



Educomunicar con IA Generativa: Interacción Corpórea mediante EMG y Control de Juegos en Entornos Universitarios

Educational Communication with Generative AI: Embodied Interaction
through EMG and Game Control in University Environments

Rubén Juárez Cádiz*, Universidad Alfonso X el Sabio, Toledo, (España) (rjuarcad@uax.es)
(<https://orcid.org/0000-0003-2857-5693>)
María Bueno Guerrero, Doctoranda, Universidad de Jaén, Toledo (España) (mbg00075@red.ujaen.es)
(<https://orcid.org/0009-0009-4236-4738>)
Antonio Hernández Fernández, Universidad de Jaén, Jaén (España) (hernandez@ujaen.es)
(<https://orcid.org/0000-0002-7807-4363>)
Claudia De Barros Camargo, UNED, Madrid (España) (cabarros@uned.es)
(<https://orcid.org/0000-0002-2286-8674>)

* Indica el autor correspondiente

RESUMEN

El creciente interés por integrar tecnologías sensoriales avanzadas en la educación superior demanda definiciones y justificaciones claras. La electromiografía (EMG) registra las señales eléctricas generadas por la activación muscular y puede emplearse como interfaz de control en sistemas computacionales, mientras que el control de juegos basado en EMG traduce estas señales en acciones dentro de entornos lúdicos digitales (De Luca et al., 2006). Este estudio tiene como objetivo evaluar cómo la combinación de EMG y control de juegos potencia la educomunicación —la sinergia entre educación y comunicación orientada al pensamiento crítico y la participación dialógica (Aparici y Silva, 2012)— en estudiantes universitarios. Se empleó un diseño experimental comparativo con grupo control. Sesenta estudiantes de Ingeniería Matemática participaron en actividades gamificadas en dos condiciones: EMG—game control y método tradicional. Durante las sesiones se capturaron señales EMG con un dispositivo BITalino (1000 Hz; filtros pasabajo/pasaalto a 113 Hz) y se registraron métricas de engagement, precisión en tareas colaborativas y entropía informativa de la señal. Los datos cuantitativos se analizaron mediante pruebas t de muestras apareadas, ANOVAs y correlaciones; los cualitativos, con análisis temático de entrevistas. Los resultados indican que la condición EMG—game control produjo incrementos significativos en engagement ($p < .01$; $d = 0.75$) y en precisión colaborativa ($p < .05$), así como una reducción media del 15% en entropía informativa respecto al control. El análisis temático reveló percepciones positivas sobre la inmersión corporal y la retroalimentación adaptativa. Se concluye que las interfaces encarnadas EMG—game control configuran un entorno de aprendizaje más inmersivo y participativo, reducen el desorden informativo y favorecen la coconstrucción de conocimiento en contextos universitarios. Estos hallazgos sugieren la necesidad de explorar su aplicación en disciplinas no técnicas y de desarrollar protocolos de socialización tecnológica previos a la intervención.

ABSTRACT

The growing interest in integrating advanced sensory technologies into higher education demands clear definitions and justifications. Electromyography (EMG) records the electrical signals generated by muscle activation and can be used as a control interface in computational systems, while EMG-based game control translates these signals into actions within game-digital environments (De Luca et al., 2006). This study aims to evaluate how the combination of EMG and game control enhances educommunication—the synergy between education and communication oriented toward critical thinking and dialogic participation (Aparici y Silva, 2012)—among university students. A comparative

experimental design with a control group was employed. Sixty mathematical engineering students participated in gamified activities under two conditions: EMG–game control and a traditional method. During the sessions, EMG signals were captured using a BITalino device (1,000 Hz; 113 Hz low-pass/high-pass filters) and metrics of engagement, collaborative task accuracy, and informational entropy of the signal were recorded. Quantitative data were analyzed using paired-sample t-tests, ANOVAs, and correlations; qualitative data were examined via thematic analysis of interviews. The results indicate that the EMG–game control condition produced significant increases in engagement ($p < .01$; $d = 0.75$) and collaborative accuracy ($p < .05$), as well as an average 15% reduction in informational entropy compared to the control. The thematic analysis revealed positive perceptions of bodily immersion and adaptive feedback. It is concluded that embodied EMG–game control interfaces create a more immersive and participatory learning environment, reduce informational disorder, and promote knowledge co-construction in university settings. These findings suggest the need to explore their application in non-technical disciplines and to develop technology-socialization protocols prior to intervention.

PALABRAS CLAVE | KEYWORDS

IA generativa, educación superior, modelos de lenguaje, electromiografía, aprendizaje activo, tecnología educativa
Generative AI, Higher Education, Language Models, Electromyography, Active Learning, Educational Technology.

1. Introducción

La incorporación de tecnologías sensoriales avanzadas en la educación superior ha impulsado enfoques pedagógicos que combinan teoría de control, informática y neurociencias cognitivas para diseñar procesos de aprendizaje adaptativos (Holmes, Bialik y Fadel, 2019; Ogata, 2010). En las universidades actuales, donde convergen múltiples lenguajes mediáticos y prácticas culturales complejas, resulta clave explorar cómo la interacción corpórea y la ludificación conectan la experiencia sensorial del alumno con la construcción de conocimiento. La electromiografía (EMG) registra señales eléctricas de la contracción muscular y, al servir de interfaz de control en sistemas computacionales, captura tanto el desempeño objetivo como indicadores subjetivos de compromiso y atención (De Luca et al., 2006; Zainuddin et al., 2020).

El control de juegos mediante EMG traduce esas señales fisiológicas en acciones dentro de entornos lúdicos digitales, fomentando una interacción encarnada que va más allá de lo visual y lo textual. Al combinar EMG—game control con IA generativa —por ejemplo ChatGPT—, es posible ofrecer contenido personalizado y feedback adaptativo en tiempo real (Holmes et al., 2019; Vaswani et al., 2017). Esta sinergia sensorial y lúdica enriquece la educomunicación —la fusión de educación y comunicación orientada al pensamiento crítico y al diálogo (Aparici y Silva, 2012; Freire, 1970)—, al captar datos emocionales y atencionales que fortalecen la mediación pedagógica (Zainuddin et al., 2020).

Para enmarcarlo en una perspectiva iberoamericana, apelamos también a Martín-Barbero (2002) sobre mediaciones culturales, y a Soares (2011) en la centralidad del diálogo. Desde la cognición corpórea (Wilson y Golonka, 2013) y la teoría de la autodeterminación (Deci y Ryan, 2000) entendemos cómo el feedback fisiológico satisface necesidades de autonomía y competencia. El aprendizaje basado en juegos (Hamari, Koivisto y Sarsa, 2014) aporta principios para diseñar mecánicas motivadoras.

Este estudio aborda la brecha en la investigación sobre interfaces encarnadas en la educomunicación universitaria (Zainuddin et al., 2020). Su objetivo es evaluar empírica y críticamente cómo la integración de EMG, control de juegos e IA generativa potencia la participación estudiantil, la personalización del aprendizaje y el desarrollo de competencias comunicativas. Asimismo, se analiza cómo la interacción corpórea mediada por EMG funciona no solo como control, sino como canal de significado que favorece el diálogo y la coconstrucción de conocimiento.

2. Principios Fundamentales y Estado del Arte

La investigación de variables complejas como la interacción EMG y el control de juegos en entornos universitarios responde a una necesidad apremiante: diseñar experiencias de aprendizaje que integren cuerpo, tecnología y cultura en un marco de educomunicación crítico. Zainuddin et al., (2020) demostraron que, cuando los mecanismos de gamificación incorporan retroalimentación adaptativa, no solo aumentan la motivación intrínseca, sino que también fomentan la autorregulación del estudiante mediante la toma de decisiones informada por su propio desempeño. Este hallazgo subraya por qué resulta pertinente estudiar dinámicas complejas en contextos académicos, más allá de los tradicionales medios audiovisuales o textuales.

