

Detección automatizada de emociones a través del rostro, una revisión del estado del arte

Quetzalli Abigail Pinzón Montes¹, Saul Lazcano Salas², Héctor Rafael Orozco Aguirre², Maricela Quintana López²

Centro universitario UAEM valle de México, Boulevard Universitario S/N Valle Escondido, Río San Javier, 54500 Cd López Mateos, México.

isc-ing.qapm@outlook.com¹ {slazcanos, hrorozcoa, mquintanal}@uaemex.mx²

Área de participación: *Sistemas Computacionales*

Resumen

En el presente trabajo, se muestra un compendio de las características más destacadas de los sistemas y algoritmos que permiten el reconocimiento automatizado de emociones de una persona a través del análisis del rostro. En primera instancia, se exponen las técnicas y algoritmos para la detección del rostro, posteriormente se realiza la revisión del estado del arte de los algoritmos de mayor relevancia para el reconocimiento de emociones a partir del estudio de la expresión facial, con el propósito de ofrecer información de utilidad a los lectores interesados en el tema.

Palabras clave: *Detección de rostro, reconocimiento automático de emociones, reconocimiento de patrones.*

Abstract

In this work we show a compendium of the most outstanding characteristics of the algorithms and systems that allow the automated recognition of a person's emotions through the analysis of the face, in the first instance the techniques and algorithms for face detection are exposed, later, we carried out a literature review of the most relevant algorithms for the recognition of emotions from the study of facial expression, with the purpose of offering useful information to readers interested in the subject.

Key words: *Automatic emotion recognition, face detection, pattern recognition.*

Introducción

Las emociones y su expresión son parte inherente al comportamiento humano y, por ende, presentes en todas las facetas de su vida. Las emociones afectan de manera directa la forma en que nos comunicamos e interactuamos; conocerlas puede marcar la diferencia para lograr un proceso de comunicación exitoso con los demás. Las emociones pueden expresarse a través del: rostro, la voz, el lenguaje corporal en general, por citar algunos. Si se analizan con atención algunas alteraciones en parámetros biométricos, es posible identificar la emoción dominante de una persona en un determinado momento; esta idea es la base sobre la cual se centran los llamados sistemas automatizados de identificación de emociones. En este trabajo se presenta un resumen de los algoritmos más usados para el reconocimiento automatizado de emociones (RAE), enfocándose de manera particular en aquellos orientados a la identificación de emociones a partir del rostro.

Antecedentes

El reconocimiento de emociones es un área de trabajo en donde convergen las neurociencias, la psicología, el reconocimiento de patrones, entre otras áreas del conocimiento; conlleva tareas como la adquisición y lectura a la interpretación de señales biométricas, culminando con la automatización del proceso en conjunto. Existen diferentes parámetros biométricos que sirven como base para el análisis e interpretación automatizada de emociones, tales como: el rostro, la voz, el pulso, entre

otros; cada uno de ellos con ventajas y desventajas; sin embargo, el rostro es uno de los más analizados y estudiados [1].

Uno de los trabajos más importantes al respecto lo realizó el psicólogo Paul Ekman en 1970, plasmado en el trabajo: "Universal Facial Expressions of Emotions" [2], en el cual retoma la idea darwiniana de la universalidad de la expresión de las emociones en el ser humano y propone que las emociones en el ser humano son una mezcla de siete emociones básicas (enojo, disgusto, miedo, alegría, tristeza, sorpresa y desagrado); a partir de ello genera un esquema de validez universal de reconocimiento de emociones por medio de patrones en el rostro humano, mejor conocido por las siglas FACS (Facial Action Coding System) [3].

El trabajo de Paul Ekman [2,3] en conjunto con la idea de universalidad de expresión de las emociones en el rostro humano, son la base para la construcción de diversos sistemas de reconocimiento de emociones, entre los que destacan: Afectiva [4], Face Reader [5], otros de código abierto como Emotion detection [6] y diversos servicios en la nube, tales como Face, servicio de inteligencia artificial (IA) dentro de la plataforma Microsoft Azure [7], la herramienta de reconocimiento visual de IBM Watson [8], el servicio de Amazon Rekognition [9] o el servicio de Google Vision [10] por citar algunos. Cabe destacar que la mayoría de los sistemas antes mencionados hacen uso de herramientas de IA para realizar análisis complejos de imágenes en general y de rostros en particular.

