

Heurística para el análisis de emociones usando señales encefalográficas

Heuristics for the analysis of emotions using encephalographic signals

Nancy Yaneth Gélvez Garcia MsC¹, Mauricio Rojas Contreras PhD², Carlos Montenegro Marín, PhD³

1 Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, Colombia, nygelvezg@udistrital.edu.co

2 Universidad de Pamplona, Pamplona, Norte de Santander, Colombia, mrojas@unipamplona.edu.co

3 Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, Colombia, cmontenegrom@udistrital.edu.co

Resumen— Las emociones humanas son características que definen su comportamiento, a lo largo del tiempo se han venido estudiando con más frecuencia en diversas áreas.

Este artículo presenta una heurística para validar el análisis de emociones en el momento en que un ser humano es expuesto a visualización de contenido, el método de captura de emociones propuesto es la diadema Emotiv Epoc X.

El objetivo es definir una métrica que permita comparar el resultado de las señales obtenidas, con un test de clasificación de emociones, en este caso se propone utilizar el test SAM.

Para el tratamiento de las señales obtenidas se utiliza la transformada Wavelet.

Palabras claves—Heurística, Emociones, EEG, Emotiv Epoc X, Wavelet.

Abstract- Human emotions are characteristics that define their behavior, over time they have been studied more frequently in various areas.

This article presents a heuristic to validate the analysis of emotions when a human being is exposed to content visualization, the emotion capture method used is the Emotiv Epoc X headband.

The objective is to define a metric that allows comparing the result of the signals obtained, with an emotion classification test, in this case it is proposed to use the SAM test.

For the treatment of the signals obtained, the Wavelet transform is used.

Key words- heuristics, Emotions, EEG, Emotiv Epoc X, Wavelet.

I. INTRODUCCIÓN

Las características que definen el comportamiento del ser humano son diversas, entre ellas se destacan las emociones. Es posible apreciar que desde principios del siglo XXI las emociones están siendo estudiadas cada vez con mayor frecuencia en diversas áreas, permitiendo que el análisis de las mismas crezca de una manera exponencial[1]

Las diferentes disciplinas del conocimiento han venido investigando acerca de la clasificación de emociones mediante el uso de señales encefalográficas combinando la neurociencia y la inteligencia artificial. Su base radica en la percepción de

que cada emoción está asociada con un único patrón de actividad cerebral que puede ser registrado y posteriormente analizado por medio de la toma de datos EEG (electroencefalograma).

Se han realizado considerables estudios en este campo, ofreciendo una gran variedad de métodos y algoritmos de aprendizaje automático utilizados para identificar y clasificar patrones de actividad cerebral vinculados con diferentes emociones. Dentro de las técnicas más utilizadas están: redes neuronales artificiales (NN), sistemas de decisión basados en reglas (SDR) y algoritmos de clustering [2]

Aunque la precisión de esta técnica varía dependiendo de la calidad de los datos EEG y del algoritmo utilizado, la clasificación de emociones utilizando señales encefalográficas ha adquirido importancia en la investigación y la aplicación práctica en áreas como la neurociencia clínica, el neuromarketing y la robótica.

De igual manera, es importante observar que en el contexto del análisis de emociones utilizando señales encefalográficas, la transformada de wavelet es una técnica matemática utilizada en el análisis de la actividad cerebral registrada en un electroencefalograma (EEG), permitiendo la identificación de patrones específicos relacionados con las emociones. La transformada wavelet está compuesta por funciones matemáticas que permiten representar señales complejas con mayor eficiencia para finalmente descomponerlas en componentes de diferentes escalas, lo que significa que es posible el análisis a niveles diferentes de detalle.

El tratamiento de señales EEG con wavelets se utiliza ampliamente en la investigación neurocientífica y clínica para la identificación y análisis de patrones de actividad cerebral asociados con diferentes trastornos neurológicos y psiquiátricos. También se utiliza en aplicaciones prácticas, como la evaluación de la eficacia de tratamientos para trastornos neurológicos y la investigación en el campo de la robótica, neuromarketing y la inteligencia artificial[3], [4]. Es importante destacar que la investigación en este campo es cada vez más frecuente, por otro lado cabe resaltar que, la precisión y confiabilidad de los resultados varía de acuerdo a

diversos criterios como por ejemplo, calidad de los datos, así como, la elección de los algoritmos de clasificación utilizados.