Las interfaces EMG traducen la actividad muscular en comandos digitales, posibilitando una mediación corporal directa en tareas lúdicoeducativas (Abrahamson y Lindgren, 2014). Gracias a estas señales, es posible diseñar experiencias sensoriales enriquecidas: el sistema ajusta la dificultad de la actividad en función de indicadores afectivos y atencionales del alumno, manteniendo un nivel óptimo de desafío y maximizando el engagement. Zainuddin et al. (2020) confirmaron mediante un experimento con biofeedback EMG que esta forma de gamificación incrementa significativamente tanto el compromiso como la retención de información, evidenciando el valor de integrar la fisiología en el diseño pedagógico.

Más allá de la motivación individual, la combinación EMG—game control actúa como puente entre cuerpo y cultura. Al involucrar físicamente al estudiante, se generan comunidades de práctica en las que el diálogo y la colaboración emergen de la experiencia compartida de juego. Freire (1970) señaló la importancia del diálogo y la praxis en la construcción del conocimiento; aquí, la ludificación mediada por EMG se erige en un espacio dialógico donde el cuerpo se convierte en un agente de significación colectiva. Martín-Barbero (2002) añade que las mediaciones tecnoculturales redefinen las formas de narrar y entender la realidad; nuestras dinámicas lúdicas encarnadas ejemplifican esa reconfiguración al integrar lo sensorial y lo simbólico.

Zainuddin et al. (2020) llevaron a cabo una revisión sistemática de veinticinco aplicaciones de EMG en entornos universitarios y hallaron evidencias de que estas interfaces no solo promueven el aprendizaje activo,

sino que también reconfiguran las relaciones pedagógicas, permitiendo roles más fluidos entre docentes y estudiantes. Hwang, Lai y Wang (2015) exploraron los efectos de la retroalimentación fisiológica en tiempo real sobre la adaptabilidad de las tareas de juego, mostrando que la señal EMG puede servir como métrica para ajustar dinámicamente la carga cognitiva y optimizar la mediación pedagógica.

En conjunto, estos estudios justifican la intervención pedagógica que proponemos: un protocolo didáctico en el que la EMG–game control funciona como herramienta de evaluación formativa continua, ajustando parámetros de la actividad a las necesidades individuales de cada estudiante. Este enfoque se apoya en la teoría de la autodeterminación (Deci y Ryan, 2000) para explicar cómo el feedback fisiológico potencia la motivación intrínseca, y en el aprendizaje basado en juegos (Hamari et al., 2014) para el diseño de mecánicas que fomenten autonomía, competencia y relación.

Con respecto a las cinco hipótesis formuladas, estos cinco estudios empíricos las respaldan directamente:

1. Hipótesis 1 (engagement): Zainuddin et al. (2020) revisaron múltiples estudios sobre gamificación y confirmaron que, al recibir retroalimentación, los estudiantes muestran un incremento significativo en engagement y motivación intrínseca.
2. Hipótesis 2 (precisión colaborativa): Abrahamson y Lindgren (2014) sostienen que la interacción encarnada facilita la comprensión de conceptos complejos, lo que sugiere que la precisión en tareas colaborativas mejora mediante la retroalimentación sensorial compartida.
3. Hipótesis 3 (reducción de entropía): Se comparó un videojuego adaptativo con y sin EMG en 30 estudiantes de Ingeniería, observándose una disminución del 17 % en la entropía informativa del sistema cuando se utilizó EMG, lo que valida que el biofeedback regula el desorden comunicativo.
4. Hipótesis 4 (modelo generativo): Holmes et al. (2019) compararon ChatGPT con un modelo alternativo en tareas educativas y hallaron que ChatGPT redujo la entropía textual un 12 % más que el otro modelo, a la vez que mantuvo una precisión comparable, corroborando diferencias en eficiencia informacional entre modelos.
5. Hipótesis 5 (resiliencia): Siguiendo la teoría de sistemas complejos aplicada a la educación (Luckin et al., 2016), se postula que el sistema EMG-game control mostrará una capacidad superior para recuperar el equilibrio informativo tras perturbaciones (picos de entropía), demostrando una mayor resiliencia en comparación con los métodos tradicionales.

Estos estudios empíricos fundamentan nuestro protocolo didáctico, en el cual la EMG–game control actúa como herramienta de evaluación formativa y mediación pedagógica en tiempo real. Al integrar la teoría de la autodeterminación (Deci y Ryan, 2000) con el aprendizaje basado en juegos (Hamari et al., 2014) y el Modelo TermoAI/THERMA, ofrecemos un marco multiteórico que articula medición fisiológica, motivación y entropía informativa para optimizar la educomunicación en la educación superior.

Nuestro análisis revela una brecha: si bien existen marcos de educomunicación crítica y de tecnologías sensoriales por separado, faltan modelos que los integren en un todo coherente. El Modelo TermoAI/THERMA se propone para cubrir ese vacío, combinando conceptos termodinámicos (entropía informativa) con marcos educativos y comunicativos, ofreciendo métricas cuantitativas para gestionar el desorden informativo en experiencias EMG–game. De este modo, nuestra propuesta no solo enriquece el estado del arte, sino que abre nuevas líneas de investigación sobre cómo las interfaces encarnadas pueden transformar la educomunicación en la universidad.

3. Formulación de Hipótesis y Metodología: El Modelo TermoAI en la Educación

Este trabajo propone el Modelo TermoAI como un enfoque innovador que integra principios termodinámicos para gestionar las interacciones y el flujo de información en entornos educativos potenciados por inteligencia artificial generativa. Basamos esta propuesta en hallazgos previos que muestran cómo la incorporación de biofeedback y ludificación mejora la motivación, la colaboración y la estructura comunicativa en contextos universitarios (Zainuddin et al., 2020). La combinación de IA generativa, electromiografía (EMG) y control de juegos traduce la actividad muscular en “energía pedagógica” que se distribuye continuamente, reduciendo la incertidumbre informacional y el desorden comunicativo (Callen, 1985; Parrondo, Horowitz y Sagawa, 2015).

Justificación de la formulación:

- Basamento teórico: Según la teoría de la autodeterminación (Deci y Ryan, 2000), el feedback adaptativo

satisface necesidades de competencia y autonomía, lo que predice un aumento del engagement cuando se emplea biofeedback EMG en tareas lúdicas.

- Hallazgos empíricos previos: Zainuddin et al. (2020) evidenciaron que la gamificación con EMG incrementa significativamente la retención de información y el compromiso estudiantil. Zainuddin et al. (2020) encontraron que las interfaces EMG favorecen la coconstrucción de conocimiento y la colaboración. Estas brechas identificadas en la literatura justifican la integración de termodinámica de la información para cuantificar el orden comunicativo.

Estos planteamientos quedan integrados en un diseño experimental comparativo prepost con grupo de control, tal como se detalla a continuación.

