

Arquitectura de una red neuronal convolucional para el reconocimiento de expresiones faciales que representan emociones universales

Trabajo Terminal No. 2023-A024

Alumnos: Godínez Montero Esmeralda, Morales Hernández Carlos Jesús, Ramírez Hidalgo Marco Antonio*

Directores: Moreno Armendáriz Marco Antonio, Suárez Castañón Miguel Santiago

**email: cmoralesh1600@alumno.ipn.mx*

Resumen – El presente Trabajo Terminal (TT) tiene como objetivo el desarrollo de una nueva arquitectura de red neuronal convolucional que permita el reconocimiento de expresiones faciales para su posterior clasificación de acuerdo con el modelo de Paul Ekman en el que se reconocen siete emociones denominadas universales y se añade la emoción neutral. Asimismo, se compilará y etiquetará el conjunto de datos con el que se ha de entrenar la red neuronal, que estará compuesto por imágenes de personas de diferentes edades y rasgos étnicos.

Palabras clave – Reconocimiento de expresiones faciales, Redes neuronales convolucionales, Aprendizaje profundo, Emociones universales

1. Introducción

La industria del reconocimiento de expresiones faciales (FER, por sus siglas en inglés) para el año 2023 tendrá un valor de 25 mil millones de dólares solamente en EUA [1], estimación de la que se espera un crecimiento más avanzado dentro de la próxima década, lo que habla por sí mismo cuando se tiene en cuenta el variado espectro de tecnologías que hoy en día se han implementado en este ámbito, como lo son: el monitoreo de las emociones durante el proceso de aprendizaje de los estudiantes para establecer un sistema de tutoría que se adapte a las necesidades del estudiante [2], un sistema de reconocimiento facial que ayuda a la identificación de depresión en personas mayores [3], y un sistema que puede reducir los reclamos de fraude con el propósito de ahorrar a empresas de seguros millones de dólares [4], entre otros [5] como la personalización de la atención en servicios.

Una herramienta que se ha empleado con mayor frecuencia en el FER por su eficiencia computacional es un tipo de red neuronal conocido como red neuronal convolucional (CNN, por sus siglas en inglés) [6, 7], que se caracteriza por ser un modelo de aprendizaje profundo que permite un procesamiento de imagen altamente eficiente facilitando la búsqueda de objetos para su posterior clasificación [8].

Lo anterior resulta ser inherentemente útil en el procedimiento de reconocimiento de expresiones en imágenes, el cual consiste en tres etapas principales [9], siendo la primera de ellas la detección de rostros en un retrato, luego, dentro de esos rostros se buscan las expresiones faciales que posteriormente serán catalogadas en las respectivas emociones que representen. Considerando que una misma cara puede tener características de expresiones correspondientes a varias emociones, a pesar de que domine una, es equivocado ignorar esos atributos, por lo que una clasificación suave, que determine el grado de cada emoción [10], es indispensable.

A medida que un número más grande de aplicaciones dependan de tecnologías fundamentadas en el FER, la precisión en que las emociones son interpretadas por los dispositivos computacionales cobra cada vez más relevancia. Los resultados de redes neuronales que conforman el estado de arte rondan porcentajes entre el 70% y 74% de precisión con pruebas hechas en el conjunto de datos FER2013 [6], lo que deja un margen de error amplio que tiene el efecto de tergiversar las emociones en las personas. Situación que también está influenciada por cuestiones externas al reconocimiento que pueden ser tanto las condiciones de luz en el entorno como los ángulos de las cámaras con que se fotografían las personas [7].

No todas las expresiones faciales describen con exactitud lo que una persona puede sentir en un determinado periodo de tiempo [1, 5, 8], por ejemplo, una persona que sufre de depresión, aunque sonría sincera, pero efímeramente no se encuentra bajo un sentimiento general de felicidad. Una consideración es que la industria del FER está en una etapa temprana [8]. Sin embargo, el desarrollo de tecnologías para el FER mejorara con el paso de los años, eso sin añadir métodos diversos para reconocer emociones en los seres humanos [1], que en conjunto, pueden alcanzar una aproximación más acertada y profunda de las emociones en una persona. Esto resalta la envergadura del diseño y creación de instrumentos que permitan reconocer emociones en las expresiones faciales.