Por otro lado, existen diferentes métodos y mecanismos que permiten la captura de las señales EEG, entre ellos se encuentra la diadema Emotiv Epoc X, es un dispositivo inalámbrico BCI(Interface cerebro computadora), la diadema contiene 14 canales situados en las posiciones AF3, F7, F3, FC5, T7, P7, O1, O2, P8, T8, FC6, F4, F8, AF4, que miden la actividad eléctrica en el cerebro[5], posteriormente se utilizan diferentes técnicas de procesamiento de señales para analizar los datos, entre ellas la transformada de wavelet.

Además de las señales EEG, existen en neuropsicología diversos test que permiten clasificar emociones, dentro de ellos se encuentra el test SAM((Self Assessment Manikin). SAM es una herramienta no verbal, basada en el modelo de excitación y valencia, que mediante pictogramas humanoides permite evaluar el placer, la excitación y dominio de una persona frente a la exposición a un estímulo [6]. Este test fue desarrollado por Lang, basado en el modelo diferencial (Henthfore SDM) propuesto por Mehrabian y Rusell en 1974 [7].

Finalmente, el objetivo de este trabajo, es proponer una heurística que permita evaluar las emociones de un ser humano al ser expuesto a un estímulo, comparando los resultados arrojados por el test SAM, con los resultados arrojados por la diadema Emotiv Epoc, una vez estas señales sean tratadas con la transformada de Wavelet.

II. TRABAJOS RELACIONADOS

El test SAM es un cuestionario que por medio de pictogramas humanoides permite evaluar el estado de excitación y valencia de una persona mediante un estímulo, se ha venido utilizando en muchos estudios, a continuación, se describen algunos de ellos:

En el artículo titulado Emotional Evaluation of Homelike Residence Halls Using Self-Assessment Manikins[8] se buscaba determinar si el cambio en el mobiliario de una residencia estudiantil podría afectar a las emociones de los estudiantes residentes. El desarrollo del experimento consistió de dos etapas. En la primera etapa se realizaron encuestas estructuradas a estudiantes acerca de que cambios podrían hacer que una residencia fuera más hogareña, y la segunda etapa consistió en medir las emociones de los estudiantes al presentarles imágenes de la residencia con nuevo mobiliario. Para capturar la información de las emociones se utilizó SAM con el fin de medir valencia, excitación y dominio. El estudio mostró que el cambio tenía consecuencias positivas en las emociones experimentadas por los estudiantes. El grupo de prueba consistió en 20 estudiantes voluntarios que llenaron las encuestas.

En el artículo [9] por medio del test SAM se estudiaron los efectos emocionales que sufren los participantes al jugar videojuegos de realidad virtual, para clasificar las emociones se

utilizó el modelo Mehrabian. Este modelo explica que las emociones tienen componentes tridimensionales (valence/Arrosal/ Dominance). Se probaron juegos de relajación, felicidad, miedo, excitación y disgusto. En el estudio además se modificaron algunos escenarios de los juegos para obtener mejores resultados. Adicionalmente, se tuvo en cuenta los parámetros de color y sonido para determinar las emociones que se buscan generar. El estudio concluyó en determinar que los juegos de VM afectan emocionalmente a los jugadores y en validar que el test SAM es válido para clasificar emociones.

En el estudio EEG-based detection of emotional valence towards a reproducible measurement of emotions [10] los autores definen que, la valencia representa que tan positiva o negativa es una emoción según el modelo circular de emociones. El objetivo del estudio es mejorar la reproductividad de un método de detección de emociones basados en señales EEG de valencia. Los autores resaltan la importancia de realizar antes el test de PHQ (Cuestionario de salud del paciente) ya que las personas que presentan un puntaje alto en este cuestionario comúnmente muestran trastornos depresivos y pueden generar inconsistencias en el test. Por lo que, si se esto ocurre se recomienda no continuar con dichas personas. El experimento consistió en 4 etapas donde: se realizó la presentación de la prueba al paciente, ajuste del dispositivo receptor de señales EEG, presentación de una pantalla en blanco por 5 minutos, se realizó un conteo regresivo, se mostró una imagen por 5 segundos, se le pidió llenar el test SAM y finalmente se removió el dispositivo receptor de señales EEG. Se utilizó el clasificador KNN para clasificar las emociones a través de la valencia. En el experimento solo se tuvo en cuenta la valencia del test SAM y se comparó con la clasificación de valencia que ya trae el Dataset utilizado llamado Oasis.

