

RECONOCIMIENTO FACIAL Y DETECCIÓN DE EMOCIONES EN USUARIOS DE RECURSOS EDUCATIVOS ABIERTOS



Anteproyecto de trabajo de grado

Nombre1 Nombre2 Apellido1 Apellido2

Nombre3 Nombre4 Apellido3 Apellido4

Director : PhD .Nestor Milciades Díaz Mariño

Codirectora: PhD. Carolina Gonzalez Serrano

**UNIVERSIDAD DEL CAUCA
FACULTAD DE INGENIERÍA ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES
DEPARTAMENTO DE SISTEMAS
INGENIERÍA DE SISTEMAS
POPAYÁN CAUCA
ABRIL 2023**

TABLA DE CONTENIDO

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA	3
Introducción	3
Problema	4
Pregunta de investigación	4
Justificación	4
ESTADO DEL ARTE	5
Revisión Sistemática de la Literatura (RSL)	5
Aportes	11
OBJETIVOS	11
ACTIVIDADES Y CRONOGRAMA	12
Actividades	12
Cronograma	13
RECURSOS, PRESUPUESTO Y FUENTES DE FINANCIACIÓN	14
CONDICIONES DE ENTREGA	14
REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA	14



PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Introducción

Los recursos educativos abiertos (REA) hacen referencia a un término empleado por primera vez en la conferencia de la UNESCO del año 2002 para indicar aquellos materiales (libros, videos, audio y, cualquier elemento diseñado para la enseñanza y aprendizaje) que tienen una licencia especial para ser utilizados por educadores y estudiantes sin necesidad de pagar regalías o derechos de autor. Por lo general, estos recursos se publican de forma digital en repositorios de instituciones educativas [22].

Desde el surgimiento de la web 2.0 a mediados del año 2004 hasta la actualidad, la cantidad de recursos académicos ha aumentado significativamente, en consecuencia, el rol del profesorado ha sido modificado, debido a que no solo se limita a consumir materiales educativos, sino también, pasan a formar parte de la creación de los mismos [24], de este modo se hace preciso evaluar de manera objetiva la calidad de los REA que se publican, incluso en fases de desarrollo.

Actualmente se han propuesto diversas maneras de evaluar los recursos educativos digitales, entre las que se encuentran: la usabilidad, dimensión pedagógica, seguimiento y control del estudiante, pertinencia de los contenidos, metadatos, entre otros. Durante la evaluación se involucra tanto a evaluadores como estudiantes, docentes e investigadores. Se usan como instrumentos de evaluación planillas, lista de preguntas y formatos con criterios de puntajes establecidos, todos estos de manera manual [23].

Tomando como base los criterios para la evaluación de recursos académicos descritos anteriormente, se observa que, es importante no solo analizar las características inherentes de los materiales, sino también la influencia que estos tienen en el aprendizaje de los estudiantes, involucrando en el proceso a distintos perfiles profesionales de acuerdo a su rol frente a dichos recursos [23]. Una manera de lograrlo es analizar el estado emocional y cognitivo a partir del reconocimiento facial en los usuarios mientras hacen uso de los REA.

En los últimos siete (7) años, el campo del aprendizaje de máquina (ML), concretamente el aprendizaje profundo (DL) ha logrado analizar de manera exitosa los comportamientos de personas en la realización de diversas tareas. Con modelos de DL se han logrado avances para determinar la experiencia emocional, usando la detección de emociones mediante el reconocimiento facial (facial expression recognition, FER). FER es un proceso de caracterización de rostros humanos en base a imágenes y/o videos, que permite determinar emociones básicas de felicidad, disgusto, ira, tristeza, miedo y asco, planteadas por Friesen et al. [12].

Para obtener resultados precisos en el menor tiempo posible con este tipo de algoritmos se requiere que sean desplegados en máquinas con hardware dedicado, por ese motivo, en este trabajo se propone hacer uso de dispositivos de bajo costo, los cuales son computadoras pequeñas con alta capacidad de cómputo y en similitud a sistemas embebidos pueden ser configurados para cubrir necesidades específicas en tiempo real. Estos dispositivos en contraste a las

computadoras tradicionales, tienen la cualidad de ser más veloces, tener mayor cantidad de puertos y ser fáciles de integrar con varios periféricos [25].

Para el desarrollo de esta propuesta se plantea usar el dispositivo Jetson Nano, el cual fue diseñado específicamente para aplicaciones de ML e incorpora nativamente una unidad de procesamiento gráfico (GPU).

Problema

Uno de los criterios para evaluar la calidad de los REA es determinar la experiencia emocional de los usuarios mientras hacen uso de los mismos, permitiendo identificar el estado emocional y cognitivo. Para realizar esta tarea de forma automática se han empleado distintos algoritmos FER con un índice de precisión de hasta el 99% en escenarios controlados [11], que se basan principalmente en modelos de DL como las redes neuronales convolucionales (CNN). Sin embargo, la utilización de estos algoritmos implica diversos retos, como por ejemplo, trabajar con imágenes de baja calidad (con distorsión, mala iluminación, oclusión, entre otras) [6][12], y obtener resultados precisos en tiempo real.

