



EDUCACIÓN
SECRETARÍA DE EDUCACIÓN PÚBLICA



TECNOLÓGICO
NACIONAL DE MÉXICO

Tecnológico Nacional de México

**Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico**

Tesis de Maestría

**Método para regular estados mentales utilizando
datos multimodales de comportamiento y técnicas
de gamificación en ambientes virtuales de
aprendizaje inmersivo**

presentada por
Ing. Luis Romero Ramos

como requisito para la obtención del grado de
Maestro en Ciencias de la Computación

Director de tesis
Dr. Juan Gabriel González Serna

Codirector de tesis
Dr. Máximo López Sánchez

Cuernavaca, Morelos, México. Mayo de 2026.



Cuernavaca, Mor., **15/diciembre/2025**

OFICIO No. DCC/360/2025

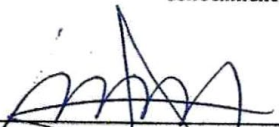
Asunto: Aceptación de documento de tesis
CENIDET-AC-004-M14-OFICIO

CARLOS MANUEL ASTORGA ZARAGOZA
SUBDIRECTOR ACADÉMICO
PRESENTE

Por este conducto, los integrantes de Comité Tutorial de **LUIS ROMERO RAMOS** con número de control **M23CE080**, de la Maestría en Ciencias de la Computación, le informamos que hemos revisado el trabajo de tesis de grado titulado "Método para regular estados mentales utilizando datos multimodales de comportamiento y técnicas de gamificación en ambientes virtuales de aprendizaje inmersivo" y hemos encontrado que se han atendido todas las observaciones que se le indicaron, por lo que hemos acordado aceptar el documento de tesis y le solicitamos la autorización de impresión definitiva.

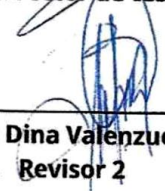
ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®
"Conocimiento y Tecnología al Servicio de México"


Dr. Juan Gabriel González Serna
Director de tesis


Dr. Nimrod González Franco
Revisor 1


Dr. Máximo López Sánchez
Codirector de tesis


Dra. Blanca Dina Valenzuela Robles
Revisor 2

C.c.p. Depto. Servicios Escolares.
Expediente / Estudiante



2025
Año de
La Mujer
Indígena

Interior Internado Palmira S/N, Col. Palmira,
C. P. 62490, Cuernavaca, Morelos Tel. 01 (777) 3627770, ext. 3201,
e-mail: dcc_cenidet@tecnm.mx | tecnm.mx | cenidet.tecnm.mx





Centro Nacional de Investigación y Desarrollo tecnológico
Subdirección Académica

Cuernavaca Mor, 16/diciembre/2025

Oficio No. SAC/296/2025

Asunto: Autorización de impresión de tesis

LUIS ROMERO RAMOS
CANDIDATO AL GRADO DE MAESTRO
EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN
P R E S E N T E

Por este conducto, tengo el agrado de comunicarle que el Comité Tutorial asignado a su trabajo de tesis titulado **"Método para regular estados mentales utilizando datos multimodales de comportamiento y técnicas de gamificación en ambientes virtuales de aprendizaje inmersivo"**, ha informado a esta Subdirección Académica, que están de acuerdo con el trabajo presentado. Por lo anterior, se le autoriza a que proceda con la impresión definitiva de su trabajo de tesis.

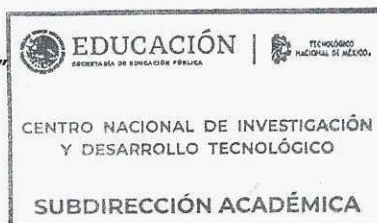
Esperando que el logro del mismo sea acorde con sus aspiraciones profesionales, reciba un cordial saludo.

ATENTAMENTE

Excelencia en Educación Tecnológica®

"Conocimiento y Tecnología al Servicio de México"

CARLOS MANUEL ASTORGA ZARAGOZA
SUBDIRECTOR ACADÉMICO



c.c.p. Departamento de Ciencias Computacionales
Departamento de Servicios Escolares

CMAZ/lmz



2025
Año de
La Mujer
Indígena

Interior Internado Palmira S/N, Col. Palmira,
C. P. 62490, Cuernavaca, Morelos Tel. 01 (777) 3627770, ext. 4104,
e-mail: acad_cenidet@tecnm.mx tecnm.mx | cenidet.tecnm.mx

cenidet
Centro Nacional de Investigación
y Desarrollo Tecnológico



Dedicatoria

Dedico este trabajo, en primer lugar, a mi compañera de vida y a mi hijo, por ser la fuerza que me impulsa a explorar nuevos caminos y a alcanzar mis metas; su amor y comprensión han sido mi motor.

A mis padres y hermanos, por su cariño, guía y apoyo constante, que me han acompañado a lo largo de toda mi vida. También a familiares cercanos, por su afecto y su respaldo, que hicieron más llevadero cada esfuerzo.

A mis maestros y amigos, por su compañía, sus enseñanzas y su aliento, que llenaron este camino de aprendizajes y momentos memorables.

Este logro es de todos ustedes, un homenaje a quienes, con su cariño y ejemplo, me han inspirado a perseverar y a seguir adelante con gratitud y esperanza.

Agradecimientos

Quiero expresar mi más sincera gratitud a todas las personas e instituciones que hicieron posible este trabajo.

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACyT) por su apoyo económico, que abrió las puertas para que esta tesis pudiera realizarse.

Mi reconocimiento al Tecnológico Nacional de México, campus Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (TecNM/CENIDET), y a todo su personal, por ofrecer un entorno que fomentó mi aprendizaje, crecimiento y desarrollo académico.

A mi director de tesis, el Dr. Juan Gabriel González Serna, y a mi comité tutorial, por sus orientaciones, observaciones y consejos constantes. Su acompañamiento y experiencia fueron clave para avanzar y fortalecer cada etapa de este trabajo.

A mis maestros y compañeros de maestría, por las ideas compartidas, el apoyo mutuo y los momentos de aprendizaje que hicieron de esta etapa una experiencia enriquecedora y memorable.

Finalmente, agradezco a todos quienes, con su apoyo, confianza y cariño, me acompañaron a lo largo de este camino. Cada gesto, consejo y palabra de aliento contribuyó a que este logro se hiciera realidad.

Resumen

En la última década, la Realidad Virtual Inmersiva (RVI) ha demostrado un gran potencial como herramienta de aprendizaje, al ofrecer experiencias inmersivas y multisensoriales que pueden incrementar la motivación y enriquecer el aprendizaje experiencial. Sin embargo, su efectividad depende de factores como el diseño pedagógico, la capacitación docente y la infraestructura tecnológica, y se enfrenta a limitaciones asociadas a costos, a la accesibilidad y a posibles efectos adversos sobre la salud.

Paralelamente, la investigación en psicología cognitiva y neurociencia ha demostrado que los estados emocionales influyen de manera significativa en los procesos de aprendizaje. Esto ha impulsado la integración de la computación afectiva en entornos de RVI para desarrollar experiencias de aprendizaje adaptativas, capaces de reconocer y responder a las emociones de los usuarios. No obstante, los métodos más recurrentes en la literatura, que emplean sensores fisiológicos, reconocimiento facial o análisis de voz, presentan importantes limitaciones: suelen ser invasivos, requieren hardware externo y son susceptibles a interferencias como el ruido o la oclusión parcial del rostro, lo que restringe su aplicación efectiva en entornos inmersivos.

En respuesta a estas limitaciones, la presente tesis propone un enfoque alternativo basado en datos de comportamiento y actividades gamificadas para la detección y regulación de estados mentales en Ambientes Virtuales de Aprendizaje Inmersivo (AVAI). Mediante técnicas de aprendizaje automático, se infiere la valencia emocional del usuario a partir de los datos de comportamiento obtenidos por el propio dispositivo de RVI, sin necesidad de equipo adicional. Cuando se identifica un estado mental poco propicio para el aprendizaje, se emplean actividades gamificadas para inducir un estado más favorable. Este planteamiento

pretende sentar un precedente en el diseño e implementación de RVI adaptativos capaces de responder a las necesidades afectivas de los usuarios y operar en diversos escenarios.

Palabras clave: Realidad Virtual Inmersiva, Ambientes Virtuales de Aprendizaje Inmersivo, Sistemas de Tutoría Afectiva, Reconocimiento de emociones, Datos de comportamiento, Aprendizaje automático.

Abstract

In the last decade, Immersive Virtual Reality (IVR) has shown great potential as a learning tool, offering immersive, multisensory experiences that can increase motivation and enrich experiential learning. However, its effectiveness depends on factors such as pedagogical design, teacher training, and technological infrastructure, while it also faces limitations related to cost, accessibility, and potential adverse health effects.

At the same time, research in cognitive psychology and neuroscience has demonstrated that emotional states significantly influence learning processes. This has driven the integration of Affective Computing into IVR environments to develop adaptive learning experiences that recognize and respond to users' emotions. Nevertheless, the most prevalent methods in the literature—based on physiological sensors, facial recognition, or voice analysis—present essential limitations: they are often invasive, require external hardware, and are vulnerable to interference from noise or partial facial occlusion, which restricts their practical application in immersive environments.

In response to these limitations, this thesis proposes an alternative approach based on behavioral data and gamified activities to detect and regulate mental states in Immersive Virtual Learning Environments (IVLE). Using machine learning, the user's emotional valence is inferred from behavioral data captured directly by the IVR device, without the need for additional equipment. When a less favorable learning state is identified, gamified activities are used to induce a more favorable state. This approach aims to set a precedent in the design and implementation of adaptive IVR systems that can respond to users' affective needs and operate across diverse scenarios.

Keywords: Immersive Virtual Reality, Immersive Virtual Learning Environments, Affective Tutoring Systems, Emotion recognition, Behavioral data, Machine learning.

Índice

Dedicatoria	4
Agradecimientos	5
1 Introducción.....	13
1.1 Antecedentes.....	18
1.2 Planteamiento del problema.....	21
1.3 Objetivos.....	24
1.4 Justificación	25
1.5 Alcances y limitaciones	27
2 Marco conceptual	28
2.1 Estado mental.....	28
2.2 Estados cognitivos	28
2.3 Estados Afectivos	29
2.4 Emoción.....	30
2.5 Estado emocional positivo	30
2.6 Estado emocional negativo	31
2.7 Computación afectiva	31
2.8 Reconocimiento de emociones	31
2.9 Métodos multimodales de reconocimiento emocional.....	32
2.10 Comportamiento humano y estados emocionales.....	32
2.11 Regulación Emocional (RE)	33
2.12 Procedimientos de inducción emocional (PIE).....	33
2.13 Realidad Virtual.....	33
2.14 Realidad virtual no inmersiva	34
2.15 Sistema de Tutoría Afectivo (STA)	34
2.16 Realidad Virtual Inmersiva.....	35
2.17 Ambiente Virtual de Aprendizaje Inmersivo (AVAI)	35
3 Estado del arte	37
3.1 Trabajos relacionados con detección de estados emocionales mediante datos conductuales	39
3.2 Trabajos relacionados con la regulación emocional en ambientes de aprendizaje inteligentes.....	47

3.3	Trabajos relacionados con diseño de actividades de gamificación afectivas.....	51
3.4	Discusión del estado del arte	57
4	Metodología de solución	60
4.1	Descripción general del enfoque propuesto	60
4.2	Diseño experimental para la recolección de datos conductuales	64
4.3	Modelo de clasificación de valencia emocional	70
4.4	Diseño e implementación de actividades gamificadas.....	75
5	Resultados	78
5.1	Perfil demográfico	79
5.2	Resultados de IMI, NASA-TLX y SAM	82
5.3	Síntesis de los resultados obtenidos.....	93
6	Conclusiones	94
7	Trabajos futuros.....	96
8	Referencias	98

Índice de Figuras

Figura 2.1	Clasificación de estados mentales.....	29
Figura 2.2	Arquitectura general de un STA (Velázquez-Cano et al., 2023)	35
Figura 3.1	Comparación del F1-score entre distintos métodos de detección de atención....	45
Figura 3.2	Tareas afectivas en RVI	52
Figura 3.3	Bucle de retroalimentación emocional en la interacción jugador-juego	53
Figura 4.1	Metodología de solución	60
Figura 4.2	AVAI Seleccionado Space Education VR (Ramakrishnan et al., 2023).....	61
Figura 5.1.	Edades del Grupo A: frecuencia absoluta (izq.) e histograma normal (der.).	80
Figura 5.2.	Edades del Grupo B: frecuencia absoluta (izq.) e histograma normal (der.).	80
Figura 5.3	Distribución de género por grupo, grupo A (izquierda), grupo B (derecha).....	81
Figura 5.4	Participantes con y sin experiencia previa en AVAI en los grupos A y B.....	81
Figura 5.5.	Gráficos radiales de los resultados IMI: grupo A (izquierda) y grupo B (derecha).	85

Figura 5.6. Frecuencia de puntajes en la escala de Presión/Tensión, grupo A (izquierda) y grupo B (derecha).	85
Figura 5.7 . Frecuencia de puntajes para escala de Esfuerzo/Importancia, grupo A(izquierda) y grupo B (derecha).	86
Figura 5.8. Gráfico de cajas: diferencias entre grupos A y B, valencia (izquierda) y activación (derecha).	90

Índice de Tablas

Tabla 2.1 Clasificación de estados afectivos	29
Tabla 3.1 Artículos seleccionados por año	38
Tabla 3.2 Precisión de algoritmos de inferencia.....	40
Tabla 3.3 Correlación entre el movimiento de la cabeza y Valencia y Activación.....	41
Tabla 3.4 Trabajos sobre detección afectiva con datos conductuales	59
Tabla 4.1 Variables registradas	65
Tabla 4.2 Características del conjunto de datos	71
Tabla 4.3 Métricas de evaluación	73
Tabla 5.1 Perfil demográfico y antecedentes de los participantes.....	79
Tabla 5.2. Resultados del Inventario de Motivación Intrínseca del Grupo A (sin estresores).	83
Tabla 5.3. Resultados del Inventario de Motivación Intrínseca del Grupo B (con estresores).	84
Tabla 5.4 . Pruebas de normalidad y diferencia estadística.....	86
Tabla 5.5. Resultados de la NASA-TLX para los grupos A y B.....	87
Tabla 5.6 . Normalidad y Diferencia Estadística del NASA-TLX entre Grupos A y B.....	89
Tabla 5.7. Resultados de SAM de los grupos A y B.	89
Tabla 5.8 Resultados de pruebas de normalidad	91
Tabla 5.9 Resumen de resultados obtenidos conforme a los objetivos	93

1 Introducción

En la última década, la Realidad Virtual Inmersiva (RVI) se ha consolidado como una tecnología con gran potencial para superar las limitaciones de los métodos tradicionales de enseñanza y formación, que suelen centrarse en la transmisión pasiva de contenidos y ofrecen pocas oportunidades de práctica activa. Al ofrecer experiencias inmersivas y multisensoriales, la RVI incrementa la motivación y facilita un aprendizaje profundamente experiencial. La interacción con entornos tridimensionales simulados genera una intensa sensación de presencia que potencia la práctica de habilidades y la toma de decisiones en contextos controlados. Así, en el ámbito educativo, la RVI estimula la participación activa, profundiza la comprensión de los contenidos y fortalece la retención del conocimiento; de manera similar, en la capacitación profesional, permite ensayar procedimientos críticos en entornos seguros.

Un rasgo distintivo de esta tecnología es su capacidad para brindar acceso a experiencias que, en condiciones convencionales, serían inviables o peligrosas. En educación, posibilita explorar el interior del cuerpo humano o emprender viajes virtuales a planetas distantes, lo que genera una comprensión inmersiva y profunda de fenómenos complejos. De manera análoga, en la capacitación profesional se permite practicar cirugías complejas, maniobras de vuelo u operaciones industriales de alto riesgo, todo ello en entornos seguros y controlados. Así, la RVI amplía significativamente las oportunidades de aprendizaje más allá de los métodos tradicionales.

No obstante, su efectividad no depende únicamente de la sofisticación tecnológica. Para lograr un impacto real, la implementación de la RVI requiere un diseño pedagógico cuidadosamente estructurado, personal docente capacitado y una infraestructura tecnológica

adecuada. Además, enfrenta desafíos relacionados con costos, accesibilidad y posibles efectos adversos sobre la salud, aspectos que deben abordarse con rigor para garantizar experiencias de aprendizaje seguras, sostenibles y equitativas.

Más allá de los aspectos técnicos y pedagógicos, las emociones son un factor determinante en el aprendizaje. La evidencia de la neurociencia y de la psicología cognitiva demuestra que los estados afectivos modulan funciones cognitivas esenciales, como la atención, la memoria, la motivación y la resolución de problemas. En entornos inmersivos, con frecuencia emergen emociones como la frustración ante tareas demasiado difíciles o el aburrimiento por falta de desafío, mientras que emociones positivas como la curiosidad y el interés facilitan la exploración activa y la consolidación del conocimiento. Esta relación entre emoción y cognición impulsa la búsqueda de estrategias de regulación emocional orientadas a gestionar las respuestas afectivas de modo que favorezcan condiciones cognitivas propicias para el aprendizaje.

En este marco, la computación afectiva es una disciplina que desarrolla sistemas capaces de detectar, analizar y responder a las emociones humanas mediante el análisis de señales fisiológicas y conductuales. La integración de estos sistemas en entornos de RVI permite una adaptación dinámica del contenido y de las estrategias pedagógicas, mejorando la motivación, la concentración y la efectividad del aprendizaje. Esta capacidad constituye la base para implementar mecanismos de regulación emocional que preservan la inmersión, mientras promueven un estado cognitivo propicio para el aprendizaje.

A pesar de su potencial, la integración de la RVI con la computación afectiva enfrenta desafíos que limitan su adopción y efectividad, tanto en aulas y centros de formación como en otros contextos de aprendizaje. La investigación actual identifica múltiples problemas interrelacionados que requieren atención y soluciones innovadoras. Entre estos desafíos

destacan los relacionados con los sistemas de regulación emocional, que operan mediante un ciclo continuo de detección, intervención y ajuste. La efectividad de este ciclo se ve comprometida por dificultades técnicas y metodológicas que afectan la detección de estados emocionales y las estrategias de modulación de la emoción.

La detección emocional en entornos de RVI enfrenta desafíos significativos, ya que los métodos convencionales que emplean sensores fisiológicos, reconocimiento facial o análisis de voz presentan limitaciones de escalabilidad y usabilidad. Estas técnicas dependen de hardware externo, son susceptibles a interferencias, se ven afectadas por la oclusión del casco y requieren configuraciones complejas, lo que dificulta su implementación en experiencias inmersivas donde la interacción debe ser fluida y accesible. Una alternativa para superar estos retos es el análisis conductual y de la interacción del usuario, un enfoque que ha demostrado ser prometedor para la detección emocional en estos entornos.

Las estrategias de modulación afectiva, como la inducción de estado de ánimo (*mood induction*), buscan generar emociones específicas y reproducibles y han sido ampliamente utilizadas en psicología experimental y en entornos virtuales para estudiar su influencia sobre la cognición y el comportamiento. En estos contextos, suelen implementarse mediante estímulos pasivos como imágenes, videos, música o sonidos, que tratan al usuario como agente pasivo y pueden limitar el impacto emocional, afectando la atención, la motivación y el aprendizaje, mientras que la evidencia sugiere que la interacción y la personalización podrían mejorar la eficacia de la regulación emocional.

Frente a estas limitaciones, resulta evidente la necesidad de un enfoque que articule de manera integrada la detección y la intervención, considerando simultáneamente los aspectos técnicos y emocionales de la experiencia inmersiva. En este contexto, la presente tesis propone un método integral para la regulación de estados mentales en Ambientes

Virtuales de Aprendizaje Inmersivo (AVAI), que combina la detección emocional no invasiva basada en datos de comportamiento con estrategias de gamificación como mecanismo de intervención.