En este estudio [11], los autores: Prete, Laeng y Tomassi buscan captar los efectos psicológicos de catástrofes medioambientales, teniendo en cuenta situaciones como terremoto, actividad volcánica, relámpago, granizada, sequía, incendios, corrimiento de tierras, epidemia, e imágenes neutras y positivas como categorías de control. Para la adquisición de los niveles de excitación/valencia solicitaban a los participantes seleccionar uno de los nueve estados del test SAM. Los autores tomaron la valencia como un estímulo referente al tono hedónico, es decir, algo que va de lo muy negativo a lo positivo. Por otro lado, en cuanto a la excitación o arousal se refieren como la activación espontánea provocada por un estímulo.

En el trabajo titulado: Proposal of a Multimodal Model for emotional assessment within affective computing in gastronomic settings [12], los autores se basan en un enfoque propuesto por el psicólogo Paul Ekman, en el cual clasifican las siguientes emociones: ira, asco, alegría, miedo, tristeza, sorpresa y desprecio. En esta investigación se utiliza el conjunto de imágenes estandarizadas de alimentos OLAF (Open Library of Affective Foods). Para registrar el grado de placer y su intensidad emocional, se utilizan encuestas SAM (Self-Assessment Manikin) basadas en el test de Russell en conjunto

con la BCI de la Emotiv Epoc con el fin de extraer la información de los nodos dados para los cálculos de la excitación/valencia. El experimento se desarrolló en 3 fases, Primera fase: Se muestra al sujeto de la prueba una imagen en pantalla negra (estímulo) durante 10 segundos para evaluar el estado emocional inicial del sujeto de la prueba. Segunda fase: La imagen IAPS se muestra durante 10 segundos, y a continuación se realiza la encuesta SAM, se considera su relación con el valor medio publicado para esta imagen. Tercera fase: Se muestra la imagen de la OLAF durante 10 segundos con sus valores medios. A continuación, se realiza la encuesta SAM para evaluar el estado emocional del sujeto.

En la actualidad existen varios estudios y publicaciones donde se utiliza transformación de señales tomadas de dispositivos BCI para el análisis de emociones. A continuación, se describen algunas referencias:

Este informe[13] esencialmente analiza las EEG en cuatro emociones las cuales son: felicidad, tristeza, miedo y relajación. Haciendo uso de un dataset con señales EEG de personas que fueron estimuladas por clips audiovisuales. Los datos adquiridos se filtraron bajo la ecuación de Butterworth de cuarto orden limitado por 0,5 – 60 Hz, y se suavizó mediante el uso del filtro Laplaciano de superficie. Por otro lado, en la extracción de características se utilizaron los métodos de Descomposición Wavelet, Densidad Espectral de Potencia (PSD), Parámetro Autorregresivo y el parámetro Hjorth. En cambio, para la clasificación de emociones se hace uso del método BCI (Brain-Computer Interface) para reconocer las intenciones del usuario sobre la base de un vector característico y hacen uso de la discriminante cuadrática SVM. Para concluir la clasificación de emociones presentan mejor exactitud al hacer uso de SVM y el método de descomposición de Wavelet ya que arroja una exactitud del 96.81%.

El proyecto titulado: Combined analysis of GSR and EEG signals for emotion recognition [14], consistió en realizar un análisis de emociones haciendo uso de señales electroencefalografía (EEG) y la respuesta galvánica de la piel (GSR), esto se realizó basado en el hecho de que el sistema nervioso está conectado con las glándulas sudoríparas, lo cual genera un cambio de estimulación emocional provocando cambios en la secreción del sudor. Las señales EEG son un método no invasivo para la medición de emociones, sin embargo, es susceptible a diversos tipos de interferencia. Las emociones que se midieron fueron las seis definidas por Paul Ekman, el experimento se hizo mediante clips audiovisuales. De igual forma, se tiene la clasificación de emociones del modelo circunplez, donde el eje horizontal representa la valencia y el eje vertical la excitación, estos podían tomar valores entre 1 y 9. Al finalizar cada clip se le pedía al individuo responder tres preguntas, entre ellas se le solicitaba determinar la emoción que sintió mientras observada en una escala de 1 (negativo) a 9 (positivo), lo que equivale a la valencia. Otra pregunta era la escala de la intensidad de la

