia, encontraron en la banda beta buenos elementos para caracterizar la señal. |

| Título / Cita / País | Muestra | Estresor usado | Instrumentos / Diseño | Rasgos del EEG | Análisis de resultados / Principal hallazgo |
|---|---|---|--|--|---|
| Measurement on Driving Simulators. Affanni, Aminosharieh y Guerci, 2022. Italia | entre 24 y 34. | niveles de dificultad. | A-B-B-B | Dominio de frecuencia. | Los electrodos O1 y O2 demuestran que la condición de manejo estándar tuvo mayores valores, seguido del nivel 2 de manejo automático y el nivel 1. |
| Frontal lobe real-time EEG análisis using machine learning techniques for mental stress detection. AlShorman et al., 2022 Arabia Saudita y China. | 14 hombres con edades entre 18 y 23 años. | Cold Pressor Stress (CPS) | Depression, Anxiety and Stress Scale (DASS) Gc vs Ge | 16 electrodos frontales y centrales. Dominio de frecuencia. | Máquina de vectores de soporte (SVM) y clasificador Naive Bayes (NB). El método SVM lineal tuvo un 90% de precisión para diferenciar los grupos. Prueba t para muestras relacionadas. Prueba u de Man-Whitney. Correlación de Spearman. |
| Assessing Electroencephalography as a Stress Indicator: A VR High-Altitude Scenario Monitored through EEG and ECG. Aspiotis et al., 2022. Grecia | 13 hombres y 8 mujeres con edades entre 20 y 27 años (solo se consideraron 18 registros). | Escenario de gran altura en realidad virtual. | Electrocardiograma Escala de estrés percibido (PSS-10) A-B-A | 18 electrodos. Dominio de frecuencia. | Se hicieron grupos con frecuencia cardiaca normal y alta. En el grupo estresado se presentaron diferencias en la asimetría occipital de alfa. |
| Hybrid approach of EEG stress level classification using k-means clustering and support vector machine. Wen y Mohd, 2022. Malasia | 32 hombres y 18 mujeres con edades entre 18 y 28 años. | Escena de horror en realidad virtual | Prueba de Coeficiente intelectual A-B-A-B | 5 electrodos en regiones frontales. Dominio de frecuencia. | Prueba de Wilcoxon. Agrupamiento de k-medios, clasificador SVM. Se encontró una precisión del 94% en el modelo para clasificar estrés en tres niveles para las bandas beta y theta en el electrodo Fp2. |

Nota. A: Condición de línea base, B: condición con exposición estresante, Ge: grupo experimental, Gc: grupo control, NLMS: *Normalized Least Mean Square*, CDT: *Discrete Cosine Transformation*, MPSO: *Modified Binary Particle Swarm Optimizer*. fNIRS: *Functional Near-Infrared Spectroscopy*, mRMR: *minimum Redundancy Maximum Relevance*.

En cuanto a los rasgos metodológicos encontrados, el rango de participantes fue de 9 a 80, con un promedio por estudio de 24.5 por estudio. En un artículo no se especifica el sexo de su muestra (Akella et al., 2021), no obstante, el porcentaje de los otros 17 se distribuye como 84.2% conformada por hombres y 15.8% por mujeres, las edades de los participantes van de 18 a 56 años. Solamente en dos estudios se incluyó un grupo control (Arpaia et al., 2021; AlShorman et al., 2022). La mayoría de los diseños incluyeron toma de EEG en línea base de entre 1.5 a 10 minutos, excepto en dos estudios, uno que no se especifica si incluyó esta condición (Arpaia et al., 2021) y otro donde se expone a los participantes a dos condiciones estresantes con diferentes grados de dificultad (Affanni, Aminosharieh y Guerci, 2022). La duración de la exposición estresante reportada fue de 4 a 10 minutos; en algunos casos se intercaló con periodos de descanso en 4 o 5 repeticiones de 20s y 30s, respectivamente (Al-Shargie et al., 2016; Al-Shargie, Tang y Kiguchi, 2017; Hag et al., 2021a; Hag et al., 2021b). El registro con EEG en los estudios tuvo una duración total entre 10 a 20 minutos. En algunos casos se utilizaron otras mediciones

fisiológicas para confirmar la respuesta al estrés, tales como electrocardiograma, cortisol y alfa amilasa salivales, conductividad de la piel y espectroscopia funcional de infrarrojo cercano; todos los estudios reportaron haber confirmado la condición estresante con estas medidas. También se utilizaron mediciones psicométricas para confirmar el estrés agudo con el PSS-10, el cuestionario STAI, las escalas DASS, LES, BDI, PANAS, PSAS y una prueba de IQ.

El registro de las señales EEG reportada en 10 estudios contempló la corteza prefrontal con un máximo de 7 electrodos, en otros 4 se colocaron de 14 a 16 electrodos tanto en regiones frontales como en centrales, y en los últimos 4, de 26 a 128 electrodos en toda la superficie del cuero cabelludo. Las referencias más utilizadas fueron los lóbulos de las orejas, los mastoides y en algunos casos el electrodo Cz tuvo esta función. Se mantuvo constante la minimización del ruido con valores menores a $5k\Omega$ en las impedancias. El preprocesamiento de los datos mayormente fue el método ICA para reducir artefactos, aunque también se utilizó la reconstrucción del subespacio de artefactos en un estudio

(Affanni, Aminosharieh y Guerci, 2022.) y en otros, el análisis de componentes principales (PCA), (Arpaia et al. 2020) o NLMS (Gupta, Alam y Agarwal, 2020).

