

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 1 de 90

**SISTEMA PARA EL RECONOCIMIENTO DE EMOCIONES EN AMBIENTES
EDUCATIVOS VIRTUALES PARA ESTUDIANTES DE EDUCACIÓN SUPERIOR
EMPLEANDO INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

Juan David Zúñiga Gutiérrez

Director:

MSc. Julián Fernando Muñoz Ordóñez

Co-Directora

Mg (c). Sandra Juliana Vivas Idrobo



**Corporación Universitaria De ComfacaUCA
Facultad De Ingenierías
Ingeniería De Sistemas
Popayán Cauca
2021**

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 2 de 90

DATOS GENERALES DEL PROYECTO DE GRADO	
Facultad:	FACULTAD DE INGENIERIAS.
Programa Académico:	INGENIERIA DE SISTEMAS.
Título del proyecto:	Sistema para el reconocimiento de emociones en ambientes educativos virtuales para estudiantes de Educación Superior empleando inteligencia artificial
Grupo Investigación:	TIC-Unicomfauca y Estrategias Didácticas en las Ciencias Básicas - EDCIBA
Línea de Investigación:	Inteligencia Artificial
Proyecto institucional asociado:	
Fecha de aprobación del perfil:	
Fecha de elaboración de la propuesta:	
Fecha de radicación:	

Nombres y apellidos	Cédula de Ciudadanía	Correo electrónico	Número de celular
Juan David Zúñiga Gutiérrez	1061744296	juanzuniga@unicomfauca.edu.co	3226346996.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 3 de 90

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN	6
CAPITULO 1: INTRODUCCIÓN	7
1.1. PLANTEAMIENTO, DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.	7
1.2. JUSTIFICACIÓN.....	9
1.3. OBJETIVO GENERAL	10
1.3.1. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	10
1.4. ESTADO DEL ARTE	10
1.5. MARCO TEÓRICO.....	13
1.5.1. Las emociones.....	13
1.5.2. Reconocimiento Facial.....	14
1.5.3. Procesamiento de Imágenes.....	15
1.5.4. Aprendizaje profundo (Deep Learning).....	15
1.5.5. Redes neuronales convolucionales	16
1.5.6. Tkinter	19
1.5.7. OpenCv	19
1.5.8. DLIB	19
1.5.9. Matplotlib.....	20
1.6. MARCO CONTEXTUAL	20
1.7. MARCO LEGAL	20
2. METODOLOGÍA.....	26
2.1. Tipo de investigación.	26
3. RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS	27
BIBLIOGRAFÍA	87

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 4 de 90

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Estructura de una Red neuronal convolucional (CNN). Fuente: [26]	17
Figura 2: Estructura de una convolución en una dimensión. (a) Entrada de canal simple. (b) Entrada multicanal. Fuente: [27]	17
Figura 3: Estructura de una convolución dilatada. (a) grano de 3×3 en un campo de recepción de 3×3 ; (b) grano 2-dilatado 3×3 con un campo de recepción de 7×7 (c); Núcleo n4-dilatado 3×3 en un campo de recepción de 15×15 . Fuente [27].	18
Figura 4: Estructura de una convolución dilatada. (a) grano de 3×3 en un campo de recepción de 3×3 ; (b) grano 2-dilatado 3×3 con un campo de recepción de 7×7 (c); Núcleo n4-dilatado 3×3 en un campo de recepción de 15×15 . Fuente: [27].	18
Figura 5: Detección de rostro usando facial landmarks y CV a) Imagen de entrada b) Rostro detectado. Fuente: http://acodigo.blogspot.com/2017/11/face-landmarks-detector-con-dlib-y.html	20

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 5 de 90

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Descripción de los Data set encontrados en la revisión de la literatura y evaluación de los requerimientos técnicos para la selección..... 28

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 6 de 90

RESUMEN

La detección de emociones en un entorno virtual en estudiantes universitarios, constituye una tarea primordial que permite crear estrategias de enseñanza para abordar los contenidos propuestos, en los planes curriculares de los programas de grado ofertados por las instituciones de Educación Superior. La implementación de inadecuadas estrategias de enseñanza afecta la motivación del estudiante, causando poco interés al momento del estudio y aprendizaje de las temáticas, obteniendo un bajo rendimiento académico y un posible fracaso o deserción estudiantil. Todas estas causas pueden ser percibidas por el profesor a través del análisis de expresiones faciales, que dan como respuesta a las sensaciones que tienen los alumnos hacia la clase que orienta el docente. En este trabajo, se implementó un sistema que analizará por medio de una webcam y algoritmos de inteligencia artificial basados en redes neuronales convolucionales y técnicas de visión por computadora, las expresiones faciales capturadas de un grupo de personas en un ambiente virtual de aprendizaje permitiendo caracterizar el estado emocional en el estudiante al ser sometido a dos estrategias de enseñanza.

ABSTRACT

The detection of emotions in a virtual environment in university students is an essential task that allows the creation of teaching strategies to address the proposed content in the curricular plans of degree programs offered by higher education institutions. The implementation of inadequate teaching strategies affects the student's motivation, causing little interest at the time of study and learning of the subjects, obtaining a low academic performance and a possible failure or student desertion. All these causes can be perceived by the teacher through the analysis of facial expressions, which give as a response to the feelings that students have towards the class guided by the teacher. In this work, a system was implemented that will analyze by means of a webcam and artificial intelligence algorithms based on convolutional neural networks and computer vision techniques, the facial expressions captured from a group of people in a virtual learning environment allowing to characterize the emotional state of the student when subjected to two teaching strategies.

Comentado [jdzg1]: Corrección, faltaba abstract

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 7 de 90

CAPITULO 1: INTRODUCCIÓN

1.1. PLANTEAMIENTO, DESCRIPCIÓN Y FORMULACIÓN DEL PROBLEMA.

En el proceso de aprendizaje intervienen las emociones, estas se generan en diferentes zonas del cerebro como el hipocampo, córtex prefrontal y el hipotálamo. Cuando el estudiante necesita adquirir un conocimiento, se enfrenta al proceso de aprender, en él se involucran directamente la parte emocional y cognitiva, las emociones le permiten al estudiante valorar y clasificar las experiencias como positivas o negativas, asocia las positivas a experiencias que resulten interesantes para conseguir el nuevo saber y las negativas a aquellas que no generan motivación ni interés (esto sucede en la corteza prefrontal). Para lograr esas experiencias positivas se necesita del apoyo del docente, en la aplicación de metodologías centradas en el estudiante que incluyan las emociones para lograr los respectivos estímulos positivos en ellos [1]. Las emociones poseen rangos de acuerdo con el nivel de las dimensiones de: valencia (agradable o desagradable), activación (excitado o calmado) y dominancia (alta y baja) en los estudiantes en un aula, esos rangos dependen de los estímulos que a su vez producen reacciones psicológicas y fisiológicas [2], estas reacciones alertan al docente acerca del nivel de satisfacción que poseen los estudiantes respecto al método de enseñanza que se esté aplicando en el momento. Lo anterior debe complementarse con un entorno virtual de aprendizaje, dominado por docentes capacitados en el que se incluyan actividades que conduzcan al aprendizaje [3].

Estas emociones son susceptibles a la presencia de diversos factores. En este momento un factor es la coyuntura social que se presentó por la emergencia sanitaria producida por SARS-CoV-2/COVID-19 a nivel mundial y que afectó al sistema educativo porque se debió cambiar el modelo de educación presencial que durante años se manejó en las Instituciones Educativas. En Colombia, el gobierno para afrontar la situación, expidió el decreto 00990 del 9 de julio de 2020, en el que se estableció la virtualización de las clases para evitar las conglomeraciones en sitios públicos, con el propósito de cuidar la salud de todos. Una consecuencia directa es que los centros educativos implementaron procesos de Enseñanza – Aprendizaje (E/A) mediados por las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC), lo que implicó un rediseño y acople de las estrategias didácticas de enseñanza hacia ambientes virtuales [4], este cambio de modalidad obligó la adaptación de docentes y estudiantes a nuevas formas de transmisión y adquisición del conocimiento [5].

Ahora bien, esta dinámica planteada desde el año pasado mantiene como objetivo más relevante para el modelo presencial lograr el aprendizaje significativo por parte de los estudiantes en todas las asignaturas que cursan, ese aprendizaje se alcanza cuando el docente estimula a sus estudiantes y recibe como respuesta una emoción representada por medio de expresiones faciales, si la emoción resulta placentera, la conectividad con la clase resulta agradable, y si la emoción no lo es,

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 8 de 90

revela que no hay conexión con los estudiantes y la experiencia no es agradable y fructífera [6]. Para el entorno virtual el objetivo es el mismo, pero bajo estas circunstancias el docente pierde la posibilidad de observar y detectar los estímulos generados en sus estudiantes durante las clases, porque en el proceso la interacción entre docente y estudiante es diferente por la lejanía que genera la mediación de la tecnología, y al no poder determinar las expresiones hay una incertidumbre si la estrategia de enseñanza que se aplica en el momento ocasiona felicidad o malestar en cada estudiante [6], [7]

En la modalidad presencial, el estudiante se encuentra activo durante el proceso de formación, se convierte en un ser participativo logrando la meta de un aprendizaje con significado, mientras que, en la modalidad virtual asume una posición pasiva, esperando que el docente sea el responsable de la transmisión y generación del conocimiento. En este punto el estudiante ya no tiene el protagonismo, y no logra el objetivo [8]. La explicación que surge para esta situación de pasividad radica en que el periodo de adaptación a la nueva modalidad de enseñanza y aprendizaje fue muy corto, tanto para estudiantes como para docentes, desencadenando emociones como desorientación, confusión, ansiedad, inseguridad y frustración que culmina en la incapacidad de autorregulación emocional e impide el aprendizaje autónomo al estudiante [9]

La Corporación Universitaria Comfacaucá no estuvo ajena al proceso de virtualización de las clases y se dificultaron los procesos E/A en las aulas virtuales, porque los docentes no pudieron determinar el comportamiento emocional de los estudiantes dada la premura con que se presentó la contingencia sanitaria en dónde había desorientación, confusión e incertidumbre frente al proceso formativo. Estas emociones ocasionaron que los estudiantes no encendieran sus cámaras durante las clases, adicional que muchos sintieron vergüenza por sus entornos personales de habitación y sus entornos culturales y sociales, no querían ser motivo ni centro de atracción, esto impidió la participación activa y generó obstáculos de comunicación entre docentes y estudiantes. Otra causa es el tema de la conectividad en el país, no todos los estudiantes pudieron conectarse en forma sincrónica a las clases, en ese punto el estudiante debió asumir un aprendizaje autónomo en los entornos virtuales pero el docente no pudo medir tampoco las emociones presentes. La única herramienta empleada para intervenir en el aula virtual fue el micrófono, que tampoco se empleó para demostrar participación activa, se perdió la conexión y no se pudo determinar si la estrategia de enseñanza generaba en los estudiantes satisfacción o poco agrado [3]. Entre las consecuencias que se generan a raíz de esta problemática se encuentran la deserción académica porque los estudiantes no encuentran la motivación y abandonan las asignaturas, sentimientos de frustración e inconformidad, otra consecuencia es que los docentes no pueden mejorar su práctica educativa y mantienen las mismas estrategias de enseñanza y aprendizaje. Y finalmente un retraso en el proceso de formación de los estudiantes porque deberán cursar nuevamente la asignatura.

El presente trabajo planteó la siguiente pregunta de investigación: ¿Es posible mejorar la precisión y pérdida, en el momento de entrenar una red neuronal convolucional, con un dataset que contiene

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 9 de 90

emociones, que de como resultado un modelo que pueda cargarse en el sistema de reconocimiento de emociones en ambientes virtuales de clase, utilizando las expresiones faciales capturadas a través de dispositivos de video?

Comentado [jdzg2]: Corrección de la pregunta de investigación

1.2. JUSTIFICACIÓN

Reconocer las emociones de los estudiantes en su proceso de formación, es un tema muy importante porque éstas aportan en gran medida en su desarrollo cognitivo para conseguir un aprendizaje significativo porque hay una motivación relacionada con el éxito académico. Provocar emociones positivas, fortalece la sinapsis, favorece el aprendizaje y crea eficiencia en el proceso intelectual del estudiante [1], [10]. El rol del docente en el desarrollo del aprendizaje emocional en sus estudiantes es muy importante, de él depende que su método de enseñanza ocasione sentimientos positivos en ellos y lograr la meta de aprendizaje, por esta razón, esta investigación se enfoca en la detección de las emociones en el proceso de aprendizaje mediado por las TIC, para brindar información al docente de cómo impacta su clase a los estudiantes y lo conduce a reflexionar sobre su práctica docente y mejorar con ello los procesos de E/A, acción educativa que se encuentra en constante transformación.

Esta investigación se realiza porque en contextos atípicos, como el presentado en estos momentos por la situación de pandemia, dentro de la Corporación Universitaria Comfacaucá no se cuenta con una herramienta que oriente al docente en el campo de la educación virtual en la detección de las emociones que manifiestan sus estudiantes al momento de recibir las clases. La herramienta determinará, en que rango de acuerdo a las dimensiones de valencia (agradable o desagradable), activación (excitado o calmado) y dominancia (alta y baja) se encuentran los estudiantes, en el momento que reciben una clase virtual, el docente tendrá un sistema en su computador, que permita graficar el estado emocional de sus estudiantes permitiendo identificar tres emociones como la tristeza, neutral y felicidad, con esta información que le brinda la gráfica en tiempo real, el docente podrá analizarla y mejorar sus prácticas de docente enfocada en crear mayor motivación en el ámbito virtual y podrá establecer estrategias adecuadas para alcanzar el aprendizaje. Dos de las estrategias que podría utilizar en la educación virtual son: Educación basada en las TICS, que permite crear recursos digitales que permitan mejorar la interactividad con el docente y el trabajo colaborativo. Esta otra metodología de enseñanza como: Las estrategias pedagógicas virtuales, Esta se enfocan en mejorar la motivación del estudiante por medio de método participativo, que permita generar interés para obtener cierta motivación en los estudiantes y tiene como finalidad, transmitir conocimiento de manera significativa.

Comentado [jdzg3]: Corrección del jurado realizada

Los beneficios que recaerán de esta investigación es sobre la población académica de la Corporación Universitaria Comfacaucá, conformada por un docente del Departamento de Ciencias Básicas y estudiantes, del programa de Ingeniería de Sistema de diferentes semestres son a nivel estudiante: Mayor participación, mayor aprendizaje significativo, mayor motivación, mayor interacción, mayor rendimiento académico, a nivel docente se le brindaría una herramienta de

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 10 de 90

apoyo que permita identificar por medio del sistema las emociones de sus estudiantes, esta información brindada al docente ayuda que el docente pueda aplicar estrategias que motiven a sus alumnos, en caso de que su estrategia que emplee en el momento , estén generando emociones negativas como: (la tristeza). El impacto de la herramienta influirá en el proceso de aprendizaje de nuevos conocimientos.

Comentado [jdzg4]: Corrección realizada

1.3. OBJETIVO GENERAL

Implementar un sistema para el reconocimiento de emociones en ambientes educativos virtuales, para estudiantes de Educación Superior, empleando el entrenamiento de una red neuronal convolucional y técnicas de visión por computadora.

1.3.1. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Construir un algoritmo basado en redes neuronales convolucionales para el entrenamiento en el reconocimiento de emociones.
- Construir el sistema de reconocimiento de emociones en ambientes educativos virtuales utilizando una arquitectura de red neuronal convolucional profunda.
- Evaluar el sistema de reconocimiento de emociones a través de métricas de evaluación tales como: precisión y recuerdo.

1.3.2. ALCANCE

- Crear un sistema de reconocimiento de emociones en un ambiente virtual que no solo permita detectar las emociones de los estudiantes, si no que sirva también de apoyo para mejorar las practicas que aplica el docente en el momento de diseñar su metodología de enseñanza.

Comentado [jdzg5]: Creación del alcance , corrección aplicada

1.4. ESTADO DEL ARTE

El reconocimiento de emociones es un tema de estudio de gran interés en las últimas décadas por su versatilidad y aplicabilidad en cualquier campo del saber. En el ámbito educativo ha resultado de gran utilidad para evaluar las expresiones de los estudiantes que se someten a una formación

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 11 de 90

mediada por las TIC. En este capítulo, se revisarán estudios que se han desarrollado hasta el momento en el campo del reconocimiento de emociones y que son soporte para esta investigación.

Foutsitzi S, et al [11] en su investigación resaltaron el rol de las emociones en los entornos educativos, y describieron modelos emocionales aplicables a los mismos. En este trabajo se destacó los aportes y avances de la inteligencia artificial que en la actualidad se usan para crear herramientas de medición de emociones a partir de las expresiones de los rostros de los estudiantes. Indicaron que estas herramientas se diseñan para facilitar el aprendizaje personalizado y para adaptación de este proceso a las necesidades emocionales y cognitivas de cada individuo.

En México, se implementó un sistema tutor inteligente para matemáticas en estudiantes de tercer año en los temas multiplicación y división, el sistema identificó el estado emocional de cada estudiante y retroalimentó al mismo en el transcurso de la asignatura. Se instaló el sistema en la red social Fermat. La identificación del estado emocional se realizó a partir del reconocimiento de expresiones faciales empleando una red neuronal artificial. El sistema indicó resultados favorables y ha sido implementado en diversas instituciones públicas y privadas del país. El sistema trabajó bajo el modelo tradicional de arquitectura de cuatro módulos: el primero de ellos que conectó desde la red social, accedió a los módulos principales dominio (dónde reposa la estructura del curso), estudiante (módulo que evaluó el desempeño del estudiante: conocimientos y razonamiento) y tutor (empleó teoría de cognición) y finalmente un submódulo afectivo para detección de las expresiones del rostro que reconoció siete emociones: ira, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, sorpresa y emoción neutral. Se tomaron imágenes con cámara web, y se transformó la imagen para el procesamiento, posterior a ello se extrajo boca, ojos, cejas, que fueron los datos de entrada para la red neuronal encargada del reconocimiento de la emoción [12].

Para Ayvaz, et al, formar a los estudiantes con procesos de enseñanza – aprendizaje (e-learning) tiene mayores beneficios frente a la formación presencial, porque se puede acceder a la información de forma más sencilla, hay flexibilidad en el tiempo y lugar de acceso a la misma y que se pueden llevar a cabo procesos interactivos con los actores del sistema: docente y estudiante. En este sentido, propusieron un sistema de información híbrido que combinó visión por computador y tecnologías de aprendizaje de máquina, para sistemas e-learning con recursos visuales e interactivos. El sistema de información detectó estados emocionales de los estudiantes, basado en sus expresiones faciales, los ponderó y entregó dichos resultados al docente. Esta herramienta le permitió al docente determinar el estado emocional del grupo en un aula virtual y cómo factor agregado el sistema creó un entorno de aprendizaje interactivo. Se emplearon algoritmos de clasificación kNN y SVM, el sistema aprendió de forma instantánea y obtuvo la mejor precisión [13].