El método de detección se fundamenta en hallazgos recientes que sugieren que los movimientos de cabeza y de manos pueden reflejar dimensiones afectivas básicas, lo que permite explorar la inferencia de la valencia emocional mediante algoritmos de aprendizaje automático. Todo este proceso, que abarca desde el registro de datos hasta la ejecución del algoritmo, se realiza directamente a través de los sensores y de la computación integrada del casco de RVI, sin necesidad de dispositivos externos, preservando la inmersión y la autonomía del sistema.

Cuando se detectan estados afectivos desfavorables, se activa una intervención gamificada para inducir emociones positivas. A diferencia de los métodos pasivos tradicionales, esta intervención combina la inmersión multisensorial de la RVI con elementos propios de la gamificación, como desafíos progresivos, recompensas, retroalimentación inmediata y una narrativa interactiva. Esta combinación tiene el potencial de aumentar la motivación, el compromiso y la sensación de logro del usuario, generando experiencias emocionalmente más intensas que facilitan la atención y la participación activa, propiciando un estado afectivo favorable para el aprendizaje.

Este enfoque integral permite detectar y responder a los estados afectivos del usuario mediante una intervención adaptativa que combina la medición de comportamiento con estrategias gamificadas. De este modo, se crean entornos virtuales inmersivos más personalizados y emocionalmente conscientes, capaces de ajustarse a las necesidades del usuario y propiciar experiencias más efectivas y significativas en los AVAI.

Con ello, este trabajo se sitúa en la intersección de la RVI, la computación afectiva y la gamificación, contribuyendo a un paradigma emergente: el diseño de entornos inmersivos que adaptan dinámicamente la experiencia de aprendizaje a la dimensión emocional del usuario. Al integrar estos enfoques, se propone una solución integral que incorpora la dimensión afectiva al aprendizaje inmersivo, con el objetivo de generar experiencias de aprendizaje más eficaces, motivadoras y accesibles en diversos contextos.

1.1 Antecedentes

1.1.1 Entorno Virtual de Aprendizaje para evaluar niveles de inmersión, interacción y estados emocionales durante un proceso de intervención educativa de prevención del Abuso Sexual infantil en niños y niñas de edad escolar (Velazquez Cano, 2021)

En esta tesis se desarrolló y evaluó una aplicación de realidad virtual en dos versiones: no inmersiva (es decir, de escritorio) e inmersiva. Su análisis y diseño se realizaron siguiendo las mejores prácticas identificadas en la literatura; se procuró evitar modelos que han sido implícitamente vinculados con resultados poco claros sobre la utilidad y los efectos reales del uso de las tecnologías inmersivas. Se describe un modelo de diseño que busca contribuir al desarrollo de mejores entornos virtuales, en particular los destinados al estudio. Se realizaron pruebas para identificar cambios en la percepción emocional autorreportada, en su experiencia durante la intervención, en su sensación de presencia y en la emoción inducida por el entorno virtual. Se encontraron diferencias y cambios significativos asociados tanto a la versión inmersiva de la aplicación como al uso general de la misma.

1.1.2 Explotación de estados cognitivos en entornos E-learning a partir de BCI no invasivas (Arana Llanes, 2020)

El objetivo de esta investigación fue determinar si el estado cognitivo de los estudiantes durante la interacción con una plataforma de aprendizaje inmersivo era adecuado para lograr un aprendizaje efectivo. Cuando se identifica un estado cognitivo inadecuado para el aprendizaje, se recomienda cambiar la actividad para regularlo y continuar con el aprendizaje. El reconocimiento de estados afectivos se realizó mediante algoritmos de clasificación a partir de electroencefalografía (EEG), técnica que registra la actividad eléctrica cerebral.

1.1.3 Metodología para caracterizar e inducir estados cognitivos y emocionales mediante realidad virtual inmersiva (Soriano Terrazas, 2018)

En esta investigación se desarrolló una metodología para caracterizar e inducir estados afectivos y cognitivos mediante entornos de realidad virtual inmersiva (RVI). Se empleó una interfaz cerebro-computadora (ICC) para recolectar datos biométricos cerebrales y caracterizar patrones de estados cognitivos y emocionales a partir de señales de EEG.

Como resultado, se confirmó que los sistemas de RVI son adecuados para inducir estados emocionales y cognitivos en comparación con los métodos convencionales, por ejemplo, mediante un monitor de computadora. También se comprobó que, a partir de los datos de EEG, se pueden entrenar algoritmos de aprendizaje automático supervisado que permiten una detección más precisa de los estados cognitivos y emocionales. Finalmente, se concluye que se requiere el uso de instrumentos psicológicos para la valoración introspectiva y la inducción de estados mentales mediante realidad virtual inmersiva, ya que la metodología propuesta permite realizar evaluaciones psicológicas validadas en el ámbito de la neurociencia.

1.1.4 Tutor Virtual Inteligente para Ambiente Virtual de Aprendizaje Inmersivo mediante Tecnología de Cognición Aumentada (Cisneros Brito, 2018)

En esta tesis de maestría se diseñó e implementó un entorno virtual de aprendizaje inmersivo (AVAI) para la educación en línea. En este AVAI se monitorea el estado cognitivo del estudiante mediante el procesamiento de señales EEG registradas por una ICC. Un componente incluido en el AVAI fue un tutor, quien se encarga de monitorear el estado cognitivo del estudiante con la finalidad de identificar si este no es el adecuado; en ese caso, el tutor presenta ejercicios para retomar la atención del estudiante. Se diseñó un sistema embebido para capturar señales de EEG mediante una BCI. Este sistema es el encargado de obtener el estado cognitivo del estudiante y de enviarlo al entorno virtual mediante un servicio web.

A pesar de sus ventajas en la educación y la capacitación, uno de los desafíos pendientes de los AVAI es adaptar la experiencia de aprendizaje al estado mental del estudiante, un factor clave que contribuiría significativamente a mejorar el aprendizaje. Los Sistemas de Tutoría Afectiva (STA) han surgido como una alternativa para detectar y responder a los estados emocionales, adaptar contenidos y ofrecer retroalimentación inmediata, con resultados prometedores en la personalización del aprendizaje.

1.2 Planteamiento del problema

A pesar del potencial de los AVAI en la educación y de los avances en la comprensión del papel de las emociones en el proceso de aprendizaje, su integración en la práctica aún enfrenta desafíos significativos que limitan tanto su adopción como su efectividad en diversos contextos (Marín-Morales et al., 2020). En este sentido, la regulación emocional se perfila como un componente clave para potenciar los AVAI, ya que las emociones influyen en la atención, la motivación y la retención del conocimiento.

Sin embargo, la integración de mecanismos capaces de detectar y modular el estado afectivo en AVAI presenta aún dificultades técnicas y metodológicas que limitan su implementación efectiva. En particular, uno de los principales desafíos radica en la detección de estados afectivos dentro de entornos de RVI (Mousavi et al., 2023), ya que la literatura reporta limitaciones relevantes en los métodos convencionales, las cuales se describen a continuación:

1. **Sensores fisiológicos:** dispositivos como lectores de ondas cerebrales o sensores de actividad cardiovascular o de respuesta galvánica en piel, resultan intrusivos en sesiones prolongadas, afectan la naturalidad de la experiencia inmersiva y son susceptibles al ruido e interferencias (Linares-Vargas & Cieza-Mostacero, 2024; Marín-Morales et al., 2020; Velázquez-Cano et al., 2023; Yadegaridehkordi et al., 2019).
2. **Costos y escalabilidad:** los sistemas completos, que integran equipamiento especializado y software de procesamiento, son costosos y requieren personal técnico especializado, lo que restringe su implementación en diversos entornos de aprendizaje (Yuvaraj et al., 2025).

3. **Reconocimiento facial:** el uso de gafas de RV cubre áreas importantes del rostro y las variaciones en la iluminación reducen la confiabilidad de estos sistemas en escenarios prácticos (Bastida et al., 2024).
4. **Análisis de voz:** además de las limitaciones del ruido ambiental y las preocupaciones de privacidad, la interacción vocal no es habitual en AVAI, lo que reduce su utilidad para una regulación continua (Marechal et al., 2019).

En cuanto a las estrategias de regulación emocional en entornos virtuales de aprendizaje se han empleado enfoques orientados a inducir estados emocionales específicos para influir en la motivación, la atención y la disposición al aprendizaje. Una de las técnicas más utilizadas es la inducción del estado de ánimo (mood induction), que consiste en provocar emociones mediante estímulos como imágenes, videos o música. Este enfoque concibe al usuario como un receptor pasivo, lo que limita su participación activa y su efectividad para la regulación emocional (Yuvaraj et al., 2025). Aunque este enfoque se ha adaptado con éxito a entornos de RVI, la falta de interactividad y personalización reduce su capacidad de adaptación a las respuestas individuales, disminuyendo su eficacia.

Además de los retos técnicos, persiste una brecha entre la investigación y la práctica. Gran parte de los estudios en computo afectivo aplicado a la RVI se desarrolla en condiciones de laboratorio controladas, con muestras reducidas y tareas simplificadas, lo que difiere de la complejidad de los entornos educativos reales (Lampropoulos et al., 2024). Esta distancia metodológica limita la validez de los hallazgos y dificulta el desarrollo de aplicaciones robustas y adaptables a contextos de aprendizaje auténticos.

Finalmente, los modelos de detección actuales enfrentan desafíos metodológicos adicionales, como una limitada capacidad de generalización entre usuarios, demoras en el procesamiento que dificultan las intervenciones en tiempo real y una adaptación insuficiente a la diversidad cultural y contextual de los entornos de aprendizaje (Wang et al., 2023; Anderson et al., 2023). A ello se suma la falta de estandarización en las medidas y los protocolos, lo que genera inconsistencias en los resultados reportados y complica la implementación efectiva de mecanismos de regulación emocional en AVAI.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo General

Diseñar, implementar y evaluar un método de regulación mental en Ambientes Virtuales de Aprendizaje Inmersivo (AVAI), empleando datos multimodales de comportamiento y estrategias de gamificación, con el propósito de propiciar un estado mental favorable para el aprendizaje.

1.3.2 Objetivos Específicos

1. Analizar y evaluar dos métodos de adquisición de datos de comportamiento
2. Analizar y evaluar tres algoritmos de aprendizaje automático supervisado para la identificación de la valencia afectiva a partir de datos multimodales de comportamiento.
3. Implementar y validar un algoritmo de aprendizaje automático supervisado que cumpla con los requerimientos de rendimiento necesarios para su integración en un dispositivo de realidad virtual inmersiva autónomo
4. Analizar y evaluar tres actividades gamificadas orientadas a la regulación emocional en realidad virtual inmersiva
5. Desarrollar un prototipo que incorpore el método de regulación mental en AVAI.

1.4 Justificación

En los últimos años, la transformación del aprendizaje se ha caracterizado por la incorporación de tecnologías digitales que buscan responder a los retos de una sociedad en constante cambio. El proceso de aprendizaje ya no se limita a la transmisión de información, sino que exige experiencias formativas que favorezcan la participación activa, la motivación y la capacidad de aplicar el conocimiento en contextos diversos (Chaturvedi & Shekhawat, 2024). Frente a ese panorama, el desarrollo de tecnologías inmersivas ha abierto nuevas posibilidades para transformar la manera en que se concibe y se practica el aprendizaje, permitiendo experiencias que integran la acción, la percepción y la interacción de formas inéditas. En este escenario, los Ambientes Virtuales de Aprendizaje Inmersivo (AVAI) ofrecen un espacio prometedor para experimentar con estrategias educativas más dinámicas y personalizadas, donde los usuarios pueden involucrarse activamente en procesos de exploración y construcción de conocimiento en contextos simulados que reflejan situaciones reales o complejas (Lampropoulos et al., 2024).

Una dimensión clave de estos entornos es la afectividad, dado que las emociones guían la atención, la toma de decisiones y la motivación, elementos esenciales para que la experiencia de aprendizaje sea significativa. Sin embargo, la integración de mecanismos que respondan a los estados emocionales sigue siendo un desafío, pues los métodos actuales dependen en gran medida de sensores externos o de intervenciones poco interactivas, lo que limita la fluidez de la experiencia y la capacidad de aplicar estas soluciones de manera generalizada.

Frente a este panorama, la presente investigación explora un enfoque basado en la detección no invasiva de indicadores afectivos, utilizando datos de comportamiento

capturados por los propios dispositivos de RVI, combinado con estrategias de intervención activa mediante dinámicas gamificadas. Esta aproximación busca examinar la viabilidad de crear experiencias más adaptativas, en las que la interacción con el entorno responda de manera orgánica a las necesidades emocionales y cognitivas del usuario, sin comprometer la inmersión ni la escalabilidad del sistema.

Más allá de su dimensión tecnológica, este planteamiento también apunta a potenciar el aprendizaje de manera más inclusiva y flexible, favoreciendo experiencias que se ajusten a distintos perfiles y contextos de usuario, y promoviendo un uso más consciente y eficiente de los entornos inmersivos. De este modo, la investigación se sitúa como un espacio de exploración que busca aportar sustento y herramientas para el diseño de AVAI más sensibles y adaptativos, ofreciendo un primer acercamiento que pueda orientar desarrollos futuros en la convergencia entre la innovación tecnológica, la práctica educativa y la experiencia del usuario.

1.5 Alcances y limitaciones

En esta sección se exponen los alcances y las limitaciones de este estudio, estableciendo el marco de investigación y sus restricciones inherentes.

1.5.1 Alcances del proyecto

- Implementación de un algoritmo de aprendizaje automático para la identificación de estados emocionales.
- Evaluación y validación del algoritmo de aprendizaje automático para la identificación de estados emocionales.
- Implementación de tres interacciones lúdicas en un entorno virtual inmersivo como parte del método de regulación emocional.
- Prototipo funcional que implementa el método propuesto para la regulación emocional, compuesto por el módulo de detección de emociones y el de interacciones lúdicas.

1.5.2 Limitaciones del proyecto

- No se consideran el diseño y el desarrollo de un AVAI.
- La implementación del método se limita al Meta Quest, excluyendo otros sistemas.
- Sólo se detectarán las emociones consideradas relevantes para la regulación emocional en este método.
- No se considera el desarrollo de un sistema tutor inteligente.
- No se considera el desarrollo de un sistema tutor afectivo.
- No se considera la creación de un avatar ni de sistemas de acompañamiento.
- No se considera el desarrollo de actividades educativas.

2 Marco conceptual

2.1 Estado mental

Estado o proceso que corresponde al pensar y al sentir de un sujeto y que, además, posee propiedades espaciotemporales, así como causas y efectos distinguibles (Goldstein, 2000).

Los estados mentales se clasifican en dos tipos: cognitivos y afectivos.

2.2 Estados cognitivos

Un estado cognitivo es la condición neuropsicológica que presenta un sujeto durante la realización de una o más tareas cognitivas, las cuales contemplan los procesos necesarios para el cálculo, la concentración y la memoria, además de las funciones ejecutivas, de las cuales se consideran las siguientes:

- Concentración
- Planificación de tareas
- Resolución de problemas
- Formular conceptos abstractos
- Autoconciencia

2.3 Estados Afectivos

Se entiende por estados afectivos la condición neuropsicológica que presenta un sujeto. Los estados afectivos se clasifican en emociones y sentimientos. Los estados afectivos se diferencian principalmente por su duración; los sentimientos tienen una duración mayor que la de las emociones. En la Tabla 2.1 se presenta la clasificación de los estados afectivos y algunos ejemplos que permiten diferenciarlos.

Tabla 2.1 Clasificación de estados afectivos

<i>Emociones</i>	<i>Sentimientos</i>
<i>Miedo</i>	Vergüenza
<i>Ira</i>	Resentimiento
<i>Alegría</i>	Simpatía
<i>Sorpresa</i>	Orgullo
<i>Asco</i>	Celos

Los estados emocionales se clasifican en dos tipologías: positivos y negativos. En la Figura 2.1 se muestra una categorización de estados mentales.

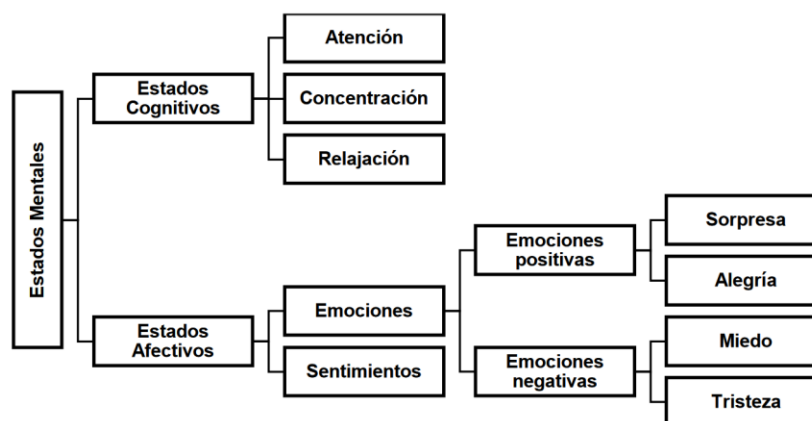


Figura 2.1 Clasificación de estados mentales

2.4 Emoción

En la teoría cognitiva, se definen como un episodio de cambios sincronizados e interrelacionados en los estados de todos o de la mayoría de los cinco subsistemas orgánicos (cognitivo, neurofisiológico, motivacional, expresión motora, sentimiento subjetivo) en respuesta a la evaluación de un evento/estímulo externo o interno tan relevante como para concernir al organismo (Scherer, 2005).

Las emociones son respuestas del organismo ante una excitación fisiológica e involucran un conjunto de experiencias, actitudes y creencias sobre el mundo que influyen en la percepción de eventos y situaciones (Universidad de Alicante, Psicología & Salud, 2007).

Madera-carillo et al. (2015) lo sintetizan como un cambio fisiológico, una reacción orgánica, producto de respuestas sistemáticas que reflejan la activación central de diversos sistemas del cuerpo en preparación para una acción física.

2.5 Estado emocional positivo

También conocido como estado afectivo positivo, está compuesto por emociones positivas, como la alegría, el buen humor, el optimismo, el entusiasmo y el amor, este estado emocional conlleva a una situación placentera (Fredrickson, 2003), por lo que se puede considerar que las emociones son tendencias de respuesta con un gran valor adaptativo, que tienen evidentes manifestaciones a nivel fisiológico, en la expresión facial, la experiencia subjetiva, el procesamiento de la información, etc., que son intensas pero breves en el tiempo y que surgen ante la evaluación de algún acontecimiento antecedente.

2.6 Estado emocional negativo

El estado afectivo está compuesto por emociones negativas, como el miedo, la culpa, la ira y el disgusto, que conllevan una situación desagradable. Las emociones negativas solucionan problemas de supervivencia inmediata porque tienen asociadas tendencias de respuesta específicas: la ira, por ejemplo, se prepara para el ataque; el asco provoca rechazo; el miedo prepara para la huida (Malatesta & Wilson, 1988).

2.7 Computación afectiva

La computación afectiva es un área de la informática y la inteligencia artificial que busca que los sistemas reconozcan, interpreten y respondan a las emociones humanas. Introducida por Rosalind Picard en 1997, combina psicología, informática e ingeniería biomédica y emplea algoritmos de aprendizaje automático para identificar estados emocionales, considerando su influencia en la percepción, la toma de decisiones y la interacción social.

2.8 Reconocimiento de emociones

La detección de emociones es una técnica para identificar y reconocer las emociones humanas que emplea habilidades técnicas como el reconocimiento facial y del habla, los biosensores, el aprendizaje profundo y el reconocimiento de patrones (Mordorintelligence, 2021; Sahoo & Routray, 2016).