Por otro lado, algunas de las publicaciones se enfocaron en identificar los parámetros y localizaciones de electrodos más significativos asociados a condiciones estresantes. Esto lo realizaron con el registro EEG de 6, 15, 128 y 118 electrodos en 10, 13, 11 y 21 participantes respectivamente. Tres artículos utilizaron el estadístico Wilcoxon y un cuarto, la prueba t para muestras relacionadas, con el fin de contrastar una línea base y la condición de exposición al estrés. En el artículo de Affanni, Aminosharieh y Guerci (2022) implementaron un escenario en realidad virtual de manejo de automóvil y registraron sin una línea base el estrés que provocan dos dificultades de obstáculos y velocidad en un vehículo automático y otra condición de prueba en un vehículo estándar. Encontraron mayores valores de potencia absoluta en la banda beta particularmente en regiones occipitales durante el manejo estándar, que fueron disminuyendo con la dificultad 2 y la 1.

En el segundo artículo, de Merino, Gomez y Molina (2015), encontraron incrementos en la amplitud y potencia absoluta en regiones frontales en las bandas beta y alfa. Sin embargo, no confirmaron el estrés inducido por tareas cognitivas, ya que no se vió reflejado en la prueba psicométrica STAI, atribuyen este resultado a la duración de la prueba estresante (4 min).

El tercer reporte, de Schlink et al. (2017), incluyó electrocardiograma, cortisol salival y conductividad de la piel para corroborar el estrés inducido por el estímulo de un experimentador que disparaba hacia los participantes, además de un registro de línea base mientras los participantes realizaban una prueba de tiro. Los autores agruparon los electrodos en 5 regiones corticales; en la zona dorsolateral se registraron diferencias en la potencia absoluta de theta y alfa, en la región somatosensorial, un incremento significativo en alfa y, una reducción en la sincronización de la banda beta durante la condición estresante. Hacen mención del comportamiento motor como variable de estrés, así como contemplar que las características del protocolo de la prueba de tiro pueden influenciar los resultados por las experiencias de los participantes, por lo que sería conveniente comparar grupos y participantes en sus dinámicas cerebrales. A pesar de haber registrado los ERP, éstos sólo se utilizaron para identificar los momentos de disparo, pero para el análisis del EEG se utilizó el registro continuo.

En el cuarto estudio separaron a los participantes en estresados y no estresados de acuerdo con el incremento en el ritmo cardiaco (RC) debido a la inducción visual (escenario de gran altura en realidad virtual); excluyeron a 2 sujetos que presentaron RC demasiado alto en la línea base, por lo que 10 participantes conformaron el grupo no estresado. Encontraron incrementos en la asimetría occipital de la banda alfa en el grupo estresado ($n=9$) y una correlación positiva del RC y las potencias absolutas de las bandas delta, theta y alfa en regiones occipitales (Aspiotis et al., 2022).

Tres estudios diferentes analizaron la dinámica cerebral registrada con 4, 64 y 3 electrodos en 9, 51 y 40 participantes producto de los mecanismos de exposición al estrés. Hu et al. (2021a) realizaron un registro EEG de la respuesta estresante durante el entrenamiento de resistencia vestibular. Por medio de un ANOVA encontraron aumentos en la potencia absoluta de la banda alfa, específicamente en los electrodos C3 y C4. Concluyeron que, a pesar de que se sabe poco sobre la respuesta del entrenamiento vestibular, el movimiento de escalera giratoria utilizado por ellos, tiene potencial para predecir la habilidad en los pilotos de resistencia al estrés y éste puede ser registrado con EEG. En otro estudio, Hu et al., (2021b) indujeron el estrés con la tarea TSST. El estrés generado se analizó utilizando un ANOVA con los datos de cortisol salival, de electrocardiograma y la escala PSS-10. Mediante el análisis de k -vecinos generaron cuatro mapas topográficos y se identificaron como microestados. Dos de estos microestados presentaron correlación positiva en el grupo experimental con el estrés percibido y el afecto negativo, a la vez que correlacionaron de manera negativa con el nivel de cortisol salival. Identificaron como limitante la falta de análisis en cuanto al sexo y el análisis por regiones corticales que pudiera explicar las dinámicas espaciales relacionadas con el estrés.

Por otro lado, Wen y Mohd (2020) aplicaron cálculos de la densidad de espectro de potencia con una FFT Welch para predecir las relaciones potenciales (de alfa/beta y theta/beta) en la corteza prefrontal (PFC). Para esto diseñaron un escenario virtual de montaña rusa como estresor y encontraron que la relación theta/beta es la más adecuada para utilizarse como predictor del estrés ya que se pudieron observar modificaciones en este parámetro de acuerdo con los cambios en el nivel de estrés a través del tiempo del experimento. Los autores indican que incluir una línea base de OA en reposo, podría aportar mayor información para identificar el estrés agudo ya que en este estudio solo se contempló la condición de OC y la inducción del estrés se realizó por medio de estímulos visuales.

