Simulación de reconocimiento de emociones por medio de weareables

Elaborado por:

Juan Diego Diaz Bermeo

Cristian Camilo Melo Torres

Universidad Ean

Escuela de Formación en Investigación

Seminario de Investigación de Pregrado

Bogotá, 2025

Resumen

Este documento presenta los elementos clave para el primer informe de avance de la propuesta del modelo de simulación, enfocado en el reconocimiento de emociones mediante dispositivos wearables e inteligencia artificial. Se aborda la problemática de los métodos tradicionales basados en análisis facial o de voz, proponiendo el uso de señales fisiológicas como ritmo cardíaco, temperatura y conductancia de la piel para detectar emociones en tiempo real. La metodología se estructura en seis fases, que abarcan desde la revisión del estado del arte hasta la validación del sistema, detallando las tecnologías y herramientas a emplear. En lugar de desarrollar un modelo completo, se llevará a cabo una simulación para evaluar la viabilidad del sistema propuesto. Esta simulación busca explorar cómo la inteligencia artificial puede integrarse en la psicología y la salud mental, áreas que enfrentan el desafío de cómo la inteligencia artificial puede integrarse en la psicología y la salud mental.

Palabras clave: Wearables, Inteligencia artificial, Señales fisiológicas, Salud mental

Introducción:

El bienestar emocional es un factor determinante en la vida cotidiana, especialmente en ámbitos como el laboral y el educativo. Sin embargo, su detección en tiempo real sigue siendo un reto debido a la subjetividad de las emociones y la falta de herramientas accesibles para su monitoreo (Chanel, 2009). Los avances en inteligencia artificial y wearables han permitido recopilar datos fisiológicos, como la frecuencia cardíaca y la actividad electroencefalográfica, que pueden correlacionarse con estados emocionales (Zheng, 2014)

En el entorno laboral, el uso de estos dispositivos ha demostrado mejorar la gestión del estrés y el bienestar de los empleados (Lu, 2017). En educación, su aplicación ha permitido monitorear la atención y las emociones de los estudiantes, optimizando su experiencia de aprendizaje. No obstante, muchas de estas soluciones aún presentan limitaciones en precisión y accesibilidad, lo que restringe su aplicabilidad en contextos reales.

Por ello, esta investigación propone diseñar y simular un sistema de reconocimiento de emociones en tiempo real basado en wearables e inteligencia artificial. El objetivo es evaluar su efectividad en la clasificación de emociones y su impacto en la toma de decisiones dentro de entornos laborales y educativos.

La propuesta se enfoca en el reconocimiento de emociones en tiempo real mediante el uso de dispositivos wearables e inteligencia artificial. Su objetivo es evaluar la viabilidad de un sistema basado en señales fisiológicas como ritmo cardíaco, temperatura y conductancia de la piel, en contraste con los métodos tradicionales de análisis facial o de voz.

En lugar de desarrollar un modelo completo, el proyecto se centra en simular el sistema para probar su precisión en la clasificación de emociones y su impacto en la toma de decisiones en entornos laborales y educativos.

Marco de Referencia

El reconocimiento de emociones mediante dispositivos wearables ha cobrado gran relevancia en los últimos años, ya que permite analizar los estados emocionales de los usuarios mediante tecnologías avanzadas en inteligencia artificial y machine learning. Este desarrollo se fundamenta en diversas disciplinas, como la computación afectiva, la interacción humano-computadora (HCI), la neurometría y el biofeedback, las cuales han contribuido significativamente al diseño de sensores fisiológicos capaces de captar señales biométricas como la actividad electroencefalográfica (EEG) y la variabilidad de la frecuencia cardiaca (VFC). Estas mediciones permiten la identificación de patrones emocionales en tiempo real, con aplicaciones que van desde la salud mental hasta la educación y la rehabilitación (Takahashi, 2022).

Uno de los pilares fundamentales en este campo es la computación afectiva, la cual dota a los sistemas de la capacidad de interpretar y responder a las emociones humanas. Además, la HCI facilita la adaptabilidad de los dispositivos a las necesidades y experiencias del usuario, mejorando su eficacia y aceptación. Paralelamente, los avances en neurometría han permitido la creación de dispositivos no invasivos que analizan la actividad neuronal con gran precisión. Gracias a estas innovaciones, los wearables pueden utilizarse para optimizar la regulación emocional y personalizar terapias psicológicas (Shu, 2020).

Figura 1 Principales sensores en wearables para reconocimiento emocional



(Manzo, 2022)

Para comprender mejor el funcionamiento y la aplicabilidad de estos dispositivos, es crucial realizar simulaciones que replique el proceso de reconocimiento emocional. Estas simulaciones permiten evaluar la eficacia de los sensores y los algoritmos, así como optimizar los modelos de análisis emocional (Hernandez, 2024)

La ilustración muestra el sensor de respuesta galvánica de la piel (GSR), un componente clave en dispositivos wearables para el reconocimiento emocional. Este sensor mide los cambios en la conductancia eléctrica de la piel, los cuales varían en respuesta a la sudoración provocada por la activación del sistema nervioso autónomo. Factores como el estrés, la ansiedad o la excitación emocional pueden aumentar la conductancia de la piel, lo que permite evaluar el estado emocional del usuario (Kim, 2021)

El sensor GSR se utiliza en dispositivos como pulseras y relojes inteligentes para monitorear emociones en tiempo real. Su aplicación es relevante en áreas como la salud mental, la terapia

psicológica y el biofeedback, ayudando a los usuarios a regular el estrés y mejorar su bienestar. Además, su integración con algoritmos de inteligencia artificial permite analizar patrones emocionales con mayor precisión y complementar otros sensores biométricos como la frecuencia cardiaca y la actividad cerebral (Rojas, 2021)

La interacción humano-computadora (HCI) es un área clave en el desarrollo de dispositivos wearables enfocados en el reconocimiento de emociones, ya que permite la integración de tecnologías que optimizan la interacción entre los usuarios y los sistemas inteligentes (Portilla, 2022). Gracias a la HCI, los dispositivos pueden adaptar su funcionalidad a las necesidades de los usuarios mediante la recopilación y el análisis de señales fisiológicas. Estudios recientes han evidenciado que la aplicación de modelos de aprendizaje profundo en estos dispositivos ha mejorado considerablemente la precisión en la identificación de estados emocionales en entornos clínicos y educativos (Zhang, 2023)

Desde el ámbito de la neurometría, los avances en la monitorización de la actividad neuronal han posibilitado el diseño de tecnologías no invasivas que permiten una interpretación precisa de las respuestas emocionales (Wang, 2021)

La implementación de sensores como EEG y GSR en los wearables ha demostrado su efectividad en la identificación de patrones emocionales y en la mejora de la retroalimentación para la autorregulación emocional. Estos desarrollos han favorecido aplicaciones en terapia psicológica y rehabilitación, donde los dispositivos pueden proporcionar datos en tiempo real para personalizar estrategias de intervención (Chen, 2022)

Tabla 1.

Tecnologías en wearables y sus aplicaciones

Tecnología	Aplicación principal	Ejemplo de dispositivo
EEG	Monitoreo de emociones en terapia psicológica	Emotiv Epoc+
PPG (Fotopletismografía)	Detección de estrés y ansiedad	Fitbit Charge 5
GSR (Respuesta Galvánica de la Piel)	Biofeedback para autorregulación emocional	Empatica E4
IMU (Unidad de Medición Inercial)	Análisis de expresión corporal y emociones	Apple Watch

Nota. Esta tabla presenta ejemplos de tecnologías aplicadas al monitoreo emocional en contextosde salud mental y bienestar. Adaptado de (Bersini, 2021)

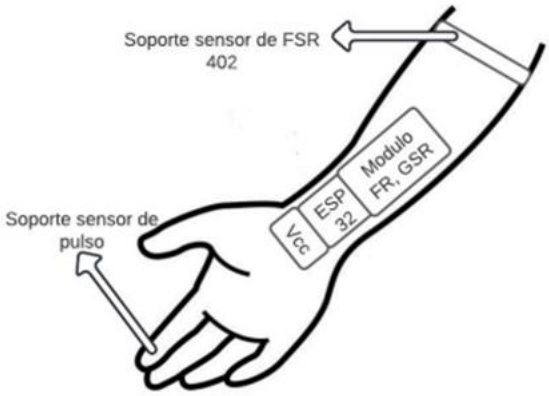
La Tabla 1 presenta un conjunto de tecnologías clave en el desarrollo de dispositivos portátiles (wearables) orientados al reconocimiento de emociones. La EEG se caracteriza por su alta precisión y es empleada principalmente en contextos clínicos y psicológicos para el monitoreo de estados mentales. Las tecnologías PPG y GSR se utilizan para evaluar niveles de estrés y respuestas emocionales ante estímulos externos. En cambio, la IMU permite registrar el movimiento corporal y analizar variaciones sutiles en la postura, lo cual puede estar relacionado con distintos estados emocionales.

Sistema wearable para el reconocimiento de emociones

Para lograr un reconocimiento preciso de las emociones, se han desarrollado sistemas wearables que integran distintos sensores fisiológicos. Estos dispositivos pueden captar señales biométricas clave como la actividad eléctrica de la piel, la variabilidad de la frecuencia cardiaca y la respuesta galvánica, entre otras. (Sarker, y otros, 2016)

Uno de los enfoques más utilizados en este campo es el uso de sensores de presión (FSR), sensores de pulso y módulos de medición fisiológica avanzados. Estos elementos se colocan estratégicamente en el cuerpo del usuario para obtener datos en tiempo real, los cuales pueden ser procesados y analizados con el objetivo de determinar el estado emocional del individuo.