emoción 1 (no estimulante) 9 (estimulante) tomada como excitación. Por último, debía clasificar la emoción que sintió de acuerdo a las siguientes opciones: neutro, feliz, triste, ira, asombro, asco y miedo. Para el procesamiento de señales, las señales EEG se sometieron al filtro de referencia común (CAR) y de igual manera se le aplicó un filtro FIR (0,5-41Hz). En la clasificación de los resultados de las señales EEG se hicieron uso de los métodos SVM y K-NN con $k=3$, y se evaluaron en dos casos, de acuerdo a la valencia y de acuerdo a la excitación. En conclusión, la combinación de señales resultó útil a la hora de reconocer la emoción, los resultados según la valencia fueron de 0.88 para la clasificación dependiente del usuario y de 0.72 para la de grupo, en cambio los resultados según la excitación fueron de 0,96 por usuario y 0,80 por grupo.

Distinguishing Different Emotions Evoked by Music via Electroencephalographic Signals [15]en este artículo se centran en el reconocimiento de emociones usando señales EEG mediante la música, haciendo uso del conjunto de datos DEAPs (Database for Emotion Analysis using Physiological Signals) con ayuda del clasificador SVM. Se hicieron pruebas en ocho voluntarios los cuales antes de comenzar el experimento no tenían que realizar actividades que pudieran inducir emociones fuertes. Las grabaciones musicales tenían una duración de 45 segundos, y la reproducen en forma de calma, alegría, tristeza y enfado. Al finalizar las pruebas obtuvieron una cantidad de 15 conjuntos de datos. Y de igual manera se hizo uso de un NCC Medical NCERP-P y un mapa EEG de 24 electrodos para todas las grabaciones. El análisis de las señales mostró que la actividad cerebral se refleja de la siguiente manera: cuando se escuchaba música que producía enfado o tranquilidad la energía se concentraba en la zona frontal, cuando se escuchaba música alegre la energía de las bandas Alfa y theta se presentaba en la corteza occipital y por último, al escuchar música triste la onda Alpha mostraba un rango de actividad más amplio. En conclusión, para el reconocimiento de emociones más precisos se debe usar un EEG de 12 electrodos. Mostrando que los electrodos T3, T4 y Pz eran los más propensos a asociarse al estímulo musical y se usó el método CFS para identificar las características de emociones basado en el EEG sin redundancia.

En el estudio Emotion Recognition based on Convolutional Neural Networks and Heterogeneous Bio-signal Data Sources [16], se tiene en cuenta las seis emociones básicas categorizadas por Paul Ekman, tomando como punto de referencia conjuntos de datos Cohn-Kanade (CK) y el conjunto de datos extendido CK+. La metodología consistía en la recolección de información mediante los datos adquiridos por los ojos, cara y las señales EEG, seguido a ello se les pedía a los participantes resolver un cuestionario SAM (Self Assessment Manikin). Para la recolección de información de señales EEG se usó el sistema 10-20, los polos de estudio fueron FP1, FP2, CZ y A2. Y se procesaron teniendo en cuenta señales de 4 – 40Hz. Para evaluar la eficacia emplearon redes neuronales convolucionales

de ramas múltiples (MBCNN) y se usaron los siguientes métodos: DNNRL (Deep Neural Network with Relativity Learning), LSSVM (least-squares supportvector machines), DTNN (decision tree of two neural networks), SVMNN (supportvector machines and neural network) y LCNN (linear combination of neural networks). En conclusión, los modelos propuestos obtuvieron una precisión del 67.8% y 77.0% en el reconocimiento de la valencia y excitación donde el modelo CNN tiene ventaja sobre los otros modelos.