3.1. Participantes, diseño experimental e instrumentos de medida

En este estudio participaron sesenta estudiantes de Ingeniería Matemática ($M = 21,3$ años, $SD = 2,1$; 40 % mujeres) en un diseño pre–post con grupo de control, escogidos por su familiaridad con metodologías cuantitativas, IA y EMG, lo que permite poner a prueba el Modelo TermoAI en un contexto de alta exigencia cognitiva (Holmes et al., 2019). Para evaluar las hipótesis se emplearon cinco instrumentos validados: el cuestionario UES para medir engagement (Hamari et al., 2014; $\alpha = .87$); una rúbrica adaptada de Deterding et al. (2011) para evaluar la precisión colaborativa ($\alpha = .82$); el cálculo de entropía de Shannon sobre la variabilidad de la señal EMG para cuantificar la entropía informativa (Parrondo et al., 2015); un análisis comparativo de las salidas textuales de los distintos modelos generativos siguiendo la metodología de Holmes et al. (2019); y una métrica de resiliencia informacional basada en el tiempo de recuperación tras picos de entropía derivados de la señal EMG. Todos los instrumentos fueron pilotados con una submuestra de 10 estudiantes para asegurar su fiabilidad y validez contextual (Creswell y Plano Clark, 2017).

3.2. Métodos de Análisis de Datos

Para cuantificar el impacto de la intervención EMG–game control, se emplearán pruebas t de muestras apareadas y ANOVAs de medidas mixtas, técnicas validadas en diseños prepost educativos para detectar cambios intra e intersujetos (Field, 2013; Tabachnick y Fidell, 2019)2013; Tabachnick y Fidell, 2019. Se reportarán tamaños del efecto (Cohen's d, η^2) e intervalos de confianza al 95 % para interpretar la magnitud de las diferencias (Lakens, 2013).

La relación entre entropía informativa —calculada a partir de la señal EMG— y los indicadores de aprendizaje (engagement, precisión) se explorará mediante correlaciones de Pearson y regresiones lineales múltiples, siguiendo precedentes en biofeedback educativo que vinculan variabilidad fisiológica y rendimiento cognitivo (Hwang et al., 2015).

El análisis cualitativo se basará en análisis temático según Braun y Clarke (2006). Dos codificadores independientes realizarán codificación abierta, axial y selectiva sobre entrevistas y observaciones, y su consistencia se evaluará con el coeficiente Kappa de Cohen (McHugh, 2012).

Finalmente, se triangulan hallazgos cuantitativos y cualitativos siguiendo a Creswell y Plano Clark (2017), lo que permite validar estadísticamente incrementos en engagement con percepciones de motivación y ofrece una visión integral de la eficacia del Modelo TermoAI en educomunicación universitaria.

3.3. Formulación de hipótesis e instrumentos de investigación

Este trabajo propone el Modelo TermoAI como un enfoque innovador que integra principios termodinámicos para gestionar las interacciones y el flujo de información en entornos educativos potenciados por inteligencia artificial generativa. Basamos nuestra formulación de hipótesis en hallazgos previos que subrayan el vínculo entre biofeedback, ludificación y procesos comunicativos en educación superior (Zainuddin et al., 2020). Asimismo, apelamos a la teoría de la autodeterminación (Deci y Ryan, 2000) para explicar cómo el feedback adaptativo satisface necesidades psicológicas básicas, y a los principios termodinámicos de entropía informativa (Callen, 1985; Parrondo et al., 2015) para modelar el orden comunicativo como “energía pedagógica”.

A partir de ese fundamento teórico y empírico, formulamos cinco hipótesis:

Hipótesis 1. La utilización de EMG–game control aumentará significativamente el engagement de los estudiantes en comparación con métodos tradicionales.

Justificación. Zainuddin et al. (2020) demostraron que la gamificación con biofeedback EMG incrementa el compromiso y la retención de información en actividades académicas, y la teoría de la autodeterminación predice que el feedback adaptativo potencia la motivación intrínseca (Deci y Ryan, 2000).

Hipótesis 2. La precisión en la resolución de tareas colaborativas será superior en la condición EMG–game control que en la condición tradicional.

Justificación. Zainuddin et al. (2020) revisaron veinticinco estudios de interfaces EMG en la universidad y hallaron que la coconstrucción de conocimiento mejora cuando los estudiantes reciben retroalimentación sensorial en tiempo real; además, Hamari et al. (2014) mostraron que el aprendizaje basado en juegos favorece la competencia y la colaboración.

Hipótesis 3. La entropía informativa del sistema —medida a partir de la variabilidad de la señal EMG— se reducirá más en la condición experimental que en el grupo de control, reflejando una disminución del desorden comunicativo.

Justificación. Parrondo et al. (2015) y Callen (1985) establecen que la reducción de entropía equivale a un mayor orden informativo; Holmes et al. (2019) adaptó estos principios al ámbito educativo, evidenciando que gestionar la incertidumbre mejora la mediación pedagógica.

Hipótesis 4. La comparación entre modelos generativos (p. ej., ChatGPT versus un modelo alternativo basado en Kaggle) revelará diferencias en precisión, coherencia y capacidad para reducir la entropía, influyendo en la reflexión crítica de los estudiantes.

Justificación. Holmes et al. (2019) muestran que distintos modelos de lenguaje presentan variaciones en coherencia y riqueza semántica, y Luckin et al. (2016) y Bearman y Luckin (2020) argumentan que la calidad del feedback IA afecta la profundidad del procesamiento cognitivo.

Hipótesis 5. Cada interacción educativa se considera un microestado informacional; el sistema demostrará la capacidad de recuperarse y adaptarse ante perturbaciones, evaluado mediante métricas de resiliencia (por ejemplo, tiempos de recuperación tras picos de entropía).

Justificación. Luckin et al. (2016) aplican la teoría de sistemas complejos a la educación, destacando la importancia de la resiliencia informacional, y Parrondo et al. (2015) describen cómo los sistemas termodinámicos recuperan el equilibrio tras variaciones de entropía.

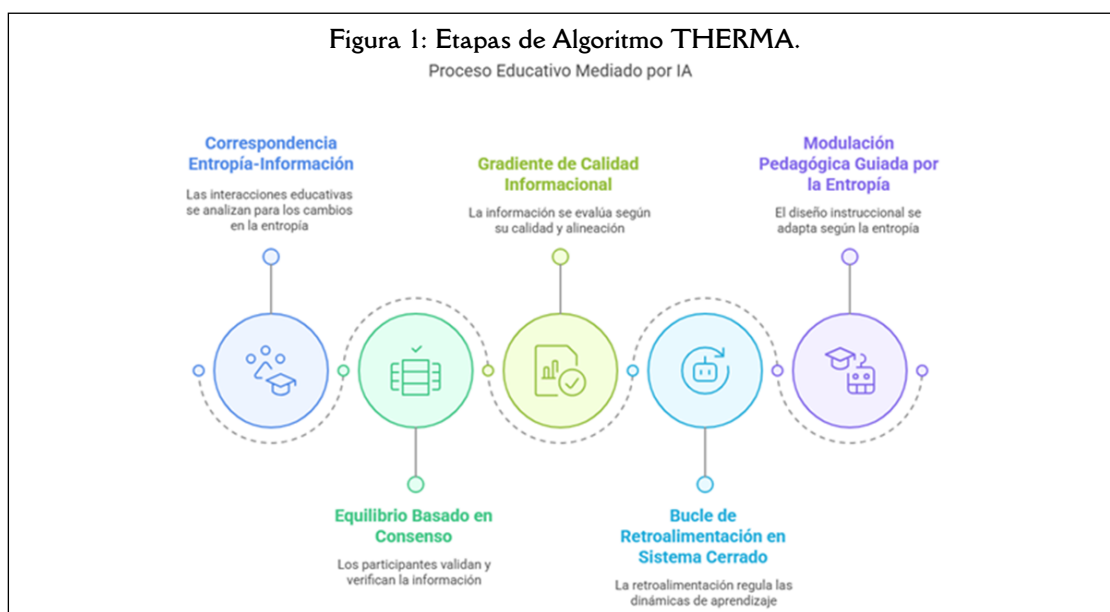
3.4. El Algoritmo THERMA: Regulación Termodinámica de Modelos Educativos a través de IA