Figura 2 Esquema de un sistema wearable para reconocimiento emocional



(Gabriel López, 2022)

La figura 2 muestra un esquema de un sistema wearable diseñado para el reconocimiento emocional. En este esquema, se puede observar la ubicación de distintos sensores fisiológicos en el cuerpo del usuario. En particular, se destacan:

- **Sensor de FSR 402 (Sensor de Resistencia a la Fuerza)**: Ubicado en el antebrazo, este sensor se encarga de medir la presión ejercida sobre la piel, lo que puede estar relacionado con respuestas emocionales a través de cambios en la tensión muscular.
- **Sensor de pulso**: Posicionado en la muñeca, este sensor mide la frecuencia cardíaca, permitiendo evaluar variaciones en la actividad cardíaca que pueden indicar niveles de estrés, ansiedad o excitación emocional.
- **Módulo ESP32**: Este componente funciona como el procesador central del sistema. Su función es recibir los datos capturados por los sensores, procesarlos y transmitirlos para su análisis posterior.

Este tipo de sistema es utilizado en investigaciones sobre la regulación emocional, en aplicaciones de monitoreo de estrés y bienestar, así como en el desarrollo de interfaces adaptativas para mejorar la experiencia de usuario en distintas plataformas digitales. Al integrar estos sensores en un solo dispositivo, se facilita la recopilación de datos en tiempo real, permitiendo una mejor interpretación de los estados emocionales. (Sarker H. , 2024)

El biofeedback representa otra cantidad de importancia dentro del reconocimiento de las emociones mediante dispositivos de vestir. A partir del seguimiento indiscriminado de las variables fisiológicas, se pueden elaborar estrategias que permitan la mejoría del bienestar emocional. Existen trabajos de investigación que han evidenciado que la combinación del biofeedback y la inteligencia artificial se traduce en una potenciación del autocontrol emocional, así como en una disminución de los niveles de estrés o tensión (Blackmore, Smith, Bailey, & Krynski, 2024).

Tabla 2.

Comparación de tecnologías de sensores en wearables

Tipo de sensor	Precisión	Aplicaciones	Desventajas
EEG	Alta	Monitoreo de estados mentales	Requiere contacto con el cuero cabelludo
PPG	Media	Detección de estrés y ritmo cardíaco	Sensible a movimientos bruscos
GSR	Media-Alta	Biofeedback y regulación emocional	Influenciado por la temperatura ambiental
IMU	Media	Análisis de movimiento y expresión corporal	Puede requerir calibración frecuente

Nota. Esta tabla compara la precisión, aplicaciones y desventajas de diferentes sensores comúnm ente utilizados en el estudio de emociones humanas. Adaptado de (Andre, 2021)

La Tabla 2 compara diferentes tecnologías de sensores utilizadas en dispositivos portátiles (wearables). El sensor EEG se destaca por su alta precisión en la detección de estados mentales, aunque presenta la desventaja de requerir contacto directo con el cuero cabelludo. En cambio, la tecnología PPG resulta útil para la detección de estrés y ritmo cardíaco, pero su precisión puede verse afectada por movimientos bruscos. Por su parte, la GSR es fundamental en aplicaciones de biofeedback para la autorregulación emocional, aunque su efectividad puede disminuir debido a la influencia de la temperatura ambiental. Finalmente, la IMU permite el análisis del movimiento y la expresión corporal, aunque puede requerir calibración frecuente para mantener su exactitud.

Simulación del Reconocimiento de Emociones en Dispositivos Wearables

La simulación del reconocimiento de emociones en dispositivos wearables implica la creación de un entorno experimental en el que se recopilan y analizan datos biométricos para identificar patrones emocionales. Este proceso se puede dividir en varias etapas clave:

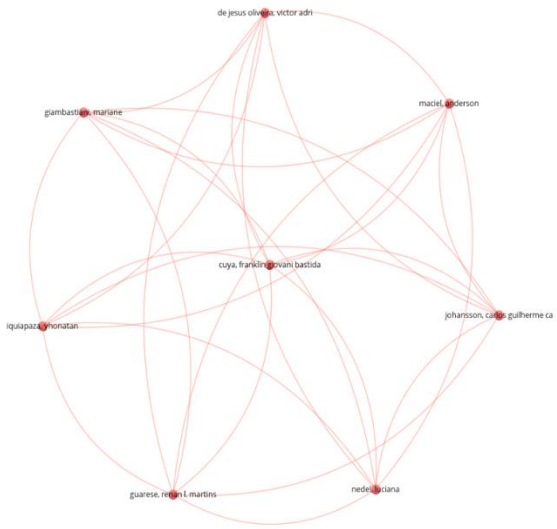
1. **Selección de Sensores y Dispositivos:** Para la simulación, se pueden emplear sensores EEG, sensores de frecuencia cardiaca, sensores de conductancia de la piel (GSR) y cámaras para el análisis de expresiones faciales. Dispositivos como el Emotiv EPOC, Muse Headband o el Fitbit pueden ser utilizados para capturar datos biométricos relevantes.
2. **Captura de Datos Biométricos:** Los participantes utilizan los dispositivos wearables mientras realizan actividades diseñadas para inducir diferentes estados emocionales. Esto puede incluir la exposición a imágenes, sonidos o videos que generen reacciones emocionales específicas. Los datos recopilados incluyen la actividad cerebral (EEG), la frecuencia cardiaca, la respuesta galvánica de la piel y el reconocimiento de micro expresiones faciales.
3. **Procesamiento y Análisis de Datos:** Los datos capturados son procesados mediante software de machine learning y algoritmos de inteligencia artificial, como redes neuronales profundas (Deep Learning) o métodos de clasificación como Support Vector Machines (SVM). Se entrenan modelos con bases de datos etiquetadas para identificar patrones específicos asociados a distintas emociones (alegría, tristeza, enojo, etc.).

4. **Simulación de Respuesta del Sistema:** Una vez analizados los datos, se simula la respuesta del sistema wearable ante diferentes estados emocionales. Esto puede incluir la generación de retroalimentación visual o háptica para el usuario, la adaptación de contenido digital según el estado emocional detectado o la activación de mecanismos de relajación en casos de emociones negativas.
5. **Evaluación de Precisión y Optimización del Modelo:** Se realizan pruebas para medir la efectividad del sistema, evaluando la precisión del reconocimiento emocional y ajustando los algoritmos para mejorar su rendimiento. Esta fase es crucial para garantizar que el dispositivo wearable sea capaz de reconocer emociones con un alto grado de fiabilidad.

El reconocimiento de emociones mediante dispositivos wearables representa un avance significativo en la interacción humano-computadora y en la personalización de experiencias digitales. Gracias a la combinación de sensores biométricos, inteligencia artificial y aprendizaje profundo, es posible desarrollar sistemas altamente precisos que impactan positivamente en diversos ámbitos, como la salud mental, la educación y la rehabilitación. La simulación de estos dispositivos permite evaluar su eficacia, mejorar los modelos de análisis y optimizar su desempeño antes de su implementación en entornos reales. Con el continuo avance de la tecnología, es previsible que estos sistemas evolucionen hacia soluciones más sofisticadas y accesibles, ampliando su impacto en la sociedad (Philip Schmidt, 2018)

Análisis bibliométrico.

Figura 3 Análisis de autores de Weareables



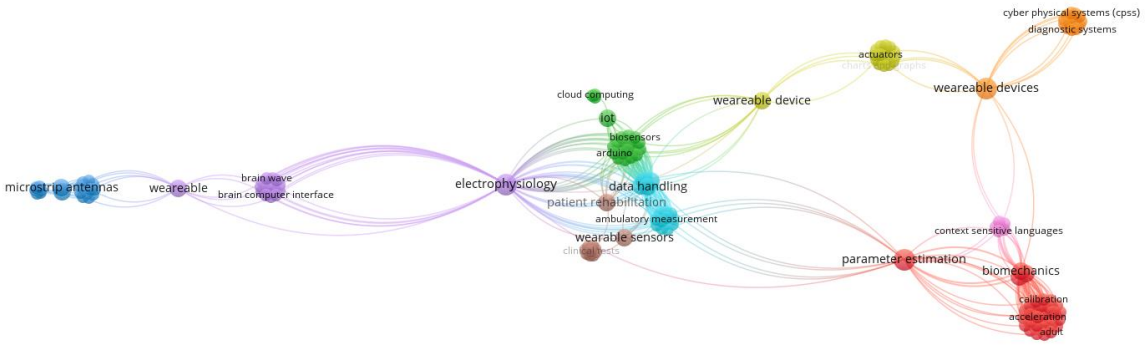
Nota. *Elaboración propia, generada por VOSviewer*

Para este estudio se utilizó el software VOSviewer, ampliamente empleado en análisis bibliométricos por su capacidad para representar redes de coautoría y co-ocurrencia de términos (Van Eck, 2010)

El análisis de coautoría muestra una comunidad investigativa bastante unida en torno al tema de los "weareables". Autores como *Victor Adri de Jesus Oliveira, Franklin Giovani Bastida Cuya,* y *Carlos Guilherme Ca Johansson* destacan en los nodos del centro de colaboración, mostrando una gran interconexión entre ellos y con otros investigadores como *Mariane Giambastiani* y *Anderson*

Maciel. La estructura del grafo, donde todos los autores están conectados, sugiere una red consolidada y activa, lo cual muestra que el campo está siendo abordado por grupos colaborativos. Esta densidad también muestra posibles líneas de investigación compartidas y producción científica conjunta, lo cual es común en áreas de carácter multidisciplinar como esta.