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 12 de 90

En el 2018, Yang D, et al [14], propusieron un método para el reconocimiento de expresiones faciales para determinar el estado del aprendizaje de los estudiantes en tiempo real y orientar a los docentes para generar nuevas estrategias de enseñanza para entornos virtuales de aprendizaje teniendo en cuenta las emociones de sus estudiantes. El modelo se desarrolló teniendo en cuenta tres fases: extracción de características, construcción de subconjunto de características y clasificador de emociones. Se empleó el método Cascadas de Haar, para la detección de las imágenes correspondientes a los rostros, se extrajeron de estas: los ojos y la boca y con el método de detección Bordes de Sobel, se obtuvieron los valores característicos. Se empleó una red neuronal que clasificó seis diferentes categorías emocionales (tristeza, disgusto, miedo, enfado, felicidad y sorpresa). Se empleó la plataforma Python 2.8 con OpenCV 2.0 lib para los procesos de visión por computador. Se usó la base de datos JAFF, los resultados obtenidos después del experimento demostraron que hay una alta relación entre el modelo propuesto y las expresiones faciales en los estudiantes en entornos virtuales de aprendizaje. La precisión obtenida con el método Cascadas de Haar, para cada emoción fue: tristeza con el 78.54%, disgusto con el 84.32%, miedo con el 82.58%, enfadado con el 91.22 %, felicidad con el 95.25% y sorpresa con el 93.26%; mientras que para el método de los Bordes Sobel se obtuvo una precisión del: 76% para tristeza, del 87.72% para sorpresa, del 94% para felicidad, del 87.66% para enfado, del 82.76% para disgusto y del 79.73% para miedo. Una de las limitaciones de la investigación fue un no reconocimiento óptimo de las emociones dado la escasez en la luminosidad al momento de obtener la imagen del estudiante, se afectó la nitidez.

En el 2018 Khalfallah J, et al [15], propusieron el desarrollo de un sistema de reconocimiento afectivo para mejorar la experiencia del aprendizaje en ambientes virtuales específicamente en el área de laboratorios remotos. El sistema inteligente fue el “Lab Tutor”, diseñado para los diferentes perfiles de estudiantes. Cada estudiante interactuó con experimentos virtuales y a través de cámara web se obtuvo un video y en él se reconocieron sus expresiones faciales, se realizó de forma síncrona. El algoritmo de reconocimiento facial se basó en la nube, se reconocieron siete emociones: ira, desprecio, disgusto, felicidad, neutralidad, tristeza y sorpresa. Se agruparon los estudiantes con el mismo patrón de comportamiento para construir el sistema informático que emuló a los tutores en el proceso de aprendizaje.

Ya para el 2021, se realizó un monitor de reconocimiento de expresiones faciales dentro de las aulas que detectó las emociones del docente. Este monitor empleó el modelo de aprendizaje anticipado. Para ello, detectaron los rostros desde videos de clase, se seleccionaron los fotogramas claves y se descartaron los redundantes, así lograron una extracción eficiente de las características más relevantes. Con las redes neuronales convolucionales, extrajeron las características profundas, tomando un ajuste en los parámetros y finalmente se envió a un clasificador de máquina de aprendizaje extremo regularizado para obtener las cinco expresiones del instructor en el aula. Las bases de datos que se emplearon para esta investigación fueron Cohn-Kanada, JAFFE y el conjunto

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 13 de 90

de datos de reconocimiento de expresión facial 2013 (FER2013). Los resultados indicaron una ganancia significativa en parámetros como la precisión y la puntuación F1 [16]

1.5. MARCO TEÓRICO

1.5.1. Las emociones

La emoción es para Montañés “una experiencia multidimensional donde se abarcan tres sistemas de respuesta: cognitivo/subjetivo; conductual/expresivo y fisiológico/adaptativo”. Estos tres sistemas no tienen sincronía entre sí y por tal razón las emociones pueden ser de mayor o menor intensidad, dependiendo de la experiencia por la que atraviesa la persona, lo que hace que la emoción posea una cualidad y una magnitud. La utilidad de las emociones le permite a una persona ejecutar reacciones en su conducta que sean apropiadas, sean estas positivas o negativas, para ello se requiere conocer las tres funciones principales de las emociones: adaptativas (la emoción facilita la conducta apropiada), sociales (comportamiento asociado a la emoción para la interacción personal comunicando estados afectivos) y motivacionales (emociones que guían a la conducta motivada para alcanzar un objetivo) [17]. Se define también cómo una agitación transitoria, causada por experiencias agudas como el miedo, la sorpresa, alegría, etc o como un estado mental. Las emociones son el resultado de la actividad nerviosa que tiene lugar en el cerebro, en donde se involucran los neurotransmisores y que en cantidades adecuadas generan emociones positivas y equilibrio mental [18].

Las emociones se clasifican en básicas o derivadas (proceden de otras reacciones afectivas), las emociones básicas son las esenciales, presentes en cada persona y que se manifiestan con características comunes para todos. Una emoción es básica si tiene una sustancia neural específica y que la distinga, tiene una expresión facial específica y que la diferencie de otra, estar asociada a sentimientos específicos, proceder de procesos evolutivos, manifestar propiedades que indique interés y organización de las funciones adaptativas), en este orden de ideas, las emociones que cumplen los requerimientos para ser básicas son: placer, interés, sorpresa, tristeza, ira, asco, miedo y desprecio [17] Este conjunto de emociones se subdivide en emociones positivas, negativas y neutrales: Las emociones positivas son las que generan agrado, aparecen cuando se logra un objetivo, influyen en las actividades que implican razonamiento, resolución de problemas y habilidades para interactuar con otras personas, entre ellas se encuentra la alegría, el buen humor, el interés, la felicidad, el amor, la sorpresa, el placer, la satisfacción, etc. Las emociones negativas se asocian al desagrado que siente una persona frente a una experiencia que implica amenaza o en la que no se logra el objetivo propuesto, ejemplo estas emociones son el enojo, el miedo, la ansiedad, la ira, la envidia, los celos, el asco, la vergüenza, la culpa, la tristeza, etc. Las emociones

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 14 de 90

neutrales son aquellas que no se clasifican cómo positivas o negativas, poseen características de los dos grupos y suceden rápidamente. Una emoción neutra es la sorpresa [19]

1.5.1.1. Las emociones en el aprendizaje

Se conoce como aprendizaje emocional y se enfoca en el rol que tienen las emociones al momento de adquirir nuevos saberes, se realiza por medio de la asociación de experiencias a las emociones y es ahí dónde se genera el aprendizaje. Si la emoción es positiva, inmediatamente el sustrato neural se activa y conecta a la experiencia con un sentimiento positivo que se refleja en una expresión facial, el sujeto la identifica y la fortalece, genera el aprendizaje y la mantiene al repetirla, pero si la emoción es negativa el sentimiento asociado a la experiencia es negativo, la expresión facial cambia y se aprende, pero se evita la repetición de dicha experiencia [1]. Lo anterior puede trasladarse de la vida cotidiana a las aulas, cuando las emociones son positivas el estudiante está atento, tranquilo y receptivo mientras que si el estudiante experimenta emociones negativas la calidad del aprendizaje disminuye, su posición corporal cambia, no está atento, se genera estrés, aumentan las pulsaciones, afronta niveles elevados de adrenalina, todo este conjunto afecta a las neuronas del hipocampo que maneja la memoria a largo plazo, se producen glucocorticoides que afectan al hipocampo y el estudiante pierde la capacidad de estudiar y aprender conduciendo al estudiante a un bajo rendimiento académico [20].

El aprendizaje significativo, desde la óptica de Ausbel, exige en las aulas no se dé por procesos de repetición, sino a través del relacionamiento entre los saberes nuevos con los saberes previos para la construcción del nuevo conocimiento, para ello el cerebro del estudiante debe realizar procesos como estructuración, organización, procesamiento, abstracción y generalización que permita el cruce de la información para construir. Es entonces responsabilidad del docente generar entornos propicios, diseñar estrategias didácticas adecuadas y generar un entorno emocional que motive el aprendizaje en los estudiantes [20], entiéndase por motivación la “fuerza o acción resultante de los componentes emocionales”; la motivación antecede a la emoción, y es la que indica hasta que nivel el organismo brinda una respuesta física y mental de forma focalizada, cuando lo logra, el cerebro evalúa la acción que debe tomar dependiendo si la emoción genera agrado o no, así pues se observa la interrelación entre los sistemas emocionales y la motivación. La motivación puede ser intrínseca (se genera por factores internos, responsabilidad del estudiante de acuerdo a sus deseos y necesidades para adquirir el saber) y extrínseca (se produce por factores externos, en este caso el docente) [1]

1.5.2. Reconocimiento Facial

Es una herramienta útil para la identificación automática de personas a partir de una imagen digital proveniente de un fotograma en un video o de una foto de una persona. Se empleó por primera vez en 1995 para seguridad biométrica. Con este instrumento se pueden determinar y estudiar las

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 15 de 90

expresiones faciales y sus características específicas para una persona. La imagen resulta ser un patrón de referencia que será comparado con otras imágenes para determinar la identidad de la persona, en este caso sería identificar las emociones de acuerdo a las expresiones del rostro. Para el reconocimiento facial se emplean sistemas artificiales o de visión computarizada [21].

Los métodos de detección facial se basan en la codificación de conocimiento en dónde se requiere saber distancias y posiciones de la nariz, boca y ojos. El método de características que no cambian si se varía la luz, la posición de la cámara y se basa en modelos estadísticos. El método centrado en patrones, en el que se relaciona una imagen de salida con un patrón como referencia y finalmente los métodos que emplean apariencias basado en el entrenamiento y aprendizaje por imágenes [21].

1.5.3. Procesamiento de Imágenes

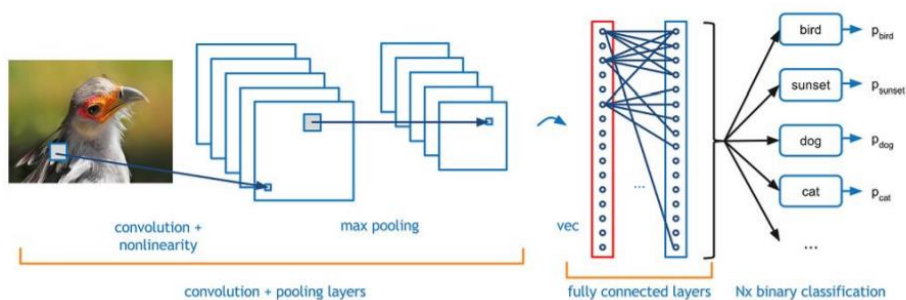
Las etapas fundamentales para realizar el procesamiento de las imágenes son las siguientes: la captura (se obtiene la imagen del objeto, se consideran variables cómo la distancia y la resolución de la cámara), la etapa de preprocesamiento (se observa y estudia todo el entorno de la imagen, se eliminan objetos no deseados, ruidos que no aportan), la de segmentación (se emplea para fraccionar y reconocer características que aparecen en la imagen desde el momento de la captura), con la etapa de extracción se obtienen las características empleando algoritmos y se pueda seleccionar el elemento de interés en la imagen y finalmente concluir en la etapa de identificación con un algoritmo entrenado previamente [22].

1.5.4. Aprendizaje profundo (Deep Learning)

El aprendizaje profundo (Deep Learning) es una rama derivada del aprendizaje automático, contiene métodos de inteligencia artificial que permite el procesamiento de datos empleando algoritmos para reconocer ciertas características usando un computador adaptado a un entorno [23]. La idea del Deep learning es la imitación que se busca del cerebro, dónde se mezcla el software con el hardware que culmina en la generación de inteligencia artificial, los datos se representan desde las jerarquías, implica que la información de entrada esta en diferentes niveles o capas, lo que facilita la selección de características importantes y útiles para el aprendizaje [24]. El Deep learning se define requiere de modelos paramétricos encargados de hacer procesos secuenciales (transformaciones lineales), empleando información de entrada para generar mejoras en el rendimiento la visión por computador, esto lo logra porque posee mayor cantidad de capas que una red neuronal clásica y que requiere mayor cantidad de información. Para que una red neuronal profunda tenga buen rendimiento se requieren tres elementos importantes: la arquitectura, técnicas de regularización y algoritmos de optimización [25].

1.5.5. Redes neuronales convolucionales

Son el resultado de la subdivisión del Deep learning, posee mayor especificidad para la resolución de problemas y clasificación de imágenes. Su funcionamiento es similar al funcionamiento de las neuronas presentes en la corteza visual. La estructura de estas redes es similar a la de las redes neuronales artificiales, compuestas por una capa de entrada y una de salida y entre ellas varias capas ocultas, algunas de estas capas son convolucionales, otras de pooling y capas con función de activación. Para el tratamiento de imágenes se emplean kernels que transitan por la imagen que se desea clasificar. Cuando llegan a la capa de convolución, los kernels atraviesan la matriz de píxeles de la imagen, se solapan entre un punto y el siguiente y la amplitud con el que el kernel se desplaza se conoce como stride [26]. En la Figura 1 se observa la estructura de una red neuronal convolucional.



	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 17 de 90

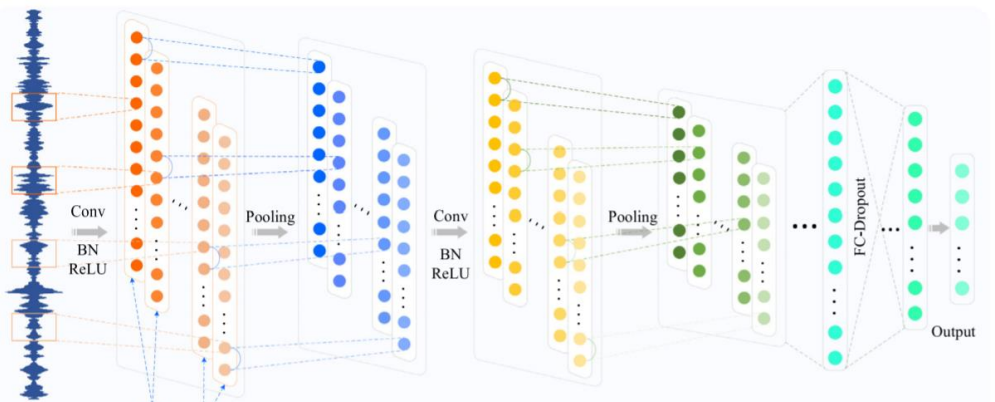


Figura 1: Estructura de una Red neuronal convolucional (CNN). Fuente: [26]

La operación básica de convolución consiste en extraer las características para el proceso de clasificación, con dos propósitos, el primero es reducir el número de parámetros y acelerar el entrenamiento y el segundo es compartir los pesos de cada kernel, no varían, al momento que se desliza en las matrices de características, de esta forma los núcleos contenidos en una capa convolucional permiten realizar aprendizaje de representaciones de características completas [27], tal como se aprecia en la Figura 2.

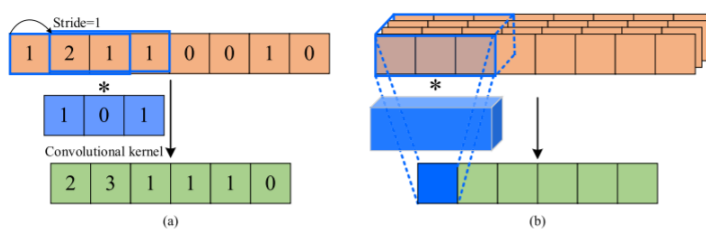


Figura 2: Estructura de una convolución en una dimensión. (a) Entrada de canal simple. (b) Entrada multicanal. Fuente: [27]

También se encuentra la convolución dilatada, aplía el campo receptivo sin que haya pérdida de cobertura. El desarrollo de esta red será representado como se puede observar en la Figura 3 (a),

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 18 de 90

constituido por un núcleo convolucional de 3×3 y se observa en 3 (b) y (c), una semilla de 3×3 incluyendo 4 dilataciones [27]

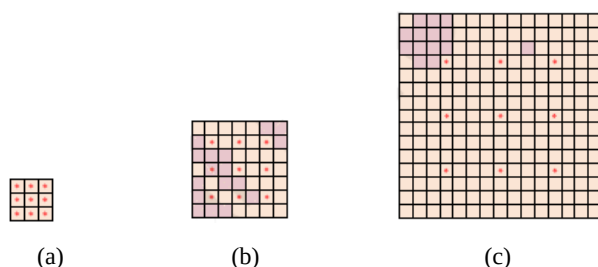


Figura 3: Estructura de una convolución dilatada. (a) grano de 3×3 en un campo de recepción de 3×3 ; (b) grano 2-dilatado 3×3 con un campo de recepción de 7×7 (c); Núcleo n4-dilatado 3×3 en un campo de recepción de 15×15 . Fuente [27].

Las convoluciones separables, reducen el esfuerzo computacional en la cantidad de cálculos realizados, la convolución separable de la Figura 4, tiene una transformación en el núcleo de la convolución principal 3×3 como se muestra en (a), en un núcleo de 3×1 y uno de 1×3 granos como se muestra en (b) [27].

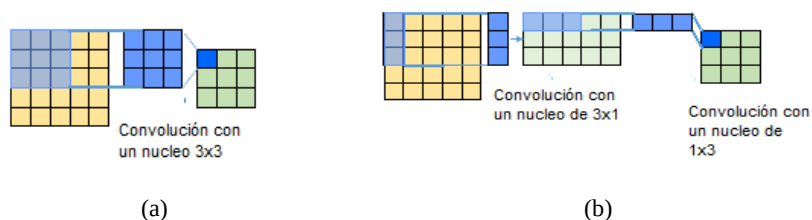


Figura 4: Estructura de una convolución dilatada. (a) grano de 3×3 en un campo de recepción de 3×3 ; (b) grano 2-dilatado 3×3 con un campo de recepción de 7×7 (c); Núcleo n4-dilatado 3×3 en un campo de recepción de 15×15 . Fuente [27].

Finalmente, la convolución grupal permite un mejor entrenamiento del modelo y mayor desempeño que la convolución común, porque la relación entre los filtros que conllevan a efectos de regularización para un modelo de anti-convolución es mínima, mejora la capacidad en el aprendizaje de características, eliminando características irrelevantes. Posterior a la operación de convolución se realizan: la activación de las funciones, que son no lineales: sigmoid, tanh y la unidad lineal rectificadora llamada ReLu que acelera el aprendizaje y elimina carga en el problema

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 19 de 90

de la desaparición del gradiente. Su función principal es transformar los datos de entrada de un nodo en datos de salida y la operación de agrupación, elimina la presencia de la redundancia, y realizar la habilitación de las características [27].

1.5.6. Tkinter

Es una librería que presenta una interfaz de usuario desarrollada para Python, en este proyecto se, es estándar. Con la versión 3.7, se pueden desarrollar interfaces graficas de usuario (GUI). La librería posee un intérprete de Tcl apoyado en heramientas Tk, que es una librería de interfaz de usuario gráfica multiplataforma [28], [29]. Tkinter ofrece ubicuidad y simplicidad, útil para todos los sistemas operativos y tiene varias herramientas de diseño para la creación de las interfaces y para el aprendizaje emplea fuentes con nombre, etiquetas de enlace y permite el seguimiento de variables [29]

1.5.7. OpenCv

Librería Open Source Computer Vision es una biblioteca de visión artificial iniciada por Intel, se usa para para procesar imágenes e inteligencia artificial, para controlar procesos, sistemas de seguridad con reconocimiento de movimiento. Es libre y gratuita, posee los siguientes componentes: CV algoritmos para procesar imágenes en cualquier nivel, ML librería para aprendizaje de máquina con elementos de agrupación y clasificadores estadísticos, para almacenamiento de imágenes y/o videos está el componente HighGUI con funciones de entrada y salida, los algoritmos básicos, soporte XML y para gráficas. Es el que concentra la información proveniente de CV, ML y HighGUI [30].

1.5.8. DLIB

Biblioteca diseñada para el aprendizaje automático, que emplea el lenguaje de programación C++, que le facilita el ajuste a varios entornos de programación. Es una biblioteca relevante en el procesamiento de las imágenes, permite la detección de rostros, bordes y permite la ubicación de puntos de referencia en los bordes detectados. Esta tecnología permite la detección de la parte frontal de los rostros humanos a partir de imágenes o videos digitales de manera automática, en la figura 5 se muestra el escenario de la detección de rostros usando la CV(visión por computadora) [31].