Otros artículos se enfocaron en clasificar ya sea las condiciones de registro o los niveles de estrés. Lo realizaron utilizando técnicas exploratorias de procesamiento de datos. Cinco estudios buscaron clasificar condiciones estresantes aplicando el método SVM, en uno de estos utilizaron un kernel lineal, en dos modelos con RBF y otros dos compararon siete clasificadores de ML incluyendo diferentes kernel para la SVM. Los datos de EEG fueron registrados con 2, 26, 7, 7 y 3 electrodos en 10, 23, 22, 22 y 80 participantes, respectivamente. En el estudio que utilizó kernel lineal para la SVM, aplicaron la prueba estresante SCTWT y la confirmaron con la escala STAI y el inventario Rosemberg, hallando a partir de un ANOVA, diferencias significativas entre los Gc y Ge. Aplicaron cálculos de componentes principales obteniendo del primer componente una varianza explicada de 90%. Con esos datos se entrenó el método SVM, resultando con 97.5% de exactitud para clasificar las condiciones de los Ge y Gc. Los autores recomendaron que en futuras

investigaciones se observen otras áreas del cuero cabelludo fuera de la PFC, considerando los electrodos sensibles artefactos oculares (Arpaia et al., 2020).

En el caso del estudio de Loftan et al. (2019), se registró la tarea estresante TSST, y aplicando el estadístico Bonferroni a los datos de cortisol salival, se confirmó la inducción del estrés agudo. Indagaron matrices de conectividad binaria y ponderada con el método *Synchronization Likelihood* (SL) que arroja características de transitividad, modularidad, eficiencia global y longitud de trayectoria que fueron cargados en una SVM. Las cuatro características se evaluaron en las bandas alfa y beta, donde la última mostró la mejor exactitud con 92.31% en OA y 93.62% en OC para discriminar entre condiciones. Los autores encontraron que la banda alfa en estos parámetros de conectividad se asocia con la ansiedad y la concentración, lo que sugiere que se podrían llegar a alterar los parámetros dependiendo la complejidad cognitiva de la prueba estresante y no necesariamente asociarlos con estrés agudo. Los siguientes tres estudios utilizaron una tarea de aritmética y memoria, y confirmaron la condición estresante con medidas de alfa amilasa salival con pruebas t para muestras relacionadas.

Hag et al. (2021a.) hallaron una exactitud de 77.23% para clasificar las condiciones en su estudio y compararon sus resultados y el modelo con otras bases de datos de EEG, pero, no mencionaron exactamente qué tipo de variaciones encontraron o cuáles fueron los parámetros menos redundantes sólo que el método propuesto preservó el 30% de las características de dominio de frecuencia, dominio de frecuencia-tiempo y conectividad. Por otro lado, en el estudio de Hag et al. (2021b) se compararon siete métodos de clasificación mostrando que el método SVM con kernel RBF, tuvo mejores resultados en la clasificación de condiciones experimentales con 93.2% de exactitud y consideraron las características más significativas, 64 de 210, sin especificar cuáles. Añaden que se observó un decremento en la amplitud y curtosis de actividad en parámetros de conectividad cerebral Hjorth, comparando la condición de descanso y la estresante. Sugirieron que puede haber un complemento entre los parámetros de dominio del tiempo, frecuencia y conectividad para evaluar estrés agudo en tiempo real.

Por su lado, Akella et al. (2021) indujeron estrés agudo con la tarea TSST y compararon varios métodos de clasificación. Hallaron con el método SVM, sin kernel lineal, un 83% de exactitud que incrementó al 91% utilizando redes neuronales no supervisadas que aplican retro-propagación como codificador automático para obtener las representaciones latentes de las características de potencia absoluta, potencia de gamma relativa y el índice de carga cerebral (θ (Fz)/alfa(Pz)).

Algunos estudios hicieron énfasis en optimizar los recursos de las SVM y clasificar el nivel de estrés de 7, 14 y 50 participantes con 14, 32 y 5 electrodos respectivamente. Por ejemplo, Jebelli, Hwang y Lee, (2018), registraron EEG durante las condiciones de trabajo con modalidades de peligro

y confinamiento. Del registro se obtuvieron 40 características del dominio del tiempo y frecuencia y se probaron algoritmos de clasificación incluyendo 4 kernels diferentes para el SVM. El modelo de kernel Gaussiano tuvo la mejor exactitud de 80.32% para clasificar niveles de estrés durante las diversas condiciones, aunque mencionaron la necesidad de indagar en el desempeño de los estresores y el nivel de estrés que provocan debido a que registraron que diversos sujetos muestran patrones diferentes de ondas cerebrales mientras se enfrentan a las mismas condiciones estresantes, además comentaron que incluir múltiples tareas o temas podría optimizar la selección de parámetros para la clasificación.

Por otro lado, Gupta, Alam y Agarwal (2020), utilizaron los algoritmos NLMS y CDT para la selección de los parámetros EEG y en conjunto con los optimizadores MPSO y WOA, hallaron una exactitud de 96.36%, encontrando diferencias en los parámetros de dominio de frecuencia asociados a niveles de estrés inducidos por una prueba de reconocimiento y categorización de imágenes.

Wen y Mohd (2022) señalaron que la potencia absoluta de la banda theta y beta, especialmente en el electrodo Fp2, se asociaron con la respuesta estresante del estímulo visual de un video de terror en realidad virtual, y se pudieron clasificar tres niveles de estrés por medio de SVM, con mayor exactitud en la PFC derecha (para la banda 98%, beta y theta 94%). No hubo distribución normal en los datos, no se describen los resultados de la prueba de IQ que aplicaron o su finalidad y los resultados se basan solo en un electrodo.