2.9 Métodos multimodales de reconocimiento emocional

De manera análoga a la capacidad humana para identificar emociones, la detección multimodal de emociones utiliza características biológicas y conductuales. A diferencia del reconocimiento unimodal de emociones, el reconocimiento multimodal requiere el procesamiento simultáneo de múltiples fuentes de datos. Existe una gran variedad en la precisión de las predicciones, incluso dentro de las técnicas multimodales, lo que hace necesario desarrollar enfoques robustos (Cimtay et al., 2020).

2.10 Comportamiento humano y estados emocionales

Cuando se presenta una emoción, es posible observar una expresión corporal en una persona (Mehrabian y Friar 1969; Wallbott 1998). Según Ekman y Friesen (1967), esta expresión corporal puede ser el resultado de un vínculo neurofisiológico, de la verbalización de un tema afectivo o de un mecanismo de descarga que contribuye a gestionar el estado emocional. Históricamente, la investigación se ha enfocado intensamente en las expresiones faciales y el lenguaje hablado para inferir estados emocionales (Karg et al., 2013). Investigaciones han demostrado que otras expresiones no verbales, como los cambios posturales, son igualmente reveladoras (Kleinsmith y Bianchi-Berthouze 2013). Otras expresiones, como el movimiento de la cabeza, son importantes, ya que también pueden utilizarse para inferir diversos estados emocionales, como la satisfacción, la excitación y el interés; por ejemplo, las personas tienden a inclinar la cabeza cuando están interesadas (Noroozi et al. 2019).

2.11 Regulación Emocional (RE)

Conjunto de procesos mentales que influyen en qué emociones experimentamos, cuándo las experimentamos y cómo las vivimos y expresamos (Gross, 1998). Es un proceso dinámico inherente al funcionamiento mental de los seres humanos, cuyo objetivo es regular positiva o negativamente las emociones para alcanzar estados deseables (Gross & Thompson, 2007). La desregulación emocional se refiere a la intensificación o la desactivación no deseada de las emociones debido a la incapacidad de la persona para gestionarlas o procesarlas de manera efectiva (Montana et al., 2020).

2.12 Procedimientos de inducción emocional (PIE)

Los procedimientos de inducción emocional (PIE), también llamados “estrategias de inducción emocional”, son métodos utilizados para generar diversos estados de ánimo de forma artificial en ambientes controlados, con la finalidad de extrapolar la relación existente entre emoción, cognición y conducta en la vida real (García Palacios & Baños Rivera, 1999).

2.13 Realidad Virtual

La realidad virtual emplea computadoras para generar entornos tridimensionales que permiten la navegación y la interacción. La navegación implica la capacidad de desplazarse y explorar los elementos de una escena en 3D, como si se tratara de pasear por un bosque. Por otro lado, la interacción implica la habilidad de seleccionar y manipular objetos en la escena, como agarrar y examinar una flor en el bosque. La forma más "clásica" de realidad virtual requiere gráficos en tiempo real, una pantalla estereoscópica que crea la ilusión de 3D y un sistema de seguimiento de movimientos para registrar los movimientos de la cabeza y

las manos. Las tecnologías comunes incluyen visores montados en la cabeza (HMD) y gafas estereoscópicas. La interacción puede lograrse mediante un dispositivo de seguimiento, a menudo integrado en el propio HMD, que permite captar el movimiento de la cabeza y el cuerpo (Gutiérrez A. et al., 2023).

2.14 Realidad virtual no inmersiva

No tienen la capacidad de excluir ni de intervenir en señales sensoriales provenientes del mundo real. También se conoce como realidad virtual de escritorio (desktop VR), aunque el concepto puede extenderse a dispositivos como tabletas o teléfonos celulares con capacidad para ejecutar este tipo de aplicaciones.

2.15 Sistema de Tutoría Afectivo (STA)

Un STA es un sistema basado en la computación afectiva propuesta por Picard (2000). Similar a un sistema de tutoría inteligente, un STA intenta replicar las capacidades de un tutor humano para adaptar el contenido didáctico al estado emocional del aprendiz. Esto se logra reaccionando ante las situaciones en las que el estado emocional pudiera afectar la voluntad del estudiante de continuar con el proceso de aprendizaje, lo que se traduce en un impacto negativo en su adquisición de conocimiento y, por ende, en sus resultados (Petrovica et al., 2017). La Figura 2.2 muestra la arquitectura de un STA que incluye un módulo de detección de emociones y otro de respuesta emocional.

AVAI (es decir, inmersivo) cuando incorpora tecnologías de realidad virtual inmersiva (RVI).

3 Estado del arte

En esta sección se presentan los resultados de la Revisión Sistemática de la Literatura (RSL), que abarcó 21 trabajos relevantes publicados entre 2017 y 2024. De ellos, 15 están indexados en Scopus y JCR, ubicándose en el primer y el segundo cuartil en términos de impacto, mientras que los cuatro restantes corresponden a conferencias de reconocido prestigio. La selección se estructuró en torno a tres ejes temáticos, alineados con los objetivos de esta tesis:

1. Detección de estados emocionales mediante datos conductuales
2. Regulación emocional en ambientes de aprendizaje inteligentes
3. Inducción emocional y gamificación afectiva en RVI

En el primer eje se revisan estudios centrados en el reconocimiento de emociones, con especial atención a los métodos basados en datos conductuales, en particular a aquellos que emplean los movimientos de la cabeza para inferir estados afectivos. Estos trabajos permiten comprender cómo las variaciones en la postura y la orientación de la cabeza se relacionan con los estados emocionales, lo que proporciona una base sólida para el análisis afectivo en entornos de Realidad Virtual Inmersiva (RVI). Además, se incluyen investigaciones que examinan los métodos más comunes de reconocimiento emocional en RVI, detallando sus ventajas y limitaciones, lo que permite identificar avances recientes y brechas en el campo.

El segundo eje agrupa investigaciones sobre estrategias de regulación emocional en entornos de RVI y en Sistemas de Tutoría Afectiva (STA). Dichas estrategias buscan adaptar dinámicamente las experiencias de aprendizaje según el estado emocional del usuario, con el objetivo de favorecer la atención, la comprensión y la toma de decisiones, al tiempo que

promueven el bienestar y la gestión emocional. Los estudios analizados ofrecen un marco conceptual y práctico que respalda el desarrollo del enfoque propuesto en esta investigación.

Finalmente, el tercer eje abarca estudios sobre estrategias de inducción emocional en RVI y el diseño de actividades gamificadas de carácter afectivo. Se prestó especial atención a enfoques de inducción activa con componentes lúdicos, con el fin de extraer lineamientos y buenas prácticas de diseño, así como identificar experiencias validadas que hayan demostrado eficacia para fomentar emociones positivas.

Los artículos se recopilaron mediante consultas en las bases de datos académicas Google Scholar, IEEE Xplore, ACM y ResearchGate. La selección se realizó en tres fases: primero, se filtraron los títulos más relevantes según las palabras clave “emotion recognition”, “behavioral data”, “head motion”, “emotion regulation”, “virtual reality” y “affective gamification”; posteriormente, se evaluó la afinidad del contenido con los temas de estudio; y finalmente, se analizó la pertinencia de los resultados reportados. La Tabla 3.1 resume la proporción de artículos seleccionados por año.

Tabla 3.1 Artículos seleccionados por año

<i>Año</i>	<i>Número de artículos</i>
2024	2
2023	6
2022	2
2021	7
2020	3
2017	1

3.1 Trabajos relacionados con detección de estados emocionales mediante datos conductuales

3.1.1 Towards estimating affective states in Virtual Reality based on behavioral data (Holzwarth et al., 2021)

Este estudio propone un método para estimar los estados afectivos mediante los movimientos de la cabeza durante la exposición a un ambiente de realidad virtual, de forma síncrona. Es importante señalar que, tradicionalmente, los estados afectivos se interpretan a partir de cuestionarios estandarizados ya establecidos en el campo de la interacción humano-computadora y de la realidad virtual (MacKenzie 2013). Sin embargo, el uso de estos instrumentos presenta muchas problemáticas importantes, como el tiempo que lleva realizar los estudios, la subjetividad de la información, el tiempo que pasa entre la exposición al entorno virtual y la aplicación del cuestionario y por último la imposibilidad de liberar de manera comercial aplicaciones y juegos en realidad virtual que requieran medir los estados afectivos.

Se realizaron pruebas a 42 participantes y se encontró que los movimientos de giro de la cabeza están significativamente correlacionados con la presencia, la demanda física y mental, la percepción del rendimiento y la usabilidad.

Este trabajo nos servirá como base teórica, ya que demuestra que los datos de giro de la cabeza son un predictor significativo y viable para inferir estados afectivos en RVI. La información de este trabajo nos proporciona una base empírica para el desarrollo de nuestro sistema de detección de emociones, y tanto su metodología como las métricas de evaluación reportadas nos servirán de guía y línea base para evaluar nuestro método de detección de estados afectivos (Tabla 3.2).

Tabla 3.2 Precisión de algoritmos de inferencia

<i>Medida</i>	<i>Valor de referencia (%)</i>	<i>Regresión lineal (%)</i>	<i>Árbol de decisión (%)</i>
<i>Presencia</i>	50	47.6	52.4
<i>Demanda mental</i>	59.5	52.4	64.3
<i>Demanda física</i>	52.4	59.5	66.7
<i>Rendimiento percibido</i>	52.4	66.7	52.4
<i>Usabilidad</i>	50	50	61.9

3.1.2 A Public Database of Immersive VR Videos with Corresponding Ratings of Arousal, Valence, and Correlations between Head Movements and Self Report Measures (Li et al., 2017)

Este artículo tuvo como objetivo crear una base de datos de acceso público de vídeos inmersivos de realidad virtual, como recurso para estudiar la inducción de emociones. También se exploraron las posibles relaciones entre los movimientos de la cabeza y las emociones que experimentaron los participantes al serles presentada la realidad virtual inmersiva. En el estudio se probaron 73 videoclips y participaron 95 participantes de entre 18 y 24 años, quienes, utilizando la técnica SAM, los valoraron en las dimensiones de excitación y valencia. Con base en evidencia previa, se confirmó la relación entre la desviación estándar de la rotación de la cabeza y las valoraciones de excitación y de valencia. Se encontró que la desviación estándar de la rotación se correlaciona positivamente con la valencia y que la excitación también se correlaciona positivamente con la inclinación de la cabeza (Tabla 3.3).

Tabla 3.3 Correlación entre el movimiento de la cabeza y Valencia y Activación

<i>Variable</i>	<i>Valencia</i>	<i>Activación</i>
<i>Pitch (M = 4.23, SD = 5.86)</i>	0.02	0.25*
<i>Pitch Standard Deviation (M = 13.90, SD = 3.64)</i>	0.16	0.1
<i>Yaw (M = 3.67, SD = 20.25)</i>	0	0.08
<i>Yaw Standard Deviation (M = 57.14, SD = 16.96)</i>	0.27*	-0.17
<i>Roll (M = -1.11, SD = 1.65)</i>	0.2	-0.19
<i>Roll Standard Deviation (M = 7.32, SD = 3.47)</i>	0.08	-0.02

Este estudio vuelve a validar el uso del movimiento de la cabeza como factor predictor de las emociones en entornos de RVI. Esta base de datos puede servirnos para evaluar la implementación de nuestro método, y la metodología empleada también puede servirnos de guía para el procesamiento de los datos.

3.1.3 Investigating the Relationship between Momentary Emotion Self-reports and Head and Eye Movements in HMD-based 360° VR Video Watching (Xue et al., 2021)

Este trabajo investiga la relación entre las emociones momentáneas (autoinformes continuos de valencia y activación) y las mediciones objetivas de los movimientos de la cabeza y de los movimientos oculares mientras los usuarios ven videos de VR de 360° con un dispositivo de RVI. El estudio se basó en datos de 32 participantes que vieron ocho clips de video de 360° de 1 minuto y proporcionaron anotaciones emocionales en tiempo real. Al analizar las características de los movimientos de cabeza y oculares en segmentos de video de distintas duraciones (de 5 a 60 segundos), los investigadores encontraron correlaciones significativas. Por ejemplo, observaron que una mayor desviación estándar del giro de la cabeza (movimiento de lado a lado) se correlacionó negativamente con una valencia más baja (emociones más negativas). Además, un mayor movimiento de la cabeza hacia arriba se correlacionó positivamente con una mayor activación. Estos hallazgos sugieren que las

etiquetas de emoción de grano fino permiten una mayor comprensión de cómo los movimientos de cabeza y ojos se relacionan con las emociones durante la visualización de vídeos de 360° en RVI. Los hallazgos de este artículo son consistentes con la correlación entre el giro de cabeza y la valencia afectiva, lo que respalda nuestro enfoque.

3.1.4 A method for evaluating the learning concentration in head-mounted virtual reality interaction (Lin et al., 2023)

Este estudio propone un método para evaluar la concentración de aprendizaje en entornos de RVI utilizando como indicadores los puntajes de expresión facial, la tasa de enfoque visual y el desempeño en la tarea. La investigación se justifica por las limitaciones de los métodos convencionales de reconocimiento de expresiones faciales (FER), que no resultan aplicables en RVI debido a la oclusión de rasgos esenciales del rostro (cejas y ojos) por el visor. El enfoque central es el FERVR (Facial Expression Recognition adaptado a RV), un modelo de red neuronal convolucional (CNN) optimizado que aborda la oclusión al fusionar características globales y locales y al emplear un mecanismo de atención simplificado para enfatizar áreas visibles, como la boca. FERVR clasifica la valencia emocional (positiva, neutral o negativa) y asigna pesos (2, 1, -2) para calcular el foco emocional del estudiante. Los resultados mostraron que la concentración puede medirse con éxito y que las estrategias implementadas aumentaron el aprendizaje en un 18% y la atención en un 15.39% en una muestra de 103 estudiantes. Este estudio valida las limitaciones de los métodos invasivos y la oclusión causada por el HMD, respalda la inferencia de valencia a partir de indicadores conductuales implícitos (foco visual y dominio de la tarea) y establece un precedente para la regulación adaptativa, demostrando que las estrategias basadas en la concentración pueden mejorar el rendimiento académico de manera significativa.

3.1.5 Emotion Sensing From Head Motion Capture (Samanta & Guha, 2021)

En este estudio se propone una nueva aproximación a la detección de emociones a partir del movimiento de la cabeza mediante la captura de movimiento (MoCap). Este método se inspira en la conocida analogía kinesis-fonética, que sostiene que, de manera similar a cómo se compone el habla humana a partir de fonemas, el movimiento de la cabeza se compone de kinemas, es decir, unidades elementales de movimiento. Se identificó una serie de kinemas mediante técnicas de aprendizaje no supervisado, lo que permitió transformar los movimientos de la cabeza en una secuencia de dichas kinemas. Posteriormente, se obtuvo la estructura temporal de los kinemas, relacionada con cada emoción. Finalmente, se emplearon modelos ocultos de Markov y redes neuronales para detectar emociones utilizando la popular base de datos IEMOCAP, logrando una exactitud de reconocimiento del 61.8% en tres clases.

Este trabajo retoma las bases teóricas para fundamentar la relación entre el movimiento de la cabeza y las emociones, y ofrece resultados que pueden servir de línea de base para evaluar nuestro método de detección de emociones.

3.1.6 Head-Movement Analysis of 360° Affective Experience (Goel et al., 2021)

El estudio analiza el comportamiento de los usuarios en entornos de realidad virtual mediante videos 360° de contenido afectivo, con el objetivo de comprender la atención en relación con la valencia emocional. Se utilizaron videos altamente placenteros y desagradables de la base de datos afectiva de Stanford, presentados a 32 participantes mediante un visor de realidad virtual. Se registraron parámetros del movimiento de la cabeza, la velocidad angular y los patrones de exploración, y los participantes evaluaron su experiencia mediante la escala SAM. Los resultados mostraron correlaciones positivas entre la desviación estándar de los movimientos de giro horizontal de la cabeza y la valencia, así como entre la velocidad angular y la valencia, lo que confirma que los estímulos positivos generan exploraciones más amplias y dinámicas. Los hallazgos sobre la correlación de desviación estándar del giro de la cabeza y la velocidad angular con la valencia son de especial interés para nuestro trabajo, ya que estas características pueden ser útiles en el desarrollo del método de detección de emociones.

3.1.7 Research on Learning Concentration Recognition with Multi-Modal Features in Virtual Reality Environments (Hu et al., 2023)

Este estudio propone un método multimodal para el reconocimiento de la concentración de aprendizaje en entornos de realidad virtual. Se combinan datos de interacción y de visión que incluyen medidas de test interactivos, texto, flujo de clics, pupilometría y datos de fijación de la mirada (gaze) para medir la concentración en términos cognitivos, emocionales y de comportamiento. También se observó que los estudiantes con mayores índices de concentración obtuvieron mejores resultados de aprendizaje. Los participantes percibieron la sensación de inmersión como un factor importante que influye en el nivel de concentración. En el experimento participaron 41 estudiantes universitarios. Se emplearon algoritmos de

clasificación y de regresión, árboles de decisión, bosques aleatorios y máquinas de soporte vectorial. El modelo de datos completos alcanzó una alta precisión, con el mayor F1-Score de 0.73 (ver la Figura 3.1). Los resultados demuestran que el método multimodal propuesto presenta una mayor exactitud al detectar la concentración de aprendizaje que los métodos unimodales.

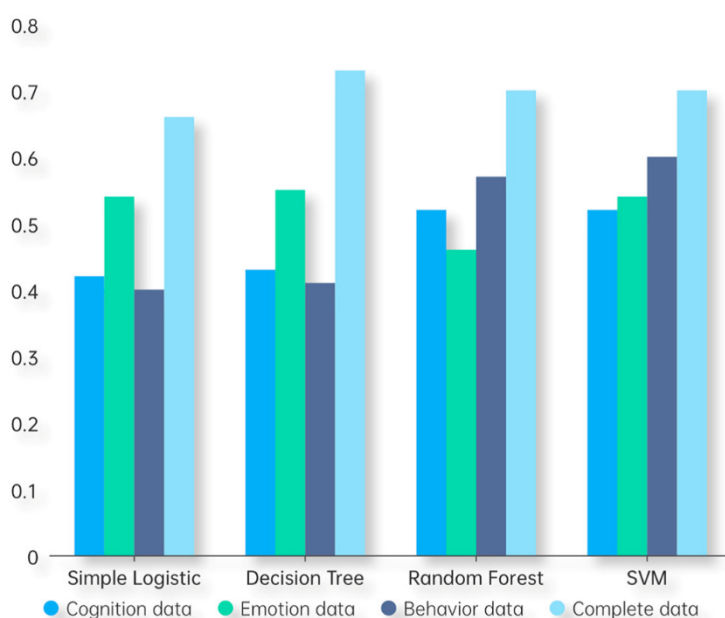


Figura 3.1 Comparación del F1-score entre distintos métodos de detección de atención

Este estudio presenta nuevas características con potencial para aplicarse en la detección de emociones, como las fijaciones de la mirada y los datos de interacción, además nos sirve de referencia metodológica para el desarrollo del enfoque multimodal. Asimismo, nos brinda una base empírica para estudiar la relación entre la concentración y las emociones, así como cómo estas influyen en el rendimiento académico.

3.1.8 Emotion Recognition in Immersive Virtual Reality: From Statistics to Affective Computing (Marín-Morales et al., 2020)

Este trabajo presenta una revisión sistemática sobre el reconocimiento de emociones en entornos de RVI, utilizando visores de RV y medidas implícitas tanto fisiológicas como conductuales. Su objetivo es delinear la evolución del campo y ofrecer directrices, evidenciando un crecimiento exponencial de la investigación. Los resultados muestran una transición de los métodos estadísticos hacia la aplicación de algoritmos de aprendizaje automático para la clasificación automática de emociones. La relevancia radica en que la RVI, por su alto nivel de presencia e interactividad, se consolida como una herramienta clave para transformar los métodos de elicitación emocional en la computación afectiva. La revisión sistemática respalda el enfoque propuesto en este trabajo al mostrar que los métodos de RVI se centran principalmente en medidas fisiológicas invasivas, mientras que los métodos basados en medidas conductuales emergen como una alternativa prometedora. Asimismo, valida el uso del aprendizaje automático como una tendencia creciente y evidencia una brecha en el análisis de la valencia emocional en RVI.