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 20 de 90

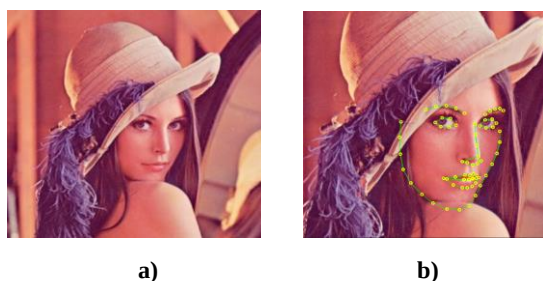


Figura 5: Detección de rostro usando facial landmarks y CV a) Imagen de entrada b) Rostro detectado. Fuente: <http://acodigo.blogspot.com/2017/11/face-landmarks-detector-con-dlib-y.html>

1.5.9. Matplotlib

Es una librería de Python que está diseñada para realizar diferentes tipos de gráficos. MATPLOTLIB hace uso intensivo de NumPy y otras librerías de extensión para proporcionar un buen rendimiento en grandes volúmenes de información [32]

1.6. MARCO CONTEXTUAL

Este trabajo de investigación se desarrolla en Colombia en el marco de la emergencia sanitaria producida por la pandemia por el Sars coV-2, en el departamento del Cauca en el Municipio de Popayán en la Corporación Universitaria Comfacaucá que cuenta con 2465 matriculados en las sedes de Popayán y Santander de Quilichao bajo la modalidad virtual. La población objeto de estudio pertenece al programa Ingeniería de Sistemas, conformada por 371 estudiantes en las dos sedes, de los cuáles 264 estudiantes se encuentran matriculados en la sede de Popayán y 107 estudiantes de la sede Norte. En la sede Popayán 35 de los 264 estudiantes se encuentran cursando noveno y décimo semestre de la carrera.

1.7. MARCO LEGAL

Para la educación virtual es pertinente recordar que el servicio educativo para el trabajo y el desarrollo humano de acuerdo con la reglamentación del Decreto 4904 de 2009, derogado y compilado por:

- **Decreto Único 1075 de 2015 del Sector Educativo**

“Artículo 2.6.1.1 Adopción. Adóptense como reglamentación para la organización, oferta y funcionamiento de la prestación del servicio público de

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 21 de 90

educación para el trabajo y el desarrollo humano las siguientes disposiciones. (...)

“Artículo 2.6.4.5. Metodología. (...) *Cuando una institución ofrezca un programa con la estrategia de educación virtual debe garantizar como mínimo el 80% de virtualidad y la institución estará obligada a suministrar a los aspirantes, con antelación a la matrícula, información clara sobre los requerimientos tecnológicos y de conectividad necesarios para cursar el programa”.*

Los requisitos para el ofrecimiento de los programas en la metodología a distancia serán establecidos por el Ministerio de Educación Nacional. (...).

- **Ley 115 de 1994 Educación**

“ARTICULO 5. *Fines de la educación. De conformidad con el artículo 67 de la Constitución Política, la educación se desarrollará atendiendo a los siguientes fines: Pleno desarrollo de la personalidad sin limitaciones que las que le imponen los derechos de los demás y el orden jurídico, dentro del proceso de formación integral, física, psíquica, intelectual, moral, espiritual, social, afectiva, ética, cívica y demás valores humanos (...)*”

“ARTICULO 10. *Definición de educación formal. Se entiende por educación formal aquella que se imparte en establecimientos educativos aprobados, en una secuencia regular de ciclos lectivos, con sujeción a pautas curriculares progresivas, y conducente a grados y títulos”.*

- **Ley 30 de la Educación Superior**

“ARTÍCULO 1o. *La Educación Superior es un proceso permanente que posibilita el desarrollo de las potencialidades del ser humano de una manera integral, se realiza con posterioridad a la educación media o secundaria y tiene por objeto el pleno desarrollo de los alumnos y su formación académica o profesional”.*

“ARTÍCULO 3o. *El Estado, de conformidad con la Constitución Política de Colombia y con la presente Ley, garantiza la autonomía universitaria y vela por la calidad del servicio educativo a través del ejercicio de la suprema inspección y vigilancia de la Educación Superior”.*

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 22 de 90

- **Ley 1273 DE 2009:** “Por medio de la cual se modifica el Código Penal, se crea un nuevo bien jurídico tutelado - denominado "de la protección de la información y de los datos"- y se preservan integralmente los sistemas que utilicen las tecnologías de la información y las comunicaciones, entre otras disposiciones: **De los atentados contra la confidencialidad, la integridad y la disponibilidad de los datos y de los sistemas informáticos**

Artículo 269A: Acceso abusivo a un sistema informático. El que, sin autorización o por fuera de lo acordado, acceda en todo o en parte a un sistema informático protegido o no con una medida de seguridad, o se mantenga dentro del mismo en contra de la voluntad de quien tenga el legítimo derecho a excluirlo, incurrirá en pena de prisión de cuarenta y ocho (48) a noventa y seis (96) meses y en multa de 100 a 1.000 salarios mínimos legales mensuales vigentes.

Artículo 269B: Obstaculización ilegítima de sistema informático o red de telecomunicación. El que, sin estar facultado para ello, impida u obstaculice el funcionamiento o el acceso normal a un sistema informático, a los datos informáticos allí contenidos, o a una red de telecomunicaciones, incurrirá en pena de prisión de cuarenta y ocho (48) a noventa y seis (96) meses y en multa de 100 a 1000 salarios mínimos legales mensuales vigentes, siempre que la conducta no constituya delito sancionado con una pena mayor.

Artículo 269C: Interceptación de datos informáticos. El que, sin orden judicial previa intercepte datos informáticos en su origen, destino o en el interior de un sistema informático, o las emisiones electromagnéticas provenientes de un sistema informático que los transporte incurrirá en pena de prisión de treinta y seis (36) a setenta y dos (72) meses.

Artículo 269D: Daño Informático. El que, sin estar facultado para ello, destruya, dañe, borre, deteriore, altere o suprima datos informáticos, o un sistema de tratamiento de información o sus partes o componentes lógicos, incurrirá en pena de prisión de cuarenta y ocho (48) a noventa y seis (96) meses y en multa de 100 a 1.000 salarios mínimos legales mensuales vigentes.

Artículo 269E: Uso de software malicioso. El que, sin estar facultado para ello, produzca, trafique, adquiera, distribuya, venda, envíe, introduzca o extraiga del territorio nacional software malicioso u otros programas de computación de efectos dañinos, incurrirá en pena de prisión de cuarenta y ocho (48) a noventa y seis (96) meses y en multa de 100 a 1.000 salarios mínimos legales mensuales vigentes.

Artículo 269F: Violación de datos personales. El que, sin estar facultado para ello, con provecho propio o de un tercero, obtenga, compile, sustraiga, ofrezca, venda,

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 23 de 90

intercambie, envíe, compre, intercepte, divulgue, modifique o emplee códigos personales, datos personales contenidos en ficheros, archivos, bases de datos o medios semejantes, incurrirá en pena de prisión de cuarenta y ocho (48) a noventa y seis (96) meses y en multa de 100 a 1000 salarios mínimos legales mensuales vigentes.

Artículo 269G: *Suplantación de sitios web para capturar datos personales. El que con objeto ilícito y sin estar facultado para ello, diseñe, desarrolle, trafique, venda, ejecute, programe o envíe páginas electrónicas, enlaces o ventanas emergentes, incurrirá en pena de prisión de cuarenta y ocho (48) a noventa y seis (96) meses y en multa de 100 a 1.000 salarios mínimos legales mensuales vigentes, siempre que la conducta no constituya delito sancionado con pena más grave.*

En la misma sanción incurrirá el que modifique el sistema de resolución de nombres de dominio, de tal manera que haga entrar al usuario a una IP diferente en la creencia de que acceda a su banco o a otro sitio personal o de confianza, siempre que la conducta no constituya delito sancionado con pena más grave. La pena señalada en los dos incisos anteriores se agravará de una tercera parte a la mitad, si para consumarlo el agente ha reclutado víctimas en la cadena del delito.

Artículo 269H: *Circunstancias de agravación punitiva: Las penas imponibles de acuerdo con los artículos descritos en este título, se aumentarán de la mitad a las tres cuartas partes si la conducta se cometiere:*

- 1. Sobre redes o sistemas informáticos o de comunicaciones estatales u oficiales o del sector financiero, nacionales o extranjeros.*
- 2. Por servidor público en ejercicio de sus funciones.*
- 3. Aprovechando la confianza depositada por el poseedor de la información o por quien tuviere un vínculo contractual con este.*
- 4. Revelando o dando a conocer el contenido de la información en perjuicio de otro.*
- 5. Obteniendo provecho para sí o para un tercero.*
- 6. Con fines terroristas o generando riesgo para la seguridad o defensa nacional.*
- 7. Utilizando como instrumento a un tercero de buena fe.*
- 8. Si quien incurre en estas conductas es el responsable de la administración, manejo o control de dicha información, además se le impondrá hasta por tres años, la pena de inhabilitación para el ejercicio de profesión relacionada con sistemas de información procesada con equipos computacionales.*

De los atentados informáticos y otras infracciones

Artículo 269I: *Hurto por medios informáticos y semejantes. El que, superando medidas de seguridad informáticas, realice la conducta señalada en el artículo 239 manipulando un sistema informático, una red de sistema electrónico, telemático u*

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 24 de 90

otro medio semejante, o suplantando a un usuario ante los sistemas de autenticación y de autorización establecidos, incurrirá en las penas señaladas en el artículo 240 de este Código.

Artículo 269J: Transferencia no consentida de activos. El que, con ánimo de lucro y valiéndose de alguna manipulación informática o artificio semejante, consiga la transferencia no consentida de cualquier activo en perjuicio de un tercero, siempre que la conducta no constituya delito sancionado con pena más grave, incurrirá en pena de prisión de cuarenta y ocho (48) a ciento veinte (120) meses y en multa de 200 a 1.500 salarios mínimos legales mensuales vigentes. La misma sanción se le impondrá a quien fabrique, introduzca, posea o facilite programa de computador destinado a la comisión del delito descrito en el inciso anterior, o de una estafa.

Si la conducta descrita en los dos incisos anteriores tuviere una cuantía superior a 200 salarios mínimos legales mensuales, la sanción allí señalada se incrementará en la mitad”.

- **Ley 1581 de 2012: Por la cual se dictan disposiciones generales para la protección de datos personales.**

“Artículo 1º. Objeto. La presente ley tiene por objeto desarrollar el derecho constitucional que tienen todas las personas a conocer, actualizar y rectificar las informaciones que se hayan recogido sobre ellas en bases de datos o archivos, y los demás derechos, libertades y garantías constitucionales a que se refiere el artículo 15 de la Constitución Política; así como el derecho a la información consagrado en el artículo 20 de la misma.

Artículo 2º. Ámbito de aplicación. Los principios y disposiciones contenidas en la presente ley serán aplicables a los datos personales registrados en cualquier base de datos que los haga susceptibles de tratamiento por entidades de naturaleza pública o privada. La presente ley aplicará al tratamiento de datos personales efectuado en territorio colombiano o cuando al responsable del Tratamiento o Encargado del Tratamiento no establecido en territorio nacional le sea aplicable la legislación colombiana en virtud de normas y tratados internacionales (...)

Artículo 4º. Principios para el Tratamiento de datos personales. En el desarrollo, interpretación y aplicación de la presente ley, se aplicarán, de manera armónica e integral (...)

- **Decreto 1377 de 2013:** reglamenta parcialmente la Ley 1581 de 2012.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 25 de 90

***“Artículo 2º.** Tratamiento de datos en el ámbito personal o doméstico. De conformidad con lo dispuesto en el literal a) del artículo 2º de la Ley 1581 de 2012, se exceptúan de la aplicación de dicha ley y del presente decreto, las bases de datos mantenidas en un ámbito exclusivamente personal o doméstico. El ámbito personal o doméstico comprende aquellas actividades que se inscriben en el marco de la vida privada o familiar de las personas naturales.*

***Artículo 4º.** Recolección de los datos personales. En desarrollo de los principios de finalidad y libertad, la recolección de datos deberá limitarse a aquellos datos personales que son pertinentes y adecuados para la finalidad para la cual son recolectados o requeridos conforme a la normatividad vigente. Salvo en los casos expresamente previstos en la ley, no se podrán recolectar datos personales sin autorización del Titular*

***Artículo 5º.** Autorización. El responsable del Tratamiento deberá adoptar procedimientos para solicitar, a más tardar en el momento de la recolección de sus datos, la autorización del Titular para el Tratamiento de los mismos e informarle los datos personales que serán recolectados, así como todas las finalidades específicas del Tratamiento para las cuales se obtiene el consentimiento.*

***Artículo 6º.** De la autorización para el Tratamiento de datos personales sensibles. El Tratamiento de los datos sensibles a que se refiere el artículo 5º de la Ley 1581 de 2012 está prohibido, a excepción de los casos expresamente señalados en el artículo 6º de la citada ley.*

***Artículo 7º.** Modo de obtener la autorización. Para efectos de dar cumplimiento a lo dispuesto en el artículo 9º de la Ley 1581 de 2012, los responsables del Tratamiento de datos personales establecerán mecanismos para obtener la autorización de los titulares o de quien se encuentre legitimado de conformidad con lo establecido en el artículo 20 del presente decreto, que garanticen su consulta. Estos mecanismos podrán ser predeterminados a través de medios técnicos que faciliten al Titular su manifestación automatizada. Se entenderá que la autorización cumple con estos requisitos cuando se manifieste (i) por escrito, (ii) de forma oral o (iii) mediante conductas inequívocas del titular que permitan concluir de forma razonable que otorgó la autorización. En ningún caso el silencio podrá asimilarse a una conducta inequívoca.*

***Artículo 8º.** Prueba de la autorización. Los responsables deberán conservar prueba de la autorización otorgada por los Titulares de datos personales para el Tratamiento de los mismos.*

***Artículo 9º.** Revocatoria de la autorización y/o supresión del dato. Los Titulares podrán en todo momento solicitar al responsable o encargado la supresión de sus datos personales y/o revocar la autorización otorgada para el Tratamiento de los mismos, mediante la presentación de un reclamo, de acuerdo con lo establecido en*

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 26 de 90

el artículo 15 de la Ley 1581 de 2012. La solicitud de supresión de la información y la revocatoria de la autorización no procederán cuando el Titular tenga un deber legal o contractual de permanecer en la base de datos.

Artículo 10. *Datos recolectados antes de la expedición del presente decreto. Para los datos recolectados antes de la expedición del presente decreto, se tendrá en cuenta lo siguiente (...)*

2. METODOLOGÍA

2.1. Tipo de investigación.

El tipo de investigación para este proyecto correspondió a la investigación aplicada, porque se actuó, se transformó y generó un cambio en las aulas a través de una herramienta que le permitió al docente determinar las emociones de los estudiantes y así mejorar su práctica docente. Se trabajó el estudio de caso, dado que se sometió a un grupo de 6 estudiantes de los últimos semestres del programa de Ingeniería de Sistemas, elegidos al azar. Este grupo de estudiantes se sometió a la intervención y posteriormente se midió los resultados. Esta investigación tiene un enfoque de diseño no experimental transeccional explicativo causal. Las fases que se abordaron y sus respectivas actividades fueron las siguientes:

Fase 1. Construcción de un algoritmo basado en redes neuronales convolucionales para el entrenamiento en el reconocimiento de emociones

- Definición de los requerimientos para la selección del data set
- Revisión de la literatura con la que se determinó el data set que se usó para el entrenamiento de la red en esta investigación
- Definición de los requerimientos para la construcción del algoritmo basado en redes neuronales convoluciones
- Selección de las emociones a reconocer con el algoritmo
- Evaluación de resultados del algoritmo basado en redes neuronales convolucionales con el data set elegido

Fase 2. Construcción del sistema de reconocimiento de emociones en ambientes educativos virtuales utilizando una arquitectura de red neuronal convolucional profunda.

- Definición de los requerimientos técnicos para la construcción del sistema de reconocimiento de emociones

Fase 3. Evaluación del sistema de reconocimiento de emociones a través de métricas de evaluación

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 27 de 90

tales como: precisión y recuerdo.

- Aplicación del documento cesión de derechos sobre imagen y fotografías y fijaciones audiovisuales(videos) y de propiedad intelectual otorgada a la Corporación, en los estudiantes objeto de estudio
- Evaluación de las emociones al implementar la estrategia de enseñanza en el tema Introducción a la Naturaleza de la luz y leyes de óptica geométrica
- Aplicación de encuesta para evaluar las emociones detectadas por los estudiantes en la implementación de la estrategia
- Evaluación de las emociones al implementar la estrategia de enseñanza en el tema Naturaleza de la luz y leyes de óptica geométrica (formalismo físico y matemático)
- Aplicación de encuesta para evaluar las emociones detectadas por los estudiantes en la implementación de la estrategia
- Análisis de datos de datos del sistema de reconocimiento de emociones y la encuesta de valoración de emociones

3. RESULTADOS Y ANÁLISIS DE LOS RESULTADOS

Comentado [jdzg6]: Se corrige el hilo y la coherencia del documento

3.1. Fase 1. Construcción de un algoritmo basado en redes neuronales convolucionales para el entrenamiento en el reconocimiento de emociones

Antes de iniciar con la revisión de la literatura se procedió a definir los requerimientos y criterios técnicos para la selección del dataset que se empleó en el entrenamiento de las redes neuronales. Dado que este trabajo de investigación se centra en el reconocimiento de las emociones se estableció que las imágenes de la base de datos debían contener expresiones faciales asociadas a emociones positivas y negativas. El tamaño de las imágenes debió ser el más pequeño por el tema del rendimiento computacional y para que el sistema de reconocimiento funcione sin dificultades, en los computadores de los estudiantes sometidos a la intervención. El formato de las imágenes que se escogió fue el PNG por la calidad que ofrece el mismo. Al momento de la selección, también se tuvo en cuenta la variabilidad de los rostros por la variabilidad de las razas, se estableció que el data set no podía tener imágenes de personas asiáticas, porque los rasgos de esta población son especiales y no garantizarían la confiabilidad de los resultados al momento de entrenar la red neuronal convolucional. Se establece entonces que el data set que se seleccionó cumplió con todos los criterios que aquí se establecieron.

Posteriormente se revisó la literatura en torno al tema reconocimiento facial y se encontraron artículos en los que se identificaron varios conjuntos de datos que han sido empleados para el

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 28 de 90

reconocimiento de emociones a lo largo del tiempo y en diferentes partes del mundo. Se consultaron 4 artículos en el campo del reconocimiento facial y de expresiones. Los data set ahí encontrados fueron los siguientes: Yale Faces, 10K US Face, CK y MUG, en la Tabla 1 la descripción y requerimientos técnicos para la selección.