Dos estudios buscaron la fusión de los indicadores de estrés fNIRS y EEG e indagaron sobre la clasificación, a partir de SVM con kernel RBF, de niveles de estrés inducidos por medio de tareas estresantes de aritmética y memoria registrados en 22 participantes con 7 y 6 electrodos. El primer artículo de Al-Shargie et al. (2016) reportan que hubo un incremento de la potencia absoluta de la banda beta y un decremento en el ritmo alfa en las PFC durante la exposición al estrés, hallaron un 91.7% de exactitud para clasificar niveles de estrés y explicaron que el procesamiento de los datos fNIRS podría alterar la señal sistémica y afectar los resultados, por lo que se propone separar la señal con otras técnicas y tener una mayor definición en la detección de estrés. En el segundo estudio de Al-Shargie, Tang y Kiguchi (2017) se confirmó la tarea estresante con la prueba NASA-TLX y el estadístico t para muestras independientes, también hallaron un decremento en el ritmo alfa en los electrodos de la PFC. El principal hallazgo reportado la fusión en cálculos de ML de las técnicas fNIRS y el EEG, que obtuvo 96.45% de exactitud con SVM, superando a los cálculos de cada medición por separado.

Por último, en el artículo de AlShorman et al. (2022) realizaron un experimento donde indujeron estrés agudo con la prueba CPS, compararon los puntajes de la prueba psicométrica DASS y los registros EEG, de 14 hombres distribuidos en Ge y un Gc. No describen si registraron EEG en condiciones basales, pero sí que consideraron 16 electrodos de

la PFC. Estos autores reportaron que con una SVM y kernel lineal, obtuvieron un 90% de exactitud para clasificar entre participantes de los grupos y describen que utilizaron los valores normalizados de los parámetros de potencia absoluta de las bandas delta, theta, alfa, beta y gamma como input, aunque no ahondan mucho en las diferencias entre valores de cada grupo.

Discusión

El objetivo principal de esta revisión fue identificar diferencias o semejanzas en los procedimientos, resultados e implicaciones de las investigaciones centradas en estudiar estrés agudo, mayormente en hombres adultos a través de EEG. En este trabajo se reseñan los procedimientos metodológicos, el tipo de estresor que utilizaron, el diseño experimental y las características de los instrumentos y aparatos que fueron empleados. Dentro de las características de los análisis de los estudios, se reseñan los parámetros de EEG, así como los modelos de cálculos e interpretación de sus resultados.

Los objetivos particulares de los estudios revisados se encaminan a identificar las características de las señales EEG asociadas con estrés agudo, ya sea para indagar en las regiones y parámetros más susceptibles de correlación con la inducción de estrés, para clasificar condiciones o niveles de estrés, o bien para fusionar el EEG con otro tipo de mediciones e indagar en su desempeño. Como factores que pueden interferir con la calidad de la evidencia, podemos encontrar al tipo de estresor, la situación experimental, la colocación del equipo, la minimización del ruido, la selección de características de la señal, el tamaño del conjunto de datos y la variabilidad tanto inter como intra sujeto, así como la interpretación de la información obtenida y su informe escrito. Para la inducción del estrés agudo, 5 estudios utilizaron una prueba de memoria y aritmética mental con presión de tiempo y retroalimentación negativa, 4 hicieron uso de dispositivos de realidad virtual (prueba de manejo, montaña rusa, video de terror y escenario de gran altura), 3 emplearon la prueba TSST, 3 situaron su investigación en entornos de entrenamiento específico (vestibular y prueba de tiro) o trabajo y además se reportó la presencia de la tarea SCWT, la CPS y categorización de imágenes. Para la exposición del estrés se utilizaron mayormente estresores sociales y psicológicos que tuvieron la función de generar estrés agudo a partir de retroalimentaciones negativas y hablar en público; estos factores implican una valoración sobre el comportamiento de los sujetos a la luz de juicios externos. Mientras, a través de la presión del tiempo, las tareas cognitivas y las situaciones de manejo, la gran altura y el video de terror se desarrollaron contextos psicológicos que inducen estrés. Por otro lado, también se administraron estresores físicos, como el entrenamiento vestibular y la prueba de frío, donde el estrés implica cambios en las sensaciones que a su vez desatan los procesos fisiológicos asociados al estrés agudo.

Dentro de los requerimientos para que las situaciones experimentales de inducción de estrés mantengan cierta efecti-

vidad, Del Giudice, Ellis & Shirtcliff (2011) indican que es necesario que la muestra tenga cierta homogeneidad, ya que se han encontrado diferencias consistentes entre hombres y mujeres en algunos de los indicadores relacionados con la respuesta al estrés, como pueden ser la activación del eje HPA, la respuesta simpática, los niveles de cortisol o adrenalina, la activación cerebral. Las variaciones también dependen del tipo de estresor, los objetivos de los estudios experimentales, la presencia de hormonas y la edad de la muestra analizada. De las 18 publicaciones revisadas en 7 artículos se reportaron datos tanto de hombres como de mujeres, pero sólo en uno de ellos (Hu et al., 2021b) se incluyó una discusión sobre las posibles diferencias atribuibles al sexo de los participantes. Por lo que se propone tener en cuenta esta variable en futuros estudios para afirmar o descartar las posibles variaciones observadas.