Si bien para las computadoras no existe una forma de reconocer el estado anímico de una persona por completo, los seres humanos no destacamos en esta tarea en lo absoluto [8]. Por esta razón Paul Ekman, a manera de mejorar las relaciones interpersonales, desarrolló un método para reconocer en las expresiones faciales de los individuos siete emociones universales: ira, desprecio, disgusto, miedo, alegría, tristeza y sorpresa [9, 10], que son percibidas por todos a pesar del trasfondo cultural [11]. En el reconocimiento de expresiones faciales [6, 7], se suele añadir la emoción neutral, la cual se interpreta como la ausencia de las otras y se considera como universal.

En vista de las crecientes problemáticas y necesidades descritas hasta ahora, en este Trabajo Terminal se propone el diseño e implementación de una arquitectura de red neuronal con la capacidad de: detectar rostros de personas en imágenes, detectar expresiones en los rostros y realizar una clasificación suave de las ocho emociones universales en las expresiones faciales. La red neuronal ha de ser entrenada con un conjunto de datos compuesto de una cantidad basta de imágenes de personas con distintos rasgos faciales y edades que se etiquetará por el equipo de desarrollo del TT. El resultado que se espera de la red neuronal es una clasificación con un porcentaje de precisión que se ubique al nivel de aquellos resultados en trabajos que componen el estado del arte.

Estado del arte

Para la elaboración del estado del arte se investigó acerca de aplicaciones, servicios, tesinas, tesis y artículos que realizan un FER efectivo y se relacionan directamente con este TT. En la tabla a continuación se muestra una síntesis de esta investigación.

No.	Título	Tipo	Empresa o Institución	Referencia	Breve Descripción	Características a tomar en cuenta
1	Redes neuronales convolucionales profundas para el reconocimiento de emociones en imágenes	Tesis (Master)	E.T.S. de Ingenieros Informáticos (UPM)	O. Picazo Montoya. (2019) Redes neuronales convolucionales profundas para el reconocimiento de emociones en imágenes. [Tesis Master], E.T.S. de Ingenieros Informáticos (UPM). https://oa.upm.es/51441/	Mediante el uso de redes convolucionales, se desarrolla una aplicación móvil para la detección de emociones básicas (sorprendido, asustado, asqueado, feliz, triste, enfadado y neutral) a través de imágenes transformadas a escalas de grises debido a la facilidad de reconocimiento y a la base de datos compuesta de 15,339 imágenes, además basándose de primer plano de la red convolucional VGG.	-Utiliza red convolucional -Reconoce imágenes a través de la conversión a blanco y negro de dichas imágenes para una mejor clasificación
2	Reconocimiento Multimodal de Emociones Mediante el Uso de Redes Neuronales Artificiales	Tesis (Master)	Universidad Politécnica de Valencia	J.M. Fuentes. (2019), Reconocimiento multimodal de emociones mediante el uso de redes neuronales artificiales, [Tesis Master] Universidad Politécnica de Valencia.	Se desarrolla un reconocedor multimodal de emociones humanas mediante el uso de redes neuronales artificiales. Para ello, se diseñan y entrenan tres modelos capaces de reconocer emociones a partir de imágenes de la cara, audios y texto, por separado, se combinan dichos sistemas para crear uno multimodal, más robusto y preciso.	- Uso de redes convolucionales y recurrentes - Toma 486 secuencias de la cara para la clasificación de la emoción
3	FaceReader	Aplicación comercial	Noldus Information Technology	Noldus Information Technology (2022). Emotion Anyllisis FaceReader. https://www.noldus.com/facereader	FaceReader es un software capaz de reconocer expresiones humanas en imágenes. Reconoce las seis emociones básicas o universales definidas por Ekman, estas son: felicidad, tristeza, enojo, sorpresa, susto, y disgusto. Para clasificar las expresiones se realiza un reconocimiento facial usando deep learning, luego se realiza un modelado facial y finalmente se clasifican las expresiones con redes neuronales artificiales.	- El sistema utiliza redes neuronales profundas donde se describe la ubicación de 468 puntos clave en la cara para clasificar las expresiones faciales. - El precio depende de la aplicación que el usuario desarrolle.