3.1.9 A systematic survey on multimodal emotion recognition using learning algorithms (Ahmed et al., 2023)

Este trabajo presenta una revisión sistemática de la literatura sobre métodos multimodales para la detección de emociones mediante algoritmos de aprendizaje automático y de aprendizaje profundo, que abarca más de 100 publicaciones entre 2013 y 2021. Se examinan herramientas de adquisición de datos, bases de datos disponibles y técnicas de fusión multimodal para el reconocimiento emocional, lo que evidencia la transición de enfoques unimodales basados en métodos estadísticos tradicionales hacia técnicas que integran señales

fisiológicas y conductuales mediante redes neuronales profundas. Asimismo, se identifican brechas en la detección de emociones finas, en la integración de modalidades en tiempo real y en su aplicación en entornos inmersivos, destacando la inteligencia artificial y la realidad virtual como líneas prometedoras para el cómputo afectivo. La revisión subraya el potencial de las medidas conductuales y multimodales frente a las fisiológicas, lo que respalda la propuesta de este trabajo de inferir estados emocionales en RVI sin hardware adicional, y proporciona métricas de eficiencia que servirán como referencia para comparar nuestro enfoque.

3.2 Trabajos relacionados con la regulación emocional en ambientes de aprendizaje inteligentes.

3.2.1 A Proposal of a Model of Emotional Regulation in Intelligent Learning Environments (Reis et al., 2022)

Este estudio propone un modelo de regulación emocional personalizada para ambientes de aprendizaje inteligente, centrado en la confusión como emoción no básica que, si no se gestiona adecuadamente, puede derivar en frustración y afectar el aprendizaje. La metodología utiliza un modelo de Regresión Logística Ordinal para seleccionar la intervención hipermedia más adecuada, ya sea texto, figura, ejemplo o video, considerando el momento óptimo de aplicación según la tolerancia individual a la confusión, determinada por la personalidad y el conocimiento previo de cada estudiante. La elección de la intervención se basa en un historial detallado del desempeño que incluye emociones, errores, solicitudes de pistas y abandonos, lo que permite personalizar y contextualizar la respuesta. Los resultados, obtenidos mediante simulaciones, mostraron una alta tasa de éxito, superior al 90 por ciento, tanto en la clasificación de emociones como en la selección de las intervenciones más efectivas. Este modelo respalda nuestra propuesta al demostrar que la

regulación afectiva puede implementarse de manera precisa y adaptativa utilizando únicamente datos de comportamiento e interacción del estudiante, y enfatiza la importancia de la personalización para mejorar la experiencia y el rendimiento en entornos de aprendizaje inteligente.

3.2.2 Designing for emotion regulation interventions: an agenda for HCI theory and research (Slovak et al., 2023)

Este trabajo presenta una revisión sistemática de la literatura sobre el diseño de intervenciones tecnológicas para la regulación emocional en el ámbito de la Interacción Humano-Computadora (HCI). El estudio identifica la brecha entre los avances teóricos en psicología y su aplicación en tecnologías interactivas y propone un marco conceptual de tres componentes (teórico, estratégico y práctico) para guiar el desarrollo de sistemas de intervención emocional. Este modelo articula los fundamentos psicológicos (basados en el modelo de proceso de Gross), las decisiones de diseño clave (didácticas, experienciales, en línea o fuera de línea) y las prácticas más comunes en HCI, extraídas de una revisión de 36 estudios. Los autores destacan la necesidad de diseñar tecnologías que no solo brinden apoyo emocional inmediato, sino que también fomenten el aprendizaje autónomo de habilidades de regulación emocional y establezcan una agenda de investigación interdisciplinaria entre la psicología y la ingeniería del diseño interactivo. Las recomendaciones de este trabajo no servirán de referencia para diseñar e implementar las intervenciones de regulación emocional en el AVAI.

3.2.3 Virtual Reality for the Enhancement of Emotion Regulation (Colombo et al., 2021)

Este estudio ofrece una revisión narrativa de la literatura sobre la evidencia de las intervenciones basadas en Realidad Virtual (RV) para mejorar la Regulación Emocional (RE), definida como la capacidad de implementar estrategias para modular las respuestas emocionales y alcanzar metas deseadas. La metodología analiza la literatura sobre RV y la clasifica en cuatro categorías de estrategias de RE (Situacionales, Atencionales, Cognitivas y de Modulación de Respuesta), además de revisar el fomento de emociones positivas y las habilidades interpersonales. Los hallazgos confirman que la RV es una herramienta poderosa que facilita la investigación y el entrenamiento ecológico en entornos controlados y realistas. Existe evidencia creciente que respalda su eficacia en la mejora de las estrategias atencionales (distracción, relajación) y cognitivas (reestructuración). El estudio subraya la creciente accesibilidad y rentabilidad de las herramientas de RV (incluidos los dispositivos de bajo costo), lo que amplía su potencial clínico. Finalmente, se destaca la necesidad de futuras investigaciones que integren enfoques tecnológicos avanzados (como el biofeedback y el deep learning) para personalizar las intervenciones y abordar los mecanismos de cambio. Este estudio sirve como guía para el diseño e implementación de actividades de gamificación como estrategia de regulación emocional.

3.2.4 Emotion Regulation in Intelligent Tutoring Systems: A Systematic Literature Review (Khadimallah et al., 2020)

En este estudio se realiza una revisión sistemática de la literatura sobre la regulación emocional en los Sistemas de Tutoría Inteligente (STI), con el objetivo de identificar estrategias y herramientas que faciliten el manejo de las emociones durante el aprendizaje.

Se enfatiza el papel fundamental de las emociones en la motivación, la atención y el rendimiento académico, y se destaca la importancia de incorporar mecanismos de regulación emocional en entornos de aprendizaje inteligentes. Se analizan métodos, herramientas y estrategias orientados a modular las emociones negativas y a mejorar el desempeño de los estudiantes, incluyendo enfoques basados en videojuegos, música, color y luz, así como estrategias cognitivas como la reevaluación y la atención dirigida. Se concluye que integrar estos enfoques en los STI puede favorecer estados emocionales positivos, fortalecer la autorregulación del estudiante y potenciar su rendimiento académico. Este trabajo ofrece un marco teórico para diseñar actividades de gamificación y un panorama de las estrategias más efectivas para manejar las emociones negativas.

3.2.5 The Transition From Intelligent to Affective Tutoring System: A Review and Open Issues (Hasan et al., 2020)

Este trabajo analiza la transición de los Sistemas de Tutoría Inteligente (ITS) a los Sistemas de Tutoría Afectiva (ATS), una evolución impulsada por la evidencia de que los estados emocionales de los estudiantes influyen de manera significativa en su rendimiento. El objetivo es ofrecer una revisión sistemática e integral de sus arquitecturas, modelos y enfoques (148 artículos, 2014-2019). Los resultados indican que las redes neuronales son la técnica de inteligencia computacional más utilizada para la optimización de ITS, que la expresión facial es el canal de detección emocional más frecuente en ATS y que el aprendizaje basado en juegos es una estrategia efectiva para mejorar los resultados educativos. Se concluye que los ATS son sistemas de próxima generación con una mayor capacidad de adaptación afectiva. Este análisis respalda la necesidad de incorporar la dimensión afectiva en los Sistemas de Tutoría Inteligentes, valida las problemáticas

inherentes a los métodos más comunes de detección de emociones y muestra algunas arquitecturas de los STA que nos servirán de referencia para la implementación de nuestro enfoque, y confirma la efectividad de la gamificación como estrategia de regulación.

3.3 Trabajos relacionados con diseño de actividades de gamificación afectivas

3.3.1 Design and Validation of a Library of Active Affective Tasks for Emotion Elicitation in VR (Woodworth & Borst, 2024)

Este estudio presenta y valida cuatro tareas afectivas activas en Realidad Virtual (RV), diseñadas para inducir de manera rápida y dirigida distintas emociones. La propuesta surge como respuesta a la carencia de estímulos activos, un elemento clave para entrenar modelos de reconocimiento emocional eficaces en entornos de RV. La investigación comparó las respuestas emocionales autorreportadas tras la realización de las tareas afectivas, así como sus variantes neutrales basadas únicamente en movimiento y videos en 360° provenientes de una biblioteca existente. Los resultados indican que las tareas afectivas generan de manera consistente una amplia gama de emociones intensas, con niveles de dispersión y fiabilidad similares a los obtenidos con los videos. Además, se observaron diferencias significativas entre las calificaciones de las tareas afectivas y las neutrales, lo que confirma la contribución de los componentes afectivos más allá del movimiento. Este trabajo demuestra la viabilidad de desarrollar una biblioteca generalizada de tareas afectivas activas para la investigación y el diseño de sistemas de reconocimiento emocional en RV. A partir de estos hallazgos, se retomaron las recomendaciones para el diseño de tareas afectivas y se adaptó una de ellas como parte de las actividades de gamificación implementadas en nuestro método (ver Figura 3.2).

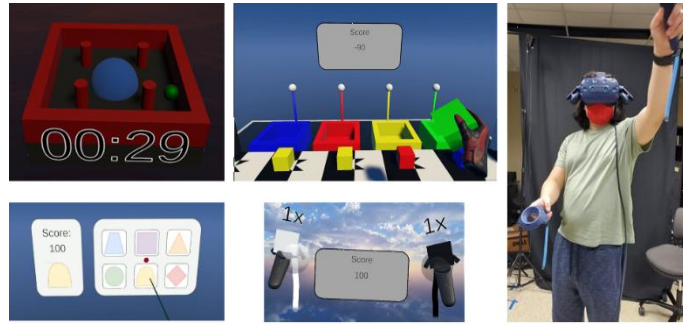


Figura 3.2 Tareas afectivas en RVI

3.3.2 Emotion Design for Video Games: A Framework for Affective Interactivity (Croissant et al., 2023)

Este estudio propone un modelo de interacción emocional y un enfoque metodológico para el diseño de videojuegos adaptados al estado afectivo del jugador, integrando conocimientos de psicología, diseño y computación afectiva. A partir de una revisión de la literatura, se desarrolló un sistema capaz de reconocer las emociones del jugador y ajustar dinámicamente los estímulos del juego, conectando los módulos de detección, adaptación y elicitación con su perfil emocional, que incluye comportamientos, reacciones fisiológicas y emociones.

El estudio indica que una adaptabilidad efectiva requiere un diseño cuidadoso de los estímulos y un procesamiento preciso de la información emocional. Los resultados subrayan la importancia de realizar estudios con usuarios para comprender cómo el contenido del juego y las variables de entrada inciden en la experiencia subjetiva, ofreciendo una guía práctica para diseñar y evaluar la adaptabilidad afectiva, y así generar experiencias inmersivas más realistas y significativas. Este trabajo nos brinda una referencia metodológica para diseñar juegos y evaluar su eficacia en la mejora de su diseño (ver la Figura 3.3).

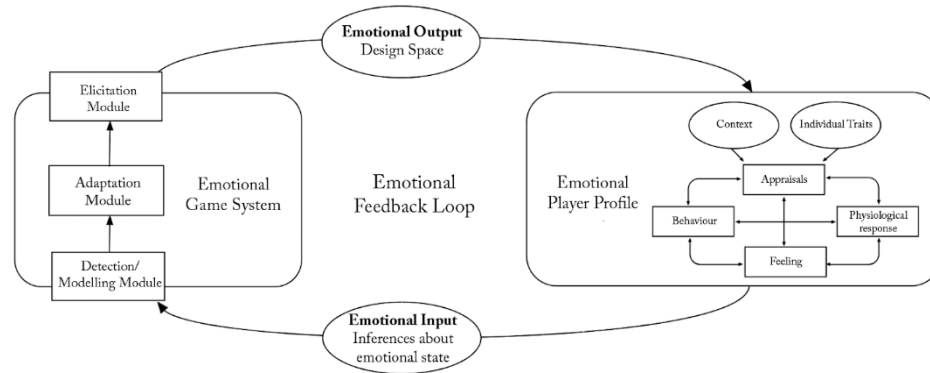


Figura 3.3 Bucle de retroalimentación emocional en la interacción jugador-juego

3.3.3 MoodShaper: A Virtual Reality Experience to Support Managing Negative Emotions (Wagener et al., 2024)

Este estudio evaluó la eficacia inmediata y la experiencia de MoodShaper, una aplicación de realidad virtual (RV) con tres intervenciones basadas en principios de terapia psicológica. En el diseño experimental, 60 participantes fueron sometidos a una inducción afectiva negativa mediante el recuerdo de un evento autobiográfico y luego asignados a una de las intervenciones: Launch Paper Planes, Frame a Picture Globe o Shine Your Light, basadas en estrategias de externalización, aislamiento/reclusión o aceptación/apreciación. Se midieron el afecto (PANAS) y las dificultades en la regulación emocional (S-DERS) antes y después de la intervención. Los resultados mostraron que las tres intervenciones aumentaron el afecto positivo y redujeron el efecto negativo y las dificultades de regulación emocional, destacando que Shine Your Light superó a Launch Paper Planes en claridad emocional. Los hallazgos indican que la RV es una herramienta efectiva y atractiva para la autorregulación emocional y el autocuidado cotidiano. Este trabajo demuestra que las intervenciones activas en RV pueden modular las emociones y mejorar la autorregulación. La metodología y el diseño de

las intervenciones de este estudio servirán como referente para el diseño y la evaluación de actividades gamificadas en el marco de nuestro enfoque.

3.3.4 Mood Induction Using Virtual Reality: a Systematic Review of Recent Findings (Diniz Bernardo et al., 2021)

La investigación experimental en emoción se ha limitado debido a la falta de validez ecológica de los paradigmas de prueba. La RV emerge como una solución que ofrece experiencias inmersivas en entornos controlados. Esta revisión sistemática examinó 61 artículos que utilizaron la RV para inducir emociones en participantes sanos. Se encontró que la mayoría de los participantes eran estudiantes universitarios y que los diseños más comunes fueron los mixtos e intrasujetos. La ansiedad, la relajación, el miedo y la alegría fueron las emociones más frecuentes inducidas. El equipo principal fue el casco de realidad virtual (HMD) y casi todos los estudios utilizaron mediciones subjetivas; 35 de ellos incluyeron también mediciones fisiológicas. Los hallazgos sugieren que la RV es una herramienta eficaz para inducir emociones en el laboratorio.

3.3.5 Virtual Reality for Emotion Elicitation – A Review (Somarathna et al., 2022)

Las emociones desempeñan un papel central en la cognición, el comportamiento y la interacción humano-computadora, pero los métodos tradicionales de inducción emocional suelen ser pasivos, lo que limita tanto la naturalidad como la relevancia personal de la experiencia. Esta revisión analiza 74 estudios sobre el uso de la Realidad Virtual (RV) como un mecanismo activo para la elicitación emocional, considerando juegos, tareas, videos en 360° y estímulos audiovisuales, así como sensores fisiológicos y bases de datos públicas. Los hallazgos muestran que la RV permite inducir emociones discretas y dimensionales de

manera más efectiva, ofreciendo experiencias inmersivas y ecológicamente válidas. Asimismo, se identifican vacíos en los contenidos sobre las emociones negativas y la necesidad de integrar modelos teóricos, como el de evaluación (appraisal). En conjunto, la evidencia respalda la eficacia de los contenidos activos para suscitar un amplio rango de emociones y fundamenta la propuesta de este trabajo de emplear actividades gamificadas como estrategia de regulación emocional.

3.3.6 Designing a framework for VR mechanics that elicit targeted emotions (Mallary, 2023)

El diseño de experiencias en realidad virtual enfrenta el reto de provocar emociones específicas de manera consistente y controlada. Este estudio tuvo como objetivo desarrollar y validar un marco de diseño que sirva de guía para crear mecánicas de juego orientadas a inducir emociones específicas en entornos inmersivos. Se utilizó una metodología cualitativa basada en la investigación mediante diseño, que incluyó el análisis de videojuegos existentes, la construcción de modelos teóricos y la validación empírica con usuarios. Se desarrollaron dos prototipos en Unity dirigidos a generar estados emocionales contrastantes, como calma y tensión, y se evaluaron mediante cuestionarios, entrevistas y observación. Los resultados mostraron que las mecánicas diseñadas lograron evocar las emociones previstas, con diferencias de intensidad según el tipo de jugador. Se concluye que el marco propuesto constituye una herramienta útil para incorporar el diseño emocional en experiencias de realidad virtual, con aplicaciones en videojuegos educativos y en entornos terapéuticos. Este estudio nos brindó pautas importantes para el diseño e implementación de las actividades de gamificación de nuestro enfoque.

3.3.7 Induction and profiling of strong multicomponential emotions in virtual reality (Meuleman & Rudrauf, 2021)

El objetivo de este estudio fue explorar la capacidad de la realidad virtual (RV) para inducir emociones intensas que integran múltiples componentes simultáneamente en escenarios de alta validez ecológica, en concordancia con la teoría de la evaluación cognitiva. Los participantes experimentaron siete juegos comerciales de RV y reportaron sus vivencias emocionales mediante un cuestionario que evaluó la valoración cognitiva, la motivación, la fisiología, el sentimiento y la regulación emocional. Los análisis multivariados mostraron que los participantes experimentaron emociones intensas, identificándose patrones componenciales definidos para el miedo y la alegría. Las variables de valoración cognitiva resultaron ser las más predictivas de la intensidad de la alegría y, en especial, del miedo, explicando hasta el 61.3% de la varianza. Estos resultados validan nuestro enfoque al confirmar que la RV activa es un medio eficaz para inducir emociones fuertes, superando a los métodos pasivos, y sugieren que la incorporación de actividades gamificadas podría favorecer una mayor intensidad en la inducción emocional y así contribuir a la regulación mental.

3.4 Discusión del estado del arte

Los estudios analizados evidencian la viabilidad de emplear datos de comportamiento para la detección de emociones (Behnke et al., 2021; Holzwarth et al., 2021; Li et al., 2017; Samanta & Guha, 2021). En estos trabajos se reporta una correlación significativa entre los movimientos de la cabeza y los estados afectivos y cognitivos, lo que demuestra que es posible detectar emociones de forma automática mediante algoritmos de clasificación. No obstante, los resultados también muestran que la efectividad de la detección basada únicamente en movimientos de cabeza es limitada, por lo que algunos autores (Ahmed et al., 2023; Marín-Morales et al., 2020) destacan que los métodos multimodales, que integran distintos tipos de datos de comportamiento, logran un mejor desempeño en la identificación de estados emocionales.

El uso de datos conductuales ofrece ventajas relevantes en el contexto de la RVI frente a los métodos fisiológicos más reportados, ya que permite capturar información afectiva sin instrumentación invasiva ni costosa, lo que favorece su aplicación en contextos no controlados. La Tabla 3.4 sintetiza los artículos centrados en analizar las correlaciones entre variables afectivas y medidas conductuales, así como las investigaciones que reportan métricas de desempeño de algoritmos de aprendizaje automático aplicados a la detección de emociones y estados cognitivos.

Más allá del componente técnico, la literatura actual resalta el papel central de las emociones y su regulación en los procesos de aprendizaje. En este sentido, los AVAI se perfilan como entornos idóneos para incorporar modelos afectivos adaptativos, capaces de detectar las emociones del estudiante y responder con estrategias personalizadas que fomenten estados emocionales propicios para el aprendizaje.