Las características del EEG analizadas en estos estudios se concentraron en el dominio de frecuencia (17 estudios), del tiempo (5 estudios), de tiempo - frecuencia (5 estudios). Se evaluaron los parámetros de potencia absoluta y relativa, microestados, potenciales relacionados con eventos (ERP), amplitud, características de conectividad y dipolo eléctrico, algunos estimaron más de una característica. Dichos parámetros se extrajeron a partir de la FFT con variantes Welch y transformada de coseno discreta (DCT); y en otros casos con *Wavelet Transform* (WT) o *Multitaper Spectrum Estimation* (MSE). Mientras que en el análisis de ERP se ignora el bloque en fase (non-phase-locked) en los análisis basados en la transformada de Fourier se deja de lado información de resolución temporal, por ello se han utilizado alternativas de análisis que contemplen tanto el dominio del tiempo como el de la frecuencia y con ello pueden establecerse parámetros de conectividad que aportan más información neurofisiológica (Morales & Bowers, 2022). Estos análisis suelen arrojar un gran número de datos, lo que se resuelve utilizando el análisis de componentes principales. Esta estrategia se utilizó en tres artículos revisados, aunque no para contemplar el dominio de tiempo-frecuencia (Schlink et al., 2017; Arpaia et al., 2020.; Affanni, Aminosharieh y Guerci, 2022).

En cuanto al análisis de los datos obtenidos con el EEG, se utilizaron las pruebas estadísticas de Wilcoxon, correlación de Pearson y Spearman, la prueba t tanto para muestras relacionadas como independientes, la prueba Bonferroni, el agrupamiento por componentes independientes, regresión lineal, ANOVAs y algoritmos SVM, NB, MPSO y mRMR. Algunas de estas pruebas, también se aplicaron para analizar la información de los otros instrumentos de medición.

El método SVM tuvo presencia en 11 de los artículos revisados, sin embargo, este tipo de análisis no garantiza fiabilidad de la clasificación, ya que depende de la calidad de los datos que se analizan. Si bien es un modelo de ML que tiene virtudes como manejar problemas de clasificación con conjuntos de datos pequeños, factores como la correcta captación de la señal, los parámetros y la apropiada selec-

ción de las características del EEG son criterios para obtener buenos resultados de clasificación (Sha'abani et al., 2020). Katmah et al. (2021) mencionan que utilizar 2 electrodos podría ser suficiente para diferenciar condiciones, pero no niveles de estrés, lo que es posible si se ponderan ciertos aspectos, como los son el tamaño de la muestra, el registro durante diferentes condiciones o a más de un grupo, el uso de métodos estadísticos precisos y centrar la atención en regiones corticales de interés donde se han encontrado hallazgos anteriormente. Los tres estudios que indagaron sobre la clasificación de niveles de estrés lo realizaron con EEG de 5 a 32 electrodos, con muestras de 7 a 50 participantes, por lo menos en dos condiciones de registro tomado en la PFC y regiones centrales de la corteza. Éstos reportaron una exactitud en sus modelos con SVM de 80% (Jebelli, Hwang y Lee, 2018), 96.36% (Gupta, Alam y Agarwal, 2020) y 98% (Wen y Mohd, 2022) con la banda beta únicamente en el electrodo Fp2.

En cuanto a la clasificación de las condiciones experimentales contemplaron mayormente la PFC utilizando entre 2 y 26 electrodos, una muestra de entre 10 a 80 sujetos, contraste entre línea base y experimental; además uno de ellos contrastó grupos. Se reportaron exactitudes con modelos SVM de 97.5% (Arpaia et al., 2020), 92.31% en OA y 93.62% en OC (Loftan et al., 2019.), 77.23% (Hag et al., 2021a.), 93.2% (Hag et al., 2021b) y 91% (Akella et al., 2021). Basarse solamente en el índice de exactitud (instancias clasificadas correctamente) de la técnica SVM, podría no evidenciar la evaluación de su desempeño, ya que también existen la precisión (instancias positivas en sí mismas), la recuperación (instancias positivas identificadas correctamente) y la puntuación F1 (media armónica entre la precisión y la recuperación).

Por otro lado, se pueden considerar como desventajas la eficacia relativa de los registros utilizando un número reducido de electrodos, así como la incapacidad de reproducir los experimentos dado que no se publican los parámetros de los modelos ni códigos utilizados.

La utilización del registro de EEG para concluir su implementación como biomarcador de estrés consta de varias limitaciones, entre las que se incluyen la falta de claridad en la descripción de la arquitectura de los modelos de ML utilizados, la descripción clara de las condiciones basales, la falta de acceso a los registros y códigos de los algoritmos utilizados (Roy et al., 2019). A estas fuentes de sesgo se suman el tamaño de muestra, la falta de grupos control o de mediciones durante la línea base. Estos son criterios y detalles metodológicos que se recomienda tomar en cuenta en investigaciones subsecuentes. Otros desafíos en la aplicación de ML pueden ser el número de ensayos, la relación señal-ruido, la variabilidad inter e intrasujeto, el contraste de puntajes entre grupos, el diseño de experimentos, o la falta de verificación del clasificador entrenado con otro tipo de estímulos (Ng, Reh & Mostafavi, 2022) y considerar el margen de error (Gallegos et al., 2020).