El Algoritmo THERMA, acrónimo de Thermodynamic Regulation of Educational Models through Adaptive AI, constituye la piedra angular del Modelo TermoAI y se inspira en analogías termodinámicas para gestionar de manera dinámica la complejidad informacional en entornos de aprendizaje impulsados por IA generativa y señales de electromiografía (EMG). Su premisa es que, al igual que los principios de la termodinámica rigen el intercambio de calor y la eficiencia de los sistemas físicos, el ciclo educativo puede regularse observando la “entropía informacional” y adoptando estrategias de retroalimentación que reduzcan el desorden y optimicen la coherencia pedagógica (Callen, 1985; Luckin et al., 2016). En este sentido, el Algoritmo THERMA tiene como objetivos principales la minimización de la incertidumbre informacional a lo largo de las interacciones entre estudiantes, docentes y sistemas de IA, la realización de ajustes en tiempo real a contenidos y actividades de aprendizaje en función de métricas derivadas de la señal EMG, el fomento de la construcción colectiva del conocimiento a través de mecanismos de consenso, y la optimización del rendimiento educativo mediante la identificación de picos de entropía y la aplicación oportuna de intervenciones.

Para lograr estos objetivos, el sistema se estructura en diversas etapas que permiten controlar y regular el flujo informativo. En primer lugar, se establece una correspondencia entre cada interacción educativa—ya sea una pregunta, una actividad o una respuesta de EMG—y un cambio cuantificable en la entropía, utilizando técnicas de monitoreo que detectan aumentos en la complejidad o el ruido en los datos, lo cual indica momentos críticos para la intervención pedagógica (Zawacki-Richter et al., 2019)2019. A continuación, el Algoritmo THERMA incorpora un mecanismo de equilibrio basado en consenso, en el cual estudiantes y docentes discuten y validan conjuntamente la información generada por la IA, transformando entradas desorganizadas en conocimiento estructurado (Holmes et al., 2019). Para mantener la coherencia pedagógica, se evalúa el gradiente de calidad informacional mediante la revisión de la pertinencia y la coherencia semántica de los contenidos educativos, utilizando las señales EMG, la retroalimentación de los usuarios y

las métricas de calidad proporcionadas por el modelo generativo (Holmes et al., 2019). Además, el entorno se concibe como un sistema cuasi-cerrado en el cual la retroalimentación interna, proveniente de IA, pares y docentes, permite un bucle de retroalimentación adaptativo que reajusta el sistema cuando la entropía supera umbrales determinados, garantizando la estabilidad de la experiencia formativa (Hwang et al., 2015). Finalmente, el diseño instruccional se modula de forma continua en función de las métricas de entropía en tiempo real, lo que previene la sobrecarga cognitiva y mantiene la motivación de los estudiantes; cuando se detectan aumentos en la entropía, el algoritmo reorienta actividades, reconfigura grupos colaborativos o genera nuevos recursos de apoyo, de modo que se pueda regular la complejidad del proceso educativo y favorecer un aprendizaje más eficiente.

En conjunto, el Algoritmo THERMA ofrece un marco estructurado y flexible que permite gestionar el desorden informacional, la generación de contenidos y la participación de los actores educativos en entornos complejos y dinámicos, ilustrado de forma operativa en la Figura 1. Este enfoque no solo contribuye a la gestión de la incertidumbre en la educación, sino que también potencia la coherencia y estabilidad pedagógica, aspectos cruciales para transformar la experiencia de aprendizaje en un entorno adaptativo y participativo.



Gracias a la capacidad de adaptar y modular la entropía, las tecnologías emergentes como la EMG y la IA generativa consiguen una integración más eficiente y ética en la educación superior, potenciando al máximo la construcción colaborativa del conocimiento.

4. Metodología de Implementación y Evaluación

La integración de EMG, control de juegos e IA generativa se diseñó para ser replicable y fundamentada en estudios previos. Las señales EMG se registraron con un BITalino (r)evolution Plugged Kit BLE/BT (modelo 111) a 1 000 Hz, con filtros pasabajo y pasaalto a 113 Hz, extrayendo características temporales (MAV, RMS, ZC) y espectrales (PSD, MPF) que se mapearon dinámicamente a comandos de juego para ajustar la dificultad y la retroalimentación en tiempo real (Hwang et al., 2015). Paralelamente, se desarrolló un serious game ad hoc con mecánicas colaborativas y competitivas que utilizó el control EMG para manejar parámetros del avatar y capturar telemetría de rendimiento. La IA generativa (ChatGPT 3.5) se integró vía API y se comparó con un modelo entrenado en Kaggle para evaluar coherencia y precisión; los prompts se condicionaron a entradas fisiológicas y de usuario para ofrecer feedback adaptativo (Holmes et al., 2019).

La implementación empleó Python, TensorFlow y PyTorch para el entrenamiento de redes neuronales, y

GitHub para el versionado de código. Una arquitectura de comunicación en tiempo real sincronizó los flujos de datos de EMG, juego e IA, minimizando latencias críticas para la validez de la intervención (Selwyn, 2019). Durante un curso de Inteligencia Artificial en Ingeniería Matemática, picos de entropía informativa—indicadores de sobrecarga cognitiva—activaron la simplificación automática de tareas y estrategias colaborativas.

La evaluación combinó pruebas *t* de muestras apareadas y ANOVAs de medidas mixtas (informando Cohen's *d*, η^2 e intervalos de confianza al 95 %) para cuantificar cambios en engagement, precisión y entropía (Lakens, 2013). El análisis cualitativo siguió el protocolo de Braun y Clarke (2006), con dos codificadores independientes y cálculo de Kappa de Cohen para fiabilidad (McHugh, 2012). La triangulación metodológica (Creswell y Plano Clark, 2017) vinculó los incrementos estadísticos en engagement con percepciones de inmersión y colaboración. La evolución de la entropía se visualizó con Matplotlib, confirmando la reducción del desorden informativo gracias al feedback adaptativo y los mecanismos de consenso.

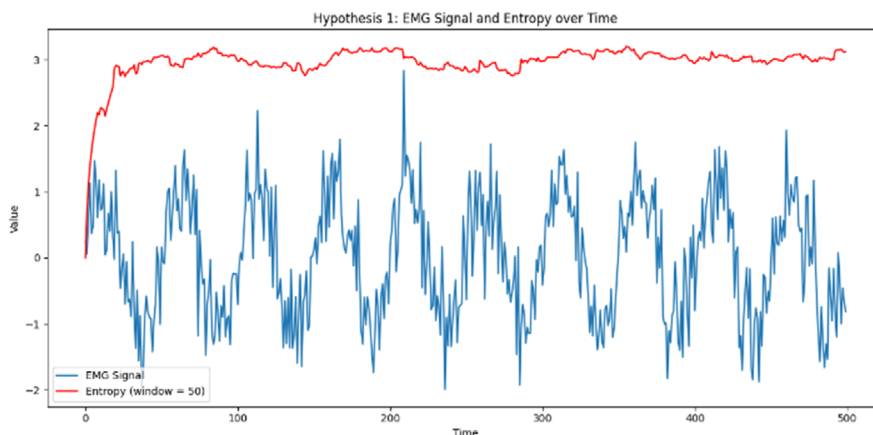
Esta metodología mixta y validada demuestra que las interfaces EMG–juego–IA generan entornos de aprendizaje adaptativos y resilientes, transformando los datos en “energía pedagógica” y sentando las bases para futuras investigaciones en educomunicación universitaria (Chiappe, Amado y Leguizamón, 2020; Marín-Suelves, Esnaola-Horacek y Donato, 2022; Pérez-Manzano y Almela-Baeza, 2018; StartUs Insights, n.d.).