III. DISEÑO DE LA HEURISTICA

En primer lugar, es importante especificar que una heurística es un conjunto de métodos no teóricos, utilizados para resolver un problema o tomar una decisión. Su fundamento consiste en experiencias precedentes y conocimientos subjetivos, en lugar de un análisis exacto [17] [18].

A. Aplicación del test SAM

En la figura 1, se observa el proceso que se lleva a cabo para la aplicación del test SAM, las pruebas serán realizadas exponiendo a un grupo de personas a la visualización de imágenes.



Fig. 1 Aplicación Test SAM

Visualización de Imágenes: A Cada una de las personas se le presentaron imágenes en un computador de manera aleatoria, durante 30 segundos.

Diligenciamiento del test SAM: Una vez culminados los 30 segundos, la persona debe diligenciar el test SAM seleccionado el pictograma humanoide (figura 2) que manifieste la emoción que está causando dicha imagen, este proceso se lleva a cabo

con 5 imágenes diferentes, el número de pruebas a realizar son 10.

Almacenar resultados: Finalmente se almacenaron los resultados de cada prueba para ser analizados.

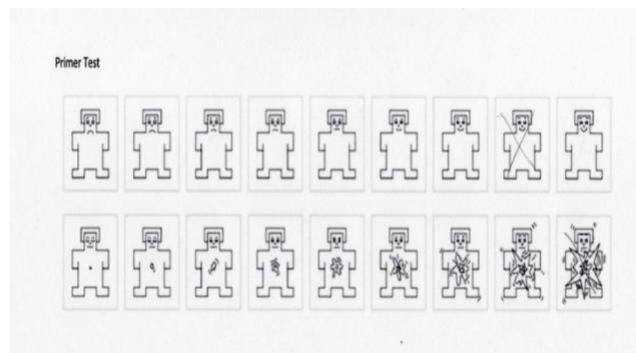


Fig. 2 Pictogramas Humanoides

B. Captura y procesamiento de Señales

Para la captura de las señales, se utiliza la diadema Emotiv EPOC X y se analizan con la transformada de wavelet.

La figura 3 representa la toma de los datos con la diadema, este proceso se realiza del mismo modo que el realizado con el test SAM.



Fig. 3 Captura de señales con Emotiv EPOC X

El proceso tanto de captura de datos como transformación de señales se muestra en la figura 4.

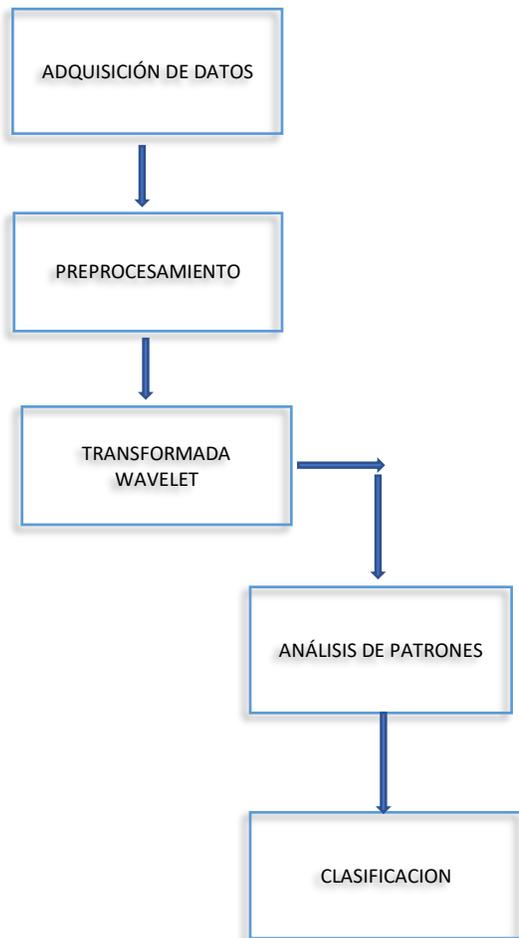


Fig. 4 Toma y análisis de señales EEG

Adquisición de datos: Se recopilan los datos arrojados por la diadema Emotiv Epoc X.