Figura 4 Análisis de palabras clave de "Weareables"

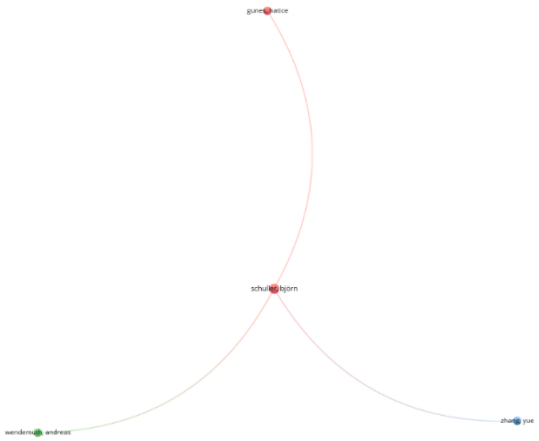


Nota. *Elaboración propia, generada por VOSviewer*

En cuanto al análisis de co-ocurrencia de palabras clave, se ve una estructura diversa, organizada en varios espacios que reflejan los enfoques multidisciplinarios del área. Palabras como *"biomechanics", "wearable sensors", "data handling"* y *"iot"* son conceptos centrales que hacen como puentes entre subtemas. Por un lado, hay un fuerte enfoque en aplicaciones biomédicas, evidenciado por términos como *calibration, acceleration* y *clinical tests*. Por otro, emergen con fuerza los aspectos tecnológicos como *biosensors, cloud computing, brain-computer interface,* y *microstrip antennas,* lo cual señala una integración clara entre *ingeniería, salud* y *tecnología.*

Los colores del grafo muestran agrupaciones temáticas como *biomecánica, electrónica portátil, neurointerfaces* e *internet de las cosas*, lo que pone de manifiesto que el campo de los "weareables" se está desarrollando en varias direcciones. La existencia de términos técnicos y aplicados en un mismo entorno bibliográfico también sugiere que se trata de un ámbito con gran potencial de innovación y transferencia tecnológica.

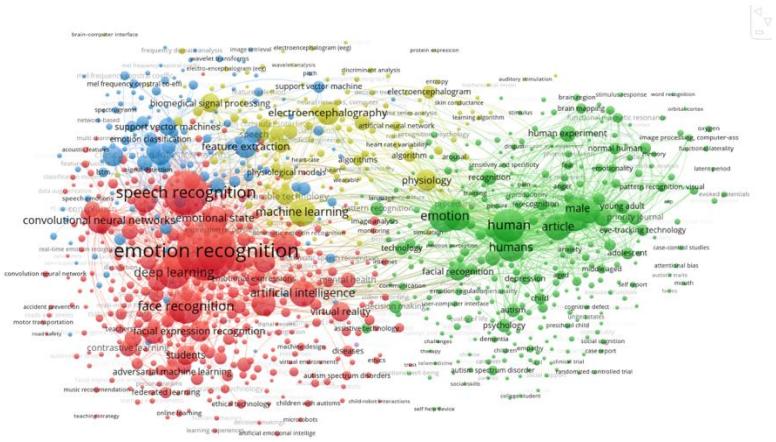
Figura 5 Análisis de autores de "Emotional Recognition Technology"



Nota. *Elaboración propia, generada por VOSviewer*

La figura 5 muestra a *Björn Schuller* como un nodo central, conectado con autores como *Hatice Gunes, Yue Zhang* y *Andreas Wendemuth.* Esto indica que *Schuller* es un referente clave en el campo, actuando como un puente entre distintos grupos de investigación. Su posición sugiere una influencia significativa en el desarrollo de tecnologías de reconocimiento emocional.

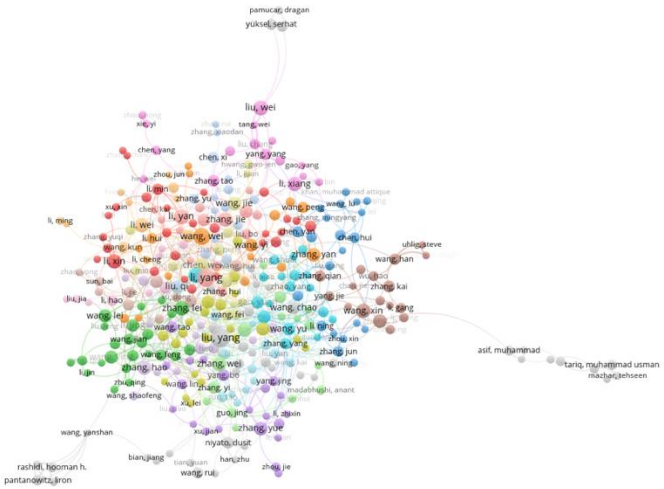
Figura 6 Análisis de palabras clave de "Emotional Recognition Technology"



Nota. *Elaboración propia, generada por VOSviewer*

El concepto de *emotion recognition* aparece como núcleo del clúster rojo, estrechamente vinculado con términos como *speech recognition*, *face recognition, deep learning* y *convolutional neural networks.* Esto indica que el enfoque principal está en el procesamiento automático de señales humanas (voz, rostro) mediante inteligencia artificial. También se relaciona con aplicaciones como *mental health, autism*, y *assistive technology*, lo cual sugiere un fuerte interés aplicado en salud y bienestar. En este caso, tambien se puede ver una gran cantidad de terminos relacionados, por lo que se puede decir que es una rama con muchos temas relacionados estrechamente.

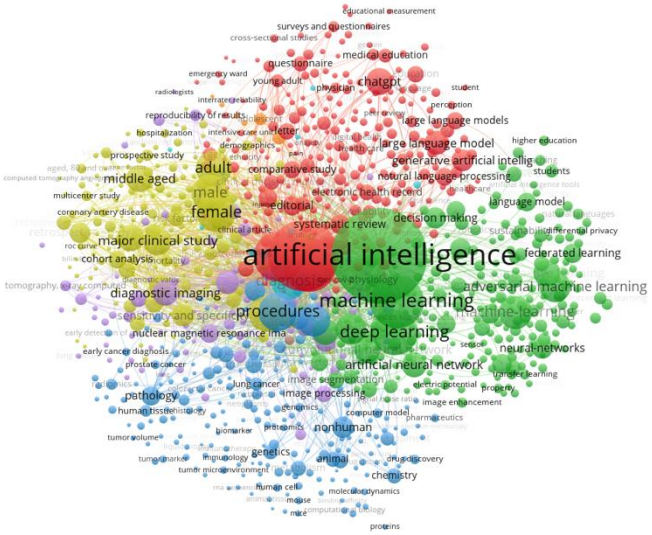
Figura 7 Análisis de autores de "Artificial intelligence"



Nota. *Elaboración propia, generada por VOSviewer*

Esta figura corresponde a una red de coautorías centrada en el tema de *Artificial Intelligence.* En ella se representan los vínculos entre investigadores que han publicado conjuntamente en este campo. Se observa una estructura densamente conectada con múltiples grupos de colaboración, diferenciados por colores. Nombres como *Liu Wei, Zhang Jie, Wang Wei* y *Liu Yang* destacan por su tamaño y ubicación central, lo que indica que son autores altamente productivos y con un rol clave como puentes entre distintos grupos. También se identifican subgrupos más periféricos, como los liderados por *Pamucar, Dragan* o *Asif, Muhammad*, que parecen mantener colaboraciones más localizadas o específicas, alejadas del núcleo principal. Esta visualización permite comprender la dinámica de colaboración en el área, evidenciando tanto redes internacionales como agrupaciones de investigación más cerradas.

Ilustración 8 Análisis de palabras clave de "Artificial intelligence"



Nota. *Elaboración propia, generada por VOSviewer*

Por otro lado, la segunda imagen representa una red de palabras clave asociadas a publicaciones sobre inteligencia artificial. El nodo central lo ocupa el término artificial intelligence, del cual se desprenden distintas ramas temáticas que permiten identificar las principales áreas de interés. Palabras como *machine learning, deep learning, neural networks* y *artificial neural network* conforman el núcleo técnico del campo. A su alrededor, emergen aplicaciones clínicas relevantes como *diagnostic imaging, pathology, procedures* y *medical education,* reflejando la creciente adopción de la IA en el ámbito biomédico. También destaca la presencia de conceptos emergentes como *ChatGPT, large language models* y *natural language processing*, lo cual indica un enfoque cada vez más orientado a modelos generativos y procesamiento del lenguaje. Además, aparecen

temas transversales como *decision making, federated learning* y *privacy,* que apuntan a preocupaciones éticas y de implementación en contextos reales.

Diseño metodológico

Enfoque

Esta investigación adopta un enfoque cuantitativo, ya que busca medir señales fisiológicas captadas por dispositivos wearables como la frecuencia cardíaca, la respuesta galvánica de la piel (GSR) y la temperatura y analizarlas estadísticamente para asociarlas con estados emocionales. Este enfoque permite obtener datos objetivos que puedan alimentar modelos computacionales de reconocimiento emocional (Alarcon, Serrano, & Diaz, 2022).

Tipo

La investigación es de tipo exploratoria, ya que pretende indagar y comprender el potencial del uso de tecnologías wearables e inteligencia artificial para el reconocimiento de emociones. Dado que este campo aún presenta desafíos técnicos y éticos, y que no existe una solución completamente validada, el objetivo principal es explorar qué variables fisiológicas son más relevantes y cómo estas pueden correlacionarse con emociones básicas (Peña & Vargas, 2021). Este tipo de investigación también permite identificar patrones preliminares y sentar las bases para estudios posteriores más explicativos.

1. Variables Fisiológicas (Entrada):

Estas variables representan las señales biológicas que se capturan del cuerpo humano mediante dispositivos wearables. Son los insumos principales para analizar el estado emocional.

1.1. Ritmo cardíaco:

Frecuencia con la que late el corazón. Se relaciona con emociones como estrés, ansiedad o calma. Puede medirse con sensores PPG o ECG.

1.2. Conductancia de la piel (GSR):

Mide la actividad eléctrica de la piel, la cual varía según la sudoración. Es un indicador clásico del nivel de activación emocional (arousal), como en estados de miedo o excitación. (Dorwart, 2023)

1.3. Temperatura corporal:

Cambios en la temperatura periférica (por ejemplo, en los dedos) pueden indicar reacciones emocionales como enojo o miedo.

1.4. Actividad electroencefalográfica (EEG):

Registra la actividad eléctrica del cerebro. Se utiliza para identificar patrones cerebrales asociados a distintas emociones (alegría, tristeza, etc.) (nandini, 2025)

2. Variables Tecnológicas:

Estas variables describen las características técnicas de los dispositivos y métodos utilizados en la recolección y procesamiento de datos.

2.1. Tipo de sensor (EEG, PPG, GSR, IMU):

Hace referencia al tipo específico de tecnología usada para captar señales fisiológicas. Por ejemplo, EEG para actividad cerebral, PPG para ritmo cardíaco, GSR para conductancia, e IMU para movimiento corporal. (K, 2022)

2.2. Precisión del sensor:

Se refiere a la exactitud con la que el sensor mide la señal. Un sensor con baja precisión puede generar datos ruidosos que afectan el rendimiento del modelo.