4	Multimodal emotion recognition using deep learning	Artículo	Duhok Polytechnic University	Abdullah, S. M. S. A., Ameen, S. Y. A., Sadeeq, M. A., & Zeebaree, S. (2021). Multimodal emotion recognition using deep learning. <i>Journal of Applied Science and Technology Trends</i> , 2(02), 52-58.	Análisis de la identificación multimodal de emociones humanas usando aprendizaje profundo. Se plantea que es necesario considerar información emocional de diferentes modos, por ejemplo, por expresiones faciales, la voz o la escritura.	Se mencionan modelos de para el reconocimiento de expresiones faciales basados en el aprendizaje profundo como DBN, CNN y LSTM.
5	Azure Cognitive Services	Servicio comercial	© Microsoft	Microsoft. (2022). Azure Cognitive Services. [Computer Software]. https://azure.microsoft.com/es-mx/services/cognitive-services/	Azure Cognitive Services son servicios basados en la nube de inteligencia artificial (IA) que se componen de un conjunto de REST APIs e interfaces de usuario que permiten dar soluciones cognitivas en las que se implica ver, escuchar, hablar, entender y tomar decisiones artificialmente	<ul style="list-style-type: none"> - Disponible para desarrollo web y móvil - Utiliza deep learning y machine learning - REST API para detectar emociones en imágenes - Gratis y se cobra según necesidades de uso
6	Deep-Emotion: Facial Expression Recognition Using Attentional Convolutional Network	Artículo	Snapchat Inc.	Minaee, S., Minaei, M., & Abdolrashidi, A. (2021). Deep-Emotion: Facial Expression Recognition Using Attentional Convolutional Network. <i>Sensors</i> , 21(9), 3046. https://doi.org/10.3390/s21093046	Propuesta de un marco de referencia para el reconocimiento de expresiones faciales haciendo uso de una red convolucional atencional	<ul style="list-style-type: none"> - Red convolucional atencional - Utiliza redes neuronales convolucionales, deep learning y un mecanismo de atención - Reconoce las expresiones faciales en imágenes - Buenos resultados en datasets como FER-2013, CK+, FERG y JAFFE
7	Face Emotion Recognition using a crisis related smartphone App	Artículo	Czech Technical University in Prague	Datcu, D., & Rothkrantz L. (Eds.). (2021). Face Emotion Recognition using a crisis related smartphone App [Special Issue]. <i>International Journal on IT & Security</i> , 13(3).	Sistema que reconoce las emociones en las expresiones faciales de una persona mientras hace una videollamada por medio de una red neuronal convolucional entrenada con la base de datos de AffectNet	<ul style="list-style-type: none"> - Aplicación móvil no comercial - Utiliza redes neuronales convolucionales y deep learning - Reconoce las expresiones fáciles en video - Dataset de AffectNet basado en imágenes

8	Face Detection using Gabor Wavelets and Neural Networks	Artículo	Word Academy of Science, Engineering and Technology	Sahoolizadeh, H., Sarikhanimoghadam, D. & Dehghani, H. (2008). Face Detection using Gabor Wavelets and Neural Networks.	Propuesta de un enfoque híbrido para el reconocimiento facial, mediante la creación de una red neuronal perceptrón y el uso del algoritmo de Gabor Wavelets con un 93% de efectividad en el reconocimiento de reconocimiento facial	-Red perceptrón múltiple -Utiliza el algoritmo de Gabor Wavelet como analizador de imágenes para un correcto análisis de reconocimiento facial
9	Deep Neural Network Approach for Pose, Illumination, and Occlusion Invariant Driver Emotion Detection	Artículo	International Journal of Environment Research and Public Health	Sukhavasi, S.B., Elleithy, K., El-Sayed, A., Elleithy, E., (2022). Deep Neural Network Approach for Pose, Illumination, and Occlusion Invariant Driver Emotion Detection. Int. J. Environ. Res. Public Health http://doi.org/10.3390/ijerph19042352	Se propone un enfoque de red profunda para determinar las emociones del conductor en un entorno de conducción en tiempo real a través del reconocimiento de expresiones faciales y determinar las emociones del conductor para ayudar a los sistemas avanzados de asistencia al conductor en vehículos inteligentes.	-Algoritmo de Viola-Jones para la detección de expresiones faciales -Refleja las emociones del conductor cuando presentan un cambio de iluminación, las posiciones de los ángulos laterales de la luz solar, las oclusiones como el cabello y las gafas de sol, y los diferentes ángulos de la cara
10	EmotionNet Nano: An Efficient Deep Convolutional Neural Network Design for Real-Time Facial Expression Recognition	Artículo	Frontiers in Artificial Intelligence	Lee, J.R, Wang, L., Wong, A.,(2021). EmotionNet Nano: An Efficient Deep Convolutional Neural Network Design for Real-Time Facial Expression Recognition. https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/frai.2020.609673/full	Se presenta una arquitectura de red neuronal llamada "EmotionNetNano" la cual es capaz para detectar emociones en distintos tipos de escenarios que se presente el usuario utilizando el aprendizaje de máquina e inteligencia artificial	-Utilizan CK+ dataset para que contenga alrededor de 593 imágenes para el entrenamiento de la red -Clasificación de emociones del usuario en tiempo real