Finalmente, en lo que respecta a la intervención de regulación emocional, los trabajos revisados sugieren que la integración de videojuegos emocionales y gamificación tiene gran potencial para favorecer la inducción de estados afectivos positivos. Estas estrategias buscan promover estados emocionales adecuados (como el interés, la curiosidad o el desafío moderado) que faciliten la motivación, la atención sostenida y, en última instancia, contribuyan a mejorar el rendimiento académico.

Tabla 3.4 Trabajos sobre detección afectiva con datos conductuales

Trabajo	Dimensiones	Equipo	Indicadores	Método	Resultados
Holzworth et al., 2021	Presencia, Demanda mental y física, Rendimiento percibido, Usabilidad	HTC Vive (Acelerómetro, Giroscopio, IR)	Rotación cabeza (Pitch/Yaw/Roll) + NASA TLX	Árbol de decisión	Precisión de clasificación Árbol de decisión 66.7%
Li et al., 2017	Valencia y Excitación	Oculus Rift (Acelerómetro, Giroscopio, Magnetómetro)	Rotación cabeza (Pitch/Yaw/Roll) + SAM	Correlación de Pearson	Pitch–Exc: 0.25; Std Yaw–Val: 0.27
Xue et al., 2021	Valencia y Excitación	HTC Vive Pro Eye + Empatica E4	Rotación cabeza, movimiento ocular, PD, EDA, IBI	Correlación de Pearson	Std Yaw–Valencial: –0.532; Pitch medio–activación: 0.585
Lin et al., 2023	Puntaje de concentración	HTC Vive Pro Eye + Cámara digital	Puntaje de expresión, tasa de enfoque visual, dominio de tarea, puntaje concentración aprendizaje	Media	Concentración promedio: 0.63; Exp: 0.69; Enfoque: 0.62; Dominio: 0.57
Goel et al., 2021	Valencia y Excitación	Oculus Rift CV1	Rotación cabeza	Correlación de Spearman	Valencia–Std Yaw: 0.27; Valencia–Velocidad Yaw: 0.241
Hu et al., 2023	Concentración cognitivo-emocional	EEG TGAM + HTC Vive Pro Eye & Face Tracker	Datos de interacción y visión, tests interactivos, texto, flujo clics, pupilometría, gaze	Regresión, Árbol de decisión, Bosque aleatorio, SVM	Regresión 0.66; Árbol 0.73; Bosque 0.70; SVM 0.70

4 Metodología de solución

En este capítulo se describe la metodología empleada para desarrollar el método de regulación de estados mentales en AVAI. El enfoque propuesto se centra en la identificación del estado mental del usuario a partir de datos de comportamiento y en la regulación emocional mediante actividades gamificadas. El propósito de este método es detectar estados mentales potencialmente desfavorables para el aprendizaje y, en consecuencia, intervenir mediante actividades diseñadas para promover un estado emocional positivo.

4.1 Descripción general del enfoque propuesto

La metodología seguida en este estudio se organiza en cuatro fases principales, presentadas en la Figura 4.1.

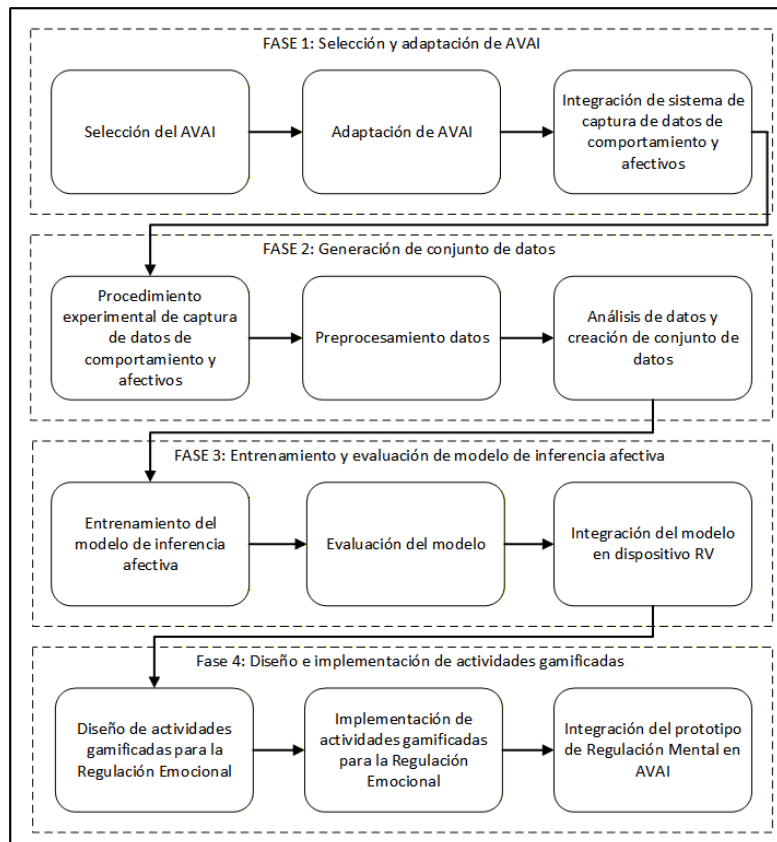


Figura 4.1 Metodología de solución

4.1.1 Selección y adaptación de AVAI:

En esta etapa se llevó a cabo una revisión de diversos Ambientes Virtuales de Aprendizaje Inmersivo (AVAI), seleccionándose finalmente VR Space Education (Ramakrishnan et al., 2023) por su disponibilidad de código abierto, compatibilidad con el dispositivo de realidad virtual, diseño pedagógico y duración adecuada para el estudio. Se realizaron adaptaciones clave que incluyeron la traducción de la interfaz y las narraciones al español, la simplificación de los controles y el ajuste del contenido para adecuarlo a los objetivos del experimento.

Asimismo, se incorporó al AVAI la funcionalidad de captura de datos de comportamiento, destinada a registrar los movimientos de cabeza y manos durante la actividad de aprendizaje, así como un instrumento de autoevaluación afectiva basado en SAM (Betella & Verschure, 2016) para documentar de manera sistemática las respuestas emocionales de los participantes al finalizar la actividad.

Finalmente, se diseñó un experimento con el propósito de recopilar de manera sistemática datos de comportamiento y de afecto, a fin de conformar un conjunto de datos que pudiera utilizarse posteriormente para entrenar un algoritmo de aprendizaje automático. En la Figura 4.2 se muestra el AVAI seleccionado.



Figura 4.2 AVAI Seleccionado Space Education VR (Ramakrishnan et al., 2023)

4.1.2 Creación de conjunto de datos de comportamiento

Para generar el conjunto de datos de comportamiento para entrenar el algoritmo de inferencia afectiva, se llevó a cabo un experimento basado en un enfoque estructurado de inducción emocional, con el objetivo de registrar de manera sistemática las respuestas conductuales y afectivas de los participantes durante su interacción con el AVAI. En la sección “Diseño experimental para la recolección de datos conductuales” se detalla el diseño y el procedimiento empleados para obtener los datos de comportamiento y su posterior tratamiento. Esta etapa permitió obtener información inicial que sirvió de base para la construcción del conjunto de datos utilizado en las siguientes etapas.

Los datos recolectados fueron posteriormente preprocesados mediante la imputación de valores faltantes, la eliminación de registros inconsistentes, la normalización de variables y la creación de medidas compuestas. Estas acciones tuvieron como propósito garantizar la coherencia y la calidad de la información, dejándola en condiciones adecuadas para su análisis posterior.

Finalmente, se realizó un análisis estadístico exploratorio para examinar el comportamiento de los datos, identificar patrones relevantes y resumir la información obtenida. Este análisis permitió seleccionar las características más representativas de los movimientos y respuestas de los participantes, conformando así el conjunto de características finales empleadas para el entrenamiento del modelo de inferencia emocional.

4.1.3 Entrenamiento y evaluación del modelo de inferencia emocional

A partir del conjunto de datos, se entrenó un modelo de inferencia emocional basado en un perceptrón multicapa (MLP), seleccionado por su capacidad para capturar relaciones no lineales entre las características de comportamiento, con el objetivo de detectar la valencia emocional. En la sección “Entrenamiento y Evaluación de Modelo” se detallan la arquitectura del modelo, las herramientas y el proceso de entrenamiento, así como las métricas de evaluación. Durante el entrenamiento, se ajustaron sus parámetros para optimizar el desempeño y reducir los errores de clasificación. Posteriormente, el modelo se evaluó mediante métricas pertinentes para determinar su precisión, robustez y capacidad de generalización, lo que permitió identificar fortalezas y limitaciones antes de su implementación final. Finalmente, se adaptó e implementó en un dispositivo de realidad virtual, asegurando su funcionamiento autónomo y facilitando la integración de la inferencia emocional durante la interacción de los participantes con el AVAI.

4.1.4 Diseño e implementación de actividades gamificadas para la regulación mental

Se diseñaron e implementaron actividades gamificadas, basadas en principios que vinculan los elementos del juego con la motivación y la regulación emocional. A diferencia de los métodos de inducción pasiva, en los que el usuario se limita a recibir estímulos, la gamificación promueve una participación activa y ofrece retroalimentación inmediata, factores asociados a la generación de emociones positivas. Para potenciar esta experiencia, se aprovecharon la inmersión y la interacción en primera persona en la realidad virtual, creando actividades como organizar cubos, golpear topos y disparar a objetivos. Estas

dinámicas se desarrollaron en Unity, integrando sistemas de puntuación y límites de tiempo para incorporar interacción física y retroalimentación sensorial.

4.2 Diseño experimental para la recolección de datos conductuales

En esta sección se documenta la metodología para construir un conjunto de datos de comportamiento para entrenar un modelo de inferencia afectiva en RVI. Se describen el diseño experimental y el protocolo de inducción emocional implementados para recabar datos conductuales de los participantes durante interacciones inmersivas. Posteriormente, se detalla el proceso de preprocesamiento, limpieza y anotación de datos que permitió generar un conjunto etiquetado, listo para el entrenamiento de modelos de clasificación de la valencia emocional.

Se llevó a cabo un experimento cuasiexperimental transversal con el propósito de evaluar las diferencias en el estado afectivo entre dos condiciones y de generar un conjunto de datos para el entrenamiento de un modelo de inferencia de la valencia emocional. La muestra incluyó 40 participantes, principalmente estudiantes de nivel superior y posgrado, distribuidos aleatoriamente en dos grupos de 20 individuos cada uno.

Se definieron dos condiciones experimentales para inducir variabilidad en las respuestas afectivas:

- Grupo A (condición relajada): Los participantes interactuaron con un AVAI diseñado para ser una experiencia sin estrés. La interfaz no presenta limitaciones de tiempo ni errores intencionales, lo que permite una exploración relajada y orientada al aprendizaje.

- Grupo B (condición estresante): Los participantes interactuaron con un AVAI modificado que incluía límites de tiempo, errores intencionales y la entrega de información incorrecta, con el fin de inducir emociones negativas como la frustración o la tensión.

4.2.1 Participantes

La muestra incluyó 40 participantes, de los cuales 29 eran hombres y 11 mujeres, con edades entre 21 y 39 años. La mayoría de los estudiantes de posgrado del Centro Nacional de Investigación y Desarrollo Tecnológico (CENIDET). Se excluyeron personas con antecedentes de epilepsia fotosensible o de mareos relacionados con el uso de dispositivos de realidad virtual. Durante el estudio no se recolectó información personal ni biométrica, lo que garantizó la confidencialidad y el anonimato de los participantes.

4.2.2 Variables

Las variables medidas fueron los valores de posición y rotación de la cabeza y las manos, así como los valores de valencia y de activación emocional, evaluados mediante una variante del Maniquí de Autoevaluación (SAM) en una escala normalizada de 0 a 1, donde 0 representa la emoción más negativa y 1 la emoción más positiva. En la Tabla 4.1 se presentan las variables medidas.

Tabla 4.1 Variables registradas

<i>Variable</i>	<i>Descripción</i>
<i>Cabeza</i>	Posición y rotación en X, Y, Z
<i>Mano derecha</i>	Posición y rotación en X, Y, Z
<i>Mano izquierda</i>	Posición y rotación en X, Y, Z
<i>Estado afectivo</i>	Nivel de valencia y activación

Se incluyeron además cuestionarios complementarios para evaluar motivación y carga cognitiva:

- **Inventario de Motivación Intrínseca (IMI):** Escala tipo Likert (de 0 a 7) que evalúa el interés/disfrute, la percepción de competencia, el esfuerzo/importancia, la presión/tensión, la percepción de autonomía y el valor/utilidad.
- **NASA Task Load Index (NASA-TLX):** Escala de 1 a 10 que mide la exigencia mental, física y temporal, el esfuerzo, el rendimiento y el nivel de frustración.

4.2.3 Instrumentos

Para la recolección y registro de variables se emplearon los siguientes recursos de hardware y software:

- **Hardware:** Se utilizó el visor de realidad virtual inmersiva autónomo Meta Quest 2 y dos controladores inalámbricos equipados con el sistema de seguimiento de movimiento Oculus Insight, compuesto por cuatro cámaras integradas y sensores inerciales (acelerómetro, giroscopio y magnetómetro), que ofrecen una precisión de ± 1.1 cm y una tasa de muestreo de 60 Hz.
- **Software:** Se desarrolló un software a medida para registrar los datos de posición y rotación de la cabeza y las manos del visor, y almacenarlos en formato .CSV. Además, se implementó una herramienta para registrar una autoevaluación afectiva de la valencia y la activación, lo que permitió asociar los datos de movimiento con las respuestas afectivas de cada usuario.

4.2.4 Procedimiento

Las pruebas se realizaron siguiendo un enfoque estructurado de inducción emocional, un procedimiento ampliamente utilizado en diversos estudios para evocar emociones específicas en los participantes. Este proceso se lleva a cabo mediante la presentación de estímulos cuidadosamente seleccionados, como imágenes, música, videos, videojuegos y experiencias de realidad virtual, con el objetivo de modificar el estado emocional de los participantes. Para adaptar este procedimiento al contexto de la investigación, se organizó en tres etapas, que se describen a continuación:

4.2.4.1 Preparación de la prueba

El objetivo principal de esta etapa fue asegurar que el participante comprendiera el procedimiento general y se sintiera en un entorno cómodo y controlado. Antes de iniciar la prueba, se solicitó al participante que completara un formulario con datos de su perfil demográfico. A continuación, se preparó el dispositivo de Realidad Virtual (RVI) con la aplicación correspondiente, en este caso, AVAI, y se acondicionó la zona de trabajo. Esto incluyó la colocación de una silla giratoria y la verificación de las condiciones ambientales, como la temperatura y el nivel de ruido, para garantizar un ambiente adecuado, libre de distracciones o molestias. Después, se proporcionaron instrucciones claras sobre el uso del dispositivo de RVI y se brindó asistencia al participante para colocarlo correctamente. Una vez que todo estuvo listo, se inició la experiencia inmersiva en el AVAI. En la Figura 4.1 se presenta un diagrama de bloques que muestra la secuencia y la duración de los procedimientos realizados en esta etapa de preparación.

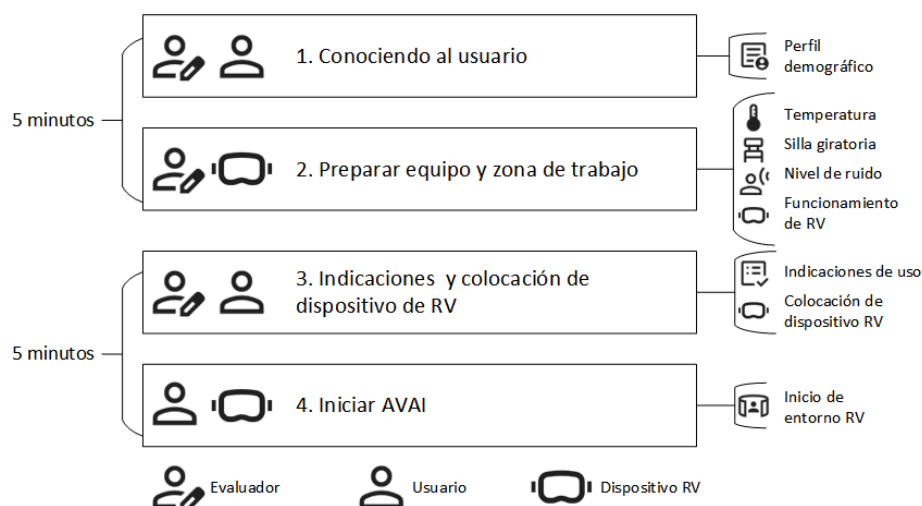


Figura 4.1 Etapa 1 – Preparación

4.2.4.2 Inducción emocional:

Esta etapa comienza con la navegación de reconocimiento en el AVAI, lo que permite al participante familiarizarse libremente con el entorno y los controles. A continuación, se inicia la actividad de aprendizaje, que sirve como estímulo emocional, mientras el sistema registra en segundo plano los datos de comportamiento, como la posición y la rotación de la cabeza y las manos. Una vez finalizada la actividad educativa, los datos de comportamiento se guardan. A continuación, en el AVAI, se presenta una variante del instrumento de autoevaluación afectiva basada en el Maniquí de Autoevaluación para medir la valencia y la activación emocional. Además, se aplica una prueba de conocimientos, compuesta por cuatro preguntas de opción múltiple sobre los planetas.

En la Figura 4.2 se presenta un diagrama que ilustra la secuencia de los procedimientos de inducción descritos, junto con la duración aproximada de cada uno.

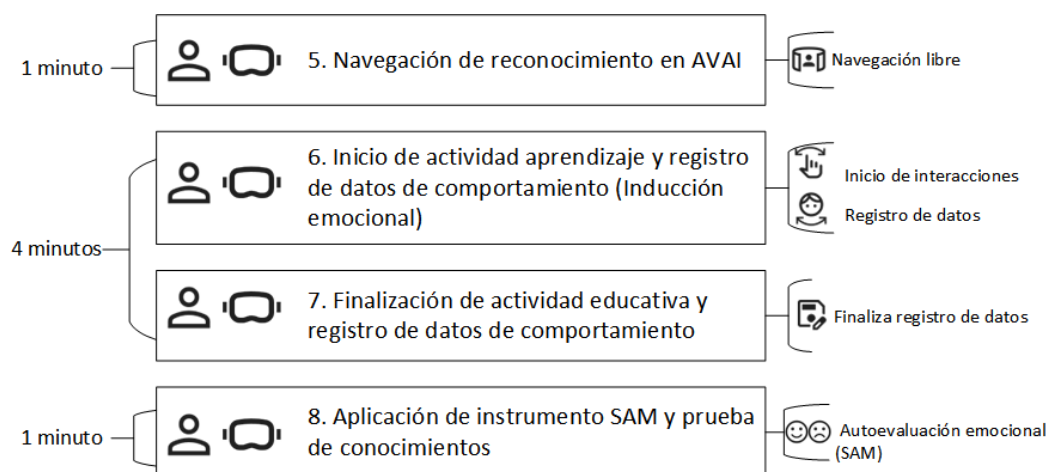


Figura 4.2 Etapa 2 – Inducción

4.2.4.3 Etapa de finalización:

En esta etapa, se concluye la experiencia en el entorno de realidad virtual (RV). Tras verificar que el participante ha completado la prueba, se le permite retirar el dispositivo de RV de forma segura. A continuación, se solicita al participante que complete dos cuestionarios digitales: el Inventario de Motivación Intrínseca (IMI) y el Índice de Carga de Trabajo de la NASA (NASA TLX). Estos cuestionarios están diseñados para evaluar la motivación del participante, así como el esfuerzo y la carga cognitiva experimentados durante la prueba.

En la Figura 4.3 se muestra un diagrama de los procedimientos realizados en esta etapa, junto con su duración aproximada.