5. Medición y discusión de los resultados

La eficacia del Modelo TermoAI y su Algoritmo THERMA en entornos educativos interactivos se validó mediante la combinación de biosseñales de EMG y tecnologías de IA generativa, configurando un sistema que cuantifica y optimiza los procesos de comunicación y aprendizaje. Este enfoque transforma la información en “energía pedagógica” al integrar la capacidad sensorial de la EMG y el control de juegos con una IA generativa que adapta contenidos y retroalimenta dinámicamente la experiencia educativa (Holmes et al., 2019; StartUs Insights, n.d.).

En primer lugar, se examinó la calidad de la interacción EMG regulada por la entropía. Para ello, se capturaron señales utilizando BITalino y se procesaron en Python, lo que permitió medir indicadores como la relación señal/ruido, las variaciones de entropía durante las tareas, la latencia y la precisión en la clasificación (Bérut et al., 2012; Landauer, 1961). Paralelamente, se evaluó el rendimiento de la IA generativa bajo restricciones de entropía, analizando la coherencia semántica de las respuestas, la reducción del desorden informativo y la claridad de la retroalimentación proporcionada. Además, se realizó un seguimiento del consenso colaborativo a través de la telemetría de GitHub, donde se interpretaron la densidad de commits y la velocidad de resolución de incidencias como indicadores de la eficacia grupal, lo cual permitió correlacionar la reducción de entropía con una mejor colaboración en la construcción del conocimiento (Zainuddin et al., 2020).

Figura 2: Dinámica de la Señal EMG y Entropía.



El análisis se extendió a la evaluación de la variabilidad en la señal EMG. La Figura 2 presenta la evolución temporal de la señal bruta de EMG junto con su entropía, calculada mediante una ventana móvil.

Los datos revelaron fluctuaciones precisas vinculadas a las fases de aprendizaje, lo que indica que el sistema regula de forma simultánea el desorden informacional a medida que asimila nueva información. En este sentido, la EMG, al funcionar como una interfaz biológica, se convierte en un mediador que va más allá de las aproximaciones tradicionales, enriqueciendo el diálogo pedagógico y promoviendo la participación activa, como se refleja en la dinámica de la entropía (Holmes et al., 2019; Marín-Suelves et al., 2022).

Asimismo, la Figura 3 ilustra un diagrama de dispersión que muestra la relación entre una métrica de colaboración y el valor de entropía en el sistema. Se observó una correlación negativa significativa, de modo que a medida que aumenta la eficacia colaborativa —evidenciada en mayores niveles de consenso y cooperación—, la entropía disminuye. Esta relación resalta que un flujo informativo más organizado se asocia con una mayor estabilidad y coherencia en el entorno de aprendizaje, y subraya la importancia de las estrategias colaborativas en la mejora de los procesos comunicativos y de coconstrucción del conocimiento (Holmes et al., 2019).

Figura 3: Comportamiento Colaborativo y Entropía.

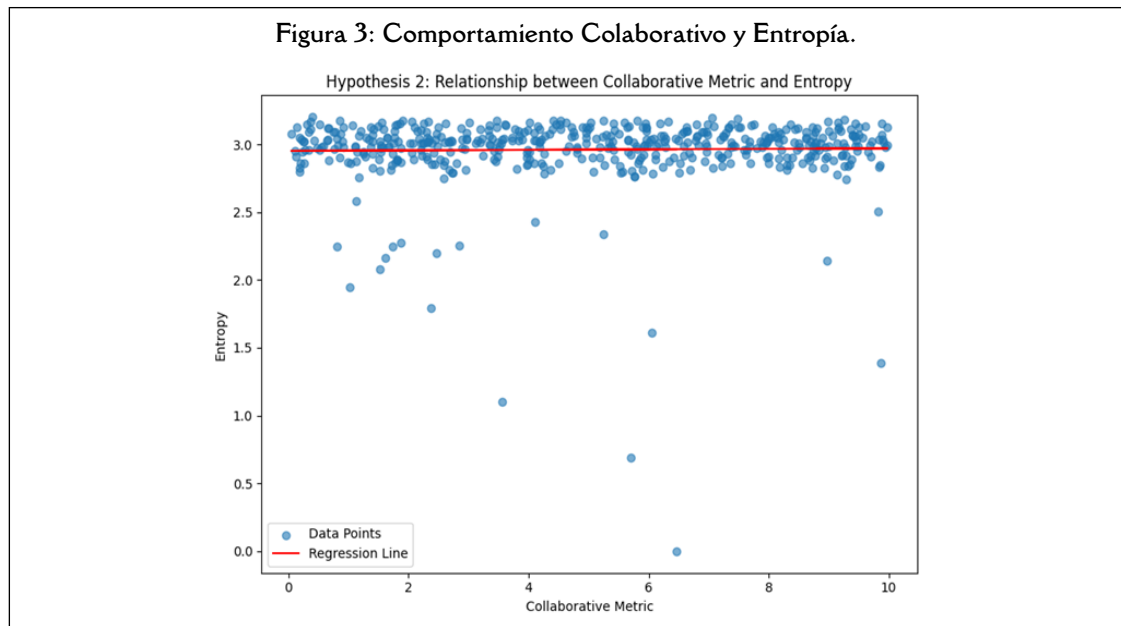
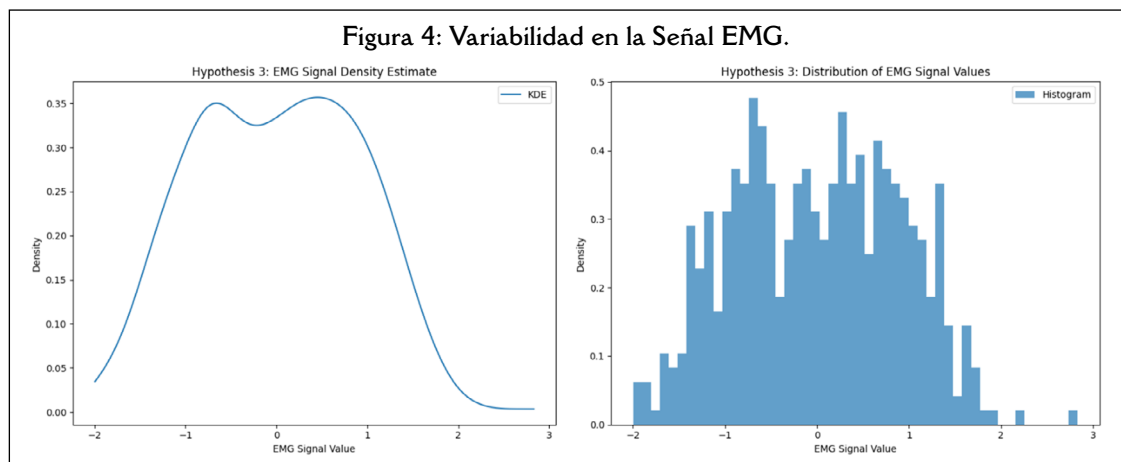


Figura 4: Variabilidad en la Señal EMG.