Tabla 1. Descripción de los Data set encontrados en la revisión de la literatura y evaluación de los requerimientos técnicos para la selección

DATA SET	DESCRIPCION	EMOCIONES	TAMAÑO (píxeles)	FORMATO	VARIABILIDAD DE RAZAS	ARTICULO
YALE FACES	Conjunto de datos construido por 165 imágenes en escalas de gris, el cual participan 15 hombres de diferentes razas y con rasgos diferentes, y contiene un subconjunto de datos con imágenes de 14 hombres en las que se visualizan emociones como: neutral, feliz, triste y sorprendido.	Si	320 x 243	GIF	Si	A Neural Network Facial Expression Recognition System using Unsupervised Local Processing [33]
10K US FACE	Esta base de datos contiene 10,168 fotografías de rostros naturales pertenecientes a la población adulta de los Estados Unidos y varias medidas para 2,222 de los rostros. Las razas presentes en este estudio son blancos, asiáticos, afroamericanos, hispanos, entre otros	Si	72 x 256	JPEG	Si	The Intrinsic Memorability of Face Photographs [34]

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 29 de 90

CK	Este conjunto de datos que corresponde al registro de 210 adultos, contiene 486 imágenes de 97 sujetos con expresión de normal hasta su punto más alto, contiene la información de 100 estudiantes universitarios, en los cuales se encuentran en el rango de edades entre los 18 y 50 años. En los cuales se encuentran un 69% de sexo femenino, 81% euro-americanos, 13% afroamericanos, y 6% pertenecientes a otros grupos. La base contiene emociones para enojado, desprecio, asco, miedo, felicidad, tristeza y sorpresa.	Si	48 x 48	PNG	Si	The Extended Cohn-Kanade Dataset (CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression [35]
MUG	Este data set contiene 86 participantes de los cuales 35 son mujeres y 51 son hombres. Contiene 861 imágenes. Las personas son de origen caucásico con edades entre los 20 y 35 años. Contiene las seis emociones básicas y otras adicionales que manifestaron las personas encuestadas	Si	896 x 896	JPEG	Si	The MUG Facial Expression Database [36]

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 30 de 90

De acuerdo con los requerimientos y criterios de inclusión establecidos la base de datos que cumple con todas las condiciones es CK porque el tamaño en pixeles es adecuado, el formato de la imagen es PNG, la base tiene rostros con emociones y hay variabilidad de mestizaje y edad.

Para la selección de las emociones se realizó teniendo en cuenta tres estados: felicidad, en donde el estudiante expresa su agrado con la clase, neutral, que la emoción no es positiva ni negativa, y tristeza, en la que manifiesta que la clase y la estrategia de enseñanza no fueron de su agrado.

3.2. Importar librerías

Luego se procede a describir en esta parte el algoritmo basado en redes neuronales, que se creó para realizar el entrenamiento del conjunto de datos CK, para la creación del algoritmo se importaron las siguientes librerías: **Matplotlib**, la cual permitió graficar la precisión y la pérdida en el entrenamiento y en la validación. Para la conexión entre ordenador y aplicaciones se usó **Os**. Se utilizó **Numpy**, que permitió almacenar en un array y mostrar las imágenes clasificadas ordenadamente mientras se ejecutaba la red neuronal convolucional. Para poder acceder al directorio de la carpeta principal donde se encuentra el dataset con las emociones se utilizó **Pathlib**, luego para abrir las imágenes guardadas en cada carpeta de los conjuntos de datos se utilizó **PIL**. Luego se procedió a importar las librerías **Tensor Flow** y **Keras** que permitió crear, entrenar, evaluar e implementar el modelo de aprendizaje automático y facilitar el entrenamiento de la red convolucional de aprendizaje profundo, estas librerías se pueden observar en la fig 6.

```
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import os
import PIL
import tensorflow as tf

from tensorflow import keras
from tensorflow.keras import layers
from tensorflow.keras.models import Sequential
import pathlib
```

Figura 6: Librerías de entrenamiento de la red convolucional

3.3. Cargar el conjunto de datos

Luego de importar las librerías que se utilizaron para la creación de la red neuronal convolucional y del sistema de reconocimiento de emociones, se describe el código que se implementó para lograr el entrenamiento de los conjuntos de datos, el cual contiene rostros con emociones.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 31 de 90

En esta parte se inicia con el script que permitió, el acceso a la carpeta donde se encuentra la dirección de los tres conjuntos de datos que se utilizaron, con las carpetas que contiene las emociones: anger, contempt, disgust, fear, happy, sadness, surprise, positivas, neutrales y negativas con las cuales se trabajó, como se visualiza en la fig 7.

```
EmocionesNegativas = list(data_dir.glob('EmocionesNegativas/*'))
PIL.Image.open(str(EmocionesNegativas[0])).show()

EmocionesPositivas = list(data_dir.glob('EmocionesPositivas/*'))
PIL.Image.open(str(EmocionesPositivas[0])).show()

EmocionesNeutrales = list(data_dir.glob('Emociones Neutrales/*'))
PIL.Image.open(str(EmocionesNeutrales[0])).show()

anger = list(data_dir.glob('anger/*'))
PIL.Image.open(str(anger[0])).show()

contempt = list(data_dir.glob('contempt/*'))
PIL.Image.open(str(contempt[0])).show()

disgust = list(data_dir.glob('disgust/*'))
PIL.Image.open(str(disgust[0])).show()

fear = list(data_dir.glob('fear/*'))
PIL.Image.open(str(fear[0])).show()

happy = list(data_dir.glob('happy/*'))
PIL.Image.open(str(happy[0])).show()

sadness = list(data_dir.glob('sadness/*'))
PIL.Image.open(str(sadness[0])).show()

surprise = list(data_dir.glob('surprise/*'))
PIL.Image.open(str(surprise[0])).show()
```

Figura 7: Script para cargar conjuntos de datos

3.4. Definir aprendizaje por lotes

Se realiza un aprendizaje por lotes y se hace un reescalado de las imágenes de 180*180, como se puede visualizar en la fig 8.

```
batch_size = 32
img_height = 180
img_width = 180
```

Figura 8: Reescalado y aprendizaje por lotes

3.5. Definir la validación y entrenamiento

Se define el conjunto de entrenamiento, el cual se divide en entrenamiento con un porcentaje del 20%, y para validación del 20% con 126 semillas para entrenar y validar, como se puede visualizar en la fig 9.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 32 de 90

```

train_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
    data_dir,
    validation_split=0.2,
    subset="training",
    seed=128,
    image_size=(img_height, img_width),
    batch_size=batch_size)

val_ds = tf.keras.preprocessing.image_dataset_from_directory(
    data_dir,
    validation_split=0.2,
    subset="validation",
    seed=128,
    image_size=(img_height, img_width),
    batch_size=batch_size)

class_names = train_ds.class_names
print(class_names)

```

Figura 9: Validación y entrenamiento

3.6. Definir la arquitectura

Se crea la arquitectura de la red neuronal como se puede visualizar en la fig 10.

```

model = Sequential([
    layers.experimental.preprocessing.Rescaling(1./255, input_shape=(img_height, img_width, 3)),
    layers.Conv2D(16, 3, padding="same", activation="relu"),
    layers.MaxPooling2D(),
    layers.Conv2D(32, 3, padding="same", activation="relu"),
    layers.MaxPooling2D(),
    layers.Conv2D(64, 3, padding="same", activation="relu"),
    layers.MaxPooling2D(),
    layers.Conv2D(128, 3, padding="same", activation="relu"),
    layers.MaxPooling2D(),
    layers.Conv2D(256, 3, padding="same", activation="relu"),
    layers.MaxPooling2D(),
    layers.Conv2D(512, 3, padding="same", activation="relu"),
    layers.MaxPooling2D(),
    layers.Conv2D(1024, 3, padding="same", activation="relu"),
    layers.MaxPooling2D(),
    layers.Flatten(),
    layers.Dense(256, activation="relu"),
    layers.Dense(num_classes),
])

```

Figura 10: Arquitectura de la red convolucional

3.7. Definir optimizador

En este script se compila el modelo con el optimizador Adam, que es uno de los mejores optimizadores del gradiente descendiente, se utiliza la entropía cruzada categórica como función

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 33 de 90

para optimizar el error de perdida, el modelo se evaluara con el accuracy, como se visualiza en la fig 11.

```
model.compile(optimizer='adam',
              loss=tf.keras.losses.SparseCategoricalCrossentropy(from_logits=True),
              metrics=['accuracy'])
```

Figura 11: Optimizador Adam

3.8. Definir épocas

Se realiza el aprendizaje con 50 épocas de la red neuronal convolucional y se guarda el modelo después del entrenamiento como se puede visualizar en la fig 12.

```
epochs=50
history = model.fit(
    train_ds,
    validation_data=val_ds,
    epochs=epochs,
    callbacks=[cp_callback]
)
model.save("modeleemociones1.h5")
```

Figura 12: Entrenamiento y creación del modelo

3.9. Matriz de confusión

En este script se grafica los resultados del entrenamiento, la validación, la perdida de información en la validación y en el entrenamiento junto a la matriz de confusión que muestra la precisión en el entrenamiento como se puede visualizar en la figura 13.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 34 de 90

```
plt.figure(figsize=(8, 8))
plt.subplot(1, 2, 1)
plt.plot(epochs_range, acc, Label='Training Accuracy')
plt.plot(epochs_range, val_acc, Label='Validation Accuracy')
plt.legend(Loc='lower right')
plt.title('Training and Validation Accuracy')

plt.subplot(1, 2, 2)
plt.plot(epochs_range, loss, Label='Training Loss')
plt.plot(epochs_range, val_loss, Label='Validation Loss')
plt.legend(Loc='upper right')
plt.title('Training and Validation Loss')
plt.show()

test_loss, test_acc = model.evaluate(val_ds, verbose=2)

y_pred = model.predict(val_ds)
predicted_categories = tf.argmax(y_pred, axis=1)
true_categories = tf.concat([y for x, y in val_ds], axis=0)
confusion_matrix(predicted_categories, true_categories)
test_loss, test_acc = model.evaluate(val_ds, verbose=2)
```

Figura 13: Grafica de entrenamiento, validación, perdida y matriz de confusión

3.9.1. Arquitectura de la red neuronal convolucional y funcionamiento

Se define la arquitectura de nuestra red neuronal convolucional la cual esta compuesta por 6 capas convolucionales y una red neuronal de 256 neuronas como se observa en la fig 14 y su funcionamiento en la fig 15.

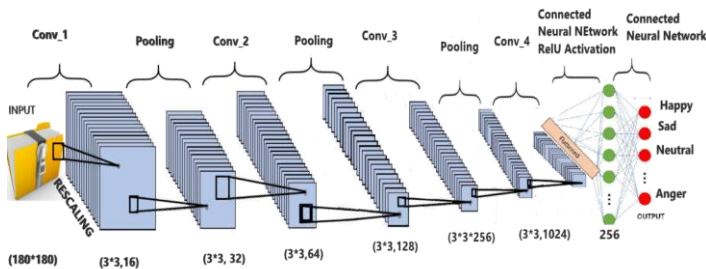


Figura 14: Arquitectura de la red neuronal convolucional

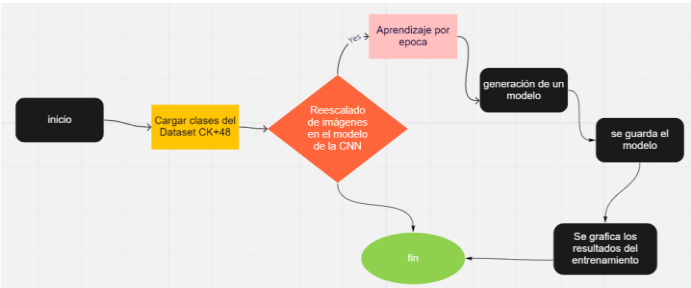


Figura 15: Funcionamiento de la red neuronal convolucional

3.9.2. Se definen las clases(emociones) del primer conjunto de datos CK+48

Se ejecutó el código descrito anteriormente para analizar el comportamiento de la red convolucional con el dataset CK+48, y las emociones, positivas, neutrales y negativas, y se obtuvo los siguientes resultados:

Se encontraron 973 archivos pertenecientes a 7 clases. Usando 779 archivos para entrenamiento y 194 archivos para validación. ['ira', 'desprecio', 'disgusto', 'miedo', 'feliz', 'tristeza', 'sorpresa'], luego se visualiza 9 imágenes que representan las 7 emociones que contiene el dataset CK+48 como se observa en la Fig 16.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 36 de 90



Figura 16: Clasificación de emociones dataset Ck+48

3.9.3. Resumen del modelo de la arquitectura de la red convolucional con el conjunto de datos CK+48

Se describe el modelo secuencial el cual contiene la siguiente información que describe específicamente como esta creada la arquitectura de nuestra red neuronal convolucional.

Se crea una primera capa de reescalado, que da como resultado una imagen de 180*180 con tres filtros y 0 parámetros optimizados, luego pasa por una capa convolucional que da como salida a una imagen de 180*180 con 16 filtros y 448 parámetros optimizados, luego se aplica un maxpooling que realiza un reescalado de 90*90 con 16 filtros, luego aplicamos otra capa convolucional que da como salida una imagen de 90*90 con 32 filtros y con 4640 parámetros optimizados, después se aplica un maxpooling de reescalado de 45*45 con 32 filtros, luego se aplica otra capa convolucional la cual da como salida una imagen de 45*45 con 64 filtros y 18496 parámetros optimizados, se aplica un maxpooling con un reescalado de 22*22 con 64 filtros, luego aplicamos

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 37 de 90

otra capa convolucional con una salida de 22*22 con 128 filtros y 73856 parámetros optimizados, luego aplicamos un maxpooling con un reescalado de 11*11 con 128 filtros, aplicamos otra capa convolucional que da como salida de 11*11 con 256 filtros convolucionales y 295168 parámetros optimizados, después se le aplica un maxpooling de reescalado de 5*5 con 256 filtros , se aplica otra capa convolucional que da como salida de 5*5 con 512 filtros convolucionales y 1180160 parámetros optimizados, después se aplica un maxpooling de reescalado de 2*2 y con 512 filtros, luego aplicamos una capa convolucional de 2*2 de 1024 filtros convolucionales y con 4719616 parámetros optimizados, luego aplicamos un último maxpooling de reescalado de 1*1 con 1024 filtros , luego se aplica una capa de flatten que convierte la salida de las capa convolucional de 3 dimensiones a un vector de 1024, luego pasa por un capa densa con 256 neuronas y 262400 parámetros para ajustar y la última capa contiene 7 neuronas con 1799 por ajustar, en total la red neuronal tiene para ajustar y entrenar 6.556.583 parámetros, como se puede visualizar en la fig 17.

Model: "sequential"

Layer (type)	Output Shape	Param #
rescaling_1 (Rescaling)	(None, 180, 180, 3)	0
conv2d (Conv2D)	(None, 180, 180, 16)	448
max_pooling2d (MaxPooling2D)	(None, 90, 90, 16)	0
conv2d_1 (Conv2D)	(None, 90, 90, 32)	4640
max_pooling2d_1 (MaxPooling2D)	(None, 45, 45, 32)	0
conv2d_2 (Conv2D)	(None, 45, 45, 64)	18496
max_pooling2d_2 (MaxPooling2D)	(None, 22, 22, 64)	0
conv2d_3 (Conv2D)	(None, 22, 22, 128)	73856
max_pooling2d_3 (MaxPooling2D)	(None, 11, 11, 128)	0
conv2d_4 (Conv2D)	(None, 11, 11, 256)	295168
max_pooling2d_4 (MaxPooling2D)	(None, 5, 5, 256)	0
conv2d_5 (Conv2D)	(None, 5, 5, 512)	1180160
max_pooling2d_5 (MaxPooling2D)	(None, 2, 2, 512)	0
conv2d_6 (Conv2D)	(None, 2, 2, 1024)	4719616
max_pooling2d_6 (MaxPooling2D)	(None, 1, 1, 1024)	0
Flatten (Flatten)	(None, 1024)	0
dense (Dense)	(None, 256)	262400
dense_1 (Dense)	(None, 7)	1799
Total params: 6,556,583		
Trainable params: 6,556,583		
Non-trainable params: 0		

Figura 17: Resumen del modelo

3.9.4. Entrenamiento de la red neuronal convolucional con el conjunto de datos y creación del CK+48

Se empieza el entrenamiento del modelo con 50 épocas con el dataset CK+48 y mientras se ejecuta época por época se analiza la pérdida (loss), la precisión(accuracy), la pérdida en la validación (val_loss), la precisión en la validación(val_accuracy) y después de obtener estos resultados del modelo se guardan los pesos en el archivo training_1/cp.ckpt, en la última época de aprendizaje

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 38 de 90

de obtuvo el siguiente resultado en la presión y perdida como se visualiza en la siguiente figura 18, después del entrenamiento se guarda el modelo entrenado como se visualiza en la figura 19.

```
Epoch 50/50 - loss: 4.5939e-07 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0037 -
val_accuracy: 0.9948
Epoch 00050: saving model to training_1/cp.ckpt
```

Figura 18: Resultado del entrenamiento en 50 épocas

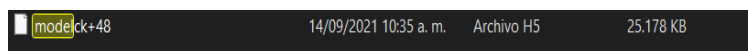


Figura 19: Archivo del modelo entrenado

3.9.5. Se definen las clases del segundo conjunto de datos CK+48 de emociones positivas, emociones negativas

Después de haber realizado las pruebas al desempeño de nuestra red neuronal convolucional para el entrenamiento del dataset CK+48, Se requiere reducir las emociones o escoger las de preferencia que más se adecuen a nuestro experimento, y de estas emociones se eligieron las emociones positivas(happy) y negativas (anger, disgust, sad, fear), después de ajustar este dataset con las emociones que se iban a someter a prueba se obtuvieron estos resultados.