Conclusiones

Se evaluó la calidad de la evidencia de los artículos con una discusión narrativa mediante una síntesis de los procedimientos y análisis de resultados, así como el reporte particular de cada publicación. El EEG como biomarcador del estrés agudo ha demostrado cierta validez en relación con los cálculos y procedimientos tanto estadísticos como de ML. Algunas de las características de las señales se han podido correlacionar con condiciones estresantes. Sin embargo, algunos detalles como el diseño de los experimentos, el tipo de muestra experimental, los dispositivos EEG y la selección de las características de las señales comprometen la confiabilidad del biomarcador.

Algunas consistencias entre los resultados de los estudios incluidos señalan que características del EEG como la potencia absoluta, amplitud, simetría y conectividad de las bandas de frecuencia beta y alfa son especialmente reactivas en condiciones estresantes. Se reportaron incrementos en regiones frontales y occipitales de las bandas beta y alfa (Affanni, Aminosharieh y Guerci, 2022), beta (Merino, Gomez y Molina, 2015; Al-Shargie, Tang y Kiguchi, 2017) y theta y alfa (Schlink et al., 2017). En cuanto a la asimetría, reportaron incremento en la banda alfa (Hu et al., 2021a) y reducción en beta (Aspiotis et al., 2022). Para la amplitud, Merino, Gomez y Molina (2015) hallaron incrementos en la banda beta. En la conectividad Hjorth, se reportó un decremento en la amplitud y curtosis (Hag et al., 2021b). Entre los factores asociados a la predicción del estrés agudo, se mencionaron la relación theta/beta (Wen y Mohd, 2020) y las bandas alfa y beta (Loftan et al., 2019) como parámetros que se modifican en relación con el estrés agudo sin especificar qué tipo de variaciones encontraron. Por otro lado, también se describieron decrementos en la potencia de alfa (Al-Shargie et al., 2016; Al-Shargie, Tang y Kiguchi, 2017) lo que añade inconsistencias en la confirmación de estos parámetros como indicadores asociados al estrés agudo.

La clasificación tanto de niveles de estrés como de las condiciones registradas se reportó mayormente mediante el índice de exactitud, no obstante, parece insuficiente para poder reproducir los estudios y contrastar resultados con otros indicadores. Lo anterior deja ver la necesidad de que se tomen medidas tales como permitir el acceso a los códigos, las bases de datos EEG y los valores de desempeño de los algoritmos de ML, para que así otros investigadores tengan acceso al procedimiento, pudiendo así cotejar o replicar los estudios.

Como recomendaciones futuras, se propone diseñar e implementar investigaciones que comparen la clasificación comparando la utilización de múltiples y pocos electrodos, lo cual ofrecerá más información sobre las ventajas de las aportaciones con el mínimo de recursos. También resulta necesario registrar condiciones en diferentes grupos (por ejemplo, pacientes estresados y no estresados) para contrastar sus características y no solamente resaltar las correlaciones sig-

nificativas, para considerar la variabilidad intra e intersujeto.

Por último, se requiere recalcar la existencia de áreas de oportunidad en relación con el estudio del estrés agudo mediante EEG, como lo son la comprobación de los parámetros y características de las señales más significativas, mediante el contraste de grupos experimentales y pruebas con diferentes estresores. De igual forma, debido a la diversidad en las publicaciones, las características del procesamiento de datos EEG se deberían confirmar bajo diversos dispositivos y mediante la replicación de los estudios para contrastar resultados y así lograr convenciones en el estudio del estrés que después permitan efectuar evaluaciones cuantitativas de las evidencias, que de otra forma son difíciles de conseguir. Éste trabajo constituye una importante aportación a la literatura científica en el tema de la evaluación del estrés agudo y su medición mediante EEG debido a que permite a los investigadores conocer el estado actual del tema y continuar su estudio.