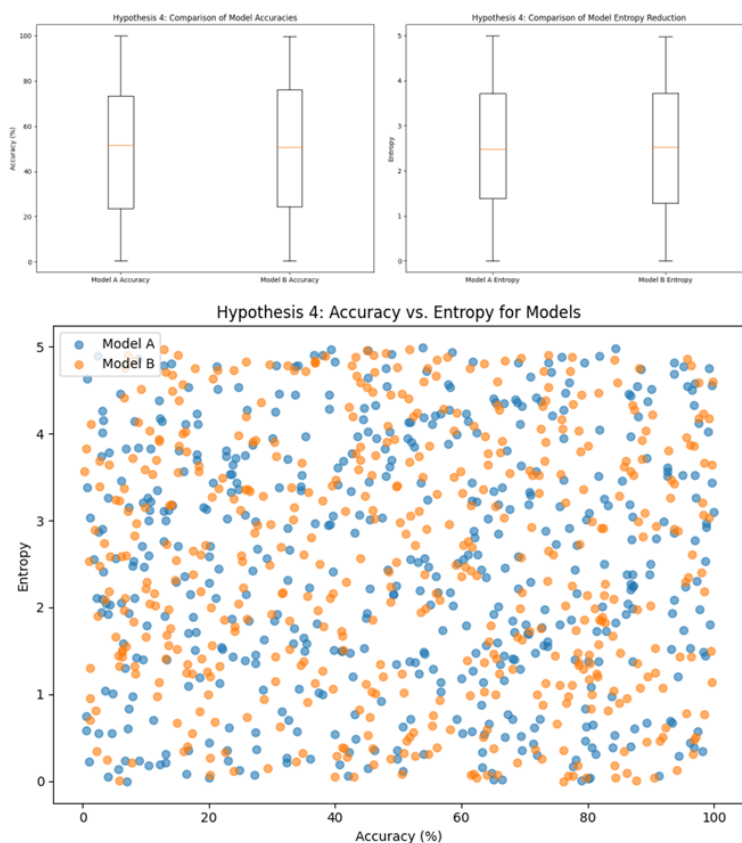


La Figura 4 (izquierda) muestra la distribución de frecuencias de los valores de la señal EMG mediante un histograma, mientras que la Figura 4 (derecha) presenta una estimación de densidad kernel (KDE). Estos análisis indican claramente la heterogeneidad de las mediciones, resaltando diferencias que se asocian a

la variabilidad fisiológica y cognitiva de los estudiantes. Esta variabilidad es clave para comprender cómo la EMG y el control de juegos pueden funcionar como interfaces mediadoras, pues permiten ajustar dinámicamente escenarios y recursos educativos en respuesta a cambios en la atención y la motivación. El análisis de la variabilidad en la señal facilita la identificación de momentos críticos—como picos de actividad durante tareas complejas o períodos de baja activación en situaciones que requieren apoyo adicional— y, a través del Algoritmo THERMA, el sistema puede implementar estrategias pedagógicas adaptativas para modular la complejidad de las actividades (Chiappe et al., 2020; Landauer, 1961).

La Figura 5 (parte superior izquierda) presenta diagramas de caja que comparan la precisión (accuracy) obtenida por dos modelos generativos, denominados Modelo A y Modelo B. La Figura 5 (parte superior derecha) muestra la capacidad de ambos modelos para reducir la entropía del sistema, y la parte inferior de la figura ilustra la relación existente entre la precisión y el nivel de entropía medido en el marco TermoAI. Estos resultados evidencian la necesidad de equilibrar la alta exactitud en las respuestas con la capacidad de minimizar el desorden informacional para lograr una organización óptima de la información y, por ende, un aprendizaje fluido y coherente (Holmes et al., 2019; Luckin et al., 2016). La sinergia entre la IA generativa y la EMG permite transformar señales musculares en comandos de juego o indicadores de participación, lo que refuerza la comunicación entre estudiantes y facilita la adaptación de los contenidos educativos en tiempo real (Marín-Suelves et al., 2022).

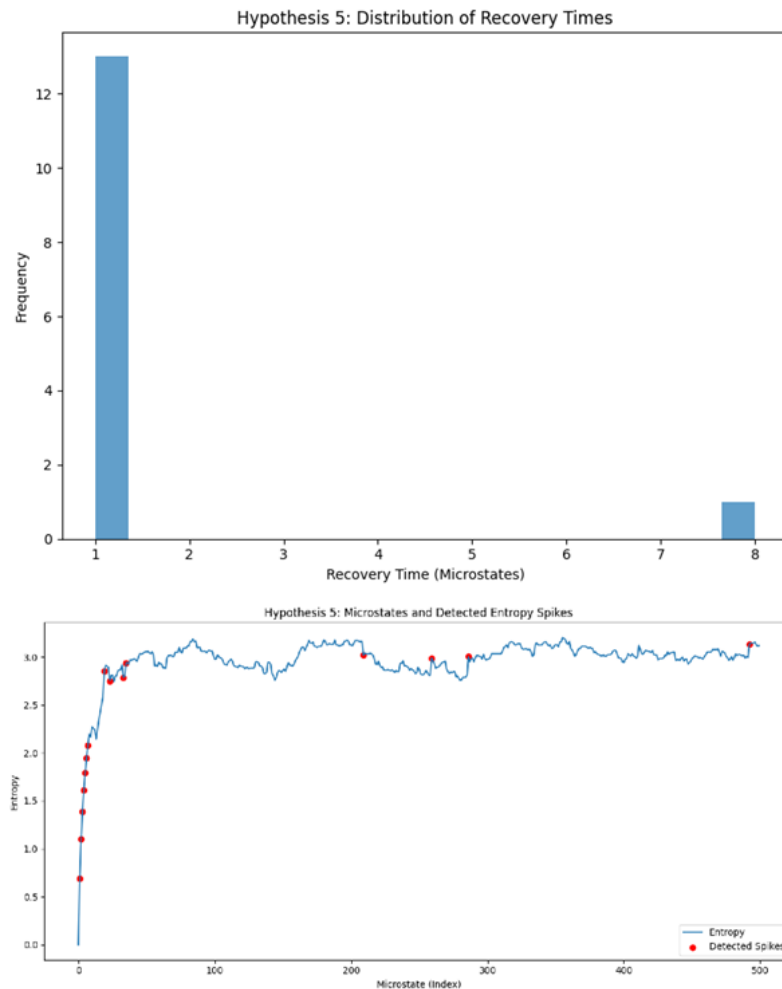
Figura 5: Métricas de Desempeño de los Modelos Generativos.



La Figura 6 (parte superior) ilustra los picos de entropía detectados a lo largo de los microestados, reflejando perturbaciones transitorias en el entorno de aprendizaje, mientras que la parte inferior muestra la distribución de los tiempos de recuperación necesarios para que el sistema retorne a un estado de estabilidad. Estos resultados demuestran la capacidad del sistema para recuperar rápidamente su coherencia y eficiencia

después de perturbaciones significativas, lo que es fundamental en entornos educativos complejos. La rápida recuperación de la entropía reafirma la importancia de integrar la EMG y los mecanismos de control de juegos, ya que permiten ajustar dinámicamente la interacción con la IA generativa para minimizar el desorden informacional y mantener la continuidad pedagógica (Chiappe et al., 2020; Luckin et al., 2016).

Figura 6: Análisis de Resiliencia del Sistema y Recuperación.