2.3. Modelo de inteligencia artificial utilizado:

Tipo de algoritmo o arquitectura usada para procesar los datos y predecir emociones (por ejemplo, redes neuronales, árboles de decisión, SVM, etc.).

3. Variables de Evaluación (Salida):

Estas variables representan los resultados del sistema o modelo de simulación, evaluando su desempeño y utilidad.

3.1. Precisión en la detección de emociones:

Porcentaje de aciertos con que el sistema identifica correctamente las emociones experimentadas por los usuarios.

3.2. Impacto en la toma de decisiones:

Evalúa si la información emocional detectada influye o mejora decisiones humanas, como ajustar el ambiente de trabajo o intervenir psicológicamente. (fanny, 2020)

3.3. Efectividad en la regulación emocional:

Mide si el sistema ayuda al usuario a reconocer y regular sus emociones, por ejemplo, mediante alertas o sugerencias personalizadas.

4. Variables Contextuales:

Factores del entorno en el que se utiliza el sistema, que pueden afectar la precisión de las mediciones o la interpretación de los resultados.

4.1. Entorno de aplicación (laboral o educativo):

Contexto en el que se implementa el sistema, ya que las emociones y reacciones pueden variar según el entorno.

4.2. Factores ambientales que pueden influir en los sensores (temperatura, movimiento):

Elementos como temperatura ambiente, ruido o movimiento excesivo pueden alterar la precisión de los sensores o generar interferencias.

Modelo de simulación:

Objetivo de la simulación:

La simulación tiene como objetivo evaluar el funcionamiento de un sistema wearable para el reconocimiento de emociones en tiempo real, utilizando datos fisiológicos como frecuencia cardíaca, conductancia de la piel (GSR) y temperatura corporal. Esto permite verificar la precisión del sistema sin requerir pruebas con participantes reales en esta fase inicial.

Pasos y desarrollo de la simulación:

Se establecieron las variables fisiológicas que el wearable debe captar para el análisis emocional:

Frecuencia cardíaca (FC): Indicador del nivel de activación fisiológica, clave para detectar estrés o excitación (Schmidt, 2018).

Conductancia de la piel (GSR): Aumento vinculado a emociones intensas como ansiedad o miedo.

Temperatura corporal: Ligeras variaciones están relacionadas con estados como la ira o la relajación (Yan X. W., 2023).

Las señales fisiológicas se generaron utilizando *MATLAB* mediante funciones aleatorias controladas, simulando el comportamiento real de un usuario durante un periodo de 60 segundos. Cada segundo se generan nuevos valores de:

- FC: Media de 80 bpm, variabilidad ±10.
- GSR: Media de 3.5 µS, variabilidad ±0.5
- Temperatura: Media de 36.5 °C, variabilidad ±0.3.

Para analizar los datos, se compararon con rangos típicos para cada emoción

Tabla 3.

Establecimiento de criterios de clasificación emocional

Condición fisiológica	Emoción detectada
FC > 90 y GSR > 4	Estrés
FC < 75 y GSR < 3	Relajación
FC > 95 y Temp > 37	Enojo
Sin condiciones anteriores	Neutro

Nota. La tabla muestra los datos de media para detectar las emociones basándose en los datos.

Este tipo de aproximación permite una clasificación simple pero efectiva cuando se evalúan señales fisiológicas en tiempo real (Limbani, 2023).

El algoritmo realiza las tareas de Simulación de señales fisiológicas, Clasificación emocional por segundo y visualización de datos mediante gráficos de Frecuencia cardiaca, conductancia de la piel y temperatura corporal.

La emoción detectada se muestra por colores: Azul = Neutro, Verde = Relajación, Rojo = Estrés y Naranja = Enojo

Este tipo de visualización permite validar la relación entre las señales fisiológicas y las emociones inferidas, lo cual es clave para evaluar la calidad del algoritmo (Saganowski, 2019).

Para la simulación, se tiene el siguiente código de *MATLAB,* explicado parte por parte.

Figura 9. *Inicialización de la simulación*

```
clear; clc;

% Duración de la simulación (en segundos)
t = 0:1:59; % 60 segundos
```

Nota*. elaboración propia, generada por MATLAB 2025*

- Se limpia el entorno de trabajo (clear; clc) y se define un vector de tiempo de 60 segundos.
- La simulación representará un minuto de funcionamiento continuo del dispositivo.

Figura 10. *Generación de señales fisiológicas simuladas*

```
% Generar señales fisiológicas simuladas (valores realistas)
fc = 80 + 10*randn(1,60);        % Frecuencia cardíaca (bpm)
gsr = 3.5 + 0.5*randn(1,60);     % GSR (microsiemens)
temp = 36.5 + 0.3*randn(1,60);   % Temperatura corporal (°C)

% Inicializar vector de emociones y mapa de colores
emocion = strings(1,60);
color_map = zeros(60,3); % Para graficar emociones en colores
```

Nota. *elaboración propia, generada por MATLAB 2025*

Se generan datos aleatorios con distribución normal (media y desviación estándar ajustada):

- Frecuencia cardíaca (fc): alrededor de 80 bpm ±10.
- GSR (gsr): alrededor de 3.5 µS ±0.5.
- Temperatura (temp): alrededor de 36.5 °C ±0.3.

Esto simula cómo un wearable captaría señales fisiológicas de un usuario durante un minuto.

Figura 11. *Clasificación emocional basada en reglas lógicas*

```
% Clasificación emocional basada en umbrales fisiológicos simples
for i = 1:60
    if fc(i) > 90 && gsr(i) > 4
        emocion(i) = "Estrés";
        color_map(i,:) = [1 0 0]; % rojo
    elseif fc(i) < 75 && gsr(i) < 3
        emocion(i) = "Relajación";
        color_map(i,:) = [0 1 0]; % verde
    elseif fc(i) > 95 && temp(i) > 37
        emocion(i) = "Enojo";
        color_map(i,:) = [1 0.5 0]; % naranja
    else
        emocion(i) = "Neutro";
        color_map(i,:) = [0 0 1]; % azul
    end
end
```

Nota. *elaboración propia, generada por MATLAB 2025*

Cada segundo se evalúan las señales captadas para determinar la emoción correspondiente.

Las condiciones están inspiradas en patrones fisiológicos reales:

- **Estrés:** frecuencia cardíaca elevada y GSR alto.
- **Relajación:** frecuencia cardíaca y GSR bajos.
- **Enojo:** frecuencia y temperatura altas.
- **Moderado:** si no se cumplen las condiciones anteriores.

Visualización y resultados:

Figura 12. *Visualización y resultados, Tabla de resultados*

```
% Mostrar tabla resumen de los resultados
T = table((0:59)', fc', gsr', temp', emocion', ...
    'VariableNames', {'Tiempo_s','FrecuenciaCardiaca','GSR','Temperatura','EmocionDetectada'});
disp(T);
```

Nota. *elaboración propia, generada por MATLAB 2025*

Se construye una tabla que muestra, para cada segundo: Tiempo, Frecuencia cardíaca, GSR, y temperatura

Figura 13. *Visualización y resultados, Graficas de señales*

```
% Gráfica de señales fisiológicas
figure;
subplot(4,1,1); plot(t, fc, '-o'); title('Frecuencia Cardíaca'); ylabel('bpm'); grid on;
subplot(4,1,2); plot(t, gsr, '-o'); title('Conductancia de la Piel (GSR)'); ylabel('\muS'); grid on;
subplot(4,1,3); plot(t, temp, '-o'); title('Temperatura Corporal'); ylabel('°C'); grid on;

% Gráfica de emociones detectadas usando colores
subplot(4,1,4);
scatter(t, ones(size(t)), 50, color_map, 'filled');
title('Emoción Detectada');
yticks([]); xlabel('Tiempo (s)');
legend({'Neutro','Relajación','Estrés','Enojo'});
```

Nota. *elaboración propia, generada por MATLAB 2025*

En este apartado se muestran 4 graficas FC vs Tiempo, GSR vs Tiempo, Temperatura vs Tiempo y Emoción detectada.

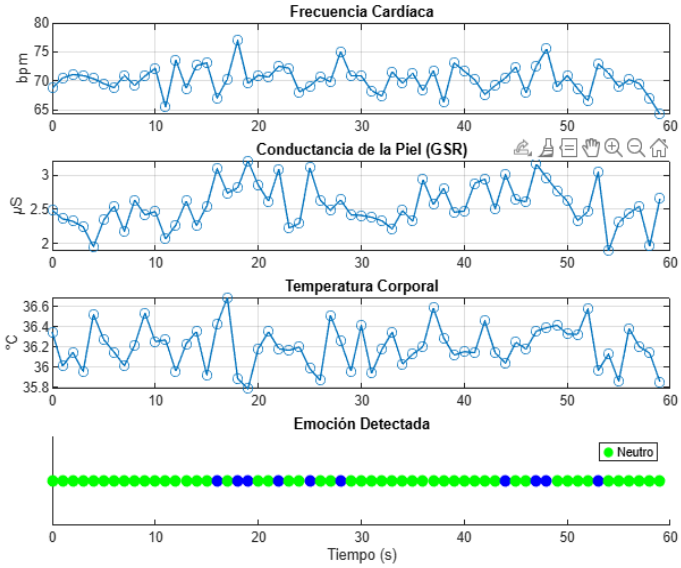
Puesta en práctica:

Se hicieron casos con diferentes datos, para así, recolectar diferentes resultados en varios escenarios.

Relajación:

En este caso se pusieron los siguientes datos para demostrar en la simulación estados de relajación en varios puntos posibles:

Figura 14. *Simulación de relajación MATLAB*



Nota: *elaboración propia, generada por MATLAB 2025*

Durante la simulación, se observa una etapa de relajación claramente representada en la gráfica de resultados. Esta etapa se caracteriza por un conjunto de señales fisiológicas que, en conjunto, permiten clasificar el estado emocional como relajación.