Una vez que los retos nombrados anteriormente sean abordados con éxito, el siguiente paso es desplegar el algoritmo en dispositivos de bajo costo con alta capacidad de cómputo. Finalmente, se necesitará definir un tratamiento confiable de la información obtenida, a fin de generar un reporte de analítica de datos que sea de fácil comprensión para el evaluador y permita identificar posibles dificultades de los estudiantes durante el uso de los REA.

Pregunta de investigación

Para lograr obtener una aproximación a la mejor solución, es preciso plantear la siguiente pregunta:

¿Cómo evaluar los recursos educativos abiertos en base a la experiencia emocional del usuario por medio del reconocimiento facial de expresiones?

Justificación

El desarrollo de esta investigación traerá consigo beneficios para la comunidad educativa y científica de la computación, que se describen a continuación.

Brindar a los creadores de REA, así mismo como a docentes y estudiantes, una herramienta software de bajo costo capaz de indicar la experiencia emocional del usuario durante el uso de un recurso educativo, permitirá refinar el contenido, modificar su presentación y aplicar estrategias de enseñanza en cualquier etapa de vida del material [20].

Adicionalmente, para los investigadores se aportará un marco de trabajo (framework) que incluirá la descripción de módulos (interfaz de usuario, presentación de los REA, especificación del hardware, entre otros), un modelo entrenado de DL con un alto índice de precisión (posiblemente CNN) para el reconocimiento facial y detección de emociones, un formato de reportes que dispongan la información obtenida de las evaluaciones y lo más importante, un prototipo funcional implementado en un dispositivo Jetson Nano.

ESTADO DEL ARTE

Revisión Sistemática de la Literatura (RSL)

Para este punto se realizó una RSL en las bases de datos Scopus, ScienceDirect y Web of Science, que tuvo como pregunta de investigación la siguiente:

¿Cuáles técnicas de aprendizaje de máquina se usan para la detección de emociones mediante el reconocimiento facial en un entorno educativo?

A partir de la pregunta planteada, se generó la cadena de búsqueda:

(algorithm OR "machine learning") AND (technique OR method) AND ((detection OR recognition OR analysis) AND (emotion OR sentiment)) AND ("facial expression recognition" OR fer) AND (education OR student OR classroom)

Los resultados están acotados en los últimos 7 años (2018 - 2022) para un total de 21 artículos y se organizan cronológicamente. Se sintetizan principalmente de acuerdo al problema planteado, la técnica de ML propuesta y los resultados.

- *Facial Expression Recognition for Intelligent Tutoring Systems in Remote Laboratories Platform*

En 2015, J. Khalfallah y J. Slama [13], crean una herramienta web hecha en Java EE para hacer uso remoto de laboratorios de electrónica, los estudiantes acceden desde sus laptops, el sistema captura las imágenes de los rostros y detectan las emociones mediante una librería de JavaScript que implementa un algoritmo de Constrained Local Models (CLM), después las emociones básicas se agrupan y, clasifican en "entendió" o "no entendió", al final de la sesión los usuarios responden a un cuestionario para calificar la experiencia con el software.

- *Student Emotion Recognition System (SERS) for e-learning Improvement Based on Learner Concentration Metric*

En 2016, Krithika L.B y Lakshmi Priya [8], diseñan un sistema para detectar el nivel de concentración de estudiantes durante una sesión de clases, el análisis para determinar cuán concentrado está el usuario se hace por medio de la detección de movimientos y posición, de la cabeza y cada ojo. El algoritmo implementado usa Viola Jones y Local Binary Patterns (LBP). Al finalizar la sesión, el sistema entrega un reporte general e individual de los estudiantes, e indica al tutor en qué momentos no prestaron atención.

- *An Emotion Recognition Model Based on Facial Recognition in Virtual Learning Environment*

En 2018, D. Yang, A. Alsaddon y P. Prasad [20], proponen un marco de trabajo para resolver problemas de reconocimiento de emociones basados en FER en un entorno de aprendizaje virtual, hacen uso de la técnica Haar cascaded para identificar los ojos y boca de un rostro, y clasifican las imágenes mediante una RNN. Los resultados indican la precisión del modelo para identificar cada emoción básica y el tiempo de procesamiento.

- *A Micro-expression Recognition Algorithm for Students in Classroom Learning Based on Convolutional Neural Network*

En 2019, J. Pei y P. Shan [1], desarrollan un algoritmo basado en CNN FlowNetC que analiza las microexpresiones de estudiantes en un salón de clases, las emociones básicas se agrupan y clasifican en "agrado", "entusiasmo" e "interés", a partir del porcentaje de las emociones complejas se genera un puntaje con la media de todos los resultados de los estudiantes durante la clase y se separan en 4 niveles: muy desconcentrado, desconcentrado, concentrado y muy concentrado.