Preprocesamiento:

1. Eliminación de los registros de la señal que no contienen información relevante. En este caso se hace referencia a los 5 segundos que se encuentran entre imágenes para preparar al sujeto y el tiempo que tarda en responder el test SAM.
2. Eliminación de las señales cuya frecuencia no es necesaria para el análisis. En este caso se aplica un filtro Pasa banda entre 0.1 y 60 Hz.

Aplicación de la transformada de wavelet: Una vez se haya realizado el procesamiento, se continua con la extracción de las características de la señal:

- 1) Extracción de los coeficientes de aproximación y detalle de las señales EEG a través de la transformada de Wavelet discreta y utilizando la Wavelet madre Db4 debido a la

correlación que existe entre este tipo de función y el comportamiento no estacionario de la señal EEG.

- 2) Una vez aplicada la transformada de Wavelet, se obtienen las ondas Alfa y beta, las cuales son requeridas para la obtención de los niveles de excitación y valencia.

A continuación, se obtienen los valores de excitación instantánea y valencia instantánea a través de las ecuaciones 1 y 2, tomadas de [19]:

$$\text{Arousal} = (\beta F3 + \beta F4 + \beta AF3 + \beta AF4) / (\alpha F3 + \alpha F4 + \alpha AF3 + \alpha AF4) \quad (1)$$

$$\text{Valence} = \alpha F4 - \alpha F3 \quad (2)$$

Análisis de patrones: Una vez identificados los patrones, estos son analizados con el fin de determinar las emociones.

Clasificación: Para este paso se utiliza un algoritmo de clasificación con el fin de establecer una emoción a cada patrón.

C. Comparación

Finalmente se realiza la comparación de los valores obtenidos por el SAM y los valores de excitación y valencia obtenidos de las señales EEG a través del coeficiente Pearson. Sin embargo, también se propone como alternativa hacer uso de Métricas para la validación de Clustering (tomando los valores de excitación y valencia del SAM como los Clústeres).

IV RESULTADOS

Debido a que el test SAM ha venido siendo utilizado con éxito en innumerables estudios, es posible afirmar que tiene un alto nivel de certeza, lo que garantiza que los datos arrojados durante el proceso sean veraces, por otro lado, la transformada de wavelet es una herramienta valiosa en el análisis de emociones utilizando señales encefalográficas, ya que permite descomponer la señal en características específicas de tiempo y frecuencia, y mejorar la precisión del análisis de emociones, con lo cual la comparación final de los datos arrojados por ambos métodos podría demostrar que es posible clasificar emociones utilizando señales EEG y así proporcionar una métrica que permita evaluar modelos donde se analicen emociones, y de esta manera proveer a la comunidad científica de una heurística útil y fiable.

V CONCLUSIONES

La heurística consiste en encontrar o construir métodos, estrategias, algoritmos para solucionar problemas o para tomar decisiones en diferentes contextos. Particularmente, se puede evidenciar que a partir de las señales eléctricas generadas por el cerebro en respuesta a un estímulo, registradas a través de sensores en dispositivos de tipo diadema no invasivos se pueden identificar diferentes emociones a través de la utilización de técnicas de procesamiento de señales. La validación de este tipo de algoritmos que permiten identificar indicadores de emociones como concentración, interés, motivación, compromiso, stress, valencia, excitación se llevó a cabo a través de la aplicación del test SAM el cual permite confrontar los datos de estas variables emotivas a través de la percepción del sujeto que está siendo expuesto en el experimento.