Indicadores fisiológicos asociados a la relajación:

Frecuencia Cardíaca (FC):

Se mantiene en valores por debajo de 75 bpm, lo que indica un ritmo cardiaco lento y estable, característico de un estado de calma o reposo.

1. Conductancia de la Piel (GSR):

   Presenta valores inferiores a 3 µS, lo que sugiere una baja activación del sistema nervioso simpático, común durante estados relajados.

2. Temperatura Corporal:

    Se mantiene dentro de un rango estable y normal (alrededor de 36 °C), sin variaciones significativas que sugieran excitación emocional.

Representación en la Gráfica:

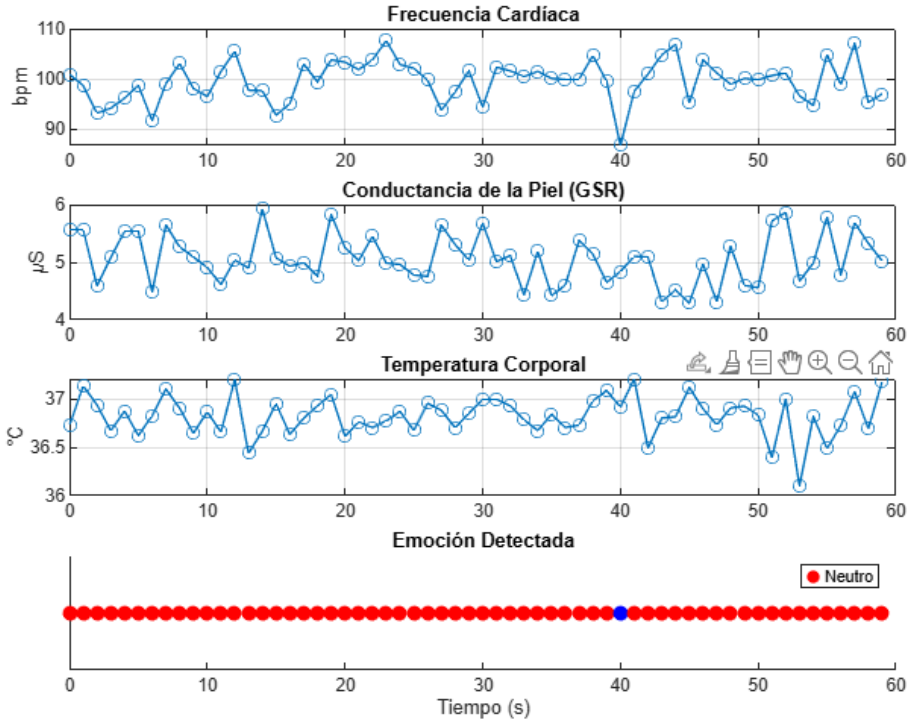
En la sección inferior de la figura (gráfico de Emoción Detectada), estos momentos de relajación se identifican con puntos de color verde.

La presencia continua o frecuente de estos puntos verdes a lo largo del eje temporal indica que el sistema ha detectado múltiples intervalos donde los parámetros fisiológicos coinciden con los criterios establecidos para una emoción de tipo relajado.

Estres:

Para el siguiente dato se cambian los valores para simular una identificación de emoción acelerada como la es el enojo el cual se encuentra con los siguientes resultados:

Figura 15. *Simulación de estres MATLAB*



Nota: *elaboración propia, generada por MATLAB 2025*

Durante ciertos intervalos de la simulación, se identifica la presencia de la emoción **estrés**, detectada con base en la combinación de señales fisiológicas que superan ciertos umbrales críticos.

Indicadores fisiológicos del estrés:

1. Frecuencia Cardíaca (FC):

Se eleva por encima de 90 bpm, lo cual refleja una respuesta de activación simpática, típica en situaciones de tensión o ansiedad.

2. Conductancia de la Piel (GSR):

Supera los 4 μS, indicando una mayor actividad del sistema nervioso autónomo, asociada a una respuesta emocional intensa.

3. Temperatura Corporal:

Puede variar, pero no es un criterio determinante en esta detección específica.

Representación en la Gráfica:

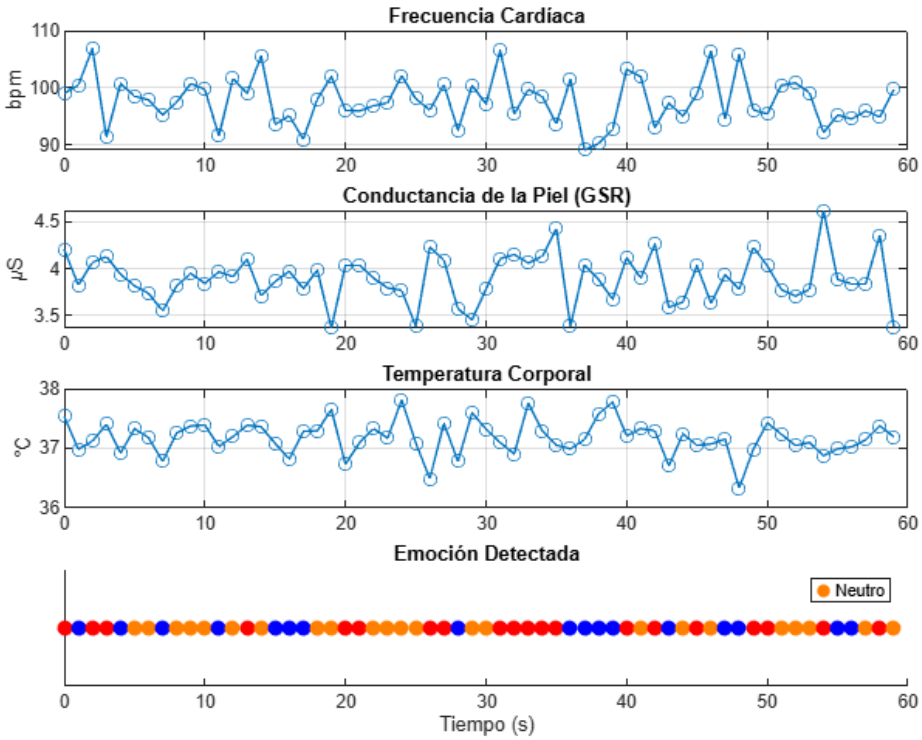
En la sección inferior de la figura, los momentos de estrés están señalados con puntos de color rojo.

Estos puntos representan claramente los segundos en los que el sistema identificó niveles elevados de activación fisiológica compatibles con un estado de estrés.

Enojo:

Durante la simulación, se identificaron varios momentos en los que la emoción predominante fue enojo, indicados por los puntos naranjas en la sección de “Emoción Detectada”.

Figura 16. *Simulación de enojo MATLAB*



Nota: *elaboración propia, generada por MATLAB 2025*

Indicadores fisiológicos durante el enojo:

1. Frecuencia Cardíaca (FC):

Se observaron aumentos frecuentes por encima de los 98–100 bpm, lo cual sugiere un estado de activación emocional alta, característico del enojo.

2. Conductancia de la Piel (GSR):

Se mantuvo elevada, con valores cercanos o superiores a 4.0 µS, lo que indica una mayor actividad del sistema nervioso simpático ante una reacción emocional intensa.

3. Temperatura Corporal:

Aunque con menos variación, se observaron ligeros aumentos (hasta 37.8°C), asociados con la activación del cuerpo durante episodios de enojo.

Representación gráfica:

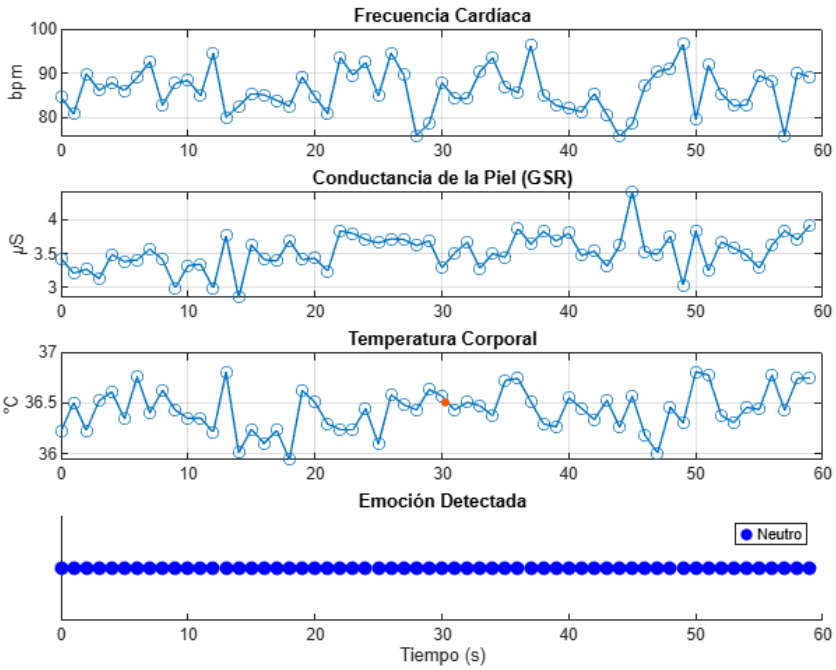
Los puntos naranjas aparecen en varios intervalos a lo largo de la línea de tiempo (~5 s a ~55 s). Estos momentos coinciden con picos en la FC y la GSR, lo que refuerza la asociación fisiológica con el enojo.

Estado Moderado:

Durante la simulación, se identificó una etapa continua en la que la emoción predominante fue el estado neutro, indicado por los puntos azules en la sección de “Emoción Detectada”

Indicadores fisiológicos durante el estado neutro:

Figura 17. *Simulación del estado moderado MATLAB*



Nota: *elaboración propia, generada por MATLAB 2025*

1. Frecuencia Cardíaca (FC):

   Se mantuvo dentro de un rango moderado, con valores que oscilaron entre 80 y 95 bpm. No se presentaron picos significativos ni caídas abruptas, lo que indica un estado de reposo o baja estimulación emocional.