Tabla 1. Aplicaciones similares

2. Objetivo

Desarrollar la arquitectura de una red neuronal convolucional entrenada para obtener una clasificación suave de emociones universales en expresiones faciales presentes en los rostros de una imagen y, a partir de ello, producir resultados esperados con base en el conjunto de datos recopilados y etiquetados por el equipo de desarrollo del TT.

Objetivos específicos:

- Almacenar en una base de datos un *dataset* que contenga imágenes de personas con diferentes rasgos étnicos y edades efectuando diversas expresiones faciales
- Diseñar la arquitectura de una red neuronal convolucional con un mecanismo de atención para el reconocimiento de expresiones faciales
- Implementar la red neuronal convolucional en Python
- Entrenar la red neuronal convolucional para buscar parámetros e hiperparámetros que produzcan los mejores resultados en la red usando el *dataset* de entrenamiento
- Llevar a cabo una etapa de pruebas para la evaluación y recopilación de estadísticas acerca del desempeño de la red
- Realizar una comparación de resultados entre modelos de redes neuronales para la detección de emociones en expresiones faciales y la arquitectura desarrollada en este proyecto después del entrenamiento

3. Justificación

Las emociones son sensaciones fugaces e intensas que se perciben de acuerdo con un estado de ánimo [12, 13]; son importantes en la vida de una persona debido a que interfieren en la forma en que dirige sus relaciones interpersonales. Reconocer las emociones es relevante en dos sentidos, el primero es en el reconocimiento de las emociones propias y el segundo en el reconocimiento de emociones en otras personas. Conocer las emociones en otras personas ayuda a mejorar la comunicación y a entender mejor sus situaciones; en el campo de la inteligencia artificial el reconocimiento de las emociones en las personas es necesario para mejorar la calidad de interacción entre una persona y una máquina. [14]

Según Mehrabin, el 55% de la información emocional es visual, 38% es vocal y 7% escrita [15], por lo que particularmente, el reconocimiento de las expresiones faciales juega un papel muy importante en la comunicación entre una persona y una máquina.

Una gran variedad de aplicaciones utiliza el reconocimiento de expresiones faciales, por ejemplo, en: [5]

- Servicios personalizados
- Análisis del comportamiento de un cliente
- Cuidado de la salud
- Empleo
- Educación

- Detección de crímenes

Nuestro sistema pretende ser una herramienta utilizada por desarrolladores que busquen construir aplicaciones donde sea importante clasificar las emociones de las personas.

El impacto del aprendizaje profundo ha sido significativo en el mundo debido a que es utilizado para resolver una gran variedad de problemas complejos. El objetivo es entrenar a una computadora para que sea capaz de realizar actividades que solemos hacer los seres humanos, por ejemplo, reconocer, clasificar o describir. [16]

En virtud del efecto que tiene el aprendizaje profundo hoy en día, se ha considerado utilizarlo para el desarrollo del presente TT. Además, se sugiere la construcción de una nueva arquitectura de red neuronal para la clasificación de emociones basada en redes neuronales convolucionales, las cuales han demostrado gran potencial debido a su eficiencia computacional [6]. Las redes neuronales convolucionales son ampliamente utilizadas para el procesamiento y la clasificación de imágenes, su principal ventaja comparada con sus predecesores es que detecta automáticamente características importantes sin supervisión humana, además, se consideran eficientes porque utilizan operaciones especiales de convolución y agrupación, y comparten parámetros. [17]

El entrenamiento de la red neuronal tomará datos recopilados y etiquetados por el equipo de desarrollo considerando la edad y rasgos étnicos de una persona, esto beneficiará a que el aprendizaje de la red neuronal se realice con datos apropiados y de tamaño suficiente. Elegir el conjunto de datos apropiado es crucial para evitar discriminación, pues si el conjunto no es suficientemente diverso se estaría despreciando la población restante[5], de igual manera se realizará un balanceo de emociones recopiladas para conseguir una distribución equitativa de estas.