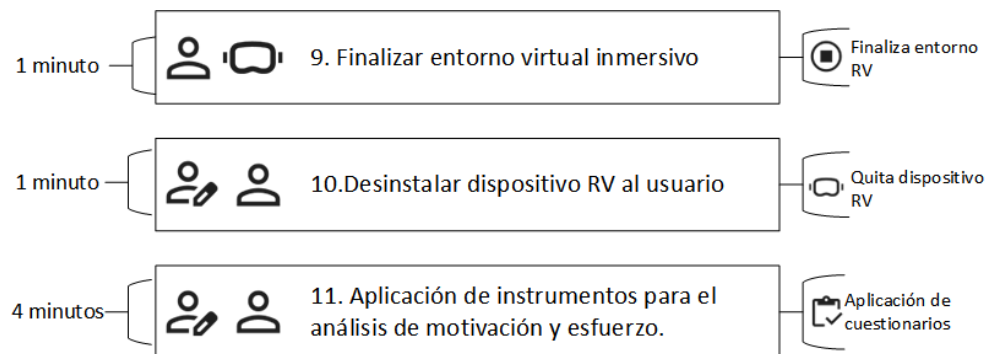


Figura 4.3 Etapa 3 - Finalización

Nota: Las variables de comportamiento motor se registran de forma continua durante la actividad, mientras que las variables afectivas y de cuestionarios se recopilan al final.

4.3 Modelo de clasificación de valencia emocional

En este apartado se describe el proceso de creación y evaluación de un modelo de clasificación binaria basado en un perceptrón multicapa (MLP) para predecir el nivel de valencia emocional a partir de características extraídas de muestras específicas. La selección de este modelo se fundamentó en los resultados de una investigación previa realizada durante la maestría (Romero et al., 2025), en la que se evaluaron diversos algoritmos de clasificación y el MLP mostró la mayor capacidad de predicción. Para la implementación del modelo se utilizaron las librerías PyTorch y scikit-learn.

El conjunto de datos utilizado consta de 40 muestras, cada una representada por 32 características numéricas obtenidas mediante el procesamiento estadístico de los datos de las pruebas. La variable objetivo se define en función de la valencia emocional de las muestras, clasificándolas en dos categorías: valencia alta y valencia baja. En total, hay 21 muestras etiquetadas como "valencia alta" y 19 como "valencia baja". Esta distribución presenta un ligero desequilibrio entre las clases, lo que permite entrenar el modelo sin necesidad de técnicas adicionales de balanceo de clases. En la Tabla 4.2 se muestra el conjunto de características que se emplearon para entrenar el algoritmo, obtenidas a partir del procesamiento estadístico de los datos de comportamiento.

Tabla 4.2 Características del conjunto de datos

Características	Descripción
<i>min_pitch</i>	Valor mínimo de rotación de la cabeza en x
<i>max_pitch</i>	Valor máximo de rotación de la cabeza en x
<i>mean_pitch</i>	Media de rotación de la cabeza en x
<i>sd_pitch</i>	Desviación estándar de la rotación de la cabeza en x
<i>min_yaw</i>	Valor mínimo de rotación de la cabeza en y
<i>max_yaw</i>	Valor máximo de rotación de la cabeza en y
<i>mean_yaw</i>	Media de rotación de la cabeza en y
<i>sd_yaw</i>	Desviación estándar de la rotación de la cabeza en y
<i>min_roll</i>	Valor mínimo de rotación de la cabeza en z
<i>max_roll</i>	Valor máximo de rotación de la cabeza en z
<i>mean_roll</i>	Media de rotación de la cabeza en z
<i>sd_roll</i>	Desviación estándar de la rotación de la cabeza en z
<i>min_dist_right</i>	Distancia mínima de la cabeza a mano derecha
<i>max_dist_right</i>	Distancia máxima de la cabeza a mano derecha
<i>mean_dist_right</i>	Media de la distancia de la cabeza a la mano derecha
<i>sd_dist_right</i>	Desviación estándar de la distancia de la cabeza a la mano derecha
<i>min_dist_left</i>	Distancia mínima de la cabeza a mano izquierda
<i>max_dist_left</i>	Distancia máxima de la cabeza a mano izquierda
<i>mean_dist_left</i>	Media de la distancia de la cabeza a la mano izquierda
<i>sd_dist_left</i>	Desviación estándar de la distancia de la cabeza a la mano izquierda
<i>valencia</i>	Etiqueta de valencia baja 0 o alta 1

4.3.1 Arquitectura del Modelo

El modelo de clasificación binaria se basa en un perceptrón multicapa (MLP), cuya arquitectura consta de las siguientes capas:

- Capa de entrada: 32 neuronas, correspondientes al número de características del conjunto de datos.
- Capa oculta 1: 64 neuronas, activada por la función ReLU (Rectified Linear Unit).

- Capa oculta 2: 32 neuronas, con función de activación ReLU.
- Capa de salida: 1 neurona con función sigmoide, adecuada para tareas de clasificación binaria.

Las funciones de activación utilizadas son ReLU en las capas ocultas, que facilita la convergencia y la captura de relaciones no lineales en los datos, y sigmoid en la capa de salida, que produce una probabilidad para cada clase.

El modelo predice dos clases posibles:

- 0: Valencia baja
- 1: Valencia alta

El modelo fue entrenado con el 80% de los datos, mientras que el 20% restante se utilizó para la evaluación.

La matriz de confusión que se presenta en la Figura 4.4 muestra que el modelo clasificó correctamente 4 de 5 muestras de valencia baja y 2 de 3 muestras de valencia alta. Se cometieron dos errores: una muestra de cada clase fue mal clasificada. En total, se logró una precisión del 75%, con un mejor desempeño en la clase "valencia baja".

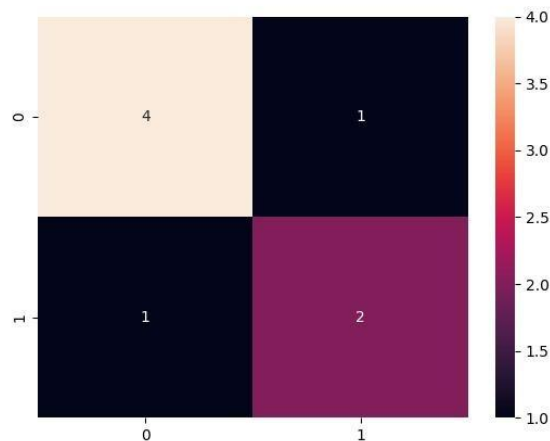


Figura 4.4 Matriz de confusión de la clasificación de valencia

El rendimiento del modelo se evaluó mediante métricas como precisión, recall y F1-score para las clases de valencia baja (0) y alta (1), como se muestra en la Tabla 4.3. La clase de valencia baja obtuvo una precisión, un recall y un F1-score de 0.8, mientras que la clase de valencia alta presentó valores de 0.67. La exactitud total del modelo fue de 0.75. Los promedios macro y ponderado fueron 0.73 y 0.75, respectivamente, lo que indica un buen desempeño equilibrado, con una ligera ventaja en la clasificación de la clase de valencia baja.

Tabla 4.3 Métricas de evaluación

<i>Clase</i>	<i>Precisión</i>	<i>Recall</i>	<i>F1-score</i>
<i>Valencia baja (0)</i>	0.8	0.8	0.8
<i>Valencia alta (1)</i>	0.67	0.67	0.67
<i>Exactitud total</i>			0.75
<i>Promedio macro</i>	0.73	0.73	0.73
<i>Promedio ponderado</i>	0.75	0.75	0.75

En la Figura 4.5 se presentan la curva ROC y el valor de AUC, que indican la capacidad de discriminación del modelo entre las clases de valencia baja y alta. La curva muestra la relación entre los verdaderos positivos y los falsos positivos, y el AUC indica el rendimiento global del modelo.

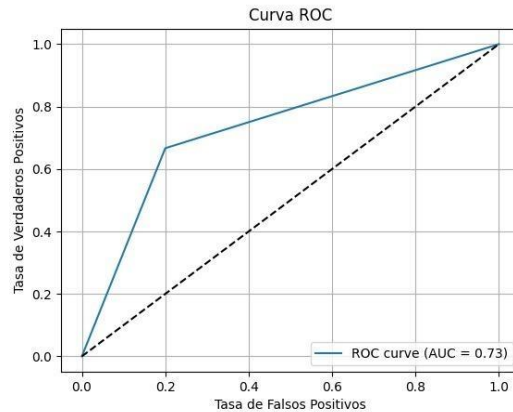


Figura 4.5 Curva ROC y AUC

Los resultados del modelo presentan un desempeño razonable, especialmente considerando el tamaño limitado del conjunto de datos. La precisión y el recall para la clase "valencia baja" fueron significativamente más altos, alcanzando 0.80 en ambas métricas, lo que indica que el modelo tiene una mayor capacidad para identificar las muestras de esta categoría.

Por el contrario, las métricas de precisión y recall para la clase "valencia alta" fueron ligeramente menores, con valores de 0.67 en ambos casos. Esto puede estar relacionado con la mayor complejidad de los patrones asociados a la "valencia alta", que podrían ser menos distintivos o más difíciles de aprender debido a la cantidad limitada de datos disponibles.

El valor de AUC de 0.73 sugiere que el modelo tiene una capacidad de discriminación moderada entre las clases de valencia. Aunque el modelo es capaz de separar las muestras de valencia alta y baja, existe un margen de mejora en la precisión de dicha separación.

En resumen, el desempeño del modelo en la clasificación de la valencia emocional es aceptable, pero existen áreas de mejora, en particular en la predicción de la clase "valencia alta". Se considera que una posible mejora en la arquitectura del modelo, así como un

aumento del tamaño del conjunto de datos, podrían contribuir a un mejor desempeño en futuras evaluaciones.

4.4 Diseño e implementación de actividades gamificadas

En este apartado se describe brevemente el diseño y desarrollo de tres actividades gamificadas en realidad virtual, propuestas como estrategia de regulación emocional dentro del sistema AVAI. La gamificación en entornos inmersivos aprovecha elementos como recompensas inmediatas, desafíos progresivos y retroalimentación visual para crear experiencias que influyen positivamente en el estado emocional del usuario. Este enfoque se fundamenta en la capacidad de la RV para generar inmersión sensorial y ofrecer entornos controlados en los que las mecánicas de juego promueven sensaciones de logro y curiosidad (Christopoulos & Mystakidis, 2023; Lampropoulos & Kinshuk, 2024).

4.4.1 Organización de Cubos por Colores

Según el trabajo de Woodworth & Borst (2024), esta actividad desafía al usuario a clasificar cubos por color en los contenedores correspondientes dentro de un tiempo limitado. El sistema de puntuación proporciona retroalimentación inmediata, recompensando los aciertos y aplicando penalizaciones por errores. La naturaleza estructurada y predecible de la tarea reduce la ansiedad, mientras que la progresión en el puntaje genera una sensación de competencia y dominio. Esta actividad está diseñada para inducir un estado de concentración relajada mediante la combinación de desafíos cognitivos accesibles y retroalimentación constante (ver la Figura 4.6).

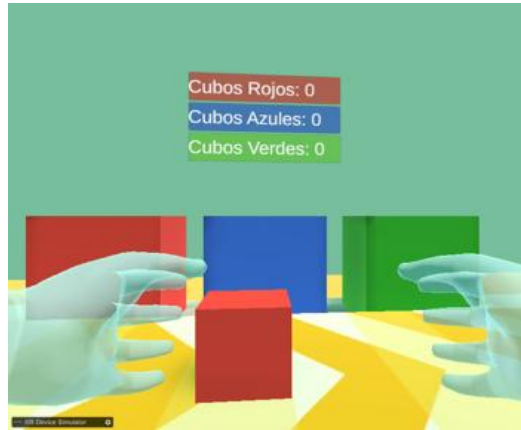


Figura 4.6 Actividad gamificada, ordenar cubos de colores

4.4.2 Golpea al Topo

Como adaptación inmersiva de un juego clásico de arcade, esta actividad requiere que los usuarios golpeen topos emergentes con un martillo virtual. La mecánica combina objetivos en movimiento, respuestas físicas y recompensas por rapidez, creando un flujo de juego dinámico que captura la atención plena. El sistema de bonificaciones por aciertos consecutivos fomenta la persistencia, mientras que la gratificación inmediata por superar desafíos motores promueve emociones positivas. Esta actividad está diseñada específicamente para liberar la tensión de forma controlada y generar entusiasmo mediante la actividad física virtual (ver Figura 4.7).



Figura 4.7 Actividad gamificada, golpea a los topos

4.4.3 Galería de Tiro

Esta experiencia de puntería incorpora objetivos estáticos que aparecen con distintas frecuencias y cantidades, lo que genera una dificultad progresiva que requiere coordinación visomotora y concentración sostenida. La retroalimentación visual y auditiva inmediata refuerza la percepción de competencia, mientras que la progresión gradual de la dificultad permite a los usuarios percibir mejoras tangibles en su desempeño. La actividad está concebida para favorecer un estado de flujo en el que el usuario se involucra completamente en la tarea, experimentando satisfacción y confianza mediante el dominio paulatino de las mecánicas de precisión (ver Figura 4.8).



Figura 4.8 Actividad gamificada, galería de tiro

4.4.4 Implementación e Integración

Las actividades se desarrollaron utilizando XR Interaction Toolkit de Unity, priorizando la fluidez interactiva y la retroalimentación inmediata. Estas actividades forman parte de un enfoque integral para investigar cómo los elementos gamificados podrían facilitar la regulación emocional en entornos de realidad virtual inmersiva, contribuyendo al desarrollo de sistemas de aprendizaje más efectivos y motivadores.

5 Resultados

En esta sección se presentan los resultados del estudio, organizados en cuatro partes secciones. En primer lugar, se presenta un análisis detallado del perfil demográfico de los participantes, que incluye información sobre su género, edad, nivel educativo y experiencia previa con tecnologías de realidad virtual. Este análisis permite contextualizar los datos y proporciona una comprensión del perfil general de los participantes del estudio.

Posteriormente, se presentan los resultados obtenidos a partir de los tres instrumentos de evaluación subjetiva utilizados: el Inventario de Motivación Intrínseca (IMI), el Índice de Carga de Trabajo de la NASA (NASA-TLX) y el Maniquí de Autoevaluación Afectiva (SAM). Para cada uno de estos instrumentos, se analizan tanto los resultados descriptivos como los análisis estadísticos necesarios para evaluar si existen diferencias significativas entre los dos grupos experimentales: el grupo A (sin estresores) y el grupo B (con estresores). Se realizarán pruebas de normalidad, de homogeneidad de varianzas y las pruebas estadísticas correspondientes, tales como la prueba t de Student, la prueba t de Welch o la prueba U de Mann-Whitney, según corresponda, para determinar si las diferencias observadas entre los grupos son estadísticamente significativas.

En tercer lugar, se presentan los resultados del entrenamiento del modelo de inferencia basado en un perceptrón multicapa (MLP), entrenado para clasificar la valencia emocional de los participantes a partir de los datos de comportamiento obtenidos durante la interacción con el entorno virtual. Se evaluará el rendimiento del modelo mediante métricas estándar, como la exactitud, la precisión, el recall y el F1-score, con el fin de determinar su efectividad en la clasificación automática de la valencia emocional en entornos de realidad virtual inmersiva.

5.1 Perfil demográfico

El estudio contó con 40 participantes, de los cuales el 72.5% fueron hombres y el 27.5% mujeres. La edad promedio fue de 26.3 años ($\sigma = 6.9$), con mayoría en el rango de 21 a 29 años. En cuanto al nivel educativo, el 65% tenía estudios superiores y el 20% posgrado.

Respecto al conocimiento sobre entornos inmersivos, el 70% indicó conocer los AVAI, aunque solo el 27.5% los había utilizado previamente. En cuanto a la realidad virtual, el 80% reportó un nivel básico y el 17.5% intermedio. Emocionalmente, el 50% mencionó sentirse estresado ocasionalmente y el 35% declaró sentirse relajado la mayor parte del tiempo. En la Tabla 5.1 se presenta un resumen del perfil demográfico y de los antecedentes de uso de la realidad virtual.

Tabla 5.1 Perfil demográfico y antecedentes de los participantes

<i>Variable</i>	<i>Categoría</i>	<i>Frecuencia (%)</i>
<i>Género</i>	Hombres	29 (72.5%)
	Mujeres	11 (27.5%)
<i>Rango de edad</i>	21-29 años	18 (45.0%)
	30-39 años	11 (27.5%)
<i>Nivel máximo de estudios</i>	Nivel superior o posgrado	34 (85.0%)
	Nivel medio/básico	6 (15.0%)
<i>Conocimiento de AVAI</i>	Sí	28 (70.0%)
	No	12 (30.0%)
<i>Uso previo de AVAI</i>	Sí	11 (27.5%)
	No	29 (72.5%)
<i>Frecuencia de estrés</i>	De vez en cuando	16 (40.0%)
	Cerca de la mitad del tiempo	11 (27.5%)
<i>Frecuencia de relajación</i>	La mayor parte del tiempo	12 (30.0%)
	Cerca de la mitad del tiempo	11 (27.5%)

En términos generales, se observa que la mayoría de los participantes fueron hombres, con un rango de edad predominante entre los 21 y 29 años y un nivel educativo correspondiente a licenciatura o posgrado. Además, una proporción considerable indicó tener conocimientos previos sobre los Ambientes Virtuales de Aprendizaje Inmersivo (AVAI). No obstante, es importante examinar si existen diferencias relevantes en estas características demográficas entre el grupo A (sin estresores) y el grupo B (con estresores), ya que dichas variaciones podrían influir en la interpretación de los resultados posteriores. En las Figuras 5.1 y 5.2 se presentan la distribución de edades de los participantes y la tendencia de su distribución normal estimada mediante un histograma.

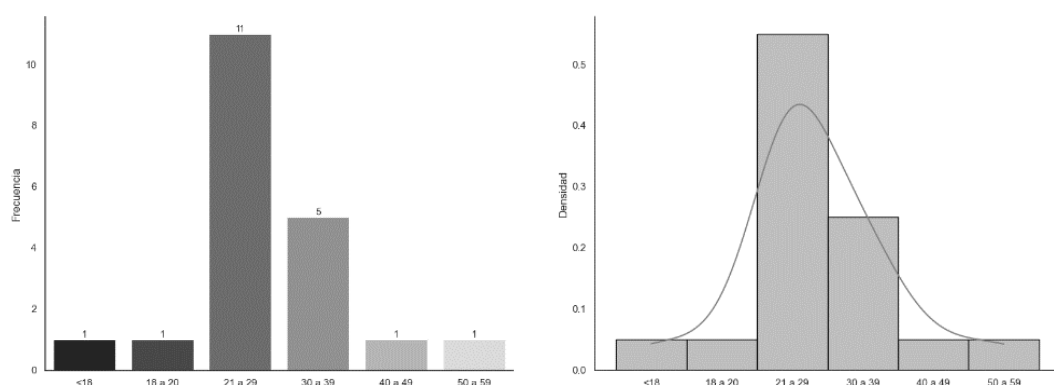


Figura 5.1. Edades del Grupo A: frecuencia absoluta (izq.) e histograma normal (der.).