Se encontró 973 archivos pertenecientes a 2 clases, se usó 779 archivos para entrenamiento y 194 archivos para validación para las clases Emociones Negativas, Emociones Positivas como se pueden visualizar en la siguiente figura 20.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 39 de 90



Figura 20: Emociones positivas y negativas

3.9.6. Resumen del modelo de la arquitectura de la red convolucional con el segundo conjunto de datos CK+48 de emociones positivas y negativas

Se describe el resumen del modelo que se utilizó para el entrenamiento de estas dos emociones negativas y positivas, obteniendo la siguiente información del modelo:

Se crea una primera capa de reescalado, que da como resultado una imagen de 180*180 con tres filtros y 0 parámetros optimizados, luego pasa por una capa convolucional que da como salida a una imagen de 180*180 con 16 filtros y 448 parámetros optimizados, luego se aplica un maxpooling que realiza un reescalado de 90*90 con 16 filtros, luego aplicamos otra capa convolucional que da como salida una imagen de 90*90 con 32 filtros y con 4640 parámetros optimizados, se vuelve y se aplica un maxpooling de reescalado de 45*45 con 32 filtros, se vuelve y se aplica otra capa convolucional la cual da como salida una imagen de 45*45 con 64 filtros y 18496 parámetros optimizados, se le aplica un maxpooling con un reescalado de 22*22 con 64 filtros, luego aplicamos otra capa convolucional con una salida de 22*22 con 128 filtros y 73856 parámetros optimizados, luego aplicamos un maxpooling con un reescalado de 11*11 con 128 filtros,

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 40 de 90

aplicamos otra capa convolucional que da como salida de 11*11 con 256 filtros convolucionales y 295168 parámetros optimizados, después se le aplica un maxpooling de reescalado de 5*5 con 256 filtros , se aplica otra capa convolucional que da como salida de 5*5 con 512 filtros convolucionales y 1180160 parámetros optimizados, después se aplica un maxpooling de reescalado de 2*2 y con 512 filtros, luego aplicamos una capa convolucional de 2*2 de 1024 filtros convolucionales y con 4719616 parámetros optimizados, luego aplicamos un último maxpooling de reescalado de 1*1 con 1024 filtros , luego se aplica una capa de flatten que convierte la salida de las capa convolucional de 3 dimensiones a un vector de 1024, luego pasa por un capa densa con 256 neuronas y 262400 parámetros para ajustar y la última capa contiene 7 neuronas con 1799 por ajustar, en total la red neuronal tiene para ajustar y entrenar 6.556.583 parámetros como se puede visualizar en la fig 21.

```

Model: "sequential_3"
Layer (type) Output Shape Param #
-----
rescaling_7 (Rescaling) (None, 180, 180, 3) 0
conv2d_21 (Conv2D) (None, 180, 180, 16) 448
max_pooling2d_21 (MaxPooling (None, 90, 90, 16) 0
conv2d_22 (Conv2D) (None, 90, 90, 32) 4640
max_pooling2d_22 (MaxPooling (None, 45, 45, 32) 0
conv2d_23 (Conv2D) (None, 45, 45, 64) 18496
max_pooling2d_23 (MaxPooling (None, 22, 22, 64) 0
conv2d_24 (Conv2D) (None, 22, 22, 128) 73856
max_pooling2d_24 (MaxPooling (None, 11, 11, 128) 0
conv2d_25 (Conv2D) (None, 11, 11, 256) 295168
max_pooling2d_25 (MaxPooling (None, 5, 5, 256) 0
conv2d_26 (Conv2D) (None, 5, 5, 512) 1180160
max_pooling2d_26 (MaxPooling (None, 2, 2, 512) 0
conv2d_27 (Conv2D) (None, 2, 2, 1024) 4719616
max_pooling2d_27 (MaxPooling (None, 1, 1, 1024) 0
flatten_3 (Flatten) (None, 1024) 0
dense_6 (Dense) (None, 256) 262400
dense_7 (Dense) (None, 7) 1799
Total params: 6,556,583
Trainable params: 6,556,583
Non-trainable params: 0

```

Figura 21: Modelo del 2 conjunto de datos

3.9.7. Entrenamiento de la red neuronal convolucional con el conjunto de datos CK+48 de emociones positivas y negativas

Este nuevo conjunto de datos realiza un entrenamiento del modelo con 50 épocas con emociones positivas y negativas, y se ejecuta época por época y en cada época se van analizando la pérdida (loss), la precisión(accuracy), la pérdida en la validación (val_loss), la precisión en la validación(val_accuracy) y después de obtener estos resultados del modelo se guardan los pesos en el archivo training_1/cp.ckpt, en la última época de aprendizaje de obtuvo el siguiente resultado en la presión y pérdida como se visualiza en la siguiente figura 22, después del entrenamiento del segundo conjunto se guarda el modelo entrenado como se visualiza en la figura 23.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 41 de 90

```
Epoch 50/50- loss: 3.4693e-07 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 0.0453 -
val_accuracy: 0.9871
Epoch 00050: saving model to training_1/cp.ckpt
```

Figura 22: Resultado del entrenamiento del segundo conjunto de datos en 50 épocas

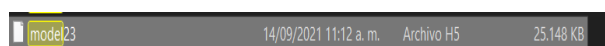


Figura 23: Archivo del segundo conjunto de datos del modelo entrenado

3.9.8. Se definen las clases del tercer conjunto de datos CK+48 de emociones positivas, emociones neutrales y emociones negativas

Debido a las necesidades del proyecto de investigación se decide aumentar una emoción más con los datos del conjunto de datos CK+48, para acoplar el proyecto y cumplir con la primera fase de la metodología aplicada que consiste en detectar tres emociones, que permitan realizar evaluaciones y el rendimiento del sistema de reconocimiento de emociones en el ambiente virtual, estas emociones son las siguientes. Emociones positivas (Felicidad), neutrales y negativas (Triste). Se creó un conjunto de datos que permitió entrenar y visualizar el rendimiento de la red convolucional, los resultados que se obtuvieron fueron los siguientes.

Se encontraron 1546 archivos pertenecientes a 3 clases, de esos archivos se usaron 1237 para entrenamiento y 309 para validación para las siguientes emociones Negativas, Neutrales y positivas como se puede observar en la siguiente figura 33.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 42 de 90



Figura 24: Clasificación de emociones positivas, neutras y negativas

3.9.9. Resumen del modelo de la arquitectura de la red convolucional con el conjunto de datos CK+48 de emociones positivas, neutras y negativas

Se describe el resumen del modelo que se utilizó para el entrenamiento de estas emociones negativas, neutras y positivas obteniendo la siguiente información:

Se crea una primera capa de reescalado, lo cual da como resultado una imagen de 180*180 con tres filtros y 0 parámetros optimizados, luego pasa por una capa convolucional que da como salida a una imagen de 180*180 con 16 filtros y 448 parámetros optimizados, luego se aplica un maxpooling que realiza un reescalado de 90*90 con 16 filtros, luego aplicamos otra capa convolucional que da como salida una imagen de 90*90 con 32 filtros y con 4640 parámetros optimizados, se vuelve y se aplica un maxpooling de reescalado de 45*45 con 32 filtros, se vuelve y se aplica otra capa convolucional la cual da como salida una imagen de 45*45 con 64 filtros y 18496 parámetros optimizados, se le aplica un maxpooling con un reescalado de 22*22 con 64 filtros, luego aplicamos otra capa convolucional con una salida de 22*22 con 128 filtros y 73856 parámetros optimizados, luego aplicamos un maxpooling con un reescalado de 11*11 con 128 filtros, aplicamos otra capa convolucional que da como salida de 11*11 con 256 filtros convolucionales y 295168 parámetros optimizados, después se le aplica un maxpooling de reescalado de 5*5 con 256 filtros, se aplica otra capa convolucional que da como salida de 5*5 con 512 filtros convolucionales y 1180160 parámetros optimizados, después se aplica un

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 43 de 90

maxpooling de reescalado de 2*2 y con 512 filtros, luego aplicamos una capa convolucional de 2*2 de 1024 filtros convolucionales y con 4719616 parámetros optimizados, luego aplicamos un último maxpooling de reescalado de 1*1 con 1024 filtros, luego se aplica una capa de flatten que convierte la salida de las capa convolucional de 3 dimensiones a un vector de 1024, luego pasa por una capa densa con 512 neuronas y 524800 parámetros para ajustar y la última capa contiene 3 neuronas con 1539 parámetros para ajustar, en total la red neuronal tiene para ajustar y entrenar 6,818,723 parámetros como se puede visualizar en la siguiente fig 25.

Model: "sequential_3"

Layer (type)	Output Shape	Param #
rescaling_7 (Rescaling)	(None, 180, 180, 3)	0
conv2d_21 (Conv2D)	(None, 180, 180, 16)	448
max_pooling2d_21 (MaxPooling)	(None, 90, 90, 16)	0
conv2d_22 (Conv2D)	(None, 90, 90, 32)	4640
max_pooling2d_22 (MaxPooling)	(None, 45, 45, 32)	0
conv2d_23 (Conv2D)	(None, 45, 45, 64)	18496
max_pooling2d_23 (MaxPooling)	(None, 22, 22, 64)	0
conv2d_24 (Conv2D)	(None, 22, 22, 128)	73856
max_pooling2d_24 (MaxPooling)	(None, 11, 11, 128)	0
conv2d_25 (Conv2D)	(None, 11, 11, 256)	295168
max_pooling2d_25 (MaxPooling)	(None, 5, 5, 256)	0
conv2d_26 (Conv2D)	(None, 5, 5, 512)	1180160
max_pooling2d_26 (MaxPooling)	(None, 2, 2, 512)	0
conv2d_27 (Conv2D)	(None, 2, 2, 1024)	4719616
max_pooling2d_27 (MaxPooling)	(None, 1, 1, 1024)	0
Flatten_3 (Flatten)	(None, 1024)	0
dense_6 (Dense)	(None, 256)	262400
dense_7 (Dense)	(None, 2)	514
Total, params: 6,555,298		
Trainable params: 6,555,298		
Non-trainable params: 0		

Figura 26. Resumen del 3 conjunto de datos

3.9.9.1. Entrenamiento de la red neuronal convolucional con el conjunto CK+48 de datos emociones positivas, neutrales y negativas

Las pruebas que se realiza a este conjunto de datos con emociones positivas, neutrales y negativas fue con un entrenamiento de aprendizaje de 50 épocas, ejecutando época por época se van analiza la perdida (loss), la precisión(accuracy), la perdida en la validación (val_loss), la precisión en la validación(val_accuracy) y después de obtener estos resultados del modelo se guardan los pesos en el archivo training_1/cp.ckpt, en la última época de aprendizaje de obtuvo el siguiente resultado en la presión y perdida como se visualiza en la siguiente figura 27, después del entrenamiento se guarda el modelo entrenado como se visualiza en la figura 28.

Epoch 50/50 - loss: 1.0170e-05 - accuracy: 1.0000 - val_loss: 2.8070e-04 - val_accuracy: 1.0000

Epoch 00050: saving model to training_1/cp.ckpt

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 44 de 90

Figura 27: Resultado del entrenamiento del tercer conjunto de datos en 50 épocas

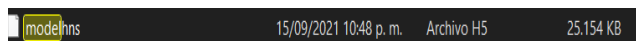


Figura 23: Archivo del tercer conjunto de datos del modelo entrenado

Con los resultados que se describieron anteriormente, se cumple con el primer objetivo específico y la primera fase de la metodología que se aplicó, la cual consiste en crear un algoritmo basado en redes neuronales convolucionales, que permitan crear un modelo entrenado con un conjunto de datos para realizar +el reconocimiento de tres emociones.

4. Fase 2. Construcción del sistema de reconocimiento de emociones en ambientes educativos virtuales utilizando una arquitectura de red neuronal convolucional profunda.

Después de tener el modelo entrenado de tres emociones, se crea el sistema de reconocimiento de emociones que permita cargar el modelo ya entrenado. El sistema se creo por medio de estos scripts que vamos a describir a continuación:

4.1.1. Importar librerías

Para el desarrollo del sistema de reconocimiento de emociones se importaron las siguientes librerías: **Imutils**, permite la conexión cola interfaz, **Time**, permitió controlar el tiempo vs gráfica, Matplotlib, la cual permitió graficar las emociones en tiempo real. Se utilizó **Numpy**, para almacenar las predicciones. Luego se procedió a importar las librerías **Tensor Flow** y **Keras** que permitió cargar el modelo de aprendizaje, por último, se utiliza las librerías de **OpenCv**, que permitió realizar la detención de rostros, todas estas librerías se pueden visualizar en la siguiente figura 24.

```
from tensorflow.keras.applications.imagenet_utils import preprocess_input
from tensorflow.keras.preprocessing.image import img_to_array
from tensorflow.keras.models import load_model
import numpy as np
import imutils
import cv2
import time

import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib.animation import FuncAnimation
```

Figura 24: Librerías para el sistema de reconocimiento de emociones

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 45 de 90

4.1.2. Configuración de la gráfica

En esta parte se realiza la descripción del código, realizado para la implementación del sistema de reconocimiento de emociones. En este script se configura la gráfica que va permitir analizar las emociones como se visualiza en la fig 25.

```
x = [0,1,2]
emociones= [0.0,0.0,0.0]
plt.ion()
figura1 = plt.figure()
bar1 = plt.bar(x,emociones)
my_colors = 'rgbykmc'
```

Figura 25: Configuración de la grafica

4.1.3. Definición de la clases o emociones básicas

En este script se describe las tres clases que se van a usar y se carga el detector, el modelo entrenado y los videos como se visualiza en la fig 26.

```
classes = ['happy','neutral','sad']

prototxtPath = r"face_detector\deploy.prototxt"
weightsPath = r"face_detector\res10_300x300_ssd_iter_140000.caffemodel"
faceNet = cv2.dnn.readNet(prototxtPath, weightsPath)

emotionModel = load_model("model.h5")

cam = cv2.VideoCapture('blanca2.mp4')
```

Figura 26: Definición de clases y carga de detector y el modelo

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 46 de 90

4.1.4. Predicciones

En este script se realiza la predicción de los rostros y detección de los mismos como se puede visualizar en la fig 27.

```
def predict_emociones(frame, facelnet, emotionModel):
    blob = cv2.dnn.blobFromImage(frame, 1.0, (224, 224), (104.0, 177.0, 123.0))

    facelnet.setInput(blob)
    detections = facelnet.forward()

    faces = []
    locs = []
    preds = []

    for i in range(0, detections.shape[2]):
        if detections[0, 0, i, 2] > 0.4:
            box = detections[0, 0, i, 3:7] * np.array([frame.shape[1], frame.shape[0], frame.shape[1], frame.shape[0]])
            (X1, Y1, X2, Y2) = box.astype("int")

            if X1 < 0: X1 = 0
            if Y1 < 0: Y1 = 0

            face = frame[Y1:Y2, X1:X2]
            face = cv2.cvtColor(face, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
            face = cv2.resize(face, (48, 48))
            face2 = img_to_array(face)
            face2 = np.expand_dims(face2, axis=0)

            faces.append(face2)
            locs.append((X1, Y1, X2, Y2))

            pred = emotionModel.predict(face2)
            preds.append(pred[0])

    return (locs, preds)
```

Figura 27: Predicción de emociones

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 47 de 90

4.1.5. Captura de frames y reconocimiento de emociones

En este script se captura los frames obtenidos por la detección del rostro de los videos y se predice las emociones que se obtiene de los participantes y se grafica una barra con las emociones como se visualiza en la fig 28.

```
while True:
    ret, frame = cam.read()
    frame = imutils.resize(frame, width=640)
    (locs, preds) = predecir_emociones(frame, facelNet, emotionModel)

    for (box, pred) in zip(locs, preds):
        (X1, Y1, Xf, Yf) = box
        (happy, neutral, sad) = pred

        label = ''
        label = "{}: {:.0f}%".format(classes[np.argmax(pred)], max(happy, neutral, sad) * 100)

        cv2.rectangle(frame, (X1, Y1-40), (Xf, Yf), (255,0,0), -1)
        cv2.putText(frame, label, (X1+5, Yf-15), cv2.FONT_HERSHEY_SIMPLEX, 0.8, (0,255,0), 2)
        cv2.rectangle(frame, (X1, Y1), (Xf, Yf), (255,0,0), 3)

        plt.clf()
        emociones = [happy, neutral, sad]
        plt.xticks(x, ['1) happy', '2) neutral', '3) sad'])
        plt.grid(True)
        plt.ylim([0.0,1.0])
        plt.bar(x, emociones, color=my_colors, width=1)
        figural.canvas.draw()

    cv2.imshow("Frame", frame)
    if cv2.waitKey(1) & 0xFF == ord('q'):
        break
cv2.destroyAllWindows()
cam.release()
```

Figura 28: Reconocimiento de emociones

4.1.6. Funcionamiento del sistema de reconocimiento de emociones

El sistema de reconocimiento de emociones funciona cargando un modelo entrenado que se carga en el sistema, con el fin de realizar las predicciones correctas sobre los participantes. Después se carga los videos de los participantes reaccionando a las clases dictadas en un ambiente virtual, luego de realizar las predicciones, el sistema grafica el estado emocional de los participantes reaccionando a la clase dictada por el docente, para comprender el sistema por medio de un diagrama se le puede visualizar en la fig 29.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 48 de 90

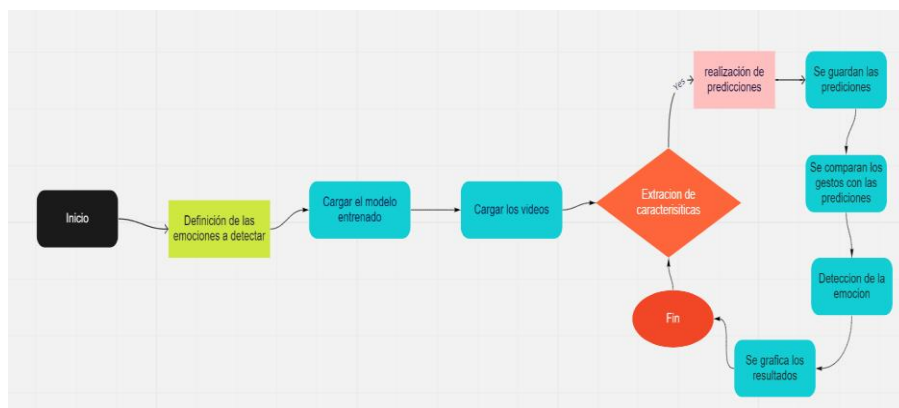


Figura 29: Funcionamiento del sistema de reconocimiento de emociones

4.1.7. Adquisición de datos del sistema de reconocimiento de emociones en ambientes virtuales

Para iniciar con el funcionamiento del sistema de reconocimiento de emociones se escogen 6 participantes entre 18 y 50 años, estos participantes reaccionaron a una clase pregrabada de 3 minutos por la profesora y Co-Director (a): la Mg, Sandra Juliana Vivas, en la clase Introducción a la Naturaleza de la luz y leyes de óptica geométrica, de la cual la profesora aplicó el método participativo, en el cual la docente empleo estrategias interactivas con ejemplos de la vida real, que se acoplen mas a la realidad diaria del estudiante, generando mayor motivación y participación en el estudiante , después aplicó el método tradicional de enseñanza, donde la docente escribe y explica el proceso, sin generar participación y motivación a sus alumnos. El docente observo las gráficas de los resultados de las emociones de sus estudiantes con los dos métodos empleados y se obtuvieron estos resultados:

4.1.8. Primera prueba

La primera prueba se hizo con un participante de 18 años, el cual fue expuesto a un video de 3 minutos que tiene un ejemplo con dos metodologías la primera es participativa y la segunda la tradicional, de los cuales el estudiante expresa sus emociones y se generaron los siguientes resultados:

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 49 de 90

4.1.9. Primer video aplicando el método participativo

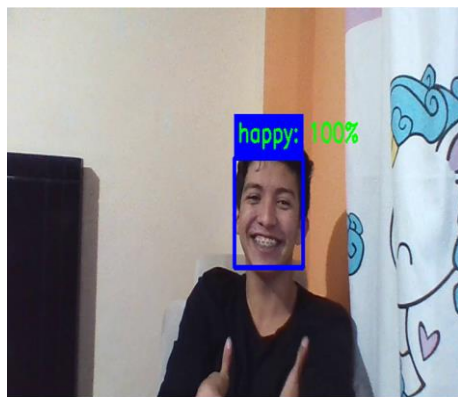


Figura 30: Resultado del primer video

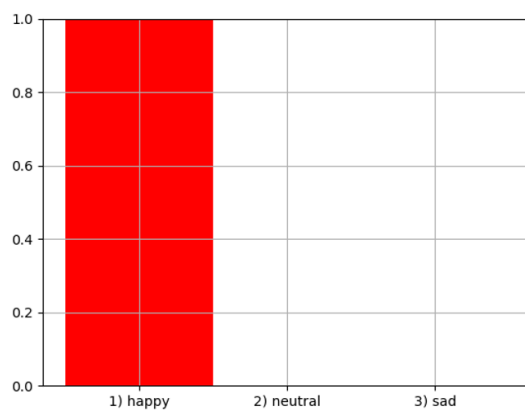


Figura 31: Grafica del primer video

En el primer video el participante expresa emociones positivas como la felicidad la cual da un porcentaje del 100% como se puede visualizar en la gráfica de la fig 31.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 50 de 90

4.1.9.1. Segundo video aplicando el método tradicional



Figura 32: resultados del segundo video

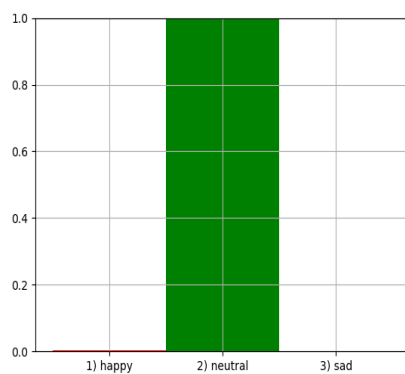


Figura 33: Grafica del segundo video

En el tercer video el participante expresa emociones neutras dando como resultado un porcentaje del 99% como se puede visualizar en la fig 33.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 51 de 90