- *Automatic recognition of student emotions from facial expressions during a lecture*

En 2020, G. Tonguc y B. Ozaydin Ozkara [15], realizan este estudio bajo la premisa de la importancia de las emociones en la educación. Utilizan la herramienta de Microsoft Emotion Recognition API para la detección de emociones durante la impartición de una conferencia a estudiantes universitarios, con los datos obtenidos de las emociones básicas se realizó un análisis mediante la técnica estadística Manova, también consideraron factores como la hora del día, el perfil de los estudiantes, género, entre otras. Concluyen con pautas a los tutores a fin de mantener la atención constante de los estudiantes.

- *Study of Process-Focused Assessment Using an Algorithm for Facial Expression Recognition Based on a Deep Neural Network Model*

En 2020, H. Lee y D. Lee [4], este estudio enfatiza la evaluación del estudiante centrada en el proceso (PFA) y no en resultados, se diseña un marco de trabajo con algoritmos de AdaBoost y Haar feature-based para la extracción de características y, una CNN para la clasificación de niveles de dificultad (fácil, difícil y neutral). Las pruebas de la herramienta se llevan a cabo en estudiantes de pregrado y postgrado de carreras afines a la computación.

- *Emotion Recognition of Students Based on Facial Expressions in Online Education Based on the Perspective of Computer Simulation*

En 2020, W. Wang, K. Xu [12], diseñan un marco de trabajo para analizar las emociones de estudiantes en clases virtuales, emplean la herramienta IntraFace para la extracción de características de rostros faciales y posteriormente pasan la información a un modelo de CNN para la detección de emociones básicas, al final el software presenta al tutor un histograma intuitivo con los resultados de la lección, a fin que pueda ajustar sus estrategias de enseñanza.

- *Facial Emotion Detection to Assess Learner's State of Mind in an Online Learning System*

En 2020, T. Liu y J. Wang [3], plantean el problema de no adaptar dinámicamente los métodos pedagógicos pertinentes en función de las emociones y el comportamiento cambiante del alumno en el aprendizaje en línea. Como solución propusieron una innovadora técnica que toma una secuencia de 6 imágenes (frames) de un video, cada imagen identifica porcentualmente una de las emociones básicas y al final las categoriza en "confuso", "satisfecho", "insatisfecho" y "frustrado". Usan el API de Windows Azure para el reconocimiento facial y

extracción de características, después se procesa la data obtenida en la CNN diseñada.

- *Facial expression recognition method with multi-label distribution learning for non-verbal behavior understanding in the classroom*

En 2021, T. Liu y J. Wang [14], proponen etiquetar las imágenes en base a emociones con un probabilidad de Churly, permitiendo una mejora en comparación a trabajos previos, aquí se emplea la captura de imágenes con cámara infrarroja. Para la detección de emociones se usa un modelo CNN basado en GoogleNet y se entrena con los dataset de Oulu-CASIA y CK+.

- *Facial Expression Recognition of Instructor Using Deep Features and Extreme Learning Machine*

En 2021, Y. Bhatti y A. Jamil [9], trabajan en un framework para analizar las emociones de los instructores mientras dictan una sesión de enseñanza, se afirma que este tipo de problemas no ha sido explorado previamente y por lo tanto, requieren diseñar una BD para dicho fin. Emplean Viola jones para la detección rostros y una CNN basada en DenseNet201 para la detección de emociones, que arroja una precisión del 62.50% para el dataset FER2013 y del 96.80% para el dataset JAFFE. Los resultados del estudio sólo indican el nivel de precisión del modelo para identificar las emociones básicas.

- *Facial Emotion Recognition of Students using Deep Convolutional Neural Network*

En 2021, K. Nithiyasree y A. Nisha [2], elaboran un estudio básico donde implementan una arquitectura de CNN confiable como la VGG-16 para la detección de emociones y se entrena con el dataset FER2013, donde obtienen un rendimiento del modelo igual a 89%.

- *Machine Learning-Based Student Emotion Recognition for Business English Class*

En 2021, Y. Cui y S. Wang [5], plantean la importancia de caracterizar las emociones a partir de una secuencia de imágenes en una CNN 3D (tercera dimensión es el tiempo), sin embargo, las pruebas realizadas se hacen con imágenes estáticas. Explican a detalle el marco de trabajo, que indica el momento oportuno donde el tutor debe aumentar o disminuir la dificultad de la sesión. No se explica la arquitectura de la CNN propuesta. Plantean evaluar al usuario de la herramienta por la categorización ponderada de emociones básicas como “positiva” y “negativa”. Al final no evalúan el framework propuesto.

- *Students' emotion extraction and visualization for engagement detection in online learning*

En 2021, M. Hasnine y H. Bui [21], se centran en detectar el nivel de compromiso de los estudiantes en un entorno virtual, para ello emplean la detección de emociones e identifican al estudiante en cuestión, detallan la arquitectura, usan OpenCV para la detección de rostros, dlib para identificar a la persona, CNN para la detección de emociones y para la detección de los ojos extraen la información de los puntos de referencia. Al final se obtiene un puntaje que resulta de la

multiplicación del peso de la emoción detectada y la apertura de los ojos, que deriva en una clasificación de “altamente comprometida”, “comprometida” y “no comprometida”.