Referencias

- Affanni, A., Aminosharieh Najafi, T., & Guerci, S. (2022). Development of an EEG Headband for Stress Measurement on Driving Simulators. *Sensors*, 22(5), 1785. <https://doi.org/10.3390/s22051785>
- Akella, A., Singh, A. K., Leong, D., Leong, D., Lal, S., Newton, P., Clifton-Bligh, R., Mclachlan, C. S., Gustin, S. M., S., Lees, T., Cao, Z., & Lin, C.-T. (2021). Classifying Multi-Level Stress Responses from Brain Cortical EEG in Nurses and Non-Health Professionals Using Machine Learning Auto Encoder. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*, 9, 9424034. <https://doi.org/j7kq>
- Al-Shargie, F., Kiguchi, M., Badruddin, N., Dass, S. C., Hani, A. F. M., & Tang, T. B. (2016). Mental stress assessment using simultaneous measurement of EEG and fNIRS. *Biomedical optics express*, 7(10), 3882-3898. <https://doi.org/gdh9zb>
- Al-Shargie, F., Tang, T. B., & M. Kiguchi. (2017). Stress Assessment Based on Decision Fusion of EEG and fNIRS Signals. *IEEE Access*, 5, 19889-19896. <https://ieeexplore.ieee.org/document/8045994>
- AlShorman, O., Masadeh, M., Bin Heyat, M. B., Akhtar, F., Al-mahasneh, H., Ashraf, G. M., & Alexiou, A. (2022). Frontal lobe real-time EEG analysis using machine learning techniques for mental stress detection. *J. Integr. Neurosci*, 21(1), 20. <https://doi.org/10.31083/j.jin2101020>
- Aspiotis, V., Miltiadous, A., Kalafatakis, K., Tzamourta, K.D., Giannakeas, N., Tsiouras, M.G., Peschos, D., Glavas, E., & Tzallas, A.T. (2022). Assessing Electroencephalography as a Stress Indicator: A VR High-Altitude Scenario Monitored through EEG and ECG. *Sensors*, 22(15), 5792. <https://doi.org/10.3390/s22155792>
- Arpaia, P., Moccaldi, N., Prevete, R., Sannino, I., & Tedesco, A. (2020). A wearable EEG instrument for real-time frontal asymmetry monitoring in worker stress analysis. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 69(10), 9072183, 8335-8343. <https://doi.org/j7kr>
- Bali, A., & Jaggi, A. S. (2015). Clinical experimental stress studies: methods and assessment. *Reviews in the Neurosciences*, 26(5), 555-579. <https://doi.org/10.1515/revneuro-2015-0004>
- Bolaños Ceballos, F., & Keijzer, B. (2020). Determinación social del malestar psicológico y el estrés en hombres que ejercen violencia familiar en la Ciudad de México. *SALUD COLECTIVA*, 16, 1-20. <https://doi.org/10.18294/sc.2020.2249>
- Buzsáki, G., Anastassiou, C. A., & Koch, C. (2012). The origin of extracellular fields and currents — EEG, ECoG, LFP and spikes. *Nature Reviews Neuroscience*, 13(6), 407–420. <https://doi.org/gdh98k>
- Cohen, M. X. (2014). *Analyzing neural time series data. Theory and practice*. Massachusetts Institute of Technology.
- Gallegos Acosta, A. E., Torres Soto, M. D., Torres Soto, A., & Ponce de León Sentí, E. E. (2020). Contrastación de algoritmos de aprendizaje automático para la clasificación de señales EEG. *Research in Computing Science*, 149(8), 515-525
- Del Giudice, M., Ellis, B. J., & Shirtcliff, E. (2011). The adaptive calibration model of stress responsivity. *Neuroscience & Biobehavioral Reviews*, 35(7), 1562-1592. <https://doi.org/djb4nw>
- Gupta, R., Alam, M. A., & Agarwal, P. (2020). Modified Support Vector Machine for Detecting Stress Level Using EEG. *Signals. Computational Intelligence and Neuroscience*, 2020. DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/8860841>
- Hag, A., Handayani, D., Altalhi, M., Pillai, T., Mantoro, T., Kit, M. H., & Al-Shargie, F. (2021a). Enhancing EEG-based mental stress state recognition using an improved hybrid feature selection algorithm. *Sensors*, 21(24), 8370. <https://doi.org/j7kw>
- Hag, A., Handayani, D., Pillai, T., Mantoro, T., Kit, M.H., & Al-Shargie, F. (2021b). Eeg mental stress assessment using hybrid multi-domain feature sets of functional connectivity network and time-frequency features. *Sensors*, 21(18), 6300, 1-23. <https://doi.org/10.3390/s21186300>
- Hu, H., Fang, Z., Qian, Z., Qian, Z., Yao, Y., Tao, L., & Qin, B. (2021a). Stress Assessment of Vestibular Endurance Training for Civil Aviation Flight Students Based on EEG. *Frontiers in Human Neuroscience*, 15, 582636. <https://doi.org/j7kx>
- Hu, N., Long, Q., Li, Q., Hu, X., Li, Y., Zhang, S., Chen, A., Huo, R., Liu, J., & Wang, X. (2021b). The modulation of salience and central executive networks by acute stress in healthy males: An EEG microstates study. *International Journal of Psychophysiology*, 169, 63-70. <https://doi.org/gr2jnm>
- Jebelli, H., Hwang, S., & Lee, S. (2018). EEG-based workers' stress recognition at construction sites. *Automation in Construction*, 93, 315-324. <https://doi.org/gd5k55>