2. Conductancia de la Piel (GSR):

   Mostró valores relativamente estables entre 3.0 y 4.0 µS. Esta estabilidad sugiere una

baja actividad del sistema nervioso simpático, coherente con una ausencia de estrés o excitación emocional.

3. Temperatura Corporal:

   Permaneció constante entre 36.0 y 36.8 °C, sin incrementos o descensos notables. Este comportamiento térmico también está alineado con un estado fisiológico de tranquilidad y neutralidad emocional.

Representación gráfica:

Los puntos azules aparecen de forma continua a lo largo de toda la línea de tiempo (0 s a 60 s) en la sección de emoción detectada.

Esta continuidad refleja la consistencia del estado emocional neutro durante toda la duración de la simulación.

Instrumento de investigación

Para la validación del modelo de simulación, s e utilizará un muestreo por conveniencia, dado que se seleccionará a los participantes según la disponibilidad del público objetivo. Se estima un tamaño mínimo de muestra entre 15 y 25 participantes, lo cual resulta adecuado para estudios exploratorios enfocados en la validación de instrumentos y el análisis correlacional.

La muestra estará conformada por usuarios universitarios de entre 18 y 35 años, que hayan tenido experiencia previa o contacto con dispositivos wearables relacionados con la salud o la tecnología emocional.

Instrumento de recolección de datos

Se utilizará un cuestionario de 30 ítems, en este caso de preguntas, las cuales están distribuidas en 6 dimensiones, cada una con 5 preguntas, bajo una escala de Likert de 5 puntos.

1. Totalmente en desacuerdo
2. En desacuerdo
3. Ni de acuerdo ni en desacuerdo
4. De acuerdo
5. Totalmente de acuerdo

El instrumento fue diseñado específicamente para esta investigación y será sometido a un proceso de validación por juicio de un experto por medio de la plantilla del índice V de Aiken.

El instrumento considera aspectos clave del uso de tecnologías emocionales y ha sido estructurado conforme a investigaciones previas como las de (Lin, Wang, & Chen, 2021), (Peña, Rodríguez, & García, 2022) y (Zhao & Yao, 2023).

Recolección de datos

Los datos se recolectarán a través de un formulario digital de Google Forms o, el cual será distribuido por medios electrónicos. Por otro lado, se garantizará el consentimiento informado de los participantes, anonimato y la protección de sus datos.

Procesamiento y análisis de resultados

El instrumento de diagnóstico fue diseñado como parte del estudio sobre el reconocimiento de emociones mediante dispositivos *wearables*. Su objetivo es identificar percepciones, experiencias, conocimientos y actitudes de los usuarios hacia el uso de esta tecnología, así como los retos éticos y prácticos relacionados. Para asegurar su validez de contenido, el cuestionario fue evaluado por un experto titulado mediante el método V de Aiken.

Estructura del instrumento

El instrumento está compuesto por un total de 30 preguntas, distribuidas equitativamente en seis dimensiones temáticas, cada una diseñada para abordar una variable clave del estudio. Estas dimensiones buscan cubrir aspectos fundamentales relacionados con el uso de dispositivos *wearables* en el reconocimiento de emociones.

La primera dimensión, Familiaridad y conocimiento previo, incluye preguntas orientadas a identificar si los participantes tienen experiencia o conocimientos previos sobre estos dispositivos. La segunda, Percepción de utilidad, evalúa qué tan útiles consideran los encuestados que pueden ser los *wearables* en la vida diaria o profesional para gestionar emociones.

En la tercera dimensión, Comodidad y usabilidad, se examina la experiencia potencial del usuario respecto al uso físico del dispositivo, su facilidad de uso, comodidad y diseño. La cuarta dimensión, Confianza en la precisión del dispositivo, se centra en si los participantes creen que el *wearable* es capaz de identificar correctamente sus estados emocionales.

La quinta dimensión, Aplicación práctica en diferentes contextos, explora escenarios reales donde el dispositivo podría tener utilidad, como en la educación, el deporte, el trabajo o la salud mental. Finalmente, la sexta dimensión, Preocupaciones éticas y privacidad, incluye preguntas que abordan aspectos como el manejo de datos sensibles, la privacidad del usuario, la seguridad de la información recolectada y los riesgos asociados a su uso indebido.

Cada una de las seis dimensiones cuenta con cinco preguntas, lo que garantiza un tratamiento equilibrado y completo de todas las variables del estudio.

El evaluador asignó una calificación de 1 (totalmente de acuerdo) en los tres criterios a cada una de las 30 preguntas. Esto indica:

1. Que todos los ítems fueron considerados claros, pertinentes y relevantes.
2. Que no hubo necesidad de modificar, eliminar o reformular ninguna pregunta.
3. Que el instrumento, tal como fue diseñado, presenta una estructura sólida y bien alineada con los objetivos del estudio.

Análisis por dimensión

Se presenta una descripción detallada de cada una de las seis dimensiones del instrumento, junto con la interpretación de los resultados obtenidos en el proceso de validación.

A. Familiaridad y conocimiento previo (Ítems 1 al 5)

Esta dimensión busca explorar el nivel de conocimiento o experiencia previa que tienen los encuestados respecto a los dispositivos *wearables* utilizados para el reconocimiento emocional.

Las preguntas de esta sección están orientadas a identificar si los participantes han utilizado este tipo de tecnología, si comprenden su funcionamiento básico y si están familiarizados con sus posibles aplicaciones.

El evaluador validó de forma positiva los cinco ítems bajo los criterios de claridad, pertinencia y relevancia, lo que indica que las preguntas están bien redactadas y son adecuadas para capturar el nivel de conocimiento previo del encuestado.

B. Percepción de utilidad (Ítems 6 al 10)

En esta dimensión se evalúa la opinión de los usuarios sobre el valor práctico de los *wearables* para ayudar en la autorregulación emocional, el bienestar personal o el desempeño en actividades cotidianas o profesionales. Las preguntas indagan si los participantes consideran útil el uso de estas tecnologías en su vida diaria.

Todos los ítems fueron validados con una puntuación positiva en los tres criterios, lo que respalda que esta dimensión refleja adecuadamente las creencias de utilidad que pueden influir en la adopción de estos dispositivos.

C. Comodidad y usabilidad (Ítems 11 al 15)

Esta sección del cuestionario analiza aspectos relacionados con la experiencia física y funcional del usuario, como el confort al portar el dispositivo, su diseño, facilidad de uso y accesibilidad. Las preguntas buscan determinar si el encuestado percibe el dispositivo como práctico y no invasivo.

La validación completa de esta dimensión por parte del evaluador indica que los ítems están correctamente enfocados y permiten evaluar de forma clara y pertinente la usabilidad percibida.

D. Confianza en la precisión del dispositivo (Ítems 16 al 20)

Esta dimensión explora la percepción del usuario sobre la fiabilidad de los datos recolectados por el *wearable*, en particular su capacidad para identificar correctamente estados emocionales. Se busca conocer si los participantes confían en que el dispositivo no comete errores o interpretaciones erróneas.

El evaluador consideró que los ítems están bien formulados y que abordan de manera efectiva el componente de confianza, crucial para la aceptación de cualquier tecnología basada en datos sensibles.

E. Aplicación práctica en diferentes contextos (Ítems 21 al 25)

Aquí se investiga si los encuestados identifican escenarios reales donde estos dispositivos pueden ser aplicados con eficacia. Las preguntas consideran ámbitos como la educación, la salud mental, el deporte, el entorno laboral y las relaciones interpersonales.

Los cinco ítems de esta sección fueron validados de manera positiva, lo cual respalda su pertinencia para medir la versatilidad percibida de la tecnología en diferentes contextos sociales y profesionales.

F. Preocupaciones éticas y privacidad (Ítems 26 al 30)

Esta dimensión aborda uno de los aspectos más sensibles del uso de dispositivos que recopilan datos emocionales: la ética. Las preguntas están orientadas a conocer las preocupaciones de los usuarios respecto a la privacidad de sus datos, el consentimiento informado, la posibilidad de que terceros accedan a su información y los riesgos de manipulación emocional.
La validación total de esta dimensión por parte del evaluador indica que las preguntas son claras, fundamentadas teóricamente y relevantes para abordar los dilemas éticos asociados a esta tecnología emergente.

Aplicación del índice V de Aiken

El método V de Aiken permite cuantificar la validez de contenido. En este caso:

1. Escala usada: binaria (0: desacuerdo, 1: acuerdo).
2. Número de evaluadores: 1
3. Valor mínimo de la escala (lo): 0
4. Número de opciones de la escala (c): 2
5. Resultado en cada ítem: r = 1

Este valor se repite en los 30 ítems, lo que significa: Validez total de todos los ítems en los tres criterios evaluados.

A la vez se concluye con este formato de validación que:

1. El instrumento es válido en contenido en su versión actual.

2. Las seis dimensiones están bien representadas con ítems claros, pertinentes y relevantes.
3. No se identificaron debilidades en la formulación de las preguntas.
4. La validación refuerza la calidad metodológica del estudio y permite avanzar con confianza a la fase de aplicación.