- *Student Behavior Recognition in Classroom using Deep Transfer Learning with VGG-16*

En 2021, T. Abdallah y I. Elleuch [18], identifican el problema de no contar con suficientes BD de datos públicas para entrenar modelos CNN para la detección de emociones, para hacer frente a la problemática usan la técnica de transferencia de aprendizaje, primeramente toman como base la CNN de VGG-16, la modifican y entrenan para el propósito de identificar emociones con el dataset FER2013, finalmente la re-entrenan con un propio dataset el cual llamaron SBC2020. Por lo general la mayoría de modelos CNN entrenados y probados con FER2013 dan una precisión entre 60% y 75%, este modelo alcanzó una precisión del 79.4% demostrando que la solución propuesta es eficiente.

- *Automatic prediction of presentation style and student engagement from videos*

En 2022, C. Thomas y K. Punneeth Sarma [15], estudian el comportamiento emocional de estudiantes y determinan si el estilo de presentación de una sesión de aprendizaje afecta su nivel de compromiso. El proceso de detección de emociones se realiza con una CNN con precisión del 76% que analiza una secuencia de imágenes, las emociones se clasifican en “comprometido” o “distruido”. En conclusión, el estilo de presentación del maestro no influye estadísticamente en el compromiso del estudiante.

- *Evaluation of Online Teaching Quality Based on Facial Expression Recognition*

En 2022, C. Hou y J. Ai [11], detectan el problema que los docentes tienen en las clases en línea al no entender el estado de escucha de los estudiantes en tiempo real, como solución se propone emplear el análisis de emociones mediante el uso de la CNN llamada VGG-16 combinada con ECANet, este modelo propuesto se entrena con el dataset CK+ dando una precisión del 99.18%, para el pre-procesamiento de imágenes usan OpenCV con otra CNN nombrada MTCNN. Como aporte del estudio, se especifica una manera de calcular una puntuación que refleja el entusiasmo y la concentración del estado de escucha del estudiante.

- *DMCNet: Diversified model combination network for understanding engagement from video screengrabs*

En 2022, S. Batra y H. Wang [17], estudian la combinación de técnicas de reconocimiento facial y detección de emociones para reconocer el nivel de compromiso de estudiantes durante el aprendizaje en línea. Las técnicas evaluadas son CNN y SVM, con HOG, SIFT Y SURF. Al final indican que la técnica con mejor precisión es ResNet-18 con un 80%, además los autores aclaran que los algoritmos empleados no pueden diferenciar entre un estudiante completamente comprometido con uno que lo esté parcialmente, ya que no existen límites claros para separar las dos clases.

- *Expression Recognition of Classroom Children's Game Video Based on Improved Convolutional Neural Network*

En 2022, X. Li [6], propone un modelo de CNN basado en LeNet para mejorar la precisión en la detección de emociones básicas, el artículo detalla cada de las partes del modelo. Para evaluar la CNN diseñada, emplean el dataset CK+ y obtienen una tasa de reconocimiento incrementada del 2.53% a comparación de LeNet, sin embargo, consume más tiempo.

- *Statistical emotion control: Comparing intensity and duration of emotional reactions based on facial expressions*

En 2022, F. Otamendi [19], afirma que el post procesamiento de la información obtenida tras la detección de emociones aún se encuentra inmadura, por eso propone usar el método de proceso de control estadístico (SPC) utilizado sobre todo en la industria, para hallar comportamientos anómalos en un proceso, en este caso de las emociones. La identificación de las emociones se realiza con el software Imotions. Al final da como resultado un conjunto de gráficas que indican la cantidad e intensidad de emociones de un individuo.

- *Learners' States Monitoring Method Based on Face Recognition Technology*

En 2022, X. Qiao y X. Zheng [10], diseñan un sistema para el seguimiento en tiempo real de estados emocionales de los alumnos durante sesiones de aprendizaje. Implementan un marco de trabajo que incluye la detección de emociones, posición y movimiento de cabeza y ojos, mediante un modelo de CNN. Finalmente la información de cada sesión se almacena en una BD y, se genera un reporte con indicadores de puntaje para estados de "activo", "neutral", "negativo" y "sueño". El autor precisa que por motivos de limitaciones técnicas, el algoritmo evaluado no es muy preciso.

- *Cognitive and emotional engagement while learning with VR: The perspective of multimodal methodology*

En 2022, I. Dubovi [7], analiza el desarrollo del nivel de compromiso y cómo este puede afectar los logros de aprendizaje en estudiantes de medicina que usan una aplicación simulada en VR. Capturan las emociones básicas y movimientos de los ojos, mediante el software Imotions, además complementan la detección de emociones (complejas) con auto encuestas a los participantes, posteriormente examinan la información con técnicas estadísticas como ANOVA. Concluyen afirmando la importancia de combinar técnicas automáticas objetivas y subjetivas para el análisis de emociones.