- Katmah, R. Al-Shargie, F., Tariq, U., Babiloni, F., Al-Mughairbi, F., & Al-Nashash, H. (2021). A review on Mental Stress Assessment Methods Using EEG Signals. *Sensors*, 21(15), 5043. <https://doi.org/10.3390/s21155043>
- Khalifa, S., Bella, S. D., Roy, M., Peretz, I., & Lupien, S. J. (2003). Effects of relaxing music on salivary cortisol level after psychological stress. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 999(1), 374-376. <https://doi.org/cft4zm>
- Lemos, Maríantonía. (2015). La teoría de la alostasis como mecanismo explicativo entre los apegos inseguros y la vulnerabilidad a enfermedades crónicas. *Anales de Psicología*, 31(2), 452-461. <https://dx.doi.org/10.6018/analesps.31.2.176361>
- Lotfan, S., Shahyad, S., Khosrowabadi, R., Mohammadi, A., & Hatf, B. (2019). Support vector machine classification of brain states exposed to social stress test using EEG-based brain network measures. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 39(1), 199-213. <https://doi.org/10.1016/j.bbe.2018.10.008>
- Lupien, S. J., Juster, R. P., Raymond, C., & Marin, M. F. (2018). The effects of chronic stress on the human brain: From neurotoxicity, to vulnerability, to opportunity. *Frontiers in neuroendocrinology*, 49, 91-105. <https://doi.org/gdp5kv>
- Medina, B., Sierra, J. E., & Barrios Ulloa, A. (2018). Técnicas de extracción de características de señales EEG en la imaginación de movimiento para sistemas BCI. *Revista Espacios*, 39(22), 36. <https://www.revistaespacios.com/a18v39n22/a18v39n22p36.pdf>
- Merino, M., Gómez, I., & Molina, A. J. (2015). EEG feature variations under stress situations. En: *2015 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, (pp. 6700-6703). IEEE. <https://doi.org/j7k2>
- McEwen, B. S. (1998). Stress, adaptation, and disease. Allostasis and allostatic loads. *Annals of the New York Academy of Sciences*, 840, 33-44. <https://doi.org/cqp>
- McEwen B. S. (2013). The Brain on Stress: Toward an Integrative Approach to Brain, Body, and Behavior. *Perspectives on psychological science: a journal of the Association for Psychological Science*, 8(6), 673-675. <https://doi.org/10.1177/1745691613506907>
- Morales, S., & Bowers, M. E. (2022). Time-frequency analysis methods and their application in developmental EEG data. *Developmental Cognitive Neuroscience*, 54, 101067. <https://doi.org/10.1016/j.dcn.2022.101067>
- Ng, B., Reh, R. K., & Mostafavi, S. (2022). A practical guide to applying machine learning to infant EEG data. *Developmental Cognitive Neuroscience*, 54, 101096. <https://doi.org/10.1016/j.dcn.2022.101096>
- Orlandini, A. (2012). Capítulo 1. La importancia del estrés como problema en la economía, la sociedad y la salud. En: Carmen Farias, M. (coord.) *El estrés. Qué es y cómo evitarlo*. Fondo de Cultura Económica
- Ortega, J. A., Seepold, R., Martínez, N., Martínez, J., & Fernández Montes. (2012). Aproximaciones a los sensores biométricos para medir el perfil de estrés. En: Ruiz, F. J., Agell, J. A. y Ortega, J. A. (eds.), *Sistemas cualitativos y sus aplicaciones en diagnosis robótica e inteligencia ambiental*, (pp.89-91). Actas de XIV Jornadas de ARCA.
- Page, M.J., McKenzie, J.E., Bossuyt, P.M., Boutron, I., Hoffmann, T.C., Mulrow, C.D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hrobjartsson A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., Mcdonald, S.,... & Moher, D.(2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *PLoS Med*, 18(3): e1003583. <https://doi.org/10.1371/journal.pmed.1003583>
- Quintero Rincón, A., Risk, M., & Liberchuk, S. (3 al 15 de junio de 2012). *Preprocesamiento de EEG con filtros Hampel*. Congreso Bienal premium de la Sección Argentina del IEEE, Córdoba, Argentina. https://www.researchgate.net/publication/232709754_Preprocesamiento_de_EEG_con_Filtros_Hampel
- Ramos Argüelles, F., Morales, G., Egoscue, S., Pabón, R. M., & Alonso, M.T. (2009). Técnicas básicas de electroencefalografía: principios y aplicaciones. *Anales del Sistema Sanitario de Navarra*, 32(3), 69-82. http://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1137-66272009000600006&lng=es&tlng=es
- Redolar, D. (2015). ¿Qué es el estrés? En: *El estrés. Editorial UOC*.
- Roy, Y., Banville, H., Albuquerque, I. M., Gramfort, A. Falk, T. H., & Faubert, J. (2019). Deep learning-based electroencephalography analysis: a systematic review. *Journal of Neural Engineering*, 16(5), 051001. <https://doi.org/ggc76t>
- Schlink, B. R., Peterson, S. M., Hairston, W. D., König, P., Kerick, S. E., & Ferris, D. P. (2017). Independent component analysis and source localization on mobile EEG data can identify increased levels of acute stress. *Frontiers in Human Neuroscience*, 11, 310. <https://doi.org/ggsdww8>
- Sha'abani, M. N. A. H., Faud, N., Jamal, N., & Ismail, F. (29 de julio de 2019). *kNN and SVM classification for EEG: a review*. Conference on Electrical, Control & Computer Engineering, Kuantan, Pahang, Malaysia. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-15-2317-5_47
- Thiel, K. J., & Dretsch, M.N. (2011). The Basics of the Stress Response: A Historical Context and Introduction. *The Handbook of Stress*, 1-28. <https://doi.org/fpx4rb>
- Uresti Maldonado, K. C., Orozco Ramírez, L. A., Ybarra Sasgarduy, J. L., & Espinosa Muñoz M. C. (2017). Percepción del machismo, rasgos de expresividad y estrategias de afrontamiento al estrés en hombres adultos del noreste de México. *Acta Universitaria*, 27(4), 59-68. <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=41652788007>

- Wen, T.Y., & Moh Aris, S. A. (2020). Electroencephalogram (EEG) stress analysis on alpha/beta ratio and theta/beta ratio. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 17(1), 175-182. <https://doi.org/j7k5>
- Wen, T. Y., & Mohd Aris, S. S. (2022). Hybrid approach of EEG stress level classification using k-means clustering and support vector machine. *IEEE Access*, 10, 18370-18379. <https://doi.org/j7k6>