4. Productos o resultados esperados

Los productos esperados al terminar el Trabajo Terminal se enlistan debajo:

1. Red neuronal convolucional para clasificar emociones
2. Base de datos con imágenes de personas expresando las diferentes emociones universales
3. Documentación del proyecto

La arquitectura propuesta para el sistema se muestra en la Fig. 1, la descripción de cada componente se hace en seguida.

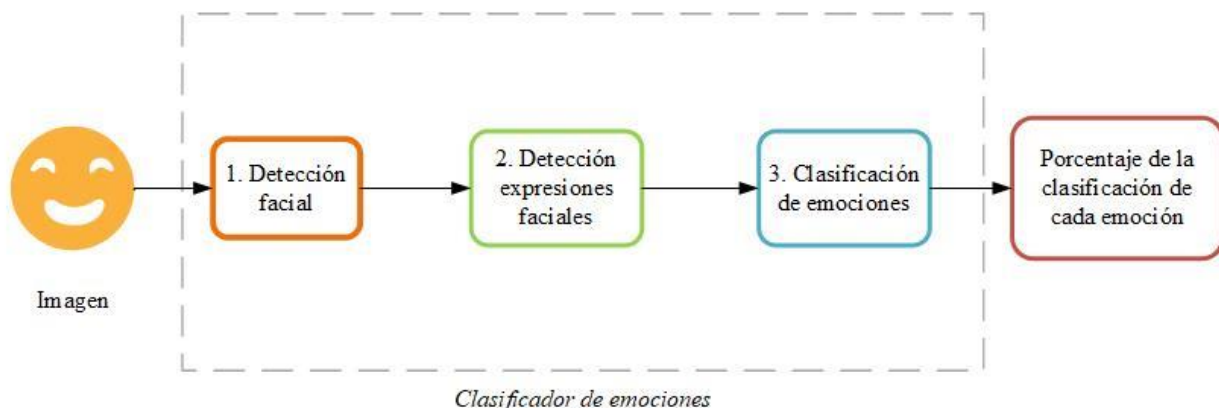


Figura 1. Arquitectura de la red neuronal

1. Detección facial: cuando la imagen ingresa a la red neuronal convolucional, el primer componente que interactúa con esta es el de la detección facial cuyo propósito es reconocer el rostro o rostros presentes en la imagen.
2. Detección de expresiones faciales: una vez se tienen identificados cada uno de los rostros en la imagen es momento de analizarlos y así determinar las gesticulaciones con el fin de distinguir las características de las expresiones que las personas presentan.
3. Clasificación de las emociones: las gesticulaciones que se obtienen en la detección de expresiones faciales se emparejan con las correspondientes de cada una de las emociones para obtener el porcentaje respectivo. Con ello, se obtiene la salida de la red.

5. Metodología

La metodología que se utilizará a lo largo del desarrollo del Trabajo Terminal es SCRUM, en cual se realizan entregas parciales y regulares a partir de iteraciones o sprints. Esta metodología tiene como fin la entrega de resultados en periodos cortos de tiempo, lo que conlleva a un desarrollo incremental y la oportunidad de dar una retroalimentación al final de cada sprint. [18]

La metodología SCRUM está compuesta por una serie de pasos que se detallan a continuación:

- Requerimientos del proyecto (Product Backlog).
- Planeación del sprint.
- Reunión.
- Revisión del sprint.