Ahora, como respuesta a la pregunta planteada en la RSL, se obtiene el siguiente gráfico.

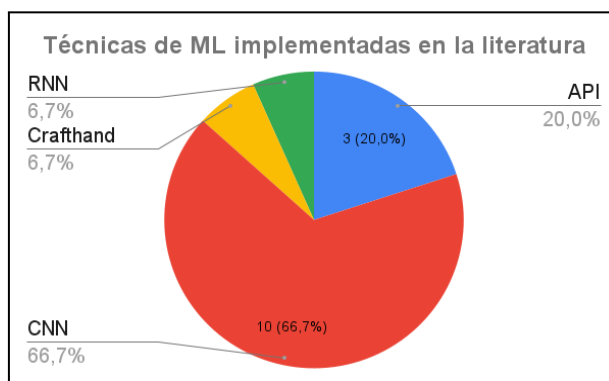


Figura 1.0 Técnicas de ML utilizadas en la RSL

Se observa en la *gráfica 1.0*, que la técnica de ML más utilizada en la literatura desde el 2015 enfocadas en un contexto educativo son las CNN, seguida de las soluciones API (los modelos implementados son privados) desarrolladas por grandes compañías como Microsoft.

En la literatura expuesta, la mayoría de los trabajos utilizan la detección de emociones básicas como indicador del grado de concentración del estudiante para determinar el estado de su aprendizaje, ya sea en un entorno virtual remoto y/o presencial mediante la captura de imágenes de cámaras incorporadas en computadoras tradicionales. Otros cuantos [4][13] van un poco más allá agrupando estas emociones básicas en emociones complejas, siendo únicamente en [11] donde presenta una función que toma como parámetros los pesos de las emociones básicas e indica cuantitativamente un puntaje que refleja el entusiasmo y la concentración del estado de escucha del estudiante. En contraste con lo anterior, en [8][21] determinan la concentración del estudiante incluyendo la posición y movimiento, de la cabeza y ojos.

Desde otra perspectiva, la mitad de los estudios proponen un marco de trabajo y/o metodología que va desde la recopilación de las imágenes hasta brindar sugerencias a los tutores para modificar las estrategias de enseñanza [5] y refinamiento de los materiales educativos.

En ninguna investigación dentro del ámbito educativo, se halló implementación de técnicas de ML incorporadas en dispositivos de bajo costo, únicamente en estaciones de trabajo (PCs de escritorio y laptops) y servidores en la nube [19]. Además, la evaluación de los sistemas construidos solo se realizó en una iteración, lo cual no permitió determinar si las modificaciones hechas a los recursos académicos tenían un impacto positivo en base a la experiencia emocional del usuario.

Aportes

El aporte de la propuesta de trabajo consiste en elaborar un prototipo que incorpore un algoritmo de DL desplegado en un dispositivo de bajo costo Jetson Nano, que determine de manera innovadora la experiencia emocional del usuario mientras hace uso de los REA empleando análisis estadístico y/o matemático, a partir de información obtenida de las características y gesticulaciones faciales.

El resultado de este trabajo permitirá la integración de las líneas en Inteligencia Artificial y Educación, con la de Ciencia de Datos del Grupo de Investigación en Inteligencia Computacional (GICO) para crear mayor sinergia al interior del mismo, abriendo la posibilidad de desarrollar una área de aplicación que facilite la incorporación de soluciones de Inteligencia Artificial al ámbito educativo.

OBJETIVOS

General

Calificar la experiencia emocional del usuario durante el uso de recursos abiertos educativos mediante reconocimiento facial y detección de emociones en dispositivos de bajo costo.

Específicos

- Caracterizar modelos para reconocimiento facial y detección de emociones, mediante una revisión sistemática de la literatura.
- Implementar una estrategia de analítica de datos que permita caracterizar las experiencias emocionales de los usuarios durante el uso de recursos abiertos educativos, a partir de la información de reconocimiento facial y detección de emociones.
- Evaluar el desempeño del prototipo propuesto mediante la realización de experimentos con usuarios que permitan verificar el correcto reconocimiento facial y la identificación de emociones durante el uso de un recurso educativo abierto.

ACTIVIDADES Y CRONOGRAMA

Actividades

Para el desarrollo de la herramienta software de reconocimiento facial y detección de emociones en usuarios de recursos educativos abiertos, se plantea seguir el método del marco de trabajo para la Investigación en Ciencias del Diseño [26]. Esta metodología propone una serie de pasos iterativos e incrementales que especifican entradas, salidas, actividades, recursos y controles. En la figura 1 se muestran los elementos considerados para la metodología del proyecto.