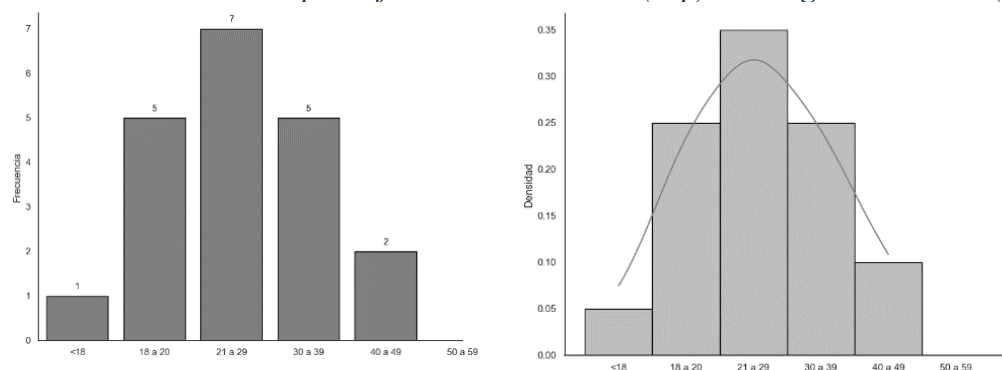


Figura 5.2. Edades del Grupo B: frecuencia absoluta (izq.) e histograma normal (der.).

Es importante destacar que en ambos grupos, la mayoría de los participantes fueron hombres; sin embargo, el grupo A (sin estresores) presentó una mayor proporción de mujeres que el grupo B (con estresores). La Figura 5.3 presenta gráficos de barras que ilustran la distribución por género en ambos grupos y permiten visualizar dichas diferencias.

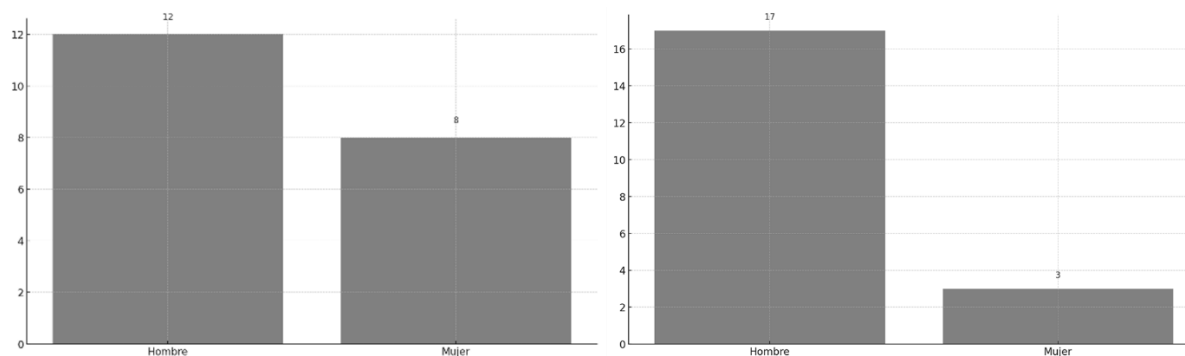


Figura 5.3 Distribución de género por grupo, grupo A (izquierda), grupo B (derecha).

Por último, entre los resultados del perfil demográfico, se observa que la mayoría de los participantes de ambos grupos no había tenido experiencia previa con algún AVAI. La Figura 5.4 muestra un gráfico circular que representa el porcentaje de participantes con y sin experiencia previa en el uso de AVAI.

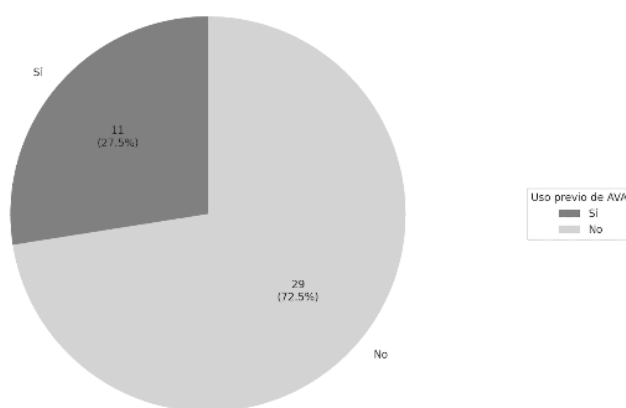


Figura 5.4 Participantes con y sin experiencia previa en AVAI en los grupos A y B.

Si bien el perfil demográfico de los participantes es homogéneo y la mayoría está familiarizada con la tecnología y no reporta un nivel de estrés previo significativo, es fundamental interpretar los resultados obtenidos considerando las limitaciones inherentes a nuestra muestra.

La variabilidad en las características emocionales y tecnológicas de los participantes puede influir en la forma en que interactúan con los entornos virtuales y en cómo se manifiestan sus respuestas emocionales, lo cual debe tomarse en cuenta al analizar los datos y al generalizar las conclusiones.

5.2 Resultados de IMI, NASA-TLX y SAM

A continuación, se presentan los resultados de los tres instrumentos de evaluación subjetiva utilizados en el estudio: el Inventario de Motivación Intrínseca (IMI), el Índice de Carga de Trabajo de la NASA (NASA-TLX) y el Maniquí de Autoevaluación Afectiva (SAM). Se analizan las diferencias entre los grupos A (sin estresores) y B (con estresores), mediante pruebas de normalidad, homogeneidad de varianzas y las pruebas estadísticas correspondientes (t de Student, t de Welch o Mann-Whitney U) para determinar si existen diferencias significativas entre ambos grupos en cuanto a motivación, carga de trabajo y respuesta emocional.

El Inventario de Motivación Intrínseca (IMI) se utilizó para evaluar diversas dimensiones relacionadas con la motivación y el disfrute de los participantes durante la interacción con el sistema. Las subescalas evaluadas incluyen el interés/disfrute, la percepción de competencia, el esfuerzo/importancia, la percepción de autonomía, la presión/tensión y el valor/utilidad.

Los resultados del IMI para los grupos A y B se muestran en las Tablas 5.2 y 5.3, respectivamente. En términos generales, el grupo A (sin estresores) presentó puntuaciones

más altas en las subescalas de Interés/Disfrute ($M = 5.74$) y de Percepción de Competencia ($M = 5.39$), lo que sugiere una mayor motivación y una mayor sensación de competencia en comparación con el grupo B. Por otro lado, el grupo B (con estresores) obtuvo puntuaciones superiores en Esfuerzo/Importancia ($M = 5.23$) y Presión/Tensión ($M = 5.10$), lo que indica que los participantes del grupo B percibieron un mayor esfuerzo y niveles de estrés durante la actividad.

Tabla 5.2. Resultados del Inventario de Motivación Intrínseca del Grupo A (sin estresores).

<i>Escala</i>		<i>Media</i>	<i>Min</i>	<i>Max</i>	<i>Desv. Estad.</i>	<i>Interpretación</i>
<i>Interés/Disfrute</i>		5.74	2.67	7.00	1.61	Alta: alto nivel de disfrute e interés.
<i>Percepción de Competencia</i>	<i>de</i>	5.39	2.20	7.00	1.53	Moderada: confianza aceptable, pero mejorable.
<i>Esfuerzo/Importancia</i>		4.09	1.00	7.00	1.67	Moderada: compromiso moderado.
<i>Percepción de Autonomía</i>	<i>de</i>	5.61	2.00	7.00	1.66	Moderada: autonomía percibida, aunque no total.
<i>Presión/Tensión</i>		4.84	1.25	7.00	1.53	Moderada: niveles manejables de presión.
<i>Valor/Utilidad</i>		5.84	2.40	7.00	1.40	Alta: experiencia percibida como de gran utilidad.

Tabla 5.3. Resultados del Inventario de Motivación Intrínseca del Grupo B (con estresores).

<i>Escala</i>		<i>Media</i>	<i>Min</i>	<i>Max</i>	<i>Desv. Estad.</i>	<i>Interpretación</i>
<i>Interés/Disfrute</i>		5.61	1.50	7.00	1.69	Alta: alto nivel de disfrute e interés.
<i>Percepción de Competencia</i>	<i>de</i>	5.16	2.00	7.00	1.72	Moderada: confianza aceptable, pero mejorable.
<i>Esfuerzo/Importancia</i>		5.23	1.75	7.00	1.75	Moderada: compromiso moderado.
<i>Percepción de Autonomía</i>	<i>de</i>	5.21	2.00	7.00	1.60	Moderada: autonomía percibida, aunque no total.
<i>Presión/Tensión</i>		5.10	2.00	7.00	1.72	Moderada: niveles manejables de presión.
<i>Valor/Utilidad</i>		5.60	1.80	7.00	1.48	Alta: experiencia percibida como útil.

En la Figura 5.5 se muestran los gráficos radiales de los resultados del IMI para los grupos A y B, donde se destacan las diferencias más evidentes en las escalas previamente mencionadas.

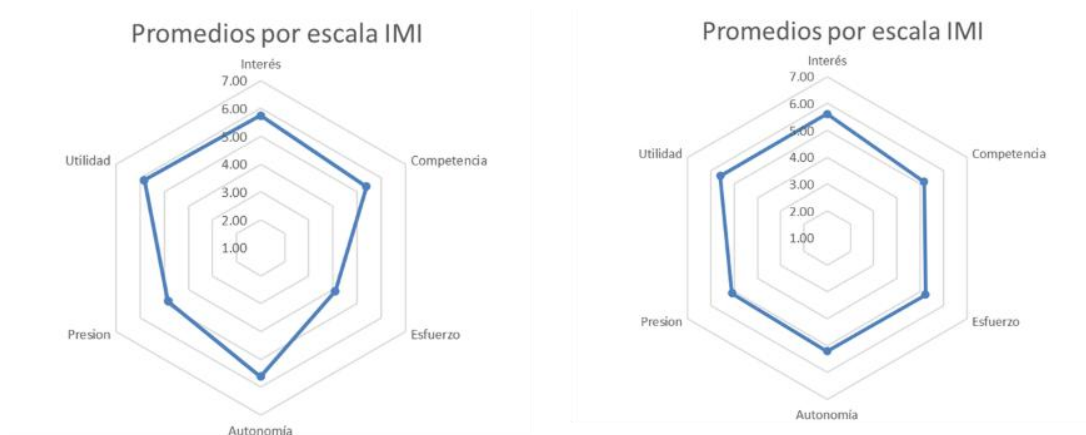


Figura 5.5. Gráficos radiales de los resultados IMI: grupo A (izquierda) y grupo B (derecha).

Finalmente, en las Figuras 5.6 y 5.7 se presentan las gráficas de frecuencia de las escalas de Presión/Tensión y Esfuerzo/Importancia para los grupos A y B, donde se observa que los participantes del grupo B percibieron niveles más altos de estrés y esfuerzo durante la actividad.

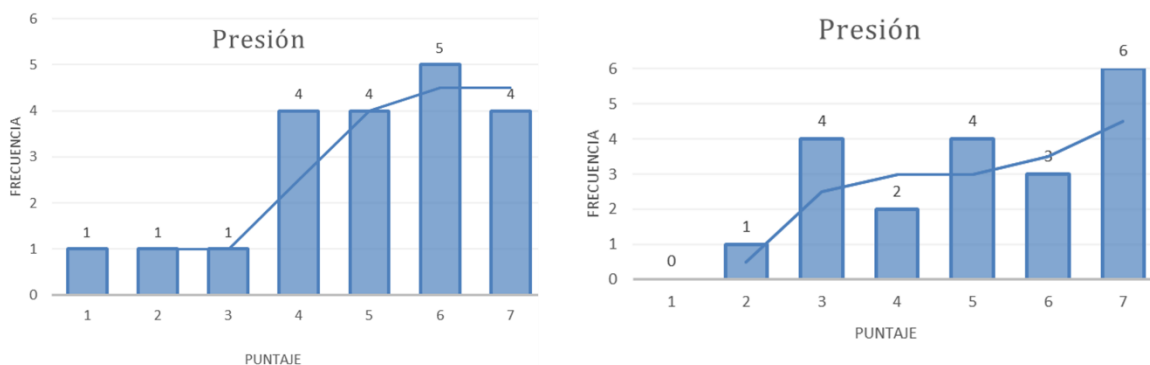


Figura 5.6. Frecuencia de puntajes en la escala de Presión/Tensión, grupo A (izquierda) y grupo B (derecha).

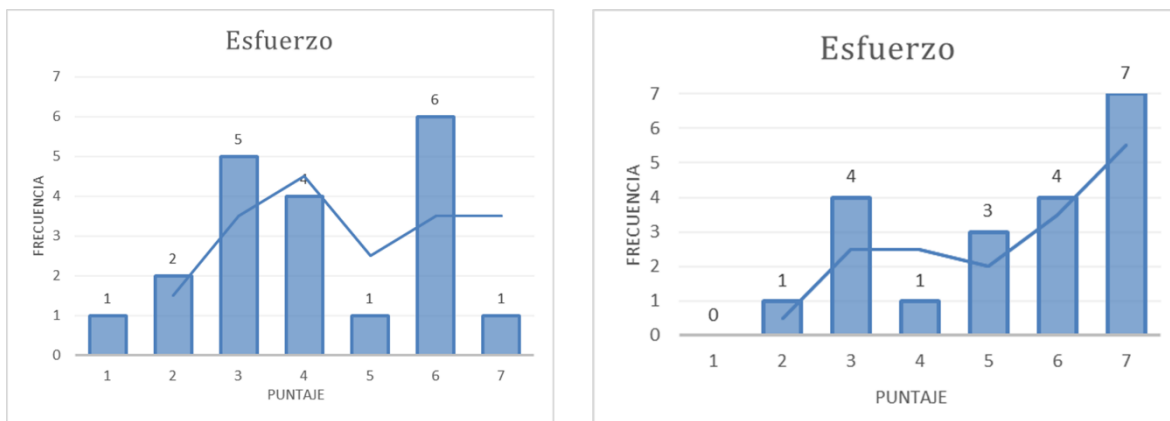


Figura 5.7 . Frecuencia de puntajes para escala de Esfuerzo/Importancia, grupo A(izquierda) y grupo B (derecha).

A pesar de las diferencias observadas en las puntuaciones medias, los análisis estadísticos, que incluyeron la prueba t de Student y la prueba U de Mann-Whitney, no revelaron diferencias estadísticamente significativas entre los grupos ($p > 0.05$). Esto sugiere que, aunque se observaron variaciones en los resultados promedio, dichas diferencias no fueron lo suficientemente pronunciadas como para ser consideradas estadísticamente significativas. Los resultados de las pruebas de normalidad y de comparación entre los grupos se presentan en la Tabla 5.4.

Tabla 5.4 . Pruebas de normalidad y diferencia estadística.

Prueba	P-Valor
Shapiro-Wilk Grupo A	0.2156
Shapiro-Wilk Grupo B	0.0590
Levene	0.1743
Student-t	0.8223
Mann-Whitney U	0.630

El Índice de Carga de Tareas de la NASA (NASA-TLX) se utilizó para medir la carga de trabajo percibida por los participantes del estudio, evaluando seis dimensiones: Exigencia Mental, Exigencia Física, Exigencia Temporal, Esfuerzo, Rendimiento y Nivel de Frustración. En la Tabla 5.5 se presentan los resultados comparativos entre grupo A y grupo B.

Tabla 5.5. Resultados de la NASA-TLX para los grupos A y B.

Escala	Indicador	Grupo A		Grupo B	
		Media	Desviación estándar	Media	Desviación estándar
EXIGENCIA MENTAL (M)	¿Cuánta actividad mental y perceptiva perceptual fue requerida?	4.85	2.85	6.26	2.02
EXIGENCIA FÍSICA (F)	¿Cuánta actividad física fue requerida?	2.25	2.07	2.84	2.03
EXIGENCIA TEMPORAL (T)	¿Cuán apresurado o presionado se sintió debido a las limitaciones de tiempo?	3.15	2.80	5.68	2.89
ESFUERZO (E)	¿Cómo percibe la calidad de su desempeño en la tarea?	3.60	2.84	5.95	2.53
RENDIMIENTO (R)	¿Cuánta energía mental y física tuvo que invertir para lograr su nivel de desempeño?	3.65	2.54	4.74	2.26
NIVEL DE FRUSTRACIÓN (Fr)	¿Cuán inseguro, desmotivado, estresado o molesto se sintió durante la tarea?	1.65	1.46	3.21	3.03

Los resultados indicaron que el grupo B (expuesto a estresores) percibió una mayor carga en todas las dimensiones que el grupo A (no expuesto a estresores). A continuación, se detallan estas diferencias:

- Exigencia Mental: El grupo B ($M = 6.26$) percibió una mayor carga mental que el grupo A ($M = 4.85$).
- Exigencia Física: El grupo B ($M = 2.84$) mostró una ligera carga física mayor que el grupo A ($M = 2.25$).
- Exigencia Temporal: El grupo B ($M = 5.68$) se sintió más apresurado que el grupo A ($M = 3.15$).
- Esfuerzo: El grupo B ($M = 5.95$) percibió más esfuerzo que el grupo A ($M = 3.60$).
- Rendimiento: El grupo B ($M = 4.74$) sintió un mayor esfuerzo para mantener el desempeño que el grupo A ($M = 3.65$).
- Nivel de Frustración: El grupo B ($M = 3.21$) reportó más frustración que el grupo A ($M = 1.65$).

Los resultados del NASA-TLX indican que los participantes del grupo B percibieron una mayor carga de trabajo en todas las dimensiones evaluadas. Se observó un aumento considerable de la exigencia mental y temporal, así como del esfuerzo requerido, y un incremento significativo del nivel de frustración. Estos hallazgos sugieren que las modificaciones implementadas en la versión del AVAI utilizada por el grupo B generaron una experiencia más demandante tanto a nivel cognitivo como emocional. Sin embargo, a pesar de las diferencias descriptivas entre los grupos, la prueba t de Student no reveló diferencias significativas como lo indica el p-valor de la Tabla 5.6. Por lo tanto, desde el

punto de vista estadístico, las modificaciones en el AVAI del grupo B no generaron un cambio significativo.

Tabla 5.6 . Normalidad y Diferencia Estadística del NASA-TLX entre Grupos A y B

Prueba	P-Valor
Shapiro-Wilk Grupo A	0.893
Shapiro-Wilk Grupo B	0.261
Student-t	0.060

El SAM (Self-Assessment Manikin) es una herramienta ampliamente utilizada para evaluar las emociones de los participantes en estudios experimentales. Este instrumento mide las respuestas emocionales en dos dimensiones fundamentales: valencia y activación. La valencia se refiere a la experiencia emocional que va de lo agradable (valores cercanos a 1) a lo desagradable (valores cercanos a 0), mientras que la activación se refiere a los niveles de energía o excitación emocional, que van de lo pasivo (valores cercanos a 0) a lo activo (valores cercanos a 1). El SAM es eficaz para obtener una medición rápida y accesible de las emociones que los participantes experimentan durante una tarea, sin necesidad de utilizar cuestionarios verbales complejos. En la Tabla 5.7 se resumen los valores de valencia y activación obtenidos para los grupos A y B, en términos de media, desviación estándar, valores máximos y mínimos, y percentiles 25 (P25) y 75 (P75).

Tabla 5.7. Resultados de SAM de los grupos A y B.

	<i>Dimensión</i>	<i>Media</i>	<i>Desviación estándar</i>	<i>Máximo</i>	<i>Mínimo</i>	<i>P25</i>	<i>P75</i>
<i>Grupo A</i>	Valencia	0.98	0.03	1.00	0.92	0.95	1.00
	Activación	0.85	0.15	1.00	0.50	0.73	1.00
<i>Grupo B</i>	Valencia	0.77	0.19	0.98	0.50	0.60	0.95
	Activación	0.74	0.18	0.99	0.50	0.60	0.92

En la dimensión de valencia, el grupo A presentó una puntuación media significativamente mayor ($M = 0.98$) que el grupo B ($M = 0.77$). Esto indica que los participantes del grupo A experimentaron emociones más agradables durante la actividad, con puntuaciones cercanas al valor máximo (1.00), lo que sugiere que el grupo A encontró la experiencia más positiva. En cambio, el grupo B obtuvo una puntuación media significativamente más baja, lo que refleja una experiencia emocional menos agradable. En la Figura 5.8 se presentan las comparativas de valencia y de activación para los grupos A y B.