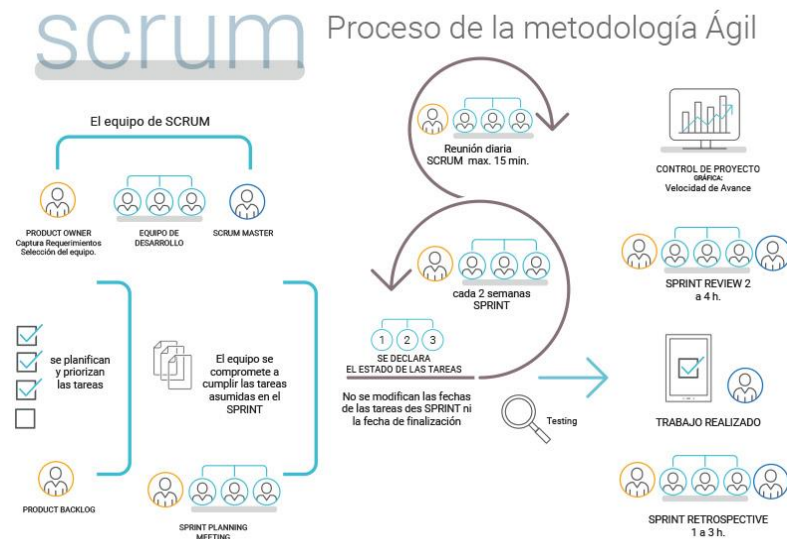


Figura 2. Metodología SCRUM [19]

Hemos decidido utilizar esta metodología debido a las necesidades requeridas de este TT, ya que se cuenta con un periodo de tiempo limitado y se tienen una serie de actividades que pueden ser organizadas en cada sprint para que se lleven a cabo los requerimientos solicitados. A eso se le agregan las constantes reuniones con los directores del TT con las que existirá una retroalimentación del trabajo y se tomaran los puntos necesarios para las entregas parciales.

Considerando la metodología SCRUM, se ha tomado la decisión de emplear un total de 12 SPRINTS a lo largo del TT, donde se trabajarán los requerimientos, la programación, el entrenamiento de la red neuronal, las pruebas y la presentación final.

6. Cronograma

Nombre del alumno(a): Carlos Jesus Morales Hernandez

TT No.

Título del TT: Arquitectura de una red neuronal convolucional para el reconocimiento de expresiones faciales que representan emociones universales

[illegible]

Nombre del alumno(a): Esmeralda Godinez Montero

TT No.

Título del TT: Arquitectura de una red neuronal convolucional para el reconocimiento de expresiones faciales que representan emociones universales

[illegible]

Nombre del alumno(a): Marco Antonio Ramirez Hidalgo

TT No.

Título del TT: Arquitectura de una red neuronal convolucional para el reconocimiento de expresiones faciales que representan emociones universales

[illegible]

7. Referencias

- [1] A. Chen. (2019, julio 26). Computers can't tell if you're happy when you smile. [En línea]. Disponible en: <https://www.technologyreview.com/2019/07/26/238782/emotion-recognition-technology-artificial-intelligence-inaccurate-psychology/>
- [2] H. Koong, C. Wang, C. Chao, and M. Chien, "Employing textual and facial emotion recognition to design an affective tutoring system", *TOJET: The Turkish Online Journal of Educational Technology*, vol. 11, no. 4, pp. 418-426, 2012. Accedido en: Abril 20, 2022, [En línea].
- [3] A. Jha. (2017, febrero 17). How facial emotion recognition could be the key to maintaining independence of elderly. [En línea]. Disponible en: <https://www.itv.com/news/2017-02-17/technology-could-be-key-to-maintaining-independence-of-elderly>
- [4] D. Fulton. (2018, mayo 11). How facial recognition could save insurance companies billions. [En línea]. Disponible en: <https://www.information-age.com/how-facial-recognition-could-save-insurance-companies-billions-123472478/>
- [5] K. Vemou. "Facial Emotion Recognition", *EDPS: TechDispatch on Facial Emotion Recognition*, no. 1, pp. 1-5, 2021. [En línea]. Doi disponible: 10.2804/014217
- [6] Y. Khairuddin, and Z. (2021, mayo 8). Chen. Facial Emotion Recognition State of the Art Performance on Fer2013. [En línea]. Disponible en: <https://arxiv.org/abs/2105.03588v1>
- [7] S. Minaee, M. Minaei, and A. Abdolrashidi. (2021, abril 27). Deep-Emotion: Facial Expression Recognition Using Attentional Convolutional Network. [En línea]. Disponible en: <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/9/3046>
- [8] D. Heaven. (2020, febrero 26). Why faces don't always tell the truth about feelings. [En línea]. Disponible en: <https://www.nature.com/articles/d41586-020-00507-5>
- [9] P. Ekman, *Emotions Revealed: recognizing faces and feelings to improve communication and emotional life*, 1ª ed. Estados Unidos de América: Henry Holt and Company, 2003.
- [10] P. Ekman. Universal Emotions. [En línea]. Disponible en: <https://www.paulekman.com/universal-emotions/>
- [11] P. Ekman, "Universal Facial Expressions of Emotion", *California Mental Health Research Digest*, vol. 8, no. 4, pp. 151-158, 1970.
- [12] C. M. Sandra Rocío y Z. J. Marcela (2012), "Manejar las emociones, factor importante en el mejoramiento de la calidad de vida." *Revista Logos, Ciencia & Tecnología*, Vol. 4, núm.1, pp.58-67. ISSN: 2145-549X. Disponible en: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=517751763003>
- [13] REAL ACADEMIA ESPAÑOLA: *Diccionario de la lengua española*, 23.ª ed., [versión 23.5 en línea]. Disponible en: <https://dle.rae.es/emoci%C3%B3n>.
- [14] Microsoft. Detecting emotions in selfies with Azure Cognitive Services [En línea]. Disponible en: <https://azure.microsoft.com/es-mx/services/cognitive-services/>
- [15] Wafa Mellouk y Wahida Handouzi (2020), "Facial emotion recognition using deep learning: review and insights", *Procedia Computer Science* [En línea]. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050920318019>
- [16] B. Alison, (2016), "Deep Learning methods and applications", *Analytics Software & Solutions* [En línea]. Disponible en: <https://blogs.sas.com/content/sascom/2016/04/19/deep-learning-methods-and-applications/>