Problema La amplia adopción de la web 2.0 en el ámbito de la educación ha aumentado considerable la producción de recursos educativos [24], esta situación ha sido motivada gracias a que las academias y educadores, han desarrollado y publicado sus propios recursos a la comunidad educativa, pasándose a llamar de esta forma como Recursos Educativos Abiertos (REA), sin embargo, la mayoría de creadores no cuentan con herramientas automáticas especializadas para someter a los REA a una evaluación que permita determinar por algún criterio, la calidad de sus recursos previo a su publicación [22].	Artefacto El prototipo consta de un modelo de aprendizaje profundo (DL, probablemente CNN) desplegado en un dispositivo de bajo costo Jetson Nano. Incluye una cámara para la entrada de información y la salida será un reporte con las especificaciones de comportamiento del usuario en una línea de tiempo. Mediante la captura de imágenes de rostros de los usuarios se podrá realizar un análisis del comportamiento cognitivo y emocional, que permitirán evaluar su nivel de interés y concentración.	Base de conocimiento Se realiza una revisión sistema de la literatura (RSL) para conocer el estado actual de trabajos similares que encapsulan a las disciplinas de Inteligencia Artificial, Minería de Datos y Desarrollo Ágil. Nos permitirá conocer los modelos de DL más usados y que mejor rendimiento tienen en un ambiente no controlado. También nos proveerá indicios de algún método para realizar el análisis de la información ya sea por métodos matemáticos y/o estadísticos, que permitan establecer mediante un puntaje cuantitativo la experiencia emocional del usuario mientras hace uso de un REA.		
Practica El prototipo tendrá como criterio de calidad de los REA la cuantificación de la experiencia emocional y cognitiva del usuario, permitirá agilizar el proceso de evaluación permitiendo al creador y/o evaluador desplegar un REA directamente en el prototipo, podrá acoplar los periféricos necesarios para la interacción del usuario con el REA limitándose a la cantidad de puertos del dispositivo y en tiempo real podrá ver los resultados de la evaluación desde cualquier lugar con acceso a internet. Al finalizar recopilará toda la información obtenida de la sesión en un reporte de analítica de datos.	Requerimientos Los requisitos en términos generales son: 1. El evaluador deberá planificar puntos de control/intereses previa a la sesión de evaluación. 2. El usuario quien usará la herramienta deberá estar ubicado en un sitio con buena iluminación y enfocar la cámara principalmente hacia su rostro. 3. El prototipo solo soportará evaluar un usuario a la vez.	Constructos Los conceptos requeridos para la construcción del prototipo son: modelo de aprendizaje profundo (DL), metodología CRISP-DM y marco de trabajo SCRUM. El primer elemento nos permitirá identificar el modelo de IA que mejor rendimiento presente en la captura y procesamiento de las imágenes, haciendo posible el realizar modificaciones con ayuda de Transfer Learning. CRISP-DM y SCRUM agilizarán la entrega de un MVP basado principalmente en el desarrollo de un modelo para el análisis de la información obtenida en las evaluaciones de los usuarios.		
Explicación del problema La creación e implementación de los REA es un proceso que requiere de la participación de distintos perfiles profesionales. Durante todo el ciclo de vida del recurso es recomendable determinar en cuáles momentos se afecta el nivel de interés y concentración de los usuarios, para identificar oportunidades de mejora en el recurso.	Definición de requerimientos Este prototipo podrá resolver el problema planteado para los creadores que necesiten evaluar sus REA e identificar posibles aspectos que pueden requerir mejora. El prototipo deberá ser interactivo para el usuario e incluir la mayor cantidad de variables subyacentes (nivel académico, hora del día, clima) para el análisis del comportamiento emocional del usuario y generación del reporte.	Desarrollo del artefacto Se diferencian dos etapas principales para el desarrollo del prototipo, la primera incluirá la exploración e implementación de un modelo de DL para el análisis de imágenes mediante la técnica FER, y la segunda etapa consistirá en la implementación de una o varias técnicas de minería de datos para el análisis del comportamiento emocional y cognitivo de los usuarios, culminando en la estandarización de un reporte de fácil comprensión para el evaluador.	Demostración del artefacto Se plantea que en el marco de la metodología CRISP-DM y SCRUM, se realicen pruebas con el prototipo en conjunto con docentes y estudiantes de distintos grados académicos. A partir de cada una de las sesiones de evaluación, se obtiene retroalimentación de los participantes para realizar ajustes al artefacto.	Evaluación del artefacto Al finalizar cada una de las sesiones de prueba del prototipo con los usuarios, se realizará un tipo de encuesta a las partes interesadas con el objetivo de obtener información de las sensaciones emocionales percibidas y poder compararla con los resultados obtenidos por los modelos de FER y Minería de Datos.
Estructura El prototipo a nivel de hardware tendrá como núcleo un dispositivo de bajo costo Jetson Nano, al cual por medio de terminales se incluirán elementos básicos para la interacción física con el usuario como: cámara, pantalla, teclado y mouse. En tanto al software, se desplegará un modelo de DL e interfaces gráficas para la interacción digital tanto para el usuario y el evaluador. El modelo de DL se alimentará con las imágenes capturadas por la cámara y su salida servirá como fuente de información para el modelo de minería de datos a fin de detectar y/o predecir patrones de comportamiento.	Funciones Este prototipo ofrecerá a los creadores de REA la posibilidad de generar recursos interactivos, permitiendo establecer cómo y de dónde serán obtenidas las variables subyacentes que le permitan entender mejor el comportamiento emocional y cognitivo del usuario. En tiempo real podrá obtener resultados de la evaluación y aplicar acciones directamente sobre el flujo de actividades del recurso. Además, se dejará abierta la posibilidad de almacenar la información obtenida en una BD de series temporales para un post-análisis de datos más robusto. Por último, el reporte generado podrá ser personalizado e indicar las variables de interés	Efectos Se espera que el prototipo tenga efectos directos sobre la mejora de la calidad en la educación e, incentive a instituciones académicas a la generación y adopción de materiales educativos bajo el formato de REA en sus planes de estudios. Así mismo, generar una cultura de mejora continua sobre dichos recursos debido a los ajustes que deban realizarse a estos para su acoplamiento al contexto donde serán aplicados.		