El RAE a través del rostro puede verse como un problema que puede ser abordado en dos etapas: Etapa 1: detección y segmentado del rostro a partir de la imagen inicial, limpieza y ajuste de imagen del rostro (estandarizado de dimensiones, de contrastes, etc.) Etapa 2: extracción de características del rostro, análisis y clasificación de las emociones presentes. Esta división de tareas se muestra en la figura 1.

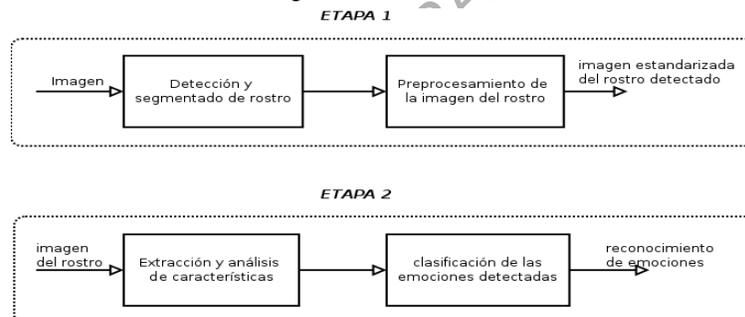


Figura 1. Diagrama sintetizado de las etapas del reconocimiento automatizado de emociones

Algoritmos para la detección de rostros

La detección de rostros dentro de imágenes se considera el punto de partida para un sinnúmero de aplicaciones, incluyendo aquellas enfocadas a la interacción hombre-máquina y de visión computarizada. Este aspecto, no es un área nueva, en la década de los 90's se publicaron una amplia variedad de algoritmos y aplicaciones siguiendo dicha vertiente; el trabajo realizado por [11] realiza una excelente revisión sobre trabajos relacionados en dicha década y propone una división de los algoritmos en 4 categorías generales:

- Basados en conocimiento: teniendo como base lo que los seres humanos consideramos como una cara; estos métodos identifican relaciones entre características del rostro.
- Aproximaciones basadas en características invariantes: se enfocan en identificar características estructurales que no varían a pesar de cambios en las imágenes, como iluminación, ángulo o similares.
- Basados en comparación de plantillas: guarda diversas plantillas de rostros y sus características; posteriormente calcula la correlación de la imagen bajo análisis con cada una de las plantillas existentes para efectos de detección.

- Basados en apariencia: a diferencia del conjunto anterior, estos algoritmos construyen las plantillas de las características de un rostro a partir de un conjunto de imágenes de prueba; para ser empleadas en la detección de rostros en otro conjunto de imágenes.

De toda la gama de algoritmos, destacan las máquinas de soporte vectorial (SVM, por sus siglas en inglés), pertenecientes a la categoría de aprendizaje supervisado [12], LBP (patrones binarios locales) [13], operador enfocado a la clasificación en imágenes y texturas. Estos algoritmos son actualmente empleados para la detección de rostros en imágenes, sin embargo, aunque tienen alta efectividad en la detección de un solo rostro, cuando se trata de detección de múltiples rostros su precisión disminuye.

Otro importante algoritmo data de finales de los 90's presentado en el año 2001 y finalmente publicado en el 2004; Paul Viola y Michael Jones desarrollaron un algoritmo conocido como Viola-Jones [14], el cual se considera el primer método con altos resultados en la detección de objetos especialmente en la detección de rostros y una tasa muy baja en falsos positivos, por ello es uno de los algoritmos más robustos y mayor utilizado en el procedimiento de detección facial en imágenes.

Posteriormente se han creado algoritmos como FaceTraker [15], que actualmente es una biblioteca en C++ para el seguimiento de rostros que trabaja bajo la biblioteca Open Computer Vision 2 [16]; el proceso se divide en etapas, detectando la cara en la foto haciendo uso de un detector Haar y posteriormente realizando el ajuste de los puntos con una técnica llamada ASM (Active Shape Model) repitiendo hasta conseguir un resultado óptimo [17].

De igual manera, existen trabajos que proponen mejoras a algoritmos ya existentes, como es el caso