[17] D. Arden, (2017), “Applied Deep Learning – Part 4: Convolutional Neural Networks”, towards data science [En línea]. Disponible en: <https://towardsdatascience.com/applied-deep-learning-part-4-convolutional-neural-networks-584bc134c1e2>

[18] J. Palacios *Scrum Manager: Gestión de proyectos*, Rev. 1.4 ed., [versión 1.4 en línea]. Disponible en: <https://topodata.com/wp-content/uploads/2019/10/210617918-Gestion-de-Proyectos-Juan-Palacios.pdf?489c18&489c18>

[19] “Metodología Scrum”, Grupo Garatu Development, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://development.grupogaratu.com/metodologia-scrum-desarrollo-software/>

8. Alumnos y directores

Carlos Jesus Morales Hernandez. – Alumno de la carrera de Ing. En Sistemas Computacionales en ESCOM, Especialidad Sistemas, 2020630267, 5568883741, cmoralesh1600@alumno.ipn.mx

Firma: 

CARÁCTER: Confidencial

FUDAMENTO LEGAL: Artículo 11 Fracc. V y Artículos 108, 113 y 117 de la Ley Federal de Transparencia y Acceso a la Información Pública.

PARTES CONFIDENCIALES: Número de boleta y teléfono

Esmeralda Godinez Montero. – Alumno de la carrera de Ing. En Sistemas Computacionales en ESCOM, Especialidad Sistemas, 2020630179, 5525118884, egodinezm1600@alumno.ipn.mx

Firma: 

Marco Antonio Ramirez Hidalgo. – Alumno de la carrera de Ing. En Sistemas Computacionales en ESCOM, Especialidad Sistemas, 2020630442, 5513638399, mramirezh1600@alumno.ipn.mx

Firma: 

Marco Antonio Moreno Armendáriz. Obtuvo el grado de Licenciatura en Ingeniería Cibernética en la Universidad La Salle, México en 1998 y los grados en Maestro y Doctor en Ciencias en la especialidad de Control Automático en CINVESTAV-IPN en 1999 y 2003, respectivamente. Sus áreas de investigación incluyen las Redes Neuronales Artificiales aplicadas a la identificación y control de sistemas, Visión por Computadora, Mecatrónica y la implementación sobre FPGAs de este tipo de algoritmos. 5548704649, Email: mam_armendariz@cic.ipn.mx



Firma: _____

Miguel Santiago Suarez Castañón. Obtuvo el grado de Licenciatura en Cibernética y Ciencias de la Computación por parte de la Universidad La Salle, México en 1989, Maestro en Ciencias de la Computación en el Instituto de Investigaciones en Matemáticas Aplicadas y en Sistemas, México en 2001, y Doctor en Ciencias de la Computación en CIC, IPN 2005. Desde el 2007, es miembro del SIN de México. 5550689512. Email: sasuares@prodigy.net.mx



Firma: _____