REFERENCES

- [1] M. Bjerg, "A genealogy of the history of emotions," *Quinto Sol*, vol. 23, no. 1, pp. 1–20, 2019, doi: 10.19137/qs.v23i1.2372.
- [2] X. Li *et al.*, "EEG based Emotion Recognition: A Tutorial and Review," *ACM Comput Surv*, Apr. 2022, doi: 10.1145/3524499.
- [3] Y. Zhou, S. Huang, Z. Xu, P. Wang, X. Wu, and D. Zhang, "Cognitive Workload Recognition Using EEG Signals and Machine Learning: A Review," *IEEE Transactions on Cognitive and Developmental Systems*, vol. 14, no. 3. Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., pp. 799–818, Sep. 01, 2022. doi: 10.1109/TCDS.2021.3090217.
- [4] S. Kumar G S, N. Sampathila, and T. Tanmay, "Wavelet based machine learning models for classification of human emotions using EEG signal," *Measurement: Sensors*, vol. 24, p. 100554, Dec. 2022, doi: 10.1016/j.measen.2022.100554.
- [5] P. Pindado Herráez, J. Manuel Cano Izquierdo, and J. José Ibarrola Lacalle, "INTEGRACIÓN DEL DISPOSITIVO EMOTIV EPOC EN UNA APLICACIÓN BRAIN COMPUTER INTERFACE ASOCIADA AL CONTROL DE UN EXOESQUELETO."
- [6] F. Khozaei, M. Lesan, N. Ayub, and Q. U. Islam, "Emotional Evaluation of Homelike Residence Halls Using Self-Assessment Manikins," *Int. J. Architect. Eng. Urban Plan*, vol. 30, no. 1, pp. 20–29, 2020, doi: 10.22068/ijaup.30.1.20.
- [7] R. L. , Hodes, E. W. , I. Cook, and P. J. Lang, "Individual Differences in Autonomic Response: Conditioned Association or Conditioned Fear?," *Psychophysiology*, vol. 22, pp. 545–560, 1985.
- [8] F. Khozaei, M. Lesan, N. Ayub, and Q. U. Islam, "Emotional Evaluation of Homelike Residence Halls Using Self-Assessment Manikins," *Int. J. Architect. Eng. Urban Plan*, vol. 30, no. 1, pp. 20–29, 2020, doi: 10.22068/ijaup.30.1.20.
- [9] Tianhua Xie, Mingliang Cao, and Zhigeng Pan, "Applying Self-Assessment Manikin (SAM) to Evaluate the Affective Arousal Effects of VR Games," *ACM*, pp. 134–138, 2023.
- [10] A. Apicella, P. Arpaia, G. Mastrati, and N. Moccaldi, "EEG-based detection of emotional valence towards a reproducible measurement of emotions," *Sci Rep*, vol. 11, no. 1, Dec. 2021, doi: 10.1038/s41598-021-00812-7.
- [11] G. Prete, B. Laeng, and L. Tommasi, "Environmental risks to humans, the first database of valence and arousal ratings for images of natural hazards," *Sci Data*, vol. 9, no. 1, Dec. 2022, doi: 10.1038/s41597-022-01370-x.
- [12] J. S. Ierache, F. Nervo, I. I. Sattolo, R. Ierache, and G. Chapperón, "Proposal of a Multimodal Model for emotional assessment within affective computing in gastronomic settings," *CACIC 2020*, 2020.
- [13] Indronill Mazumber, "An Analytical Approach of EEG Analysis for Emotion Recognition," *2019 Devices for Integrated Circuit (DevIC)*, 2019.
- [14] Paweł Tarnowski, Marcin Kołodziej, Andrzej Majkowski, and Remigiusz Jan Rak, "Combined analysis of GSR and EEG signals for emotion recognition," *2018 International Interdisciplinary PhD Workshop (IIPhDW)*, 2018.
- [15] Y. Hou and S. Chen, "Distinguishing Different Emotions Evoked by Music via Electroencephalographic Signals," *Comput Intell Neurosci*, vol. 2019, 2019, doi: 10.1155/2019/3191903.
- [16] Wang Kay Ngai, Haoran Xie b, di Zou c, and Kee-Lee Chou, "Emotion Recognition based on Convolutional Neural Networks and Heterogeneous Bio-signal Data Sources," *Information Fusion*, vol. 77, pp. 107–117, 2022.
- [17] A. Tversky and D. Kahneman, "Availability: A heuristic for judging frequency and probability," *Cogn Psychol*, vol. 5, no. 2, pp. 207–232, 1973.
- [18] G. Gigerenzer and D. G. Goldstein, "Reasoning the fast and frugal way: Models of bounded rationality.," *Psychol Rev*, vol. 103, no. 4, pp. 650–669, 1996.
- [19] R. Ramirez-Melendez, E. Matamoros, D. Hernandez, J. Mirabel, E. Sanchez, and N. Escude, "Music-Enhanced Emotion Identification of Facial Emotions in Autistic Spectrum Disorder Children: A Pilot EEG Study," *Brain Sci*, vol. 12, no. 6, Jun. 2022, doi: 10.3390/brainsci12060704.