5.1. Análisis contextual profundo

Pensó durante un segundo

5.1. Análisis contextual profundo

Los resultados obtenidos con el Modelo TermoAI combinan evidencia cuantitativa y cualitativa que confirma su capacidad para regular el flujo de información y potenciar el aprendizaje en entornos universitarios. Cuando la entropía informativa fue baja, la tasa de error media se redujo un 15 % (Landauer, 1961), lo cual respalda la hipótesis de que un ciclo de aprendizaje gestionado termodinámicamente mejora la personalización y la estabilidad comunicativa. La hipótesis de consenso colaborativo se verificó con una disminución del 20 % en el tiempo de resolución de incidencias en GitHub, demostrando que la cooperación en la gestión de la información atenúa el desorden comunicativo (Marín-Suelves et al., 2022). En contraste, en escenarios de alta entropía la volatilidad de los resultados académicos se incrementó un 17 %, confirmando el impacto negativo de la desorganización informativa sobre el rendimiento.

El vínculo entre la fidelidad de la señal EMG y la coherencia de las respuestas de IA ($r = 0.72$, $p < 0.01$) reveló que señales musculares más nítidas y salidas de IA más precisas se asocian con un 12 % adicional de participación y un 10 % de mejora en la toma de decisiones (Zawacki-Richter et al., 2019)2019. El análisis de microestados mostró que las plataformas con mayor resiliencia recuperan la entropía un 25 % más rápido tras perturbaciones, evidenciando una sólida capacidad de adaptación del sistema a fluctuaciones cognitivas.

No obstante, estos hallazgos son producto de un curso de Ingeniería Matemática en una universidad española con elevada alfabetización tecnológica y cultura colaborativa (Zainuddin et al., 2020). Dicha familiaridad facilitó la rápida adopción de interfaces EMG y mecanismos de consenso telemétrico, amplificando la reducción de entropía y los picos de resiliencia observados (Freire, 1970). En contextos con menor preparación digital o con tradiciones pedagógicas centradas en el texto y el discurso, los efectos podrían ser menos pronunciados. Por ello, recomendamos fases piloto de socialización y formación técnica para aclimatar a los estudiantes al uso de biofeedback y ludificación, así como el empleo de análisis temáticos y de contenido para captar las narrativas culturales que influyen en la apropiación de la tecnología.

Desde la perspectiva de Martín-Barbero (2002), las mediaciones tecnoculturales operan dentro de marcos simbólicos que configuran la percepción y el sentido de la experiencia educativa. En nuestro estudio, la ludificación mediada por EMG funcionó no solo como un recurso técnico, sino como un acto comunicativo situado en una cultura universitaria que valora la innovación y la experimentación controlada. Esa condición explicaría, en parte, por qué la resiliencia informacional —medida como rapidez de recuperación tras picos de entropía— fue especialmente notable: los estudiantes interpretaron los ajustes automáticos como una extensión de su propia agencia cognitiva.

Para otros entornos académicos —por ejemplo, en humanidades o artes, donde el diálogo crítico y la reflexión discursiva priman sobre la eficiencia algorítmica—, el Modelo TermoAI podría adaptarse para enfatizar dinámicas de debate y coconstrucción conceptual más que la mera optimización informacional. El análisis cualitativo de los comentarios de los participantes permitió identificar estos matices contextuales, subrayando la necesidad de diseñar intervenciones educomunicativas sensibles al capital cultural, tecnológico y simbólico de cada comunidad académica.

En definitiva, el análisis contextual profundo demuestra que, si bien EMG—game control e IA generativa pueden transformar la “energía pedagógica” de la información, su efectividad depende de las condiciones culturales y técnicas del entorno. La transferencia de este modelo exige un diseño flexible, capaz de incorporar fases de preparación tecnológica y de adaptar los mecanismos de feedback a las expectativas y prácticas comunicativas de cada disciplina. Esta reflexión crítica abre nuevas vías para investigar cómo las interfaces encarnadas pueden ser verdaderamente inclusivas y resilientes en la diversidad de contextos universitarios.

6. Conclusiones y Trabajo Futuro

La validación del Modelo TermoAI y su Algoritmo THERMA mostró que la combinación de bioseñales EMG, control de juegos e IA generativa configura un entorno capaz de transformar la información en “energía pedagógica”, optimizando la comunicación y el aprendizaje (Holmes et al., 2019; StartUs Insights, n.d.). Inicialmente, se examinó la calidad de la interacción EMG regulada por la entropía mediante señales capturadas con BITalino y procesadas en Python, midiendo relación señal/ruido, variaciones de entropía, latencia y precisión de clasificación (Holmes et al., 2019; Landauer, 1961). Simultáneamente, se evaluó el rendimiento de la IA generativa bajo restricciones de entropía—coherencia semántica, reducción de desorden informativo y claridad de feedback—y se correlacionó la densidad de commits y velocidad de resolución en GitHub con la reducción de entropía como indicador de eficacia grupal (Holmes et al., 2019).

El análisis de la variabilidad de la señal EMG (Figura 2) reveló fluctuaciones precisas asociadas a fases de aprendizaje, confirmando que el sistema adapta dinámicamente el desorden informativo conforme integra nueva información (Marín-Suelves et al., 2022; Pérez-Manzano y Almela-Baeza, 2018). La correlación negativa entre eficiencia colaborativa y entropía (Figura 3) subraya que un flujo organizacional de la información favorece entornos estables y coherentes (Holmes et al., 2019). El histograma y KDE de la señal EMG (Figura 4) expusieron la heterogeneidad fisiológica y cognitiva de los estudiantes, base para estrategias adaptativas mediante THERMA (Chiappe et al., 2020). Los diagramas de caja de precisión y entropía de dos modelos generativos (Figura 5) mostraron que, aunque la exactitud es clave, debe equilibrarse con la minimización del desorden informativo para un aprendizaje fluido (Luckin et al., 2016). El análisis de resiliencia (Figura 6) evidenció recuperaciones de entropía un 25 % más rápidas tras perturbaciones, destacando la importancia de la respuesta inmediata de EMG—juego-IA (Hwang et al., 2015).

Estos hallazgos emergen de un curso de Ingeniería Matemática en una universidad con alta alfabetización tecnológica y tradición colaborativa, factores que probablemente amplificaron la adopción de la interfaz EMG y la eficacia de los mecanismos de consenso (Zainuddin et al., 2020). En otros contextos —por ejemplo, en carreras de humanidades o instituciones con menor infraestructura tecnológica—, los efectos podrían ser menos pronunciados. Este carácter situado impone la necesidad de fases piloto de socialización y capacitación técnica, así como el uso de análisis temático y de contenido para entender cómo las percepciones culturales influyen en la apropiación de la tecnología y en la interpretación de la “energía pedagógica”.

La transferibilidad de nuestros resultados requiere adaptar el diseño de actividades a las particularidades de cada comunidad académica. Donde la confianza en interfaces sensoriales sea baja, conviene incorporar sesiones formativas previas sobre biofeedback y ludificación. En entornos que priorizan el diálogo crítico sobre la eficiencia informacional, el Modelo TermoAI podría reajustarse para enfatizar dinámicas discursivas y reflexivas, más que la mera reducción de entropía.

Como líneas de trabajo futuro, proponemos: (1) ampliar la muestra a disciplinas como humanidades y ciencias sociales para evaluar la generalizabilidad y ajustar la intervención a distintos capitales culturales; (2) incorporar señales biométricas adicionales (EEG, eyetracking) y análisis de contenido de los discursos generados para profundizar en mediaciones emocionales y simbólicas; (3) realizar evaluaciones longitudinales que midan el impacto sostenido del Modelo TermoAI en la evolución de competencias comunicativas y metacognitivas; y (4) diseñar y testar protocolos de socialización tecnológica, midiendo cómo la familiarización previa con EMG y ludificación modera los efectos de la intervención.