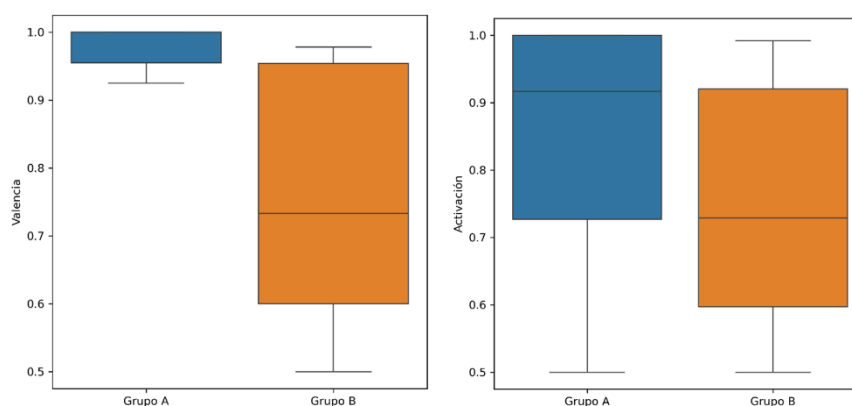


Figura 5.8. Gráfico de cajas: diferencias entre grupos A y B, valencia (izquierda) y activación (derecha).

Las medidas de dispersión (desviación estándar) también fueron mayores en el grupo B ($SD = 0.19$) que en el grupo A ($SD = 0.03$), lo que sugiere una mayor variabilidad en las respuestas emocionales en el grupo B. Esto puede indicar que algunos participantes del grupo B experimentaron emociones negativas más marcadas, mientras que otros pudieron haber tenido experiencias emocionales menos intensas.

En cuanto a la dimensión de activación, nuevamente el grupo A obtuvo una puntuación media superior ($M = 0.85$) en comparación con el grupo B ($M = 0.74$). Esto

sugiere que los participantes del grupo A experimentaron niveles más altos de excitación o energía durante la tarea. La mayor variabilidad en las respuestas del grupo B ($SD = 0.18$) en comparación con el grupo A ($SD = 0.15$) refuerza la idea de que las emociones en este grupo fueron menos consistentes, con algunos participantes sintiendo un nivel de activación considerablemente bajo y otros más alto.

En la Tabla 5.8 se presentan los resultados de las pruebas de normalidad (Shapiro-Wilk) para ambas dimensiones de valencia y activación, tanto en el grupo A como en el grupo B, lo que indica que los datos no siguen una distribución normal ($p < 0.05$). Esto sugiere que los resultados de ambos grupos presentan una distribución sesgada, lo que justifica el uso de pruebas estadísticas no paramétricas para comparar las diferencias entre los grupos.

Tabla 5.8 Resultados de pruebas de normalidad

<i>Dimensión</i>	<i>Grupo A (p-valor)</i>	<i>Grupo B (p-valor)</i>
<i>Valencia</i>	0.000049	0.002037
<i>Activación</i>	0.004748	0.015681

Para comparar las diferencias entre los grupos A y B en ambas dimensiones, se realizó la prueba de U de Mann-Whitney. Los resultados mostraron diferencias estadísticamente significativas en ambas dimensiones:

Valencia: P-valor = 0.000028, lo que indica una diferencia altamente significativa entre los grupos A y B, con el grupo A experimentando emociones más agradables.

Activación: P-valor = 0.041665, lo que también indica una diferencia significativa, con el grupo A experimentando una mayor excitación emocional que el grupo B.

Los resultados del SAM sugieren que las emociones experimentadas por los participantes de los grupos A y B fueron sustancialmente diferentes, con el grupo A mostrando niveles más altos de valencia y activación que el grupo B. Los resultados indican que las condiciones experimentales aplicadas a ambos grupos tuvieron un efecto significativo en las respuestas emocionales de los participantes. En particular, el grupo A reportó experiencias más agradables en la dimensión de valencia y una mayor activación emocional que el grupo B, lo que sugiere que la tarea resultó más estimulante y energizante para los participantes del grupo A.

Estos hallazgos sugieren que las modificaciones implementadas en la versión del AVAI para el grupo B afectaron tanto la carga de trabajo percibida, reflejada en los resultados del NASA-TLX, como la valencia emocional de los participantes. En particular, la inclusión de elementos estresores puede estar asociada con una disminución de la valencia emocional en comparación con la versión original, lo que concuerda con estudios previos que indican que el estrés en entornos virtuales influye en la regulación emocional y en la experiencia afectiva durante el aprendizaje (Rebollo-Catalán et al., 2021; Valle Naveira, 2020).

5.3 Síntesis de los resultados obtenidos

Con base en los resultados obtenidos durante el desarrollo de este trabajo, la Tabla 5.9 presenta una síntesis de los resultados alcanzados en relación con los objetivos planteados.

Tabla 5.9 Resumen de resultados obtenidos conforme a los objetivos

Objetivo	Resultado
Analizar y evaluar métodos de adquisición de datos de comportamiento.	Se analizaron datos conductuales de movimiento de cabeza y manos obtenidos mediante los sensores integrados del dispositivo Meta Quest para la inferencia afectiva en RVI.
Analizar y evaluar algoritmos supervisados para la identificación de valencia afectiva.	Se entrenaron y evaluaron los algoritmos Bosques Aleatorios (BA), Máquinas de Soporte Vectorial (MSV) y Perceptrón Multicapa (PMC).
Implementar y validar un algoritmo compatible con un dispositivo autónomo de RVI.	Se implementó y validó un modelo basado en Perceptrón Multicapa (PMC) integrado en el dispositivo Meta Quest.
Analizar y evaluar actividades gamificadas orientadas a la regulación emocional.	Se diseñaron e implementaron tres actividades gamificadas basadas en estrategias de regulación emocional y gamificación afectiva.
Desarrollar un prototipo que incorpore el método de regulación mental en AVAI.	Se desarrolló un prototipo funcional dentro del entorno AVAI VR Space Education que integra la detección afectiva, el modelo de clasificación y actividades gamificadas, basado en el enfoque de regulación mental propuesto en este trabajo.

6 Conclusiones

El presente trabajo propuso un método para la regulación de estados mentales en AVAI mediante la detección no invasiva de la valencia emocional a partir de datos de comportamiento y la aplicación de actividades gamificadas. Los resultados obtenidos permiten afirmar la viabilidad técnica de este enfoque, al tiempo que señalan limitaciones que deberán atenderse en futuras investigaciones.

El experimento de inducción emocional mostró que la incorporación de estresores en el AVAI redujo significativamente la valencia y la activación afectivas, e incrementó la carga cognitiva percibida. Estos hallazgos confirman la necesidad de considerar la dimensión afectiva en el diseño de experiencias inmersivas, pues el estado emocional incide directamente en la percepción y el procesamiento de la información. La motivación intrínseca no difirió significativamente entre los grupos, lo que sugiere que factores como la novedad tecnológica o el interés en el contenido pudieron atenuar parcialmente el efecto de los estresores.

En cuanto al módulo de detección, el modelo de clasificación basado en un perceptrón multicapa alcanzó una precisión del 75 % en la inferencia de la valencia, utilizando exclusivamente los movimientos de cabeza y manos capturados por los sensores integrados en el visor autónomo. Este resultado confirma que los patrones motores contienen información útil para la estimación afectiva sin necesidad de equipo adicional, si bien el tamaño reducido de la muestra limita su generalización.

Desde una perspectiva pedagógica, el trabajo se centró en propiciar un estado mental favorable para el aprendizaje, dejando para estudios posteriores la evaluación del impacto sobre el rendimiento académico. La condición emocional adecuada se ha operacionalizado

como una valencia afectiva positiva, en congruencia con la teoría de ampliación y construcción y el modelo circunplejo del afecto, que asocian las emociones positivas con una mayor apertura atencional y un nivel óptimo de compromiso con la tarea. Esta conceptualización constituye el fundamento del modelo de detección y de las intervenciones gamificadas propuestas.

Entre las limitaciones del estudio cabe señalar la ausencia de un control estratificado de la experiencia previa con realidad virtual y del género de los participantes, la homogeneidad de la muestra y la falta de comparación con otros métodos de detección emocional. La validación en un entorno controlado impide, además, extrapolar directamente los resultados a contextos educativos reales. De cara al futuro, la implementación de sistemas capaces de inferir y modular emociones exigirá atender consideraciones éticas de transparencia, consentimiento informado y protección de los datos de comportamiento.

7 Trabajos futuros

Los hallazgos de esta tesis abren diversas líneas de investigación orientadas a fortalecer el enfoque de regulación emocional en AVAI.

En primer lugar, se requiere ampliar y diversificar el conjunto de datos de comportamiento, incorporando participantes con perfiles más heterogéneos en edad, formación y experiencia con tecnologías inmersivas. Esta expansión es indispensable para mejorar la capacidad de generalización del modelo de inferencia afectiva. De forma complementaria, la integración de otras fuentes de datos de comportamiento, como el rastreo ocular, el análisis de la expresión facial o el análisis de la voz, podría enriquecer la detección emocional y aumentar su precisión en contextos inmersivos.

En segundo término, la adopción de modelos de aprendizaje automático con capacidad de procesamiento temporal, como redes recurrentes o transformadores, permitiría capturar la dinámica del estado afectivo a lo largo de la sesión, superando la limitación de la etiqueta emocional única utilizada en este estudio.

En el plano de la intervención, resulta necesario evaluar empíricamente la eficacia de las actividades gamificadas como estrategia de regulación. Futuros estudios deberán aplicar diseños pre y post con medidas continuas del afecto que permitan determinar si dichas actividades logran incrementar la valencia positiva tras la detección de estados desfavorables. Asimismo, se recomienda enriquecer el repertorio de intervenciones con estrategias basadas en teorías consolidadas de regulación emocional y motivación, tales como la atención plena, la reestructuración cognitiva o la narrativa interactiva.

Otro desafío relevante es avanzar hacia sistemas de regulación adaptativa, capaces de ajustar el tipo, la intensidad y el momento de la intervención en función del perfil afectivo

del usuario y de su historial de interacción. Este enfoque contribuiría a experiencias más personalizadas, alineadas con los principios del aprendizaje centrado en la persona.

Finalmente, será necesario transitar del entorno controlado de laboratorio a la validación en contextos educativos reales. Los estudios longitudinales en aulas o centros de formación permitirán medir el impacto del método sobre el desempeño académico, el bienestar del estudiante y la calidad de la experiencia de aprendizaje. Al mismo tiempo, el despliegue de sistemas que infieran y modulen emociones exigirá el desarrollo de marcos éticos que garanticen la transparencia del funcionamiento, el consentimiento informado, la protección de los datos de comportamiento y la preservación de la autonomía del estudiante. La atención a estas dimensiones técnicas, pedagógicas y éticas será esencial para consolidar los AVAI como entornos inmersivos adaptativos, emocionalmente sensibles y sostenibles.

8 Referencias

- Ahmed, N., Aghbari, Z. A., & Girija, S. (2023). A systematic survey on multimodal emotion recognition using learning algorithms. *Intelligent Systems with Applications*, 17, 200171. <https://doi.org/10.1016/j.iswa.2022.200171>
- Arana Llanes, J. Y. (2020). *Explotación de Estados Cognitivos en Entornos E-Learning a Partir de BCI No Invasivas*. <https://rinacional.tecnm.mx/jspui/handle/TecNM/4426>
- Bastida, L., Sillaurren, S., Loizaga, E., Tomé, E., & Moya, A. (2024). Exploring Human Emotions: A Virtual Reality-Based Experimental Approach Integrating Physiological and Facial Analysis. *Multimodal Technologies and Interaction*, 8(6), Article 6. <https://doi.org/10.3390/mti8060047>
- Chaturvedi, D. S., & Shekhawat, M. N. (2024). Investigating the role of Emotions on the learning effectiveness in VR enabled teaching interventions in school. *European Economic Letters (EEL)*, 14(1), Article 1. <https://doi.org/10.52783/eel.v14i1.1028>
- Cisneros Brito, E. J. (2018). *Tutor Virtual Inteligente para Ambiente Virtual de Aprendizaje Inmersivo mediante Tecnología de Cognición Aumentada*. <https://rinacional.tecnm.mx/jspui/handle/TecNM/5853>
- Colombo, D., Díaz-García, A., Fernandez-Álvarez, J., & Botella, C. (2021). Virtual reality for the enhancement of emotion regulation. *Clinical Psychology & Psychotherapy*, 28(3), 519–537. <https://doi.org/10.1002/cpp.2618>
- Croissant, M., Schofield, G., & McCall, C. (2023). Emotion Design for Video Games: A Framework for Affective Interactivity. *Games: Research and Practice*. <https://doi.org/10.1145/3624537>

- Diniz Bernardo, P., Bains, A., Westwood, S., & Mograbi, D. C. (2021). Mood Induction Using Virtual Reality: A Systematic Review of Recent Findings. *Journal of Technology in Behavioral Science*, 6(1), 3–24. <https://doi.org/10.1007/s41347-020-00152-9>
- Goel, M., Srivastava, P., Agrawal, M., Singhal, R., Chand, R., & Baijesh, A. R. (2021). Head-Movement Analysis of 360° Affective Experience. *2021 IEEE 7th International Conference on Virtual Reality (ICVR)*, 231–239. <https://doi.org/10.1109/ICVR51878.2021.9483847>
- Hasan, M. A., Noor, N. F. M., Rahman, S. S. B. A., & Rahman, M. M. (2020). The Transition From Intelligent to Affective Tutoring System: A Review and Open Issues. *IEEE Access*, 8, 204612–204638. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3036990>
- Holzwarth, V., Schneider, J., Handali, J., Gisler, J., Hirt, C., Kunz, A., & vom Brocke, J. (2021). Towards estimating affective states in Virtual Reality based on behavioral data. *Virtual Reality*, 25(4), Article 4. <https://doi.org/10.1007/s10055-021-00518-1>
- Khadimallah, R., Abdelkefi, M., & Kallel, I. (2020). Emotion Regulation in Intelligent Tutoring Systems: A Systematic Literature Review. *2020 IEEE International Conference on Teaching, Assessment, and Learning for Engineering (TALE)*, 363–370. <https://doi.org/10.1109/TALE48869.2020.9368372>
- Lampropoulos, G., Fernández-Arias, P., Antón-Sancho, Á., & Vergara, D. (2024). Affective Computing in Augmented Reality, Virtual Reality, and Immersive Learning Environments. *Electronics*, 13(15), Article 15. <https://doi.org/10.3390/electronics13152917>

- Li, B. J., Bailenson, J. N., Pines, A., Greenleaf, W. J., & Williams, L. M. (2017). A Public Database of Immersive VR Videos with Corresponding Ratings of Arousal, Valence, and Correlations between Head Movements and Self Report Measures. *Frontiers in Psychology*, 8. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2017.02116>
- Lin, Y., Lan, Y., & Wang, S. (2023). A method for evaluating the learning concentration in head-mounted virtual reality interaction. *Virtual Reality*, 27(2), Article 2. <https://doi.org/10.1007/s10055-022-00689-5>
- Linares-Vargas, B. G. P., & Cieza-Mostacero, S. E. (2024). Interactive virtual reality environments and emotions: A systematic review. *Virtual Reality*, 29(1), 3. <https://doi.org/10.1007/s10055-024-01049-1>
- Mallary, A. L. (2023). *Designing a framework for VR mechanics that elicit targeted emotions* [Thesis, Brunel University London]. <http://bura.brunel.ac.uk/handle/2438/28494>
- Marechal, C., Mikołajewski, D., Tyburek, K., Prokopowicz, P., Bougueroua, L., Ancourt, C., & Węgrzyn-Wolska, K. (2019). Survey on AI-Based Multimodal Methods for Emotion Detection. En J. Kołodziej & H. González-Vélez (Eds.), *High-Performance Modelling and Simulation for Big Data Applications: Selected Results of the COST Action IC1406 cHiPSet* (pp. 307–324). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-16272-6_11
- Marín-Morales, J., Llinares, C., Guixeres, J., & Alcañiz, M. (2020). Emotion Recognition in Immersive Virtual Reality: From Statistics to Affective Computing. *Sensors*, 20(18), Article 18. <https://doi.org/10.3390/s20185163>
- Meuleman, B., & Rudrauf, D. (2021). Induction and Profiling of Strong Multi-Componential Emotions in Virtual Reality. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 12(1), 189–202. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2018.2864730>

- Reis, H. M., Alvares, D., Jaques, P. A., & Isotani, S. (2022). A Proposal of Model of Emotional Regulation in Intelligent Learning Environments. *Informatics in Education*, 20(2), 317–332. <https://doi.org/10.15388/infedu.2021.15>
- Samanta, A., & Guha, T. (2021). Emotion Sensing From Head Motion Capture. *IEEE Sensors Journal*, 21(4), Article 4. *IEEE Sensors Journal*. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2020.3033431>
- Slovak, P., Antle, A., Theofanopoulou, N., Daudén Roquet, C., Gross, J., & Isbister, K. (2023). Designing for Emotion Regulation Interventions: An Agenda for HCI Theory and Research. *ACM Transactions on Computer-Human Interaction*, 30(1), 13:1-13:51. <https://doi.org/10.1145/3569898>
- Somarathna, R., Bednarz, T., & Mohammadi, G. (2022). Virtual Reality for Emotion Elicitation – A Review. *IEEE Transactions on Affective Computing*, 1–21. *IEEE Transactions on Affective Computing*. <https://doi.org/10.1109/TAFFC.2022.3181053>
- Soriano Terrazas, J. (2018). *Metodología para caracterizar e inducir estados cognitivos y emocionales mediante realidad virtual inmersiva*. <https://rinacional.tecnm.mx/jspui/handle/TecNM/5867>
- Velazquez Cano, J. E. (2021). *Entorno Virtual de Aprendizaje para Evaluar Niveles de Inmersión, Interacción y Estados Emocionales Durante un Proceso de Intervención Educativa de Prevención del Abuso Sexual Infantil en Niños y Niñas de Edad Escolar*. <https://rinacional.tecnm.mx/jspui/handle/TecNM/3029>
- Velázquez-Cano, J. E., Gonzáles-Serna, J. G., & Rivera-Ri, L. (2023). *Method to identify emotions in immersive virtual learning environments using head and hands spatial behavioral information*.

- Wagener, N., Kiesewetter, A., Reicherts, L., Woźniak, P. W., Schöning, J., Rogers, Y., & Niess, J. (2024). MoodShaper: A Virtual Reality Experience to Support Managing Negative Emotions. *Proceedings of the 2024 ACM Designing Interactive Systems Conference, DIS '24*, 2286–2304. <https://doi.org/10.1145/3643834.3661570>
- Woodworth, J. W., & Borst, C. W. (2024). Design and Validation of a Library of Active Affective Tasks for Emotion Elicitation in VR. *2024 IEEE Conference Virtual Reality and 3D User Interfaces (VR)*, 398–407. <https://doi.org/10.1109/VR58804.2024.00061>
- Xue, T., Ali, A. E., Ding, G., & Cesar, P. (2021). Investigating the Relationship between Momentary Emotion Self-reports and Head and Eye Movements in HMD-based 360° VR Video Watching. *Extended Abstracts of the 2021 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI EA '21*, 1–8. <https://doi.org/10.1145/3411763.3451627>
- Yadegaridehkordi, E., Noor, N. F. B. M., Ayub, M. N. B., Affal, H. B., & Hussin, N. B. (2019). Affective computing in education: A systematic review and future research. *Computers & Education*, 142, 103649. <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2019.103649>
- Yuvaraj, R., Mittal, R., Prince, A. A., & Huang, J. S. (2025). Affective Computing for Learning in Education: A Systematic Review and Bibliometric Analysis. *Education Sciences*, 15(1), 65. <https://doi.org/10.3390/educsci15010065>