4.1.9.2. Tercer video aplicando el método tradicional



Figura 34: Resultados del tercer video

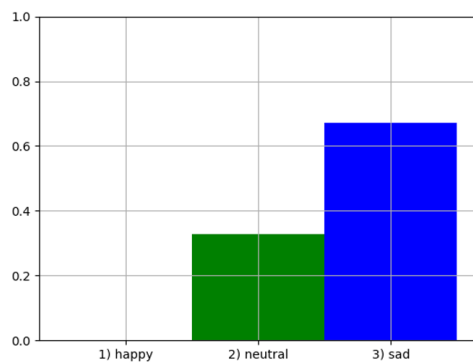


Figura 35: Grafica del tercer video

En tercer video el participante expresa emociones negativas o de malestar como la tristeza, que da como un resultado del 72% como se puede visualizar en la figura 35.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 52 de 90

4.1.9.3. Segunda prueba

La segunda prueba se hizo con un participante de 23 años, el cual fue expuesto a un video de 3 minutos que tiene un ejemplo con dos metodologías la primera es participativa y la segunda la tradicional, de los cuales el estudiante expresa sus emociones y se generaron los siguientes resultados:

4.1.9.4. Primer video aplicando el método participativo

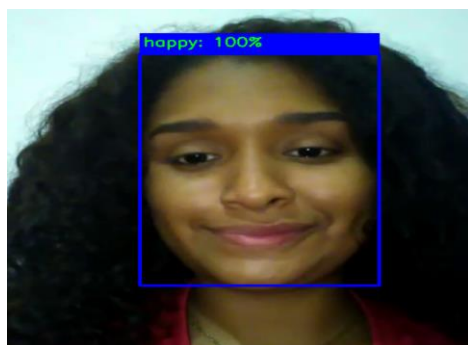


Figura 36: Resultados del primer video de la segunda prueba

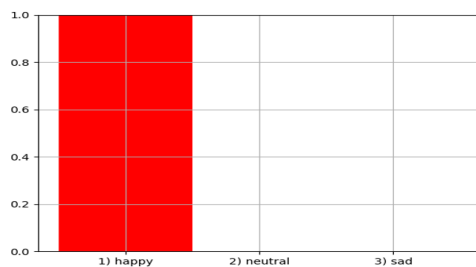


Figura 37: Grafica del primer video de la segunda prueba

El segundo participante refleja emociones positivas como la felicidad con un resultado del 100%, como se puede visualizar en la fig 37.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 53 de 90

4.1.9.5. Segundo video aplicando el método tradicional

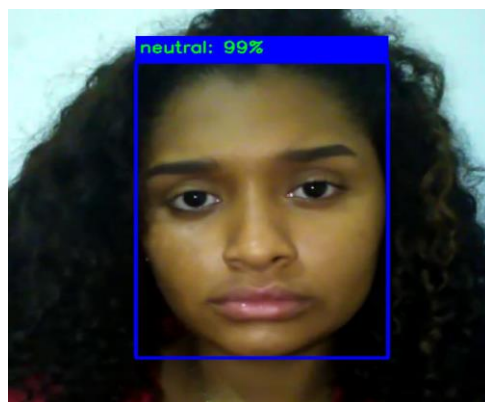


Figura 38: Resultados del segundo video de la segunda prueba

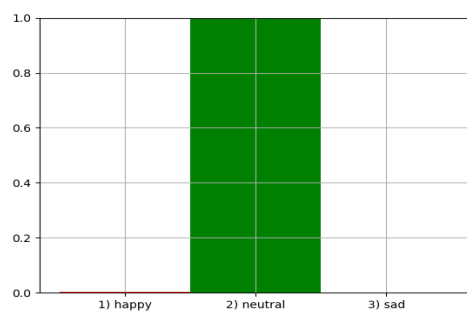


Figura 39: Grafica del segundo video de la segunda prueba

En el segundo video el participante expresa emociones neutrales con un resultado de 99%, como se pueden visualizar en la fig 39.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 54 de 90

4.1.9.6. Tercer video aplicando el método tradicional

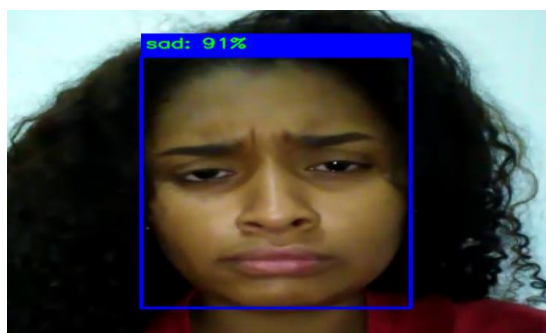


Figura 40: Resultados del tercer video de la segunda prueba

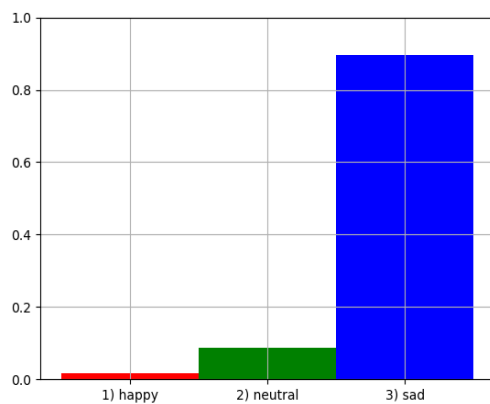


Figura 41: Grafica del tercer video de la segunda prueba

En el tercer video la participante expresó emociones negativas como enojo y tristeza con un resultado del 91% como se puede visualizar en la fig 42.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 55 de 90

4.1.9.7. Tercera prueba

La tercera prueba se hizo con un participante de 27 años, el cual fue expuesto a un video de 3 minutos que tiene un ejemplo con dos metodologías la primera es participativa y la segunda la tradicional, de los cuales el estudiante expresa sus emociones y se generaron los siguientes resultados:

4.1.9.8. Primer video aplicando el método participativo

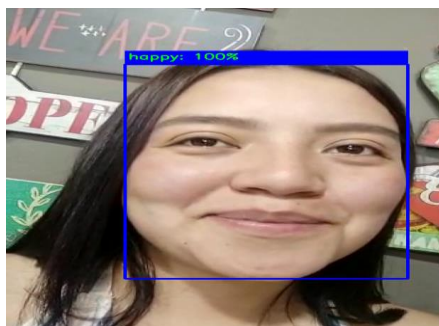


Figura 42: Resultados del primer video de la tercera prueba

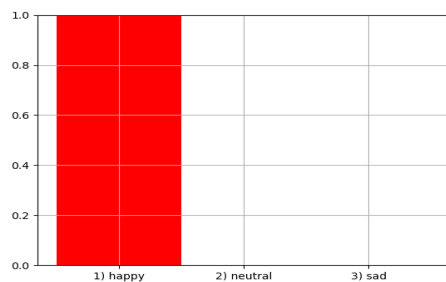


Figura 43: Grafica del primer video de la tercera prueba

En el primer video el participante muestra sanciones positivas expresando un resultado de felicidad del 100% como se puede visualizar en la fig 43.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 56 de 90

4.2. Segundo video aplicando el método tradicional

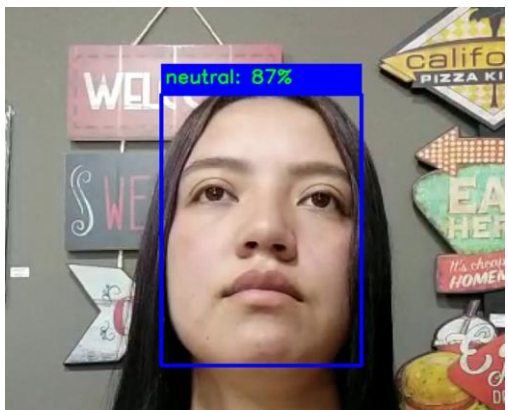


Figura 44: Resultados del segundo video de la tercera prueba

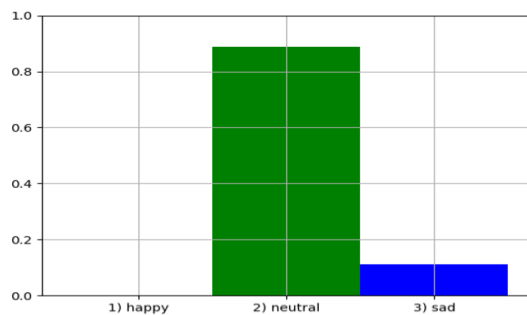


Figura 45: Grafica del segundo video de la tercera prueba

En este video el participante expresa emociones neutrales dando un resultado del 87% como se puede visualizar en la fig 45.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 57 de 90

4.2.1. Tercer video aplicando el método tradicional

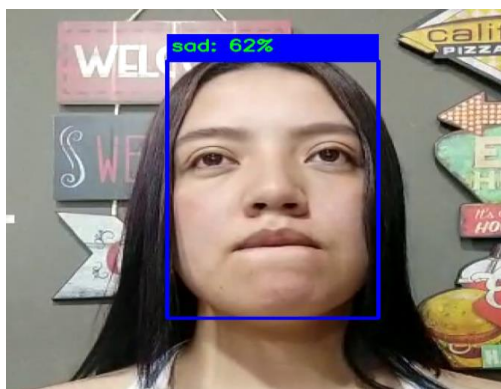


Figura 46: Resultados del tercer video de la tercera prueba

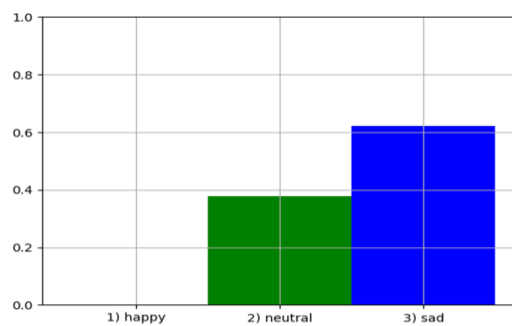


Figura 47: Grafica del tercer video de la tercera prueba

En el tercer video el participante expresa emociones negativas como enojo o tristeza con un resultado del 62% como se puede visualizar en la fig 47.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 58 de 90

4.2.2. Cuarta prueba

La cuarta prueba se hizo con un participante de 25 años, el cual fue expuesto a un video de 3 minutos que tiene un ejemplo con dos metodologías la primera es participativa y la segunda la tradicional, de los cuales el estudiante expresa sus emociones y se generaron los siguientes resultados:

4.2.3. Primer video aplicando el método participativo

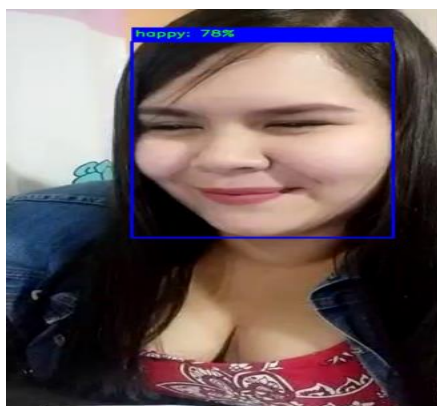


Figura 48: Resultados del primer video de la cuarta prueba

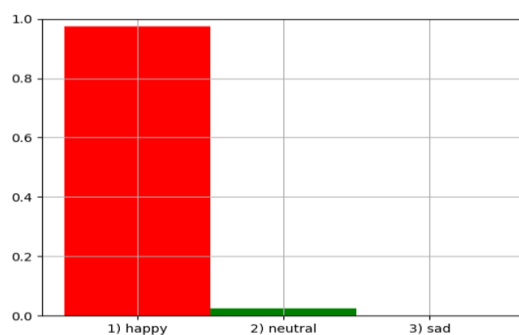


Figura 49: Grafica del primero video de la cuarta prueba

El participante en el primer video expresa emociones positivas con un resultado del 78%, como se puede visualizar en la fig 58.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 59 de 90

4.2.4. Segundo video aplicando el método tradicional

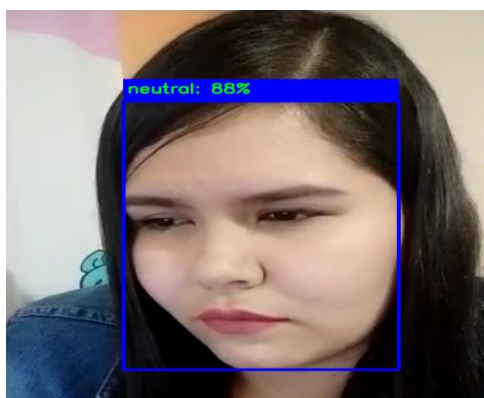


Figura 50: Resultados del segundo video de la cuarta prueba

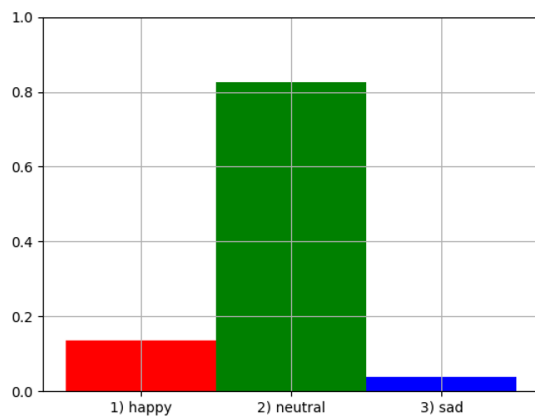


Figura 51: Grafica del segundo video de la cuarta prueba

En el segundo video el participante expresa emociones neutrales dando como resultado del 88% como se puede visualizar en la fig 51

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 60 de 90

4.2.5. Tercer video aplicando el método tradicional

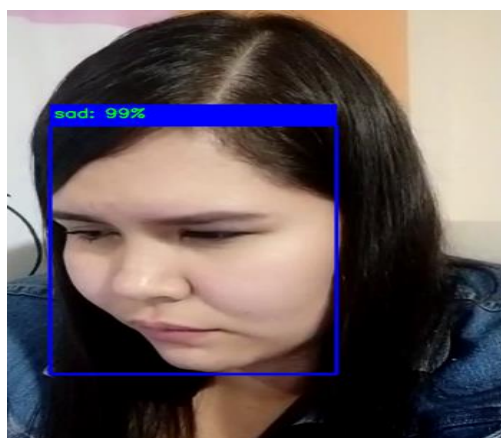


Figura 52: Resultados del tercer video de la cuarta prueba

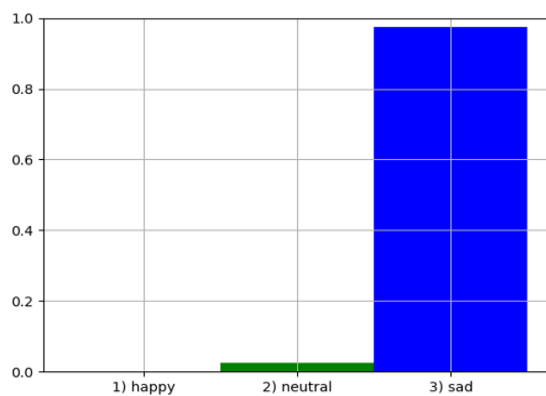


Figura 53: Grafica del tercer video de la cuarta prueba

En el tercer video el participante expreso emociones negativas como la tristeza con un resultado del 99% como se puede visualizar en la fig 53.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 61 de 90

4.2.6. Quinta prueba

La quinta prueba se hizo con un participante de 20 años, el cual fue expuesto a un video de 3 minutos que tiene un ejemplo con dos metodologías la primera es participativa y la segunda la tradicional, de los cuales el estudiante expresa sus emociones y se generaron los siguientes resultados:

4.2.7. Primer video aplicando el método participativo

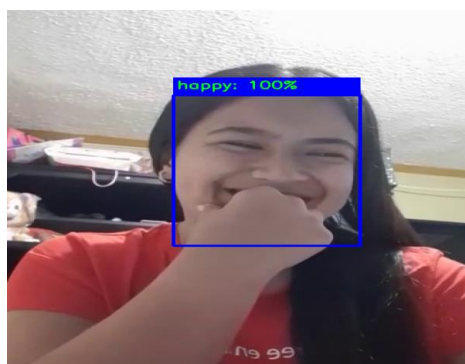


Figura 54: Resultados del primer video de la quinta prueba

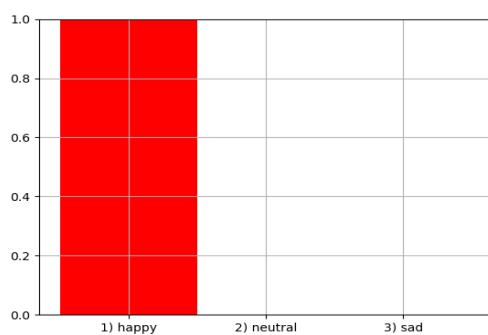


Figura 55: Grafica del primer video de la quinta prueba

En el primer video el participante expreso emociones positivas que tiene como resultado un 100%, como se visualiza en la fig 55.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 62 de 90

4.2.8. Segundo video aplicando el método tradicional

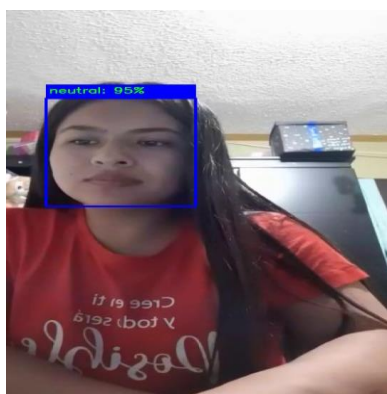


Figura 56: Resultados del segundo video de la quinta prueba

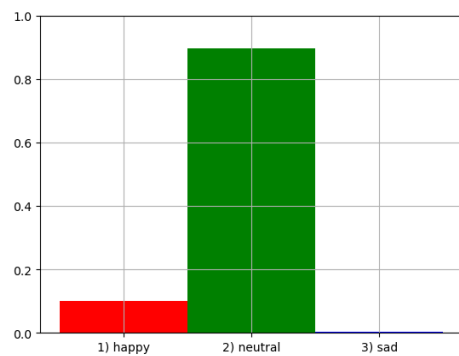


Figura 57: Grafica del segundo video de la quinta prueba

En el segundo video la participante expresó emociones neutrales con un resultado del 95% como se visualiza en la fig 57.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 63 de 90

4.2.9. Tercer video aplicando el método tradicional

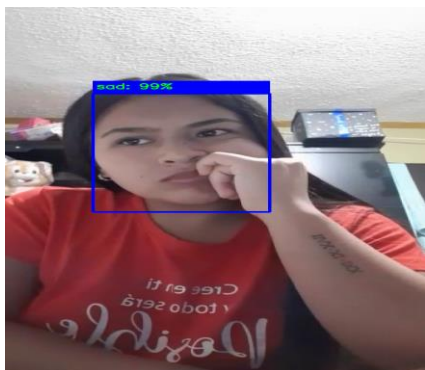


Figura 58: Resultados del tercer video de la quinta prueba

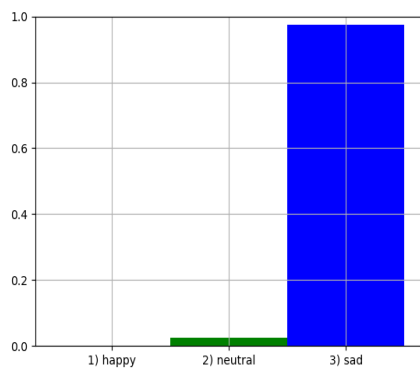


Figura 59: Grafica tercer video de la quinta prueba

En el tercer video el participante expresa emociones negativas como la tristeza con un porcentaje del 99% como se visualiza en la fig 59.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 64 de 90

4.3. Sexta prueba

La sexta prueba se hizo con un participante de 58 años, el cual fue expuesto a un video de 3 minutos que tiene un ejemplo con dos metodologías la primera es participativa y la segunda la tradicional, de los cuales el estudiante expresa sus emociones y se generaron los siguientes resultados:

4.3.1. Primer video aplicando el método participativo

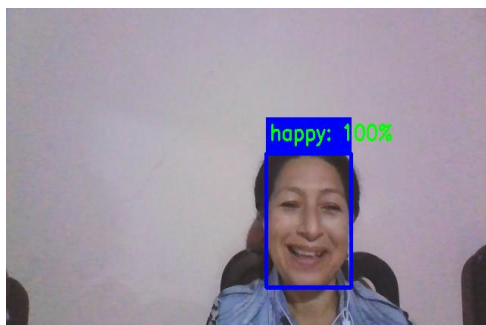


Figura 60: Resultados del primer video de la sexta prueba

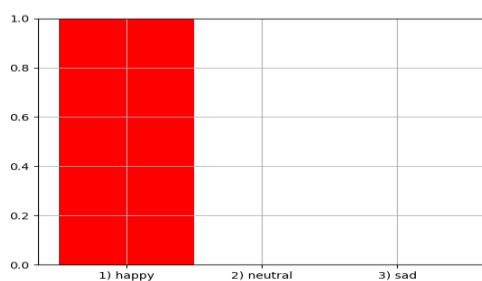


Figura 61: Grafica del primer video de la sexta prueba

En el primer video el participante expresa emociones positivas como la felicidad con un resultado del 100% como se visualiza en la fig 61.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 65 de 90

4.3.2. Segundo video aplicando el método tradicional

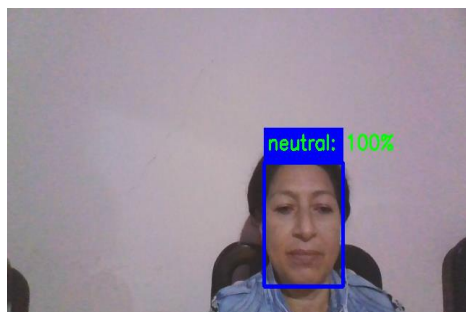


Figura 62: Resultados del segundo video de la sexta prueba

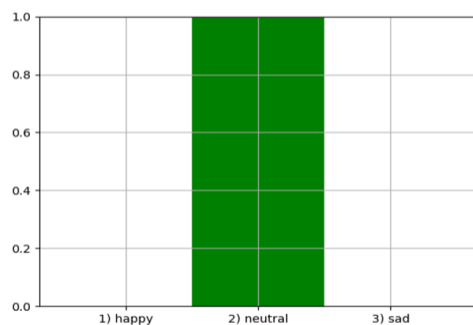


Figura 63: Grafica del segundo video de la sexta prueba

En el segundo video el participante expresa emociones de neutralidad con un resultado del 100%, como se visualiza en la figura 63.