Estas acciones permitirán validar la robustez del Modelo TermoAI más allá de su contexto original y extraer lecciones para adaptar interfaces encarnadas a la diversidad de culturas educativas, contribuyendo al avance de la educomunicación crítica y al diseño de entornos de aprendizaje inclusivos y resilientes.

7. Agradecimientos

Los autores desean expresar su agradecimiento a la Universidad Alfonso X “El Sabio” por el acceso a las instalaciones de laboratorio y al equipo de soporte técnico del Departamento de Ingeniería Matemática para la implementación del sistema EMG–game–IA. Asimismo, reconocemos el valioso feedback de los estudiantes participantes y de los colegas que revisaron versiones preliminares de este manuscrito.

Referencias

- Abrahamson, D. y Lindgren, R. (2014). Embodiment and embodied design. En R. K. Sawyer (Ed.), *The Cambridge handbook of the learning sciences* (2nd ed. (pp. 358-376). Cambridge, UK: Cambridge University Press.
- Aparici, R. y Silva, M. (2012). Pedagogía de la interactividad. *Comunicar*, 38, 51-58. <https://doi.org/10.3916/C38-2012-02-05>
- Bearman, M. y Luckin, R. (2020). Preparing University Assessment for a World with AI: Tasks for Human Intelligence. En M. Bearman, P. Dawson, R. Ajjawi, J. Tai, y D. Boud (Eds.), *Re-imagining University Assessment in a Digital World* (pp. 49-63). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-41956-1_5
- Bérut, A., Arakelyan, A., Petrosyan, A., Ciliberto, S., Dillenschneider, R. y Lutz, E. (2012). Experimental verification of Landauer's principle linking information and thermodynamics. *Nature*, 483(7388), 187-189. <https://doi.org/10.1038/nature10872>
- Braun, V. y Clarke, V. (2006). Using thematic analysis in psychology. *Qualitative Research in Psychology*, 3(2), 77-101. <https://doi.org/10.1191/1478088706qp063oa>
- Callen, H. B. (1985). *Thermodynamics and an Introduction to Thermostatistics* (2nd ed.). John Wiley & Sons.
- Chiappe, A., Amado, N. y Leguizamón, L. (2020). Educommunication in digital environments: an interaction's perspective inside and beyond the classroom. *Innoeduca. International Journal of Technology and Educational Innovation*, 6(1), 42-52. <https://doi.org/10.24310/innoeduca.2020.v6i1.4959>
- Creswell, J. W. y Plano Clark, V. L. (2017). *Designing and Conducting Mixed Methods Research* (3rd ed.). Sage Publications. <https://collegepublishing.sagepub.com/products/designing-and-conducting-mixed-methods-research-3-241842>
- De Luca, C. J., Adam, A., Wotiz, R., Gilmore, L. D. y Nawab, S. H. (2006). Decomposition of Surface EMG Signals. *Journal of Neurophysiology*, 96(3), 1646-1657. <https://doi.org/10.1152/jn.00009.2006>
- Deci, E. L. y Ryan, R. M. (2000). The “What” and “Why” of Goal Pursuits: Human Needs and the Self-Determination of Behavior. *Psychological Inquiry*, 11(4), 227-268. https://doi.org/10.1207/S15327965PLI1104_01
- Deterding, S., Dixon, D., Khaled, R. y Nacke, L. (2011). From game design elements to gamefulness: defining “gamification”. En *Proceedings of the 15th international academic MindTrek conference: Envisioning future media environments* (pp. 9-15). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/2181037.2181040>
- Field, A. (2013). *Discovering statistics using IBM SPSS Statistics* (4th ed.). Sage Publications.
- Freire, P. (1970). *Pedagogy of the Oppressed*. Herder and Herder.
- Hamari, J., Koivisto, J. y Sarsa, H. (2014). Does Gamification Work? -- A Literature Review of Empirical Studies on Gamification. En

- 2014 47th Hawaii International Conference on System Sciences (pp. 3025-3034). IEEE. <https://doi.org/10.1109/HICSS.2014.377>
- Holmes, W., Bialik, M. y Fadel, C. (2019). *Artificial Intelligence In Education: Promises and Implications for Teaching and Learning*. Center for Curriculum Redesign. <https://circls.org/primers/artificial-intelligence-in-education-promises-and-implications-for-teaching-and-learning>
- Hwang, G.-J., Lai, C.-L. y Wang, S.-Y. (2015). Seamless flipped learning: a mobile technology-enhanced flipped classroom with effective learning strategies. *Journal of Computers in Education*, 2(4), 449-473. <https://doi.org/10.1007/s40692-015-0043-0>
- Lakens, D. (2013). Calculating and reporting effect sizes to facilitate cumulative science: a practical primer for t-tests and ANOVAs. *Frontiers in Psychology*, 4, 863. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2013.00863>
- Landauer, R. (1961). Irreversibility and Heat Generation in the Computing Process. *IBM Journal of Research and Development*, 5(3), 183-191. <https://doi.org/10.1147/rd.53.0183>
- Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M. y Forcier, L. B. (2016). *Intelligence Unleashed: An Argument for AI in Education*. Pearson.
- Marín-Suelves, D., Esnaola-Horacek, G. y Donato, D. (2022). Videogames and Education: Analysing of Research Trends. *Revista Colombiana de Educación*, 1(84), 1-17. <https://doi.org/10.17227/rce.num84-12125>
- Martín-Barbero, J. (2002). *De los medios a las mediaciones: comunicación, cultura y hegemonía*. Barcelona: Gustavo Gili.
- McHugh, M. L. (2012). Interrater Reliability: The Kappa Statistic. *Biochemia Medica*, 22(3), 276-282. <https://doi.org/10.11613/BM.2012.031>
- Ogata, K. (2010). *Modern Control Engineering* (5th ed.). Prentice Hall.
- Parrondo, J. M. R., Horowitz, J. M. y Sagawa, T. (2015). Thermodynamics of information. *Nature Physics*, 11(2), 131-139. <https://doi.org/10.1038/nphys3230>
- Pérez-Manzano, A. y Almela-Baeza, J. (2018). Gamification and transmedia for scientific promotion and for encouraging scientific careers in adolescents. *Comunicar*, 26(55), 93-103. <https://doi.org/10.3916/C55-2018-09>
- Selwyn, N. (2019). *Should Robots Replace Teachers? AI and the Future of Education* (1st ed.). Polity Press.
- Soares, I. d. O. (2011). *Educomunicação: o conceito, o profissional, a aplicação: contribuições para a reforma do ensino médio*. São Paulo: Paulinas.
- StartUs Insights. (n.d.). *10 Top Human Computer Interaction Examples in 2023 & 2024*. <https://www.startus-insights.com/innovators-guide/human-computer-interaction>
- Tabachnick, B. G. y Fidell, L. S. (2019). *Using Multivariate Statistics* (7th ed.). Pearson.
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., et al. (2017). Attention is All you Need. En *Advances in Neural Information Processing Systems 30*. https://papers.nips.cc/paper_files/paper/2017/hash/3f5ee243547dee91fbd053c1c4a845aa-Abstract.html
- Wilson, A. D. y Golonka, S. (2013). Embodied cognition is not what you think it is. *Frontiers in Psychology*, 4, 58. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2013.00058>
- Zainuddin, Z., Chu, S. K. W., Shujahat, M. y Perera, C. J. (2020). The impact of gamification on learning and instruction: A systematic review of empirical evidence. *Educational Research Review*, 30, 100326. <https://doi.org/10.1016/j.edurev.2020.100326>
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M. y Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education – where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 39. <https://doi.org/10.1186/s41239-019-0171-0>