Figura 2. Canvas de Investigación en Ciencias del Diseño [26]

Cronograma

Se plantean las siguientes actividades en la tabla 1. para el cumplimiento de los objetivos propuestos.

Tabla 1. Cronograma - “x” 1 semana

[illegible]

RECURSOS, PRESUPUESTO Y FUENTES DE FINANCIACIÓN

En la tabla 1.0 se describen los gastos requeridos para el desarrollo del proyecto, de igual manera para el presupuesto y fuentes de financiación.

Tabla 1.0 Descripción del presupuesto

RUBROS	FUENTES		TOTAL
	ESTUDIANTES	DEPARTAMENTO	
Personal	\$0,00	\$4.050.000,00	\$4.050.000,00
Equipo	\$1.500.000,00	\$0,00	\$1.500.000,00
Software	\$0,00	\$0,00	\$0,00
Viajes y salidas de campo	\$0,00	\$0,00	\$0,00
Bibliografía	\$0,00	\$0,00	\$0,00
Materiales	\$0,00	\$0,00	\$0,00
Servicios técnicos	\$0,00	\$0,00	\$0,00
Publicaciones	\$0,00	\$0,00	\$0,00
Administración	\$0,00	\$0,00	\$0,00
Comunicaciones	\$0,00	\$0,00	\$0,00
Otros	\$1.000.000,00	\$0,00	\$1.000.000,00
TOTAL	\$2.500.000,00	\$4.050.000,00	\$6.550.000,00

Los rubros de “otros” incluyen derecho de grado y matrícula del estudiante.

CONDICIONES DE ENTREGA

Una vez terminado el trabajo de grado se obtendrán los siguientes productos:

- **Monografía del trabajo de grado**, contendrá especificaciones sobre la realización y despliegue de los modelos de FER y Minería de Datos en el dispositivo Jetson Nano, se planifica estructurar con los siguientes puntos: 1. Introducción (Planteamiento del problema, justificación, objetivos y resultados), 2.Marco teórico, 3. Estado del arte, 4. Metodología, 5. Análisis de resultados, 6. Conclusiones y trabajo futuro y 7. Referencia y anexos

REFERENCIA BIBLIOGRÁFICA

- [1] J. Pei and P. Shan, “A Micro-expression Recognition Algorithm for Students in Classroom Learning Based on Convolutional Neural Network,” *Trait. du Signal*, vol. 36, no. 6, pp. 557–563, Dec. 2019, doi: 10.18280/ts.360611.
- [2] K. Nithiyasree, A. Nisha, S. Shankar, N. Akshaykumar, and T. Kavitha, “Facial Emotion Recognition of Students using Deep Convolutional

- Neural Network,” *Turkish J. Comput. Math. Educ.*, vol. 12, no. 10, pp. 1430–1434, Apr. 2021, doi: 10.17762/TURCOMAT.V12I10.4462.
- [3] M. Mukhopadhyay, S. Pal, A. Nayyar, P. K. D. Pramanik, N. Dasgupta, and P. Choudhury, “Facial Emotion Detection to Assess Learner’s State of Mind in an Online Learning System,” *ACM Int. Conf. Proceeding Ser.*, pp. 107–115, Feb. 2020, doi: 10.1145/3385209.3385231.
- [4] H. J. Lee and D. Lee, “Study of Process-Focused Assessment Using an Algorithm for Facial Expression Recognition Based on a Deep Neural Network Model,” *Electron. 2021, Vol. 10, Page 54*, vol. 10, no. 1, p. 54, Dec. 2020, doi: 10.3390/ELECTRONICS10010054.
- [5] Y. Cui, Y. Cui, S. Wang, and R. Zhao, “Machine Learning-Based Student Emotion Recognition for Business English Class,” *Int. J. Emerg. Technol. Learn.*, vol. 16, no. 12, pp. 94–107, 2021.
- [6] X. Li, “Expression Recognition of Classroom Children’s Game Video Based on Improved Convolutional Neural Network,” *Sci. Program.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/5203022.
- [7] I. Dubovi, “Cognitive and emotional engagement while learning with VR: The perspective of multimodal methodology,” *Comput. Educ.*, vol. 183, p. 104495, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.compedu.2022.104495>.
- [8] Krithika L.B and Lakshmi Priya GG, “Student Emotion Recognition System (SERS) for e-learning Improvement Based on Learner Concentration Metric,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 85, pp. 767–776, 2016, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.05.264>.
- [9] Y. K. Bhatti, A. Jamil, N. Nida, M. H. Yousaf, S. Viriri, and S. A. Velastin, “Facial Expression Recognition of Instructor Using Deep Features and Extreme Learning Machine,” *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2021, 2021, doi: 10.1155/2021/5570870.
- [10] X. Qiao, X. Zheng, X. Sun, S. Li, and Y. Zhang, “Learners’ States Monitoring Method Based on Face Recognition Technology,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 202, pp. 172–177, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2022.04.024>.
- [11] C. Hou, J. Ai, Y. Lin, C. Guan, J. Li, and W. Zhu, “Evaluation of Online Teaching Quality Based on Facial Expression Recognition,” *Futur. Internet*, vol. 14, no. 6, 2022, doi: 10.3390/fi14060177.
- [12] W. Wang, K. Xu, H. Niu, and X. Miao, “Emotion Recognition of Students Based on Facial Expressions in Online Education Based on the Perspective of Computer Simulation,” *Complexity*, vol. 2020, 2020, doi: 10.1155/2020/4065207.
- [13] J. Khalfallah and J. B. H. Slama, “Facial Expression Recognition for Intelligent Tutoring Systems in Remote Laboratories Platform,” *Procedia*