4.3.3. Tercer video aplicando el método tradicional



Figura 65: Resultados del tercer video de la sexta prueba

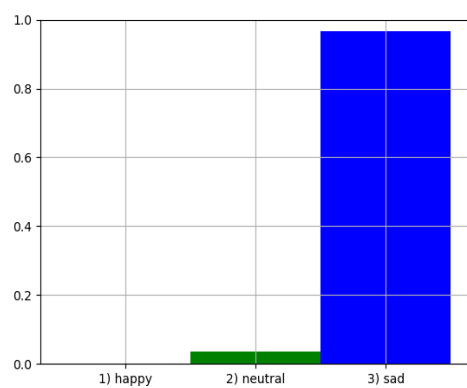


Figura 66: Grafica del tercer video de la sexta prueba

En el tercer video el participante presenta expresiones de tristeza con resultados del 98%, como se puede visualizar en la fig 66.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 67 de 90

En esta parte descrita anteriormente, se cumple con el segundo objetivo específico y la segunda fase de la metodología, la cual consiste en crear un sistema de reconocimiento de emociones en ambientes virtuales.

5. Fase 3. Evaluación del sistema de reconocimiento de emociones a través de métricas de evaluación tales como: precisión y recuerdo.

Se realiza a evaluar el rendimiento y desempeño del sistema de reconocimiento de emociones por medio de las siguientes métricas:

5.1. Evaluación del desempeño con el modelo del conjunto de datos CK+48

Luego de haber ejecutado las 50 épocas que se encuentran graficadas en el eje x y en el eje y, se encuentran los valores que se obtienen en el desempeño de cada época, después se grafican los resultados que se obtuvo en el aprendizaje por medio de las siguientes métricas: la precisión del entrenamiento y en la validación, pérdida en el entrenamiento y en la validación, obteniendo los siguientes resultados del conjunto de datos del ck+48 fueron los siguientes : loss: 0.0453 - accuracy: 0.9871, como se pueden visualizar en la siguiente figura 67.

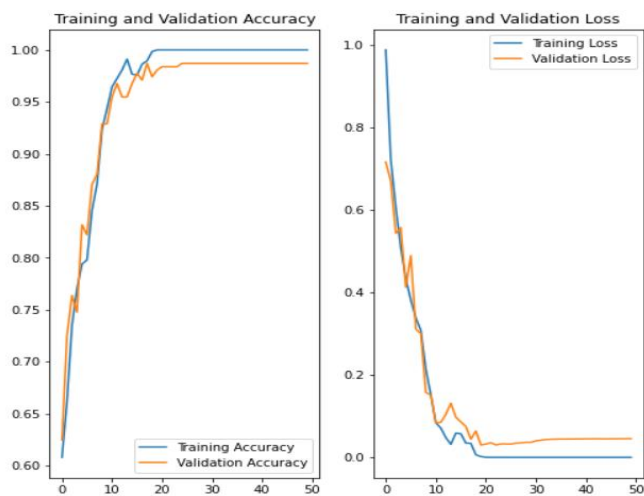


Figura 67: Grafica de precisión y perdida

5.2. Matriz de confusión del conjunto de datos CK+48

Se evaluó el desempeño de nuestro modelo de clasificación de emociones, por medio de los valores que arrojan la matriz de confusión en el entramiento del dataset ck+48.

```
array([[34, 0, 0, 0, 0, 0, 0],
       [ 0, 8, 2, 0, 0, 0, 0],
       [ 0, 0, 40, 0, 0, 0, 0],
       [ 0, 0, 0, 9, 0, 0, 0],
       [ 0, 0, 0, 0, 39, 0, 0],
       [ 0, 0, 0, 0, 0, 13, 0],
       [ 0, 0, 0, 0, 0, 0, 51]])
```

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 69 de 90

Analizando la matriz de confusiones de un sistema de 7*7, se puede observar que en la diagonal se encuentran las predicciones correctas llamados verdaderos positivos, al encontrar solo estos valores en la diagonal de la matriz de confusión (34, 8, 40, 9, 39, 13, 51) y 2 falsos positivos que se clasificaron erróneamente, se puede decir que el entrenamiento fue casi perfecto. Respecto a los resultados que se observan en la matriz de confusiones se sacaron las siguientes métricas que evalúan el rendimiento del modelo que se entrenó con el dataset ck+48, estas métricas son las siguientes:

Precisión: La precisión que se obtuvo en este modelo fue de 0.9948, lo que significa que estuvo muy cerca del valor verdadero.

$$\text{Precisión} = 305/305+4 = 0.9870$$

Recall: El resultado de esta métrica fue de 1, lo que indicia que obtuvo una proporción alta entre los casos positivos bien clasificados

$$\text{Recall} = 305/309 = 0.9870$$

F1-score: El resultado obtenido fue de 0.9973 con la combinación las medidas de precisión y exhaustividad para devolver una medida de calidad más general del modelo.

$$\text{F1-score} = 2*(0.9870*0.9870/0.9870+0.9870) = 0.987$$

Accuracy: El resultado para esta métrica fue de 99.48% de los casos que se acertó en el modelo.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 70 de 90

5.3. Precisión por clase

El desempeño del modelo creado para el entrenamiento del dataset ck+48, obtuvo una precisión para la primera clase con 38 verdaderos positivos y 38 datos clasificados de 1, para recall el resultado fue de 1, F1-score de 1 y el Acuraccy del 100%. En la segunda clase con 8 verdaderos positivos y 8 datos clasificados dio una precisión de 1, para recall el resultado fue de 1, F1-score de 1 y el Acuraccy del 100%, En la tercera clase con 40 verdaderos positivos y 40 datos clasificados dio una precisión de 1, para recall el resultado fue de 1, F1-score de 1 y el Acuraccy del 100%, En la cuarta clase con 9 verdaderos positivos y 9 datos clasificados dio una precisión de 1, para recall el resultado fue de 1, F1-score de 1 y el Acuraccy del 100%, En la quinta clase con 39 verdaderos positivos y 39 datos clasificados dio una precisión de 1, para recall el resultado fue de 1, F1-score de 1 y el Acuraccy del 100%, En la sexta clase con 13 verdaderos positivos y 13 datos clasificados dio una precisión de 1, para recall el resultado fue de 1, F1-score de 1 y el Acuraccy del 100%, En la septima clase con 51 verdaderos positivos y 51 datos clasificados dio una precisión de 1, para recall el resultado fue de 1, F1-score de 1 y el Acuraccy del 100%, todos estos datos se pueden observar en la Fig 68.

TP: 198
Overall Accuracy: 100%

Class	n (truth) ①	n (classified) ②	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
1	38	38	100%	1.0	1.0	1.0
2	8	8	100%	1.0	1.0	1.0
3	40	40	100%	1.0	1.0	1.0
4	9	9	100%	1.0	1.0	1.0
5	39	39	100%	1.0	1.0	1.0
6	13	13	100%	1.0	1.0	1.0
7	51	51	100%	1.0	1.0	1.0

Figura 68: Precisión por clase

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 71 de 90

5.4. Desempeño del modelo con el índice Kappa

Se utiliza el coeficiente kappa para inferir acerca de los resultados que se obtuvieron después del desempeño del entrenamiento con el conjunto de datos de emociones positivas, emociones neutras y emociones negativas.

$$K = (Pe - Pa) / (1 - Pa)$$

Se encuentra el valor de **Pe**:

$$Pe = (83 + 189 + 33) / 309 = 0.9870$$

Se encuentra el valor de **Pa**:

$$Pa = (83 * 86) + (193 * 189) + (33 * 34) / 305^2 = 0.4809$$

Por último, reemplazamos los valores de proporción espera y proporción de azar en la fórmula para hallar el coeficiente kappa

De acuerdo con el resultado que se obtuvo del coeficiente Kappa, se relaciona con la tabla de la Fig 69, el grado de acuerdo que se obtuvo respecto al resultado que obtuvimos, El grado de acuerdo que se obtuvo fue de 0.9749, este resultado es casi perfecto en el desempeño con el dataset ck+48.

Kappa (κ)	Grado de acuerdo
< 0,00	Sin acuerdo
0,00-0,20	Insignificante
0,21-0,40	Mediano
0,41-0,60	Moderado
0,61-0,80	Sustancial
0,81-1,00	Casi perfecto

Figura 69. Grado de acuerdo

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 72 de 90

5.5. Resultados del desempeño y entrenamiento del modelo con el conjunto de datos CK+48 de emociones positivas y negativas.

Luego de haber ejecutado las 50 épocas que se encuentran graficadas en el eje x y en el eje y, se encuentran los valores que se obtienen en el desempeño de cada época, después se grafican los resultados que se obtuvo en el aprendizaje por medio de las siguientes métricas: la precisión del entrenamiento y en la validación, perdida en el entrenamiento y en la validación, obteniendo los siguientes resultados del conjunto de datos emociones positivas y negativas fueron los siguientes : loss: 0.0037 - accuracy: 0.9948, estos resultados se puede visualizar en la Fig 70.

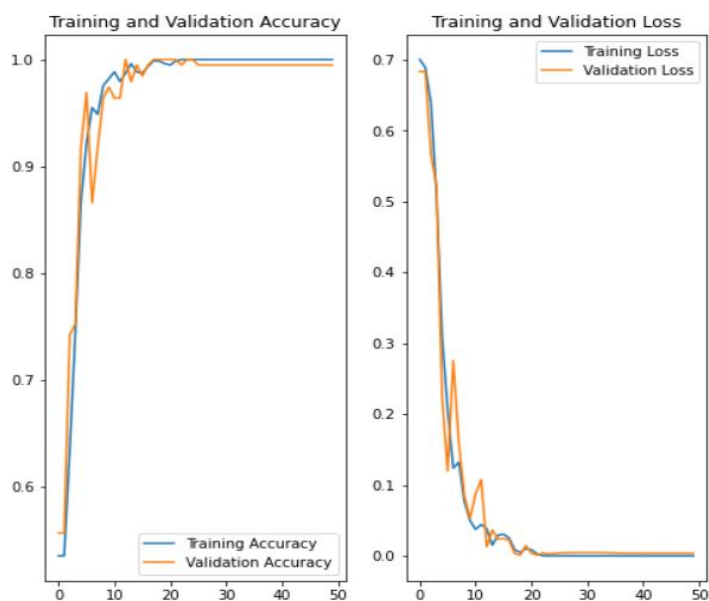


Figura 70. Grafica de precisión y perdida del segundo conjunto de datos

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 73 de 90

5.6. Matriz de confusión del conjunto de datos emociones positivas y negativas

En esta parte se evaluó el desempeño de nuestro modelo de clasificación de emociones, por medio de unas métricas que arrojan la matriz de confusión en el entramiento del conjunto de datos de emociones positivas y negativas.

```
array([[108, 1],
       [ 0, 86]])
```

Analizando la matriz de confusiones de un sistema de 2*2, se puede observar que en la diagonal se encuentra las predicciones correctas llamadas verdaderos positivos que son (108,85), en la otra diagonal tenemos estos valores (0, 1) que representa los casos que en el modelo se ha equivocado, en este entrenamiento encontramos que se equivocó en un caso ósea se tiene un falso positivo. Con estos resultados obtenidos de la matriz de confusión se pueden realizar las siguientes métricas:

Precisión: La precisión que se obtuvo en este modelo fue de 0.9948, lo que significa que estuvo muy cerca del valor verdadero.

$$\text{Precisión} = 193/193+1 = 0.9948$$

Recall: El resultado de esta métrica fue de 1, lo que indicia que obtuvo una proporción alta entre los casos positivos bien clasificados

$$\text{Recall} = 193/193+0 = 1$$

F1-score: El resultado obtenido fue de 0.9973 con la combinación las medidas de precisión y exhaustividad para devolver una medida de calidad más general del modelo.

$$\text{F1-score} = 2*(0.9948*1/0.9948+1) = 0.9973$$

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 74 de 90

Acuraccy: El resultado para esta métrica fue de 99.48% de los casos que se acertó en el modelo.

$$\text{Acuraccy} = 193+0/193+1+0+0=99.48\%$$

5.7. Precisión por clase

Ahora se interpreta las métricas de desempeño como el Accuaracy, Presision Recall y F1-score. Por cada clase que se entrenó en el modelo con el conjunto de datos emociones Negativas y Positivas:

Dio una precisión para la primera clase con 108 verdaderos positivos y 109 datos clasificados de 0.99, para recall el resultado fue de 1, F1-score de 1 y el Acuraccy del 99.48%.

En la segunda clase con 86 verdaderos positivos y 85 datos clasificados dio una precisión de 1, para recall el resultado fue de 0.99, F1-score de 0.99 y el Acuraccy del 99.48%. Todos estos datos se pueden visualizar en la siguiente Fig 71.

TP: 193
Overall Accuracy: 99.48%

Class	n (truth) ①	n (classified) ②	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
1	108	109	99.48%	0.99	1.0	1.0
2	86	85	99.48%	1.0	0.99	0.99

Figura 71. Precisión por clase del segundo conjunto de datos

5.8. Desempeño del modelo con el índice Kappa

Se utiliza el coeficiente kappa para inferir acerca de los resultados que se obtuvieron después del desempeño del entrenamiento con el conjunto de datos de emociones positivas y emociones negativas.

$$K = (Pe - Pa) / (1 - Pa)$$

Se encuentra el valor de **Pe**:

$$Pe = (108+85) / 194 = 0.9948$$

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 75 de 90

Se encuentra el valor de **Pa**:

$$Pa = (108*109) + (86*85) / 194^2 = 0.5070$$

Por último, reemplazamos los valores de proporción espera y proporción de azar en la fórmula para hallar el coeficiente kappa

$$K = 0.9948 - 0.5070 / 1 - 0.5070 = 0.9894$$

De acuerdo con el resultado que se obtuvo del coeficiente Kappa, se relaciona con la tabla de la Fig 72, el grado de acuerdo que se obtuvo respecto al resultado que obtuvimos, El grado de acuerdo que se obtuvo fue de uno, este resultado es casi perfecto en el desempeño con el conjunto de datos de emociones positivas y negativas.

Kappa (κ)	Grado de acuerdo
< 0,00	Sin acuerdo
0,00-0,20	Insignificante
0,21-0,40	Mediano
0,41-0,60	Moderado
0,61-0,80	Sustancial
0,81-1,00	Casi perfecto

Figura 72. Grado de acuerdo del 2 conjunto de datos

5.9. Evaluación del modelo con el conjunto de datos CK+48 de emociones positivas, neutrales y negativas.

Después de la ejecución de 50 épocas, se grafica el desempeño del modelo en el eje x y en el eje y en donde se encuentra las siguientes métricas: la precisión del entrenamiento y en la validación, perdida en el entrenamiento y en la validación que se obtienen en el entrenamiento de cada época

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 76 de 90

con el conjunto de datos de emociones positivas, neutrales y negativas. Los resultados obtenidos fueron los siguientes: loss: 2.8070e-04 - accuracy: 1.0000, estos resultados se pueden visualizar en la Fig 73.

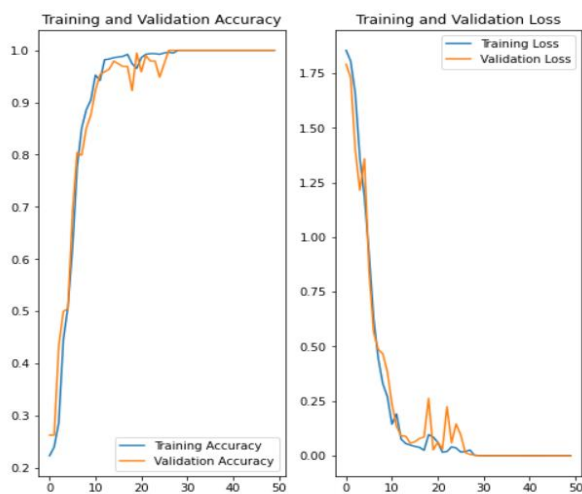


Figura 73: Precisión y pérdida del tercer conjunto de datos

5.9.1. Matriz de confusión del conjunto de datos emociones positivas, neutrales y negativas

Se realiza la evaluación del desempeño de nuestro modelo de clasificación de emociones, por medio de los valores que arrojan la matriz de confusión en el entramiento del conjunto de datos emociones positivas, neutrales y negativas, de las cuales se obtuvieron los siguientes resultados.

```
array([[ 86,    ,   0],
       [  0, 189,   0],
       [  0,    , 34]])
```

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 77 de 90

Analizando la matriz de confusiones de un sistema de 3*3, se puede observar que en la diagonal se encuentra las predicciones correctas llamadas verdaderos positivos que son: (86,189, 34), con esto se puede concluir que hubo un excelente desempeño. Con estos resultados obtenidos de la matriz de confusión se pueden realizar las siguientes métricas del modelo:

Precisión: La precisión que se obtuvo en este modelo fue de 1, lo que significa que obtuvo un excelente desempeño en el entrenamiento y validación.

$$\text{Precisión} = 194/194+0 = 1$$

Recall: El resultado de esta métrica fue de 1, lo que indicia que obtuvo una proporción alta entre los casos positivos bien clasificados.

$$\text{Recall} = 194/194+0 = 1$$

F1-score: El resultado obtenido fue de 1 con la combinación las medidas de precisión y exhaustividad para devolver una medida de calidad más general del modelo.

$$\text{F1-score} = 2*(1*1/1+1) = 1$$

Accuracy: El resultado para esta métrica fue de 1 de los casos que se acertó en el modelo.

$$\text{Accuracy} = 1+0/1+0+0+0=1$$

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 78 de 90

5.9.2. Precisión por clase del tercer conjunto de datos

Ahora se interpreta las métricas de desempeño como el Accuracy, Precision Recall y F1-score por cada clase que se entrenó en el modelo con el dataset emociones Negativas y Positivas:

Dio una precisión para la primera clase con 83 verdaderos positivos y 86 datos clasificados de 0.97, para recall el resultado fue de 1, F1-score de 0.98 y el Accuracy del 99.03%.