Anexo Formato de validación V de Aiken: Formato V de Aiken

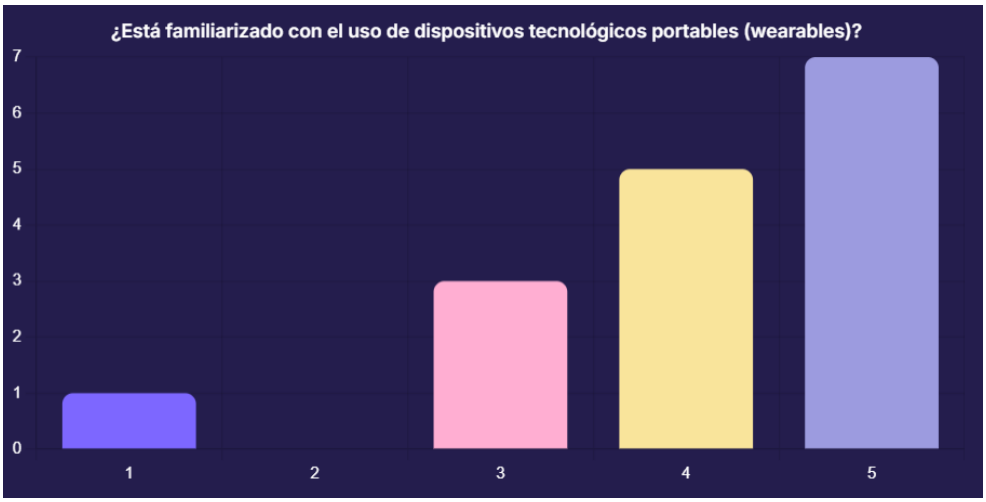
Discusión y hallazgos:

Tendencias generales

El cuestionario de investigación sobre la percepción de la tecnología wearable para el análisis emocional ha recibido un total de 17 respuestas. En general, se observa una tendencia positiva hacia la familiaridad y disposición a utilizar este tipo de dispositivos, aunque también existen algunas reservas en cuanto a la privacidad y la confianza en la precisión de los datos.

En varias preguntas, la respuesta más frecuente fue la puntuación máxima de 5, lo que sugiere un alto grado de acuerdo o interés. Por ejemplo, en la pregunta "¿Está familiarizado con el uso de dispositivos tecnológicos portables (wearables)?", la mayoría de los encuestados seleccionaron la opción 5. Como se muestra en el siguiente gráfico, la opción 5 fue seleccionada por 7 encuestados, lo que indica un alto nivel de familiaridad con los wearables.

Figura 9 "¿Está familiarizado con el uso de dispositivos tecnológicos portables (wearables)?"

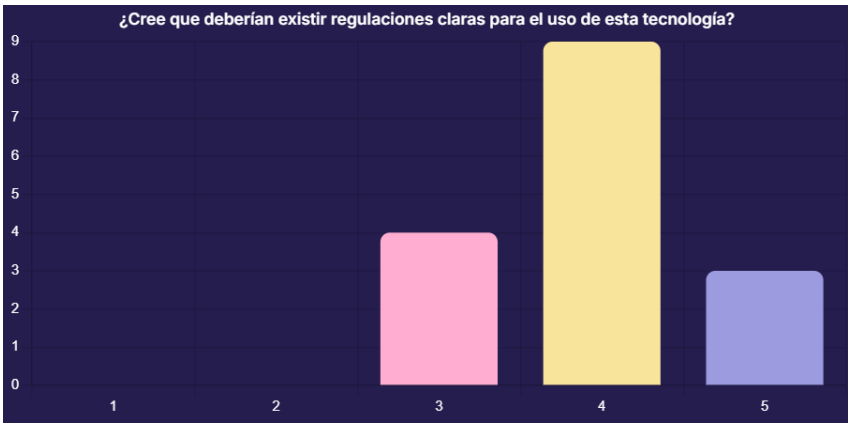


Nota. *Elaboración propia, generada por Google Forms*

De manera similar, la opción 4 fue común en preguntas relacionadas con la utilidad y viabilidad de la tecnología wearable en diferentes contextos.

Uno de los hallazgos más importantes es que existe una percepción generalizada de que los dispositivos wearables pueden contribuir al bienestar emocional y ser útiles en contextos de salud mental. Sin embargo, también hay una preocupación notable sobre la privacidad de los datos emocionales y la necesidad de regulaciones claras para el uso de esta tecnología, como se observa en el siguiente gráfico. En este gráfico, podemos ver que las opciones 4 y 5 fueron seleccionadas por la mayoría de los encuestados, lo que indica una preocupación generalizada por la privacidad.

Figura 10 ¿Cree que deberian existir regulaciones claras para el uso de esta tecnologia?



Nota. *Elaboración propia, generada por Google Forms*

Este gráfico muestra que una gran mayoría de los encuestados cree que deberían existir regulaciones claras para el uso de esta tecnología, lo que subraya la importancia de abordar las preocupaciones sobre la privacidad y la seguridad de los datos. Finalmente, aunque la mayoría de los encuestados se sienten cómodos siendo monitoreados por un dispositivo y consideran que el sistema es fácil de usar, una minoría expresa dudas sobre la confianza en que el wearable pueda registrar sus emociones correctamente y en la fiabilidad de los sensores biométricos

Además, aunque la mayoría de los encuestados se sienten cómodos siendo monitoreados por un dispositivo y consideran que el sistema es fácil de usar, una minoría expresa dudas sobre la confianza en que el wearable pueda registrar sus emociones correctamente y en la fiabilidad de los sensores biométricos, como se aprecia en los siguientes gráficos. En el primer gráfico, podemos ver que hay una división entre las opciones 3 y 4, lo que indica una falta de confianza en la capacidad del wearable para registrar las emociones correctamente. En el segundo gráfico,

podemos ver que la mayoría de los encuestados seleccionaron la opción 4, lo que indica una cierta confianza en la fiabilidad de los sensores biométricos, pero también hay una minoría que expresa dudas.

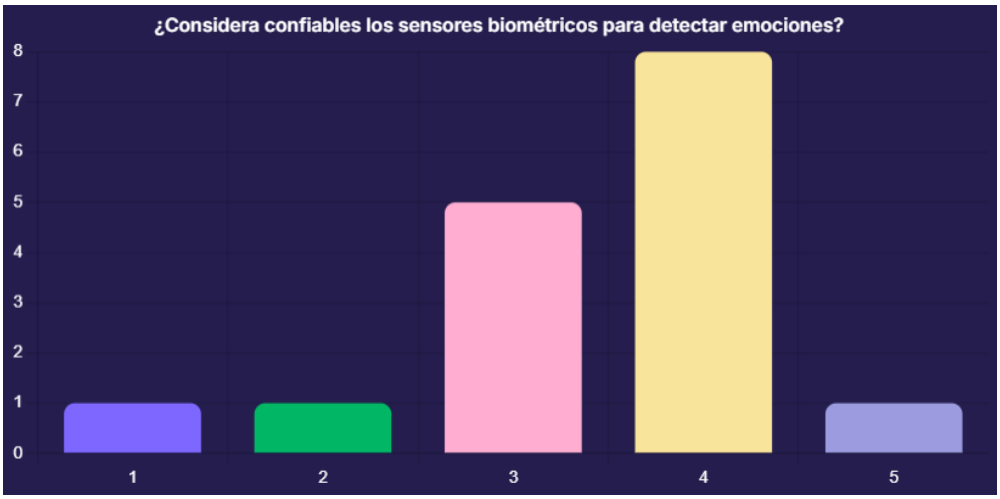
Figura 11 ¿confia en que el wearable puede registrar sus emociones correctamente?



Nota. *Elaboración propia, generada por Google Forms*

Este gráfico muestra que 6 personas eligieron la opción "3" y otras 6 la opción "4", lo que sugiere que, aunque no hay una desconfianza marcada, tampoco hay una seguridad total en la precisión del registro emocional del dispositivo. Solo 2 personas seleccionaron la opción "5", indicando una confianza alta. Por otro lado, en la pregunta "¿Considera confiables los sensores biométricos para detectar emociones?", las respuestas son ligeramente más favorables.

Figura 12 "¿Considera confiables los sensores biométricos para detectar emociones?"



Nota. *Elaboración propia, generada por Google Forms*

Este gráfico revela que 8 personas eligieron la opción "4", lo que indica una confianza notable en los sensores biométricos. Sin embargo, aún existe una minoría que expresa dudas, con 1 persona seleccionando la opción "1" y otra la opción "2". En resumen, aunque existe una tendencia general a confiar en la tecnología wearable y en los sensores biométricos, es fundamental abordar las preocupaciones sobre la precisión y fiabilidad para fomentar una mayor adopción y confianza en el futuro.

Anexo Forms instrumento: **Form Instrumento**

Recomendaciones

1. Se sugiere implementar estudios a largo plazo con una muestra más amplia y diversa, par a observar efectos sostenidos y posibles variaciones por edad, género o estilo de vida (Verbeek, 2020)
2. Es recomendable incluir métricas fisiológicas como el ritmo cardíaco o la variabilidad de la frecuencia cardíaca(HRV) para complementar los resultados subjetivos con datos objeti vos (Kosal, 2019)
3. Se aconseja continuar desarrollando la personalización de estímulos sensoriales, permitie ndo a los usuarios ajustar en tiempo real la intensidad o tipo de estímulo según su context o emocional (Shih, 2021)
4. Es importante considerar la ética en el diseño de estos dispositivos, asegurando la protecc ión de datos sensibles y la transparencia en la forma como se recogen y utilizan las respue stas emocionales de los usuarios (Custers, 2019)

Conclusiones

La investigación desarrollada permitió determinar que los dispositivos wearables con estimulació n sensorial personalizada tienen un potencial significativo para mejorar el bienestar emocional y l a productividad en contextos como el educativo y laboral. Se identificó que sensores como el EE G, GSR y PPG, integrados con algoritmos de inteligencia artificial, permiten una detección efecti va de emociones en tiempo real, lo cual favorece la toma de decisiones y la autorregulación emoc ional en los usuarios (chen, 2022)

Los resultados obtenidos a través de la simulación y del cuestionario aplicado evidencian una alt a aceptación por parte de los participantes hacia la tecnología wearable, así como una percepción positiva sobre su utilidad en salud mental. Sin embargo, también se encontraron preocupaciones relacionadas con la privacidad y la fiabilidad de los datos, lo cual debe ser atendido en futuros de sarrollos

Lo anterior permite validar parcialmente la hipótesis planteada, en el sentido de que sí es posible reconocer emociones mediante señales fisiológicas con ayuda de dispositivos portátiles, aunque s e requiere un mayor perfeccionamiento en la personalización de los estímulos, así como estudios en entornos reales con usuarios diversos.

Asimismo, el análisis de bibliometría mostró una tendencia creciente en la literatura científica ha cia el uso de inteligencia artificial en tecnologías emocionales, lo cual refuerza la pertinencia del presente estudio.