Comput. Sci., vol. 73, pp. 274–281, 2015, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2015.12.030>.

- [14] T. Liu, J. Wang, B. Yang, and X. Wang, “Facial expression recognition method with multi-label distribution learning for non-verbal behavior understanding in the classroom,” *Infrared Phys. Technol.*, vol. 112, p. 103594, Jan. 2021, doi: 10.1016/J.INFRARED.2020.103594.
- [15] G. Tonguç and B. Ozaydın Ozkara, “Automatic recognition of student emotions from facial expressions during a lecture,” *Comput. Educ.*, vol. 148, p. 103797, Apr. 2020, doi: 10.1016/J.COMPEDU.2019.103797.
- [16] C. Thomas, K. A. V Puneeth Sarma, S. Swaroop Gajula, and D. B. Jayagopi, “Automatic prediction of presentation style and student engagement from videos,” *Comput. Educ. Artif. Intell.*, vol. 3, p. 100079, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.caeai.2022.100079>.
- [17] S. Batra *et al.*, “DMCNet: Diversified model combination network for understanding engagement from video screengrabs,” *Syst. Soft Comput.*, vol. 4, p. 200039, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.sasc.2022.200039>.
- [18] T. Ben Abdallah, I. Elleuch, and R. Guermazi, “Student Behavior Recognition in Classroom using Deep Transfer Learning with VGG-16,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 192, pp. 951–960, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.08.098>.
- [19] F. J. Otamendi, “Statistical emotion control: Comparing intensity and duration of emotional reactions based on facial expressions,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 200, p. 117074, 2022, doi: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117074>.
- [20] D. Yang, A. Alsadoon, P. W. C. Prasad, A. K. Singh, and A. Elchouemi, “An Emotion Recognition Model Based on Facial Recognition in Virtual Learning Environment,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 125, pp. 2–10, 2018, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2017.12.003>.
- [21] M. N. Hasnine, H. T. T. Bui, T. T. Thu Tran, H. T. Nguyen, G. Akçapınar, and H. Ueda, “Students’ emotion extraction and visualization for engagement detection in online learning,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 192, pp. 3423–3431, 2021, doi: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.09.115>.
- [22] N. Butcher, A. Kanwar, S. UvalicTrumbic, Commonwealth of Learning., and UNESCO., “Guía básica de recursos educativos abiertos (REA),” 2015, Accessed: Nov. 03, 2022. [Online]. Available: <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000232986>.
- [23] I. Aguilar Juárez, J. A. De La Vega, O. Lugo Espinosa, and A. Z. Hidalgo, “Análisis de criterios de evaluación para la calidad de los materiales

didácticos digitales Analysis of evaluation criteria for the quality of digital learning materials,” *Rev. CTS*, n^o, vol. 25, pp. 73–89, 2014.

- [24] C. J. González Ruiz, S. Martín Gómez, and A. Vega Navarro, “Portales educativos: la producción de materiales didácticos digitales,” *@tic. Rev. d’innovació Educ. ISSN-e 1989-3477*, N^o. 20, 2018 (*Ejemplar Dedic. a Spring (January-June)*), págs. 89-97, no. 20, pp. 89–97, 2018, doi: 10.7203/attic.20.12139.
- [25] Á. Guerrero Aguirre, P. Jimena, and R. Giraldo, “Sistema embebido de bajo costo para visión artificial Low cost embedded system for machine vision,” *Sci. Tech. Año XIX*, vol. 19, no. 2, 2014.
- [26] P. Johannesson and E. Perjons, *An introduction to design science*, vol. 9783319106328. 2014.