En la segunda clase con 193 verdaderos positivos y 189 datos clasificados dio una precisión de 1, para recall el resultado fue de 0.98, F1-score de 0.99 y el Accuracy del 98.71%.

En la tercera clase con 33 verdaderos positivos y 34 datos clasificados dio una precisión de 0.97, para recall el resultado fue de 1, F1-score de 0.99 y el Accuracy del 99.68%. Todos estos datos se pueden visualizar en la siguiente fig 74.

TP: 905
Overall Accuracy: 98.71%

Class	n (truth) ⑦	n (classified) ⑧	Accuracy	Precision	Recall	F1 Score
1	83	86	99.03%	0.97	1.0	0.98
2	193	189	98.71%	1.0	0.98	0.99
3	33	34	99.68%	0.97	1.0	0.99

Figura 74. Precisión por clase del tercer conjunto de datos

5.9.3. Desempeño del modelo con el índice Kappa

Se utiliza el coeficiente kappa para inferir acerca de los resultados que se obtuvieron después del desempeño del entrenamiento con el conjunto de datos de emociones positivas, emociones neutras y emociones negativas.

$$K = (Pe - Pa) / (1 - Pa)$$

Primero se encuentra quien es **Pe** (Resultados esperados) de manera que se reemplaza en la siguiente fórmula para hallar el valor:

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 79 de 90

$$Pe = (34+8+40+9+39+13+51) / 194 = 1$$

Segundo debemos encontrar el valor de **Pa** (valores predichos) el cual se obtiene con la siguiente formula

$$Pa = (34*34)+(8*8)+(40*40)+(9*9)+(39*39)+(13*13)+(51*51)/194^2 = 0.20$$

Por último, reemplazamos los valores de proporción espera y proporción de azar en la fórmula para hallar el coeficiente kappa

$$K = 1 - 0.20 / 1 - 0.20 = 1$$

De acuerdo con el resultado que se obtuvo del coeficiente Kappa, se relaciona con la tabla de la Fig 75, el grado de acuerdo que se obtuvo respecto al resultado que obtuvimos, El grado de acuerdo que se obtuvo fue de uno, este resultado es casi perfecto en el desempeño con el dataset ck+48.

Kappa (κ)	Grado de acuerdo
< 0,00	Sin acuerdo
0,00-0,20	Insignificante
0,21-0,40	Mediano
0,41-0,60	Moderado
0,61-0,80	Sustancial
0,81-1,00	Casi perfecto

Figura 75. Grado de acuerdo del tercer conjunto de datos

De acuerdo con los resultados el mejor desempeño y rendimiento fue con el conjunto de datos CK+48 que se agrupo en tres emociones: Positivas(Feliz), Neutral(neutral), Negativas(triste), con el cual se obtuvo una precisión del 100%, y de perdida fue de 0, con este resultado se responde a la pregunta de investigación, que indica que si era ¿posible mejorar la precisión y perdida de un modelo que pueda cargarse en un sistema de reconocimiento de emociones en ambientes virtuales?, se concluye que el modelo si obtuvo una precisión alta superando la precisión de modelos descritos anteriormente en los estudios del estado del arte. Nuestra investigación llevo a cabo a la creación de un mejor modelo que permitió mayor desempeño por medio de un sistema de reconocimiento emociones en ambientes virtuales.

Comentado [jdzg7]: Corrección de aporte de esta investigación y diferencia de otros estudios

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 80 de 90

5.9.4. Aplicación de encuestas sobre participantes que interactuaron en una clase en ambiente virtual y con el sistema de reconocimiento de emociones

Comentado [jdzg8]: Corrección, se realizan las encuestas

La encuesta fue concretada mediante un formulario de Google Forms, el cual fue enviado a los estudiantes que participaron en una clase en un ambiente virtual, aplicando dos tipos de metodología: participativa y tradicional y se analizaron las emociones por medio de un sistema de reconocimiento de emociones, las gráficas sirvieron de apoyo para evaluar la metodología de enseñanza aplicada, el formulario estuvo compuesto por 7 preguntas con diversas opciones de respuesta. A continuación, se presenta las respectivas gráficas y análisis de los resultados obtenidos.

- ¿Qué método de enseñanza aplicada en la clase virtual, se identificó más?



Figura 75. Identificación de metodología

Como se visualiza en la fig 75 el 100% de los estudiantes que interactuaron con la clase en un ambiente virtual se sintieron identificados por el método participativo.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 81 de 90

- **¿Cuál fue el método de enseñanza desarrollada en la clase virtual que generó mayor motivación e interacción?**



Figura 76. Motivación y interacción

Como se puede visualizar en la figura 76 el 100% de los participantes les genero mayor motivación e interacción con el docente el método participativo

- **¿Qué método de enseñanza desarrollado en el ambiente virtual le generó un aprendizaje significativo?**

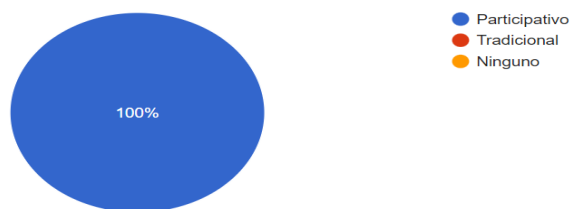


Figura 77. Aprendizaje significativo

Como se puede observar en la figura 77, el 100% de los participantes obtuvieron un aprendizaje significativo

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 82 de 90

- ¿En el transcurso del experimento cree usted que la herramienta (Sistema de reconocimiento de emociones) puede servir de apoyo al docente?

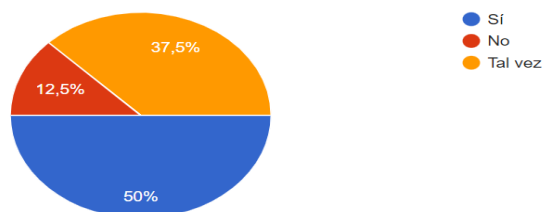


Figura 78. Herramienta como apoyo al docente

Como se puede visualizar el 50% de los participantes ven que la herramienta si puede servir de apoyo al docente con un 37,5% que dice que tal vez pueda servir de apoyo y el 12,5% dice que no sirve como apoyo.

- ¿Cree usted que es útil, brindar información de sus gestos faciales a través de la herramienta (Sistema de reconocimiento de emociones), con el fin de que el docente identifique sí, la metodología aplicada logró emociones positivas (Felicidad)?

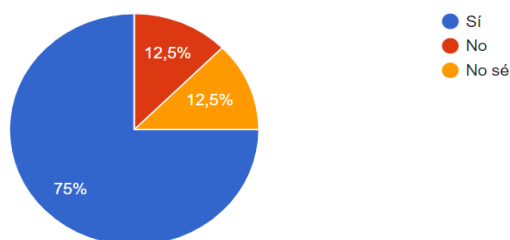


Figura 79. Metodología y emociones

Como se puede visualizar en la fig 79, el 75% de los participantes dicen que, si es útil brindar información de sus gestos faciales por medio de la herramienta de reconocimiento de emociones, mientras el 12.5 dice que no y el 12.5 dice que no sabe.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 83 de 90

- ¿Le gustaría que se implementará esta herramienta (Sistema de reconocimiento de emociones), en las instituciones educativas, que permita ser apoyo al docente en el momento de emplear métodos de enseñanza?

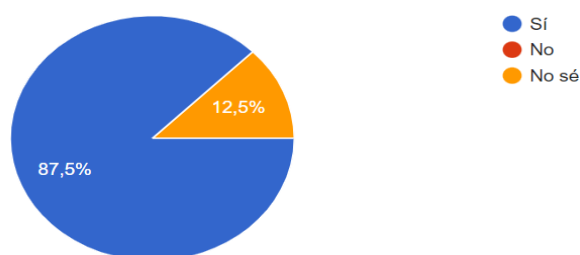


Figura 80. Implementación de la herramienta en instituciones educativas

En la figura 80 se puede observar que el 87.5% de los participantes si les gustaría que se implementará en las instituciones educativas y el 12.5% no sabe.

¿Cómo califica usted la implementación de un sistema de reconocimiento de emociones, que sirva de apoyo al docente en ambientes virtuales?

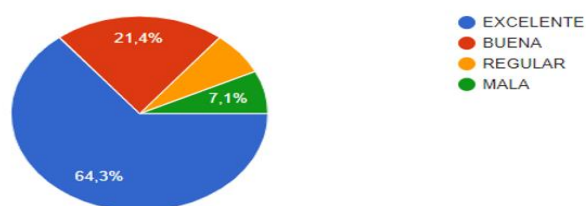


Figura 81. Calificación del sistema de reconocimiento de emociones

En la figura 81, se observa que el 64.3% de los participantes calificaron como “excelente” la implementación del sistema de reconocimiento de emociones, el 21.4% de los participantes la calificó como una opción “buena”, el 7.1% lo evaluaron como una opción “regular” y “mala”. Esto

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 84 de 90

muestra que, en el campo de educación virtual la implementación del sistema serviría mucho de apoyo para que el docente pueda mejorar sus prácticas en las estrategias de enseñanza.

En esta parte descrita anteriormente se finaliza y se cumple con el 3 objetivo y la 3 fase de la metodología de investigación.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 85 de 90

6. CONCLUSIONES.

1. Se hace un análisis sobre necesidad del reconocimiento de emociones en ambientes virtuales, lo cual permita al docente saber el estado anímico de sus estudiantes, para así de esa manera poder cambiar la metodología de enseñanza en el caso de que la clase genere emociones negativas. En el proceso de esta investigación se encontró falta de estas herramientas en ambientes virtuales, esta ausencia permitió crear un sistema que permitió analizar estas emociones en ámbitos virtuales, permitiendo al docente conocer las emociones que producen sus metodologías de enseñanza y así mejorar el aprendizaje en aulas virtuales.
2. Se escoge un conjunto de datos lo cual permita satisfacer las necesidades de lo que se requiere en el proyecto, y se escogió el dataset ck+48, por la razón de que cumple los requisitos de variabilidad de razas y de gestos faciales, esto permitió tener una mejor clasificación en la detección de emociones en ambientes virtuales.
3. Se observó que la red neuronal convolucional tuvo mejor rendimiento aumentando las semillas, las épocas y las capas, dando resultados de entrenamiento de precisión muy altas y de poca pérdida
4. Se tuvo como resultados positivos en la implementación del sistema de reconocimiento de emociones, en ámbitos virtuales sirviendo como soporte al docente para conocer si la metodología aplicada de aprendizaje está generando buenas sensaciones a sus docentes.
5. Se observó que, en entornos de poca luz, en donde no se puede visualizar bien el rostro las predicciones de emociones fallaron

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 86 de 90

7. TRABAJOS A FUTURO

1. Montar servicios web que permitan la interacción con el sistema desde cualquier lugar
2. Brindar información detallada al docente que sirva de apoyo para mejorar sus metodologías de enseñanza
3. Guardar los datos que se extraen de los gestos de los participantes, por medio de la herramienta de reconocimiento de emociones, creando un archivo el cual guarde, nombre de los participantes, y que tenga un historial sobre cada emoción, que permita ser analizada posteriormente.

Comentado [jdzg9]: Se aplicó la corrección en la cual se agrega esta nueva tarea de trabajos a futuro

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 87 de 90

BIBLIOGRAFÍA

- [1] A. Elizondo, J. V. Rodríguez y I. Rodríguez, «La importancia de la emoción en el aprendizaje: Propuestas para mejorar la motivación de los estudiantes,» *Cuaderno de Pedagogía Universitaria*, vol. 15, nº 29, pp. 3-11, 2018.
- [2] . F. OsSolístrosky,, . D. Chayo,, . R. Castillo,, G. Vélez, y . N. Arias,, «Valencia, activación, dominancia y contenido moral, ante estímulos visuales con contenido emocional y moral: un estudio en población mexicana,» *Revista española de neuropsicología*, vol. 100, nº 3, pp. 213-225, 2003.
- [3] J. Onrubia, , «Aprender y enseñar en entornos virtuales: actividad conjunta, ayuda pedagógica y construcción del conocimiento,» *Aprender y enseñar en entornos virtuales: actividad conjunta, ayuda pedagógica y construcción del conocimiento*, vol. 50, pp. 1-14, 2004.
- [4] V. Martínez, «Educación presencial versus educación a Distancia.,» *Polired.Upm.Es*, vol. 9, pp. 100-116, 2017.
- [5] A. Amoroch, A. Coy , A. Silva, A. Vásquez, D. Velázquez, F. Viejo , L. Gómez, P. Díaz, R. Barragán, J. Torres y M. Corredor , «os estudiantes y profesores en entornos virtuales de enseñanza y aprendizaje,» *Revista docencia Universitaria*, vol. 13, nº 1, pp. 217-230, 2013.
- [6] M. d. S. Pérez-Alcalá, , *Afectos, aprendizaje y virtualidad*, México: UDGVirtual, 2012.
- [7] . E. Espinoza,, *Efecto De Las Emociones Sobre El Aprendizaje Del Estudiante En Ambientes Virtuales De Enseñanza*, Ibiza: Fondo Editorial Universitario, 2020.
- [8] P. Rugeles, , . B. Mora, y . P. Metaute,, «El rol del estudiante en los ambientes educativos mediados por las TIC,» *Revista Lasallista de Investigacion*, vol. 12, nº 2, pp. 132-138, 2015.
- [9] J. A. Sastoque , D. A. García, O. A. Cuéllar y J. E. Villarreal , «Influencia de las emociones en el aprendizaje virtual en educación superior,» de *Innovación educativa, estrategias de aprendizaje y competencias en educación*, Sello Editorial Coruniamericana, 2020, pp. 190-202.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 88 de 90

- [10] M. A. Rebollo , R. García, R. Barragán, . O. Buzón García, y L. Vega, «Las emociones en el aprendizaje online.,» *RELIEVE*, vol. 14, nº 1, pp. 1-23, 2000.
- [11] S. Foutsitzi , S. Asteriadis y G. Caridakis, , «An overview of Affective Models and ICT in Education,» de *10th International Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications, IISA 2019*, 2019.
- [12] M. Barrón, R. Zatarain y Y. Hernández, «Tutor Inteligente con reconocimiento y manejo de emociones para Matemáticas,» *Revista electrónica de investigación educativa*, vol. 13, nº 3, pp. 89-102, 2014.
- [13] U. Ayvaz, H. Gürüler y M. Devrim, «Use of Facial emotion recognition in e-learning systems,» *Information Technologies and Learning Tools*, vol. 60, nº 4, pp. 95-104, 2017.
- [14] D. Yang, , A. Alsadoon, , . P. Prasad,, A. K. Singh, y A. Elchouemi, , «An Emotion Recognition Model Based on Facial Recognition in Virtual Learning Environment,» *Procedia Computer Science*, vol. 125, pp. 2-10, 2018.
- [15] J. Khalfallah, , H. Ben y . J. Slama,, «The effect of emotional analysis on the improvement of experimental e-learning systems,» *Computer Applications in Engineering Education*, vol. 27, nº 2, pp. 303-318, 2018.
- [16] Y. Khalid, A. Jamil, N. Nida, M. Yousaf, S. Viriri y S. A. Velastin, «Facial Expression Recognition of Instructor Using Deep Features and Extreme Learning Machine,» *omputational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2021, pp. 1-17, 2021.
- [17] . M. Montañés,, *Psicología de la emoción: el proceso emocional*, Valencia, 2005.
- [18] M. Cabanac, , «What is emotion?,» *Behavioural Processes*, vol. 60, nº 2, pp. 69-83, 2002.
- [19] R. Buceta , *Propuesta de unidad didáctica sobre las emociones en educación infantil*, 2019.
- [20] S. Cruz, «El aprendizaje significativo y las emociones: una revisión del constructo original desde el enfoque de la neurociencia cognitiva,» de *Congreso Nacional de Investigación Educativa - COMIE*, San Luis Potosí, 2017.
- [21] D. Espinoza, P. Jorquera, C. Cubillos y R. Mellado, *Reconocimiento Facial*, Valparaíso, 2015, p. 63.
- [22] D. Castaño, J. Alonso y J. Cuarán, *Sistema de reconocimiento facial para control de acceso a viviendas*, Bogotá, 2019, p. 153.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 89 de 90

- [23] J. J. Padial, «Técnicas de programación, Deep Learning: ¿ Simulacro o realización de artificial de la inteligencia?,» *Naturaleza y Libertad*, nº 12, pp. 191-210, 2019.
- [24] G. Pierre, *Aplicación del aprendizaje profundo (deep learning) al procesamiento de señales digitales*, Santiago de Cali, 2015.
- [25] A. Centeno, *Deep Learning*, Sevilla, 2019, p. 69.
- [26] J. M. Vega, E. Vegas, F. Reverter y A. J. Moreno, *Modelo de aprendizaje profundo/red neuronal convolucional (CNN) para clasificación de calidad de ácidos grasos por imágenes de semillas de Helianthus annuus*, Cataluña, 2019, p. 58.
- [27] . J. Jinyang, Z. Ming , L. Jing y L. Kaixuan , «A comprehensive review on convolutional neural network in machine fault diagnosis,» *Neurocomputing*, vol. 417, pp. 36-63, 2020.
- [28] J. Collaguazo , *Sistema electrónico para facilitar la comunicación y actividades cotidianas de los enfermos con esclerosis lateral amiotrófica (ela)*, Ecuador, 2019.
- [29] Stack Overflow contributors, *Aprendizaje Tkinter*, s.f., p. 36.
- [30] G. Viera, *Procesamiento de imágenes usando OpenCV aplicado en Raspberry Pi para clasificación del cacao*, Piura, 2017, p. 150.
- [31] J. Pardo, *Reconocimiento facial en tiempo real orientado a video llamadas o live stream para autenticar identidades durante una audiencia legal*, Tunja, 2020, p. 70.
- [32] J. Hunter , D. Dale , E. Firing y M. Droettboom , *Matplotlib Release 1.5.1*, 2016.
- [33] L. Franco y A. Treves, «A Neural Network Facial Expression Recognition System using Unsupervised Local Processing,» de Franco, L., & Treves, A. (n.d.). *A neural network facial expression recognition system using unsupervised local processing. ISPA 2001. Proceedings of the 2nd International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis - ISPA*, 2001.
- [34] W. A. Bainbridge, P. Isola y A. Oliva, «The Intrinsic Memorability of Face Photographs,» *Journal of Experimental Psychology: General*, vol. 142, nº 4, pp. 1323-1334, 2013.
- [35] P. Lucey, J. F. Cohn, T. Kanade, J. Saragih y Z. Ambadar, «The Extended Cohn-Kanade Dataset (CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression,» de *Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Workshops*, 2010.

	DOCUMENTO FINAL PROYECTO DE GRADO	EDO – 02
		Versión 1
		Vigencia: 02/09/2016
		Página 90 de 90

[36] N. Aifanti, C. Papachristou y A. Delopoulos, «The MUG facial expression Database,» de *IEEE*, 2010.