

ESTUDIO CUALITATIVO DE RECONOCIMIENTO DE EMOCIONES EN TIEMPO REAL PARA ATENCIÓN AL CLIENTE UTILIZANDO DEEPLENS FACE DETECTION

Miguel Quiroz Martinez^{1*}, Amparito Balseca Quirumbay*, Maikel Leyva Vázquez*

*Universidad Politécnica Salesiana, Guayaquil, Ecuador

ABSTRACT

At present, a growing interest in the emotional state that employees present in customer service within organizations and companies is a fundamental point that helps guiding the behavior and thought processes in order to achieve good contact with those who request their services. This study, which has mainly a qualitative characteristic, was carried out with the staff working in the administrative area of the Educational Unit "Santa Maria Goretti", Ecuador. Within the framework of their job performance, this study aims to recognize the state of excitement of the employee. The captured image was processed giving rise to the recognition of emotions through facial features using a 4-layer convolutional network. The result of the sampling is subsequently presented, obtaining emotions in the range from which it presents greater percentage weighting to the lowest. Through the training process it was allowed to capture physical features in real time using the DeepLens face detection application, we worked with faces at different angles, this application emphasizes three main modules, these are namely, 1) face detection, 2) removal of features, and 3) classification of expressions. Before performing the task of emotion recognition, the facial recognition software detected the face and a series of key points as eyes, lips, eyebrows, and cheeks, resulting in the capture of employee's excitement, and the percentages of seven emotions, disgust, surprise, fear, anger, happiness, sadness, and neutral.

KEYWORDS: Emotional Recognition, Emotional Intelligence, Artificial Intelligence, Convolutional Neural Network, Facial Expression.

MSC: 68T10, 68U10, 92B20, 97R40, 97R50.

RESUMEN

En la actualidad se desarrolla un creciente interés por el estado emocional que presentan los empleados en atención al cliente dentro de las organizaciones y empresas, es un punto fundamental que ayuda a guiar el comportamiento y los procesos de pensamiento a fin de lograr un buen contacto con quienes solicitan sus servicios. El presente estudio se realizó con el personal que trabaja en el área administrativa de la Unidad Educativa Santa María Goretti, Ecuador. Este estudio, que tiene un carácter principalmente cualitativo, pretende reconocer el estado de emoción del empleado en el marco de su desempeño laboral. La imagen capturada fue procesada dando lugar al reconocimiento de las emociones por medio de rasgos faciales haciendo uso de una red convolucional de 4 capas. Se presenta el resultado del muestreo, obteniendo las emociones en rango desde la que presenta mayor ponderación porcentual a la más baja. Mediante el proceso de entrenamiento se permitieron capturar rasgos físicos en tiempo real haciendo uso de la aplicación *DeepLens face detection*, se trabajó con rostros en diferentes ángulos, esta aplicación hace énfasis en tres módulos principales siendo estos: 1) detección del rostro, 2) extracción de características y 3) clasificación de expresiones. El software de reconocimiento facial detectó el rostro y una serie de puntos claves como ojos, labios, cejas y mejillas, dando como resultado la captura de la emoción del empleado y los porcentajes de las siete emociones: disgusto, sorpresa, miedo, enojo, felicidad, tristeza y neutral.

PALABRAS CLAVES: Reconocimiento Emocional, Inteligencia Emocional, Inteligencia Artificial, Red Neuronal Convolutiva, Expresión Facial.

1. INTRODUCCIÓN

El reconocimiento de las emociones en atención de servicio al cliente en tiempo real es un filtro de interés para la evaluación y selección de personal en la mayor parte del mundo empresarial. Para que exista un buen desempeño por parte de los trabajadores se debe contar con el control emocional y buen comportamiento para

¹Email: mquiroz@ups.edu.ec

el desarrollo de las relaciones comunicacionales. Los factores positivos que influyen en las emociones de una persona dan lugar a relaciones armónicas, con la finalidad que el cliente quede satisfecho en la atención. Los recientes desarrollos en el campo emocional han estimulado la necesidad de ser considerado como instrumento de apoyo al crecimiento organizacional y desarrollo empresarial. Lo afectivo es lo efectivo, puesto que toda actividad requiere de un trabajo emocional en las relaciones interpersonales que una persona debe poner en práctica en su puesto, véase [19].