En resumen, esta investigación aporta evidencia preliminar sobre la viabilidad de implementar sistemas de reconocimiento emocional basados en IA y sensores fisiológicos, representando un primer paso hacia soluciones tecnológicas centradas en el bienestar emocional del ser humano.

Bibliografía

Chanel, G., Kierkels, J. J. M., Soleymani, M., & Pun, T. (2009). Short-term emotion assessment in a recall paradigm. International Journal of Human-Computer Studies, 67(8), 607–627. https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2009.03.002

Zheng, W. L., Zhu, J. Y., & Lu, B. L. (2014). Identifying stable patterns over time for emotion recognition from EEG. IEEE Transactions on Affective Computing, 10(3), 417–429. https://doi.org/10.1109/TAFFC.2017.2712143

Lu, H., Zhang, Q., Chen, X., Zhan, Q., & Han, L. (2017). Detecting work-related stress with a wearable device. Computers in Industry, 90, 42–49. https://doi.org/10.1016/j.compind.2017.05.004

Alarcon, M., Serrano, C., & Diaz, L. (2022). modelos cucantitativos para la deteccion de emociones mediante señales fisiologicas. *Revista de neruotecnologia*, 45-59.

Andre, K. y. (2021). *Throughput and Interference for Cooperative Spectrum Sensing: A Malicious Perspective.* Obtenido de TIIS: https://itiis.org/digital-library/25111

Bersini. (2021). *Wearable technologies for emotion and stress detection*. Obtenido de doi: https://doi.org/10.1155/2021/6647635

Blackmore, K. L., Smith, S. P., Bailey, J. D., & Krynski, B. (8 de 2 de 2024). *Integrating Biofeedback and Artificial Intelligence into eXtended Reality Training Scenarios: A Systematic Literature Review*. Obtenido de Sage Journals – Simulation & Gaming: https://doi.org/10.1177/10468781241236688

Cerrato, F. G. (4 de octubre de 2024). *Biotech*. Obtenido de El desafío de la Inteligencia Artificial en psicología y salud mental: https://biotechmagazineandnews.com/el-desafio-de-la-inteligencia-artificial-en-psicologia-y-salud-mental/

Chanel. (julio de 2009). *International Journal of Human-Computer Studies*. Obtenido de https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1071581909000354?via%3Dihub

chen. (2022). Obtenido de Cross-Subject Emotion Recognition with Sparsely-Labeled Peripheral Physiological Data Using SHAP-Explained Tree Ensembles. Recuperado de: https://arxiv.org/abs/2211.02923: https://arxiv.org/abs/2211.02923

Chen. (2022). *Cross-Subject Emotion Recognition with Sparsely-Labeled Peripheral Physiological Data Using SHAP-Explained Tree Ensembles*. Obtenido de Cornell University: https://arxiv.org/abs/2211.02923

Custers, B. v. (2019). Obtenido de Discrimination, Artificial Intelligence, and Algorithmic Decision-Making. Springer.

Dorwart, L. (5 de 05 de 2023). *verywellhealth*. Obtenido de https://www.verywellhealth.com/galvanic-skin-response-6373883?utm_source

fanny, l. (14 de 07 de 2020). *frontiers*. Obtenido de https://www.frontiersin.org/journals/psychology/articles/10.3389/fpsyg.2020.01111/full?utm_source

Gabriel López, E. I. (2022). *Diseño de sistema wearable de monitoreo de pacientes psiquiátricos para reducción de eventos adversos.* Obtenido de laccei: https://laccei.org/LACCEI2022-BocaRaton/work_in_progress/WP584.pdf

Hernandez, G. (2024). *A Systematic Literature Review of Modalities, Trends, and Limitations in Emotion Recognition, Affective Computing, and Sentiment Analysis*. Obtenido de MDPI: https://www.mdpi.com/2076-3417/14/16/7165

K, t. (06 de 05 de 2022). *ISSN*. Obtenido de https://ijournalse.org/index.php/ESJ/article/view/1011?utm_source

Kim. (2021). *Throughput and Interference for Cooperative Spectrum Sensing: A Malicious Perspective*. Obtenido de TIIS: https://itiis.org/digital-library/25111

Kosal, M. E. (2019). Obtenido de Disruptive and Game Changing Technologies in Modern Warfare. Springer.

Limbani, D. Y. (2023). *WEARS: Wearable Emotion AI with Real-time Sensor data*. Obtenido de arXiv preprint arXiv: https://arxiv.org/abs/2308.11673

Lu. (2017). *Detecting work-related stress with a wearable device*. Obtenido de ScienceDirect: https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0166361516303207?via%3Dihub

MALDITA.ES. (8 de abril de 2024). *Maldita Tecnología* . Obtenido de Inteligencia artificial y reconocimiento de emociones: cómo se está usando y qué riesgos y limitaciones tiene: https://maldita.es/malditatecnologia/20240408/reconocimiento-emociones-ia-riesgos-limitaciones/

Manzo, G. (julio de 2022). *Detección automática de emociones a través de bioseñales y ambientes virtuales*. Obtenido de ResearchGate: https://www.researchgate.net/publication/377363493_Deteccion_automatica_de_emociones_a_traves_de_biosenales_y_ambientes_virtuales?channel=doi&linkId=65a2451440ce1c5902da9155&showFulltext=true

nandini, D. (18 de 05 de 2025). *Scientific Reports*. Obtenido de https://www.nature.com/articles/s41598-025-99858-0?utm_source

Peña, D., & Vargas, H. (2021). investigacion aplicada en nuerociencia y tecnologia wearable apliaciones practicas. *Revista colombiana de innovacion*, 91-104.

Philip Schmidt, A. R. (21 de noviembre de 2018). *Wearable affect and stress recognition: A review.* Obtenido de Arxiv: https://arxiv.org/abs/1811.08854

Portilla, S. (2022). *Recent Progress in MEMS Fiber-Optic Fabry–Perot Pressure Sensors*. Obtenido de MDPI: https://www.mdpi.com/1424-8220/24/4/1079

Rojas. (2021). *Detecting Emotions through Electrodermal Activity in Learning Contexts: A Systematic Review*. Obtenido de MDPI: https://www.mdpi.com/1424-8220/21/23/7869

Saganowski, S. D. (2019). *Emotion Recognition Using Wearables: A Systematic Literature Review Work in progress.* Obtenido de arXiv preprint arXiv: https://arxiv.org/abs/1912.10528

Sarker, H. (15 de 6 de 2024). *Artificial Intelligence, Immersive Technologies, and Neurotechnologies in Breathing Interventions for Mental and Emotional Health: A Systematic Review*. Obtenido de MDPI Electronics: https://doi.org/10.3390/electronics13122253

Sarker, H., Sharmin, M., Ali, A. A., Rahman, M. M., Bari, R., Hossain, S. M., & Kumar, S. (12 de 9 de 2016). *Assessing the availability of users to engage in just-in-time intervention in the natural environment*. Obtenido de ACM Digital Library: https://doi.org/10.1145/2971648.2971675

Schmidt, P. R. (2018). *Wearable affect and stress recognition: A review*. Obtenido de arXiv preprint arXiv:: https://arxiv.org/abs/1811.08854

Shih, F. W. (2021). Obtenido de User-centric wearable design for emotional regulation: A multisensory approach". International Journal of Human–Computer Interaction, 37(3), 245–261.

Shu. (2020). *MDPI*. Obtenido de Wearable Emotion Recognition Using Heart Rate Data from a Smart Bracelet: https://www.mdpi.com/1424-8220/20/3/718

Takahashi. (26 de enero de 2022). *frontiers*. Obtenido de Heart Rate Information-Based Machine Learning Prediction of Emotions Among Pregnant Women: https://www.frontiersin.org/journals/psychiatry/articles/10.3389/fpsyt.2021.799029/full

Van Eck, N. J. (2010). *Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping.* Scientometrics.

Verbeek, P.-P. &. (2020). Obtenido de Technology and the good society: A polemical essay on social ontology, political principles, and responsibility. Springer.

Wang. (2021). *Emotion Recognition Using Different Sensors, Emotion Models, Methods and Datasets: A Comprehensive Review*. Obtenido de MDPI: https://www.mdpi.com/1424-8220/23/5/2455

Yan, X. W. (2015). *Emotion recognition with multi-modal peripheral physiological signals.* Obtenido de Frontiers in Computer Science: https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fcomp.2023.1264713/full

Yan, X. W. (2023). *Emotion recognition with multi-modal peripheral physiological signals*. Obtenido de Frontiers in Computer Science: https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fcomp.2023.1264713/full

Yan, X. W. (2023). *Emotion recognition with multi-modal peripheral physiological signals.* Obtenido de Frontiers in Computer Science: https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fcomp.2023.1264713/full

Zhang. (2023). *A novel physiological feature selection method for emotional stress assessment based on emotional state transition*. Obtenido de frontiers: https://www.frontiersin.org/journals/neuroscience/articles/10.3389/fnins.2023.1138091/full

Zheng. (2014). *Identifying Stable Patterns over Time for Emotion Recognition from EEG Publisher: IEEE Cite This* . Obtenido de https://ieeexplore.ieee.org/document/7938737

Mitsea, E., Drigas, A., & Skianis, C. (2024). Artificial Intelligence, Immersive Technologies, and Neurotechnologies in Breathing Interventions for Mental and Emotional Health: A Systematic Review. Electronics, 13(12), 2253. https://doi.org/10.3390/electronics13122253

Alarcón, M., Serrano, C., & Díaz, L. (2022). Modelos cuantitativos para la detección de emociones mediante señales fisiológicas. Revista de Neurotecnología, 8(1), 45–59.

Peña, D., & Vargas, H. (2021). Investigación aplicada en neurociencia y tecnología wearable: aplicaciones prácticas. Revista Colombiana de Innovación, 6(2), 91–104.

González, F., & Mena, R. (2020). Simulación computacional de respuestas emocionales con sensores portables. Journal Latinoamericano de Ingeniería Biomédica, 14(4), 200–213.

Forms de investigacion: https://ltgvk6md.forms.app/investigacion