Los administradores creen necesario identificarlas a través de la observación, durante la realización de sus actividades diarias. Los empleados las manifiestan mediante su desempeño, estado de ánimo y salud emocional. Estudios realizados sobre estado emocional explican que la expresión facial presenta mecanismos para describir la emoción humana y toma como referencia entre inicio y fin de un día. Muchos autores dan un valor significativo al empezar una investigación sobre análisis emocional, véase [6]. Tales como el realizado en [19] donde se indica que “Las aptitudes emocionales que determinan la Inteligencia Emocional, se relacionan con el pensamiento y los sentimientos originando un mayor desempeño laboral”. Entre las principales causas que afectan al rendimiento laboral de los empleados pueden mencionarse: ambiente laboral, recarga laboral, emociones, estabilidad laboral y remuneración de acuerdo al cargo que desempeñe ([5]). En este artículo se sostiene demostrar la aplicabilidad, desarrollo e implementación de un software y un dispositivo, con el objetivo de diseñar una aplicación que permita capturar las expresiones faciales del personal de Colecturía y Secretaría de la Unidad Educativa Santa María Goretti, en Ecuador, durante el momento de atención al cliente en tiempo real para identificar la emoción que presenta al momento de atender al padre de familia, permitiendo saber con qué actitud labora en el puesto asignado. La información obtenida sirve para el análisis del reconocimiento de las emociones, tomando como rango un porcentaje entre 0% y 100%, que hace referencia a las emociones en lenguaje subjetivo tales como: miedo, ira, alegría, tristeza, asco, sorpresa y neutral ([4]).

Para esta investigación, la clasificación de Ekman y Friesen resulta la más apropiada de todas las encontradas en la literatura. Esta describe la existencia de siete expresiones faciales prototípicas básicas que son: enojo, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, sorpresa y neutral ([8][13]).

Por lo expuesto, se formula la interrogante: ¿Cómo identificar el estado emocional de un empleado dentro de una organización? La respuesta es usando el avance tecnológico. Expertos en el mundo señalan que el estado emocional de un individuo se basa en la Inteligencia Emocional (IE), indican que el manejo inadecuado de las emociones de la vida en general y en el ámbito laboral en particular, supone un riesgo para la salud física y mental de la persona.

En el contexto laboral se demuestran que pueden existir actitudes negativas durante las relaciones con un cliente u otro empleado. El estado emocional de una persona influye mucho en el rendimiento físico. Es por ello que con la ayuda de una aplicación de reconocimiento de emociones se pretende realizar una captura de ellas por cada empleado en tiempo real, para su posterior análisis. Tomando como consecuencia la reacción que el individuo presenta durante su jornada laboral, se hace énfasis en un estudio que indica: “El control de las emociones se entiende como el intento de modificar conscientemente la expresión de una emoción sentida por un individuo”([7]).

Las emociones influyen significativamente en los empleados dentro de una organización porque su modo de atender al cliente lo hará sentir a gusto o no. Este tipo de información para el administrador educativo, le va a permitir gestionar su talento humano y de acuerdo a los resultados intervenir a tiempo para trabajar por la fidelización de los clientes; esto es capacitar a su personal en relaciones humanas y técnicas que siembren en los padres de familia el gusto y la confianza de mantener a sus hijos en el centro educativo.

En este artículo se utilizan las Redes Neuronales Convolucionales como herramienta para la clasificación de los rostros. En el aprendizaje profundo las Redes Neuronales Convolucionales es un tipo de red neuronal profunda que se utiliza principalmente en el análisis de imágenes visuales. Esta es una variación de la red neuronal perceptrón multicapa diseñada para requerir de un pre-procesamiento mínimo. Este tipo de redes están inspiradas en procesos biológicos, donde el patrón de conectividad entre las neuronas se parece a la organización de la corteza visual animal.

Mendiña ([12]) realiza un estudio con la aplicación de *Deep Learning DP*, o aprendizaje profundo para llevar a cabo procesos de aprendizaje automático con el uso de una red neuronal artificial compuesta por un número de niveles jerárquicos. Con la utilización de una red convolucional de 4 capas, la precisión de la prueba dejó de aumentar durante 50 épocas y una precisión del 62,5%, valor que se obtiene tras el entrenamiento.

Por su parte Sereno ([15]), describe cómo clasificar expresiones fáciles de forma automática, sin ayuda de la intervención humana. Luego busca la realización de una comparación para establecer la afectación al sistema y los parámetros que la define. Las evaluaciones se hacen a través de *Radboud* y *Umea* para imágenes fijas y la *Coha Kanade Plus* para secuencias.

Como conclusión previa al desarrollo del estudio y análisis se desarrolla una aplicación en el lenguaje de programación Python, combinado con la cámara de reconocimiento de emociones *AWS DeepLens* para que se capture el rostro del empleado. Las capturas se toman con el correspondiente muestreo para obtener resultados por medio de la extracción del *dataset* lo que mejora el tiempo de procesamiento y calidad de la imagen capturada en tiempo real, véase [1].

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Para el estudio se utilizaron las herramientas necesarias desde el desarrollo, la implementación y la recopilación de base de datos hasta obtener un resultado enfocado al reconocimiento de emociones de un ser humano, los materiales utilizados fueron tanto hardware como software.

Se contó como hardware una cámara *AWS DeepLens*, que es un dispositivo optimizado para efectuar modelos de aprendizaje profundo, entre ellos permite la captura de imagen y video. Está diseñada para el reconocimiento de rasgos faciales de una persona dando una forma nítida, espontánea y eficaz, trazando los rasgos que limitan el rostro del empleado analizando las imágenes capturadas, que permite observar el estado emocional. Este dispositivo tecnológico cuenta con la capacidad de búsqueda precisa en instante de tiempo denominado *Amazon Rekognition*, que identifica a una persona haciendo uso de su propio repositorio, véase [2].

Adicionalmente, se utilizó una computadora para instalar la aplicación y ponerla en ejecución hasta terminar el muestreo y análisis con la base de datos *SQL server 2017*.

El software utilizado fue la aplicación *DeepLens facedetection* programado en Python, que es un lenguaje de programación interpretado con licencia de código abierto ([3]). Se utilizó un archivo de texto plano para almacenar los datos capturados durante los días de muestreo en el siguiente orden (día, mes, año, hora, minuto, segundo, tipo de emoción y porcentaje) este archivo se encuentra ubicado en una carpeta llamada *Log-Emotion-detection* para realizar una importación a *SQL Server* y hacer la visualización y análisis de los resultados.

En la Unidad Educativa Santa María Goretti en la ciudad de Guayaquil durante el periodo de matriculación del año lectivo 2019-2020, se procedió a ejecutar la aplicación *DeepLens facedetection* a fin de obtener el “Reconocimiento de emociones en tiempo real” para la atención al cliente, el muestreo se llevó a cabo en 60 días, durante la jornada laboral en un tiempo de 8 horas. Se ejecutó la aplicación *DeepLens facedetection* combinada con la cámara *AWS DeepLens*, el dispositivo capturaba el rostro de la persona y reconocía la emoción que presentaba por medio de sus rasgos faciales en horario de la jornada laboral. Durante los meses abril y mayo en que fue evaluado el personal administrativo de Colecturía y Secretaría.

También se resaltó la importancia del estudio en el campo laboral determinando las emociones que sobresalieron por cada instante de tiempo, jornada y mes, cada uno tomando rangos de tiempo distinto para indicar el tipo de emoción del empleado. En la implementación del aplicativo se pudo observar que al momento que la cámara enfocaba el rostro de la persona, en la pantalla del computador se visualizaba el nombre y porcentaje de la emoción, el porcentaje tenía un rango de 0% a 100% según el reconocimiento facial del rostro se observaba una emoción. La que representaba las características de una cara, ya sea que está enojada, triste, alegre, neutral, disgustada, feliz o sorprendida. Esta actividad llevaba a un proceso de almacenamiento automático en el instante de tiempo que la aplicación realizaba la recolección del muestreo. Los resultados de las muestras del personal evaluado fueron almacenados en un bloc de notas para luego analizar cada emoción según sus características y líneas de tiempo. Posteriormente se realizó un documento de Excel para presentar por medio de un paquete estadístico las emociones visualizadas en la base de datos. La Figura 1 presenta un esquema del proceso y sus etapas.

La característica del programa se centró en proveer una información mediante la detección de las emociones de los empleados de la institución educativa, donde se resaltó la importancia de la predisposición y calidad de atención, repercutiendo en el cumplimiento de los procedimientos y trámites que realicen los padres de familia (proceso de matriculación, retiro de boletines, entre otros).

Las realidades subjetivas fueron construidas mediante la percepción del investigador quien expuso un análisis de tipo subjetivo, que permitió describir, comprender e interpretar los fenómenos, a través de las percepciones y significados producidos por las experiencias desarrolladas al interactuar en el contexto. Sin embargo, en el

producto que se diseñó se pudo constatar las reacciones químicas del cerebro producidas mediante una situación específica, que se vio reflejada en las expresiones del personal. La metodología de carácter experimental, exploratorio mediante la implementación de la aplicación *DeepLens facedetection*, que fue vinculado con una cámara inteligente *AWS DeepLens*, permitió capturar la imagen de una persona en tiempo real. La imagen capturada fue procesada dando lugar al reconocimiento de las emociones por medio de rasgos faciales. El Estudio de tipo intencional se acogió al criterio de inclusión, como unidad de muestra al personal de colecturía, o secretaria que trabaja en dicha institución, mediante observación y captura de las expresiones que realizaron al momento de atender a los padres de familia durante los trámites requeridos.

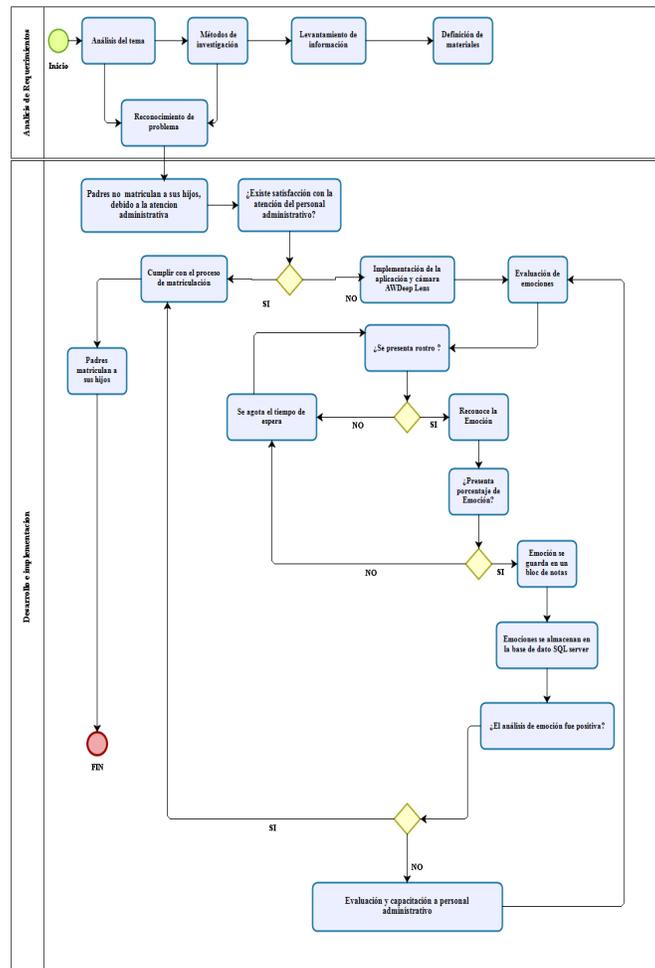


Figura 1. Esquema de proceso del estudio.

Finalmente, para automatizar los resultados se debió clasificar y evaluar las emociones, mediante la opción “clasificador de emociones” que se encontraban en la aplicación. Esta utilidad permitió capturar los rasgos faciales con nitidez, recurriendo a la aproximación de una toma exacta, donde se percibieron las expresiones, luego de ello se clasifican las fotos por cada emoción percibida. Por lo tanto, permitió graficar en un 70% las fotos de manera eficiente, con mayor calidad para detectar sin ninguna dificultad la emoción evaluada. Finalmente se obtuvo un conjunto de datos y muestras confiables con características faciales para el reconocimiento automático de emociones.

La necesidad de implementar esta aplicación de reconocimiento de expresiones faciales en tiempo real, pudo analizar el comportamiento del personal que trabaja en atención al cliente, para mejorar la relación laboral saludable, aumentar la rentabilidad de la organización, generar una impresión agradable entre el personal-cliente y viceversa.

2.1. Análisis del algoritmo y muestreo

En este procedimiento, se siguieron los siguientes pasos:

1. Realizar clonación con la herramienta *git clone*,
 2. Ingresar a la carpeta *emotion detection*,
 3. Se procede a instalar las dependencias, utilizando el programa de *Anaconda Prompt*.
 4. Luego se procede a combinar la función de la cámara,
 5. Se obtiene el muestreo de las capturas realizadas con el dispositivo,
 6. Con *emotion detection/TFLearn*, se determinarán las expresiones de los trabajadores, ahondando en determinar qué emoción genera durante la actividad realizada.
 7. Se envía la información, mediante el uso de script, se procederá a almacenar los datos en un bloc de notas python conocido como “*log-emotion-detection*”.
 8. Se guardará automáticamente la muestra en tiempo real.
- Se especifica el proceso de tiempo de la captura en la Figura 2.



Figura2. *Emotion detection*: formato de txt, detalla los resultados del muestreo.

Estas etapas permitieron el análisis de las capturas realizadas en el ambiente laboral, de las personas que trabajan en el área Administrativa:

Entrenamiento.-En seguimiento a los pasos recomendados por Thilaga, Khan, Jones y Kumar, se realizó el procedimiento basado en entrenar a un clasificador que toma las medidas de una nueva imagen de prueba y detecta su rostro, véase [17].

En el presente estudio las imágenes capturadas se guardaron automáticamente en un *dataset*, para luego ser subidas a una base de datos.

Detección del rostro.- Al realizar la captura del rostro la aplicación reconoció los rasgos faciales y se obtuvieron las características de la imagen, para luego clasificarla.

Después del reconocimiento del rostro de la persona, se pasó a analizar los rasgos faciales del rostro y se procedió a extraer las características de las imágenes capturadas para su respectivo análisis. Las imágenes pasaron por el proceso de selección o clasificación, culminando con la primera fase conocida como “entrenar el clasificador”.



Figura 3.Esquema de proceso del estudio.

Elaboración de los instrumentos de la investigación.- El uso del fichero Python, como herramienta para identificar siete emociones o reacciones faciales durante el proceso de entrenamiento, permitió al dispositivo lograr el objetivo del proyecto en base a una red convolucional, que es la identificación de las emociones, utilizando el conjunto de datos y el fichero model.h5, véase ([16]).

Implementación de Red neuronal Convolutacional.- Con esta tecnología fueron clasificadas las diferentes emociones, centrándose en las características faciales de la muestra ([8][11]). Se realizó el proceso de entrenamiento de la red neuronal convolutacional (CNN por sus siglas en inglés), haciendo uso de la plataforma de desarrollo de la cámara, para verificar el correcto funcionamiento, es decir, el reconocimiento adecuado de la imagen.

Las CNN se diseñan mediante varias capas de neuronas, véase [10][20]. La primera es la capa de entrada, que contiene la imagen que se va a analizar. La última es la capa de salida que devuelve el resultado final. Las capas intermedias pueden ser múltiples y es donde se realiza la convolución dentro de la CNN, véase Figura 4.

En las capas de convolución se le aplican filtros de procesamiento a la imagen que llega de la capa anterior. En la capa siguiente se incluyen las submuestras de la capa anterior y se pueden incluir opcionalmente las capas *pooling* que combinan los resultados obtenidos de submuestrear la capa anterior, con el objetivo de reducir la complejidad de la red. El más común de los operadores sobre este tipo de capas es el *max pooling*, donde se selecciona el valor máximo de la submuestra obtenida para formar la capa siguiente. La capa de conexión total, a diferencia de las otras, conecta cada neurona en una capa con cada neurona de la capa siguiente.

Los mapas de características, sean de convolución (C1, C2, ...) o de submuestreo (S1, S2,...) se obtienen de conectar cada neurona con una pequeña región de la imagen, debido a que si cada neurona representara un pixel la conexión total pixel a pixel es impracticable, sin embargo a la manera de las CNN se aprovecha la correlación existente entre los píxeles cercanos dentro de una región.

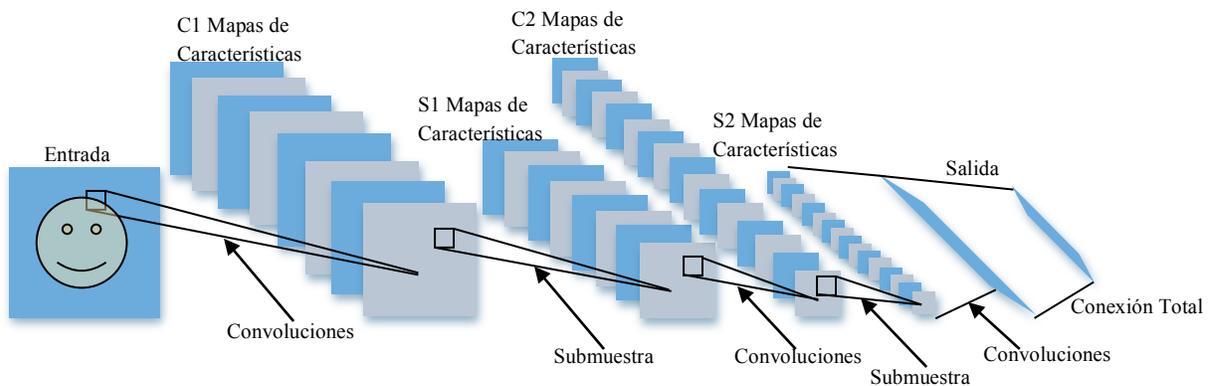


Figura 4. Red Neuronal Convolutacional típica.

Por ser una red multicapa, la capa de entrada e intermedia, se encargaron de hacer convoluciones de la imagen capturada en tiempo real conforme se avanzaba en toda la estructura de la imagen y finalmente la capa de salida mostró el resultado ([18]). Las convoluciones fueron deducidas de una red neuronal encargada del procesamiento a través de pequeños recortes de la imagen permitiendo que cada convolución repase por toda la imagen para generar una nueva imagen de salida.

La capa convolucional mostró parámetros importantes, tales como el tamaño del filtro definido por altura y longitud de la imagen. El filtro fue deducido como una especie de parche que recorrió la imagen completa siguiendo una secuencia. Tuvo su inicio en la parte superior izquierda de la imagen hacia la derecha y viceversa, así mantuvo este proceso hasta barrer la imagen completa y tomar la parte inferior de la imagen.

Reconocimiento.-Para realizar esta actividad con la cámara, la transmisión de video entra y marca las imágenes del rostro que va reconociendo acorde con el entrenamiento. Un método de entrenamiento muy común para entrenar redes neuronales, incluyendo la CNN es el algoritmo de propagación hacia atrás o de *backpropagation*. Este algoritmo compara el resultado obtenido de evaluar las variables de entrada con el resultado esperado, como indica la Ecuación 1 de error ([9]).

$$E(\tilde{x}^{(i)}, x^{(i)}, w^{(i)}) = \sum_{i=1}^m (\tilde{x}^{(i)} - x^{(i)})^2 \quad (1)$$

Donde $\tilde{x}^{(i)}$ es el valor obtenido y $x^{(i)}$ es el valor esperado, mientras que $w^{(j)}$ son los pesos por conexión neuronal.

Se calculan los gradientes del error respecto a los pesos, o sea, $\frac{\partial E}{\partial w^{(i)}}$ para todos los pesos. Luego se actualiza el valor de los parámetros mediante la fórmula 2.

$$w^{(i)} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w^{(i)}} \quad (2)$$

Donde η es la razón de aprendizaje.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Mediante el desarrollo del estudio de reconocimiento de emociones a tiempo real se determinaron las emociones de una persona en función de sus expresiones faciales capturadas en tiempo real ([14]). Se presentó el resultado reflejado del individuo en atención de servicio al cliente en tiempo real; en ese instante la aplicación arrojaba un porcentaje automático de las cifras de emociones consideradas y citadas en la introducción de este estudio, en consecuencia el mayor porcentaje y delataba la emoción del individuo. Cada día que se realizaba un muestreo, al final de la jornada se visualizaba la información guardada en el archivo *log-emotion-detection.txt*, este se subía a una base de datos para proceder con el análisis de los sentimientos predominante en día, semana y mes, además de ello los intervalos de horas que se presenciaba el sentimiento con más porcentaje denominado sentimiento más fuerte.

Más adelante se presentan las gráficas estadísticas tomadas del documento Excel, detallando la emoción, según rangos siendo estos: nombre de la emoción, número de veces que presenta dicha emoción y porcentaje.

3.1. Análisis de resultados

“Resultados (in)esperados”

La investigación de reconocimiento de emociones en tiempo real, permitió evaluar las etapas del proceso, constatar el desarrollo de la aplicación, la implementación con el dispositivo, el tiempo de demora para la recolección de muestras y análisis de cada una.

Subsisten actitudes y comportamiento con carácter ambiguo, muy automático, lo cual se evidencia en que este año algunos padres han aducido que no están siendo tratados como ellos esperaban. Por tanto manifiestan el deseo de no continuar en la Institución.

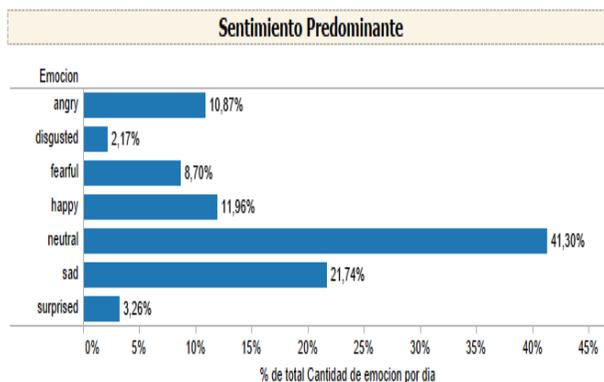


Figura. 5. Resultado del análisis de sentimiento predominante por día

La Figura 5 muestra los resultados de analizar el sentimiento predominante capturado por día. La gráfica indica que el rango de estado emocional abarca desde 0% a 41,30%, dando como resultado el estado emocional neutral, lo que deduce que la persona de quien se obtuvo los datos presentaba un estado emocional neutro. La gráfica resalta también las emociones en porcentajes bajos, como posibles estados que se registraron en algún momento del día, obteniendo el estado emocional de disgusto como el más bajo. Se concluye que el estado de la emoción que presenta el más alto porcentaje es el sentimiento actual del individuo.

La gráfica de emoción por mes, véase Figura 6, presenta, el muestreo tomado desde un rango de tiempo de 30 días equivalente a un mes, resaltando la emoción felicidad “*happy*” con mayores repeticiones alcanzando un

20%, seguido la emoción neutral y la tercera emoción de sorprendido, lo que indica que la persona en todo ese tiempo presentó un estado emocional variable debido a que las cantidades de variación no tienen una diferencia significativa. Finalmente la emoción de disgusto indica un nivel bajo en comparación con las seis emociones con respecto a la gráfica y al estudio.

Se puede visualizar en la Figura 7 la emoción que presentó el empleado. Las muestras capturadas fueron tomadas en el rango de tiempo de 08:00 a 12:00 en horario matutino y la emoción reflejada fue de 18,37% para el estado emocional neutral, posteriormente aparece el sentimiento de felicidad "happy". Se sintetiza que la persona estaba con un estado emocional variable, entre felicidad y neutral, dos resultados con un porcentaje elevado que arroja el muestreo, posteriormente se observa con un porcentaje mínimo de 5,71 % la emoción de disgusto.

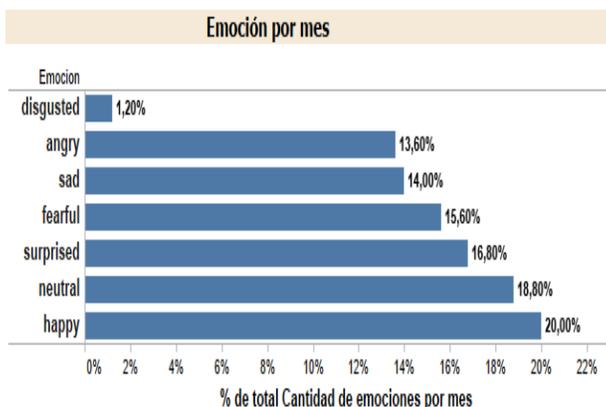


Figura 6. Emoción por mes

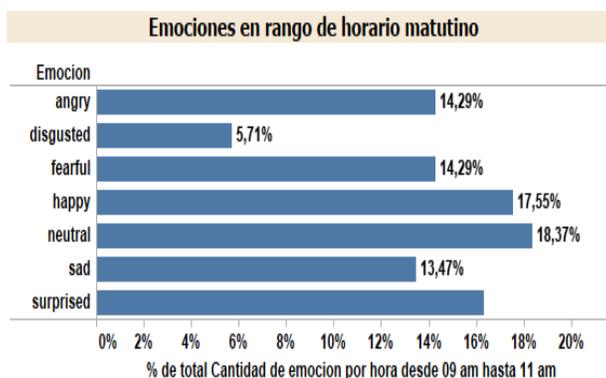


Figura 7. Emoción presentada en un individuo, se observa que predomina el estado neutral durante el horario matutino.

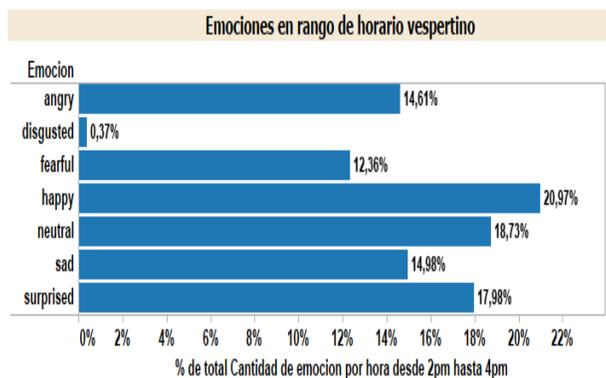


Figura 8. Esta gráfica demuestra el porcentaje de emociones en rango de horario vespertino.

La Figura 8 muestra la variación de siete emociones, cada emoción con un porcentaje distinto que refleja un resultado de 20,97% veces el estado emocional de felicidad “happy”, lo que deduce que la persona que mantuvo la emoción de felicidad en mayor tiempo, seguido del estado neutral donde se observa un 18,73%, el porcentaje mínimo alcanzado en la gráfica indica 0,37% el estado emocional de disgusto, esto se da siguiendo un rango insertado en *SQL server*, Todos los valores porcentuales se calcularon en horario vespertino.

	Sentimiento Predominante	Emoción en horario matutino	Emoción en horario Vespertino	Emoción con porcentaje bajo
ROSTRO 1	Happy 96%	Neutral 86%	Angry 72%	Surprised 57%
ROSTRO 2	Happy 98%	Neutral 85%	Angry 54%	Disgusted 6%
ROSTRO 3	Happy 95%	Neutral 82%	Fearful 70%	Sad 61%
ROSTRO 4	Happy 99%	Neutral 79%	Surprised 75%	Sad 60%

Figura 9.Tabla comparativa de cuatro rostros diferentes.

Los resultados mostrados en la Figura 9 hacen mención a una tabla comparativa muestreada con cuatro rostros de personas distintas detallando el sentimiento predominante: emoción en horario matutino-emoción en horario vespertino. Su porcentaje máximo alcanzado determina en qué estado emocional se encuentra la persona, quedando claro que el rango de porcentaje va tomando de uno a cien, comprendiendo que el porcentaje tiende a variar según el estado de emoción, el análisis de esta tabla aclara la variación de emociones según rostros diferentes.

4. CONCLUSIONES

En el actual estudio se pudo reconocer y analizar las emociones de cada empleado haciendo uso de la aplicación *DeepLens face detection* y que enfocó un muestreo de imágenes en tiempo real reflejando el estado de emoción. La actividad de selección muestral se llevó a cabo en las oficinas de Colecturía y Secretaría del Colegio Santa María Goretti a inicios del periodo escolar 2019-2020 dentro del horario laboral de 8:00 am a 16:00. Se aplicó una red convolucional de 4 capas.

El programa permitió captar las emociones de manera efectiva y eficiente. Estos resultados fueron transmitidos a la Rectora para que tome las medidas pertinentes como instrumentos de control emocional para una óptima atención a sus clientes, los padres de familia.

RECEIVED: NOVEMBER, 2019.
REVISED: JANUARY, 2020.

REFERENCIAS

- [1] ANÓNIMO (2018) AWS DeepLens Guía para desarrolladores. Disponible en url: <https://aws.amazon.com/es/>, Consultado: 3-7-2019.
- [2] ANÓNIMO (2017) Developer Guide. Disponible en url: <https://docs.aws.amazon.com/deeplens/latest/dg/deeplens-dg.pdf>, Consultado: 3-7-2019.
- [3] ANTONA CORTÉS, C. (2017). **Herramientas modernas en redes neuronales: la librería Keras**, Universidad Autónoma de Madrid, España.
- [4] BARTUAL GONZÁLEZ,R. HERRANZ,J. (2017) **Deteccion facial y reconocimiento anímico mediante expreciones faciales**. Universidad Politécnica de Valencia.
- [5] CALDERÓN MAFUD, J. L., LACA AROCENA, F. y PANDO MORENO, M. (2017) La autoeficacia como mediador entre el estrés laboral y el bienestar, *Psicología y Salud*, 27, 71–78.
- [6] DESHMUKH, R. S., JAGTAP, V. y PAYGUDE, S. (2017) Facial emotion recognition system through machine learning approach . En **Proceeding of International Conference Intelligence of Computational Control Systems ICICCS 2017**, 2018-January, 272–277.
- [7] GHALI, A. L. I. y KURDY, M. B. (2018) Emotion recognition using facial expression analysis **Journal**

- of theoretical and applied information technology, 96, 6117–6129.
- [8] IMANI, M. y MONTAZER, G. A. (2017): GLCM features and fuzzy nearest neighbor classifier for emotion recognition from face. En **7th International. Conference on Computer Knowledge Engineering.(ICCKE), IEEE**, 8–13.
- [9] JANG J-S. R., SUN C.-T., MIZUTANI, E. (1997): **Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence**, Upper Saddle River, NJ, Prentice Hall.
- [10] LE CALLET, P., VIARD-GAUDIN, C. y BARBA, D. (2006): A Convolutional Neural Network Approach for Objective Video Quality Assessment, **IEE Transactions on neural networks**, 17, 1316–1327.
- [11] LIAO, R., CAO, C., GARCÍA, E. B., YU, S. y HUANG, Y. (2017). Pose-based temporal-spatial network (PTSN) for gait recognition with carrying and clothing variations. En **Chinese Conference on Biometric Recognition, Springer**, Cham, 474-483.
- [12] MENDUIÑA FERNÁNDEZ, F.(2017). **Desarrollo de un sistema de detección de personas en ambientes de interior usando cámaras ojo de pez en plano cenital y algoritmos basados en Deep Learning**. Universidad Politécnica de Madrid.
- [13] QUIROZ MARTINEZ, M. A.; GUACHIZACA HERNÁNDEZ, J. M.; y ORTEGA VEINTIMILLA, S. S. (2019). Análisis comparativo para seleccionar una herramienta de reconocimiento de emociones aplicando el modelo AHP.**UNIANDÉS EPISTEME**, 6, 453-463.
- [14] SAEZ DE LA PASCUA, A. (2019). **Deep learning para el reconocimiento facial de emociones básicas**, Universitat Politècnica de Catalunya, España.
- [15] SERENO RODRIGUEZ, P. (2017). Tesis de Grado: Reconocimiento de expresiones faciales mediante el uso de redes neuronales convolucionales, Universitat Politècnica de Catalunya, España.
- [16] STOLAR, M. N., LECH, M., BOLIA, R. S. y SKINNER, M. (2017). Real time speech emotion recognition using RGB image classification and transfer learning. En **11th International Conference on Signal Processing and Communication Systems (ICSPCS) IEEE**, 1-8.
- [17] THILAGA, P. J. KHAN, B. A., JONES, A. A. y KUMAR N. K. (2018). Modern Face Recognition with Deep Learning. En Second International Conference on Inventive **Communication and Computational Technologies (ICICCT), IEEE**, 1947-1951.
- [18] TOSTADO SÁNCHEZ, S. E., ORNELAS RODRÍGUEZ, M. O., ESPINAL JIMÉNEZ, A. E. y PUGA SOBERANES, H. J. (2016). Implementación de algoritmos de inteligencia artificial para el entrenamiento de redes neuronales de segunda generación.**Jóvenes en la Ciencia**, 2, 6-10.
- [19] VARGAS SOTA, S. (2018) **Actuación Emocional en el Trabajo y su Relación con la Satisfacción Laboral en los Trabajadores de la Municipalidad Provincial de Abancay Apurímac**. Tesis de Maestría Universidad Cesar Vallejo, Perú.
- [20] ZEILER, M. D. y FERGUS, R. (2014) Visualizing and understanding convolutional networks. En European conference on computer vision, **Cham, Springer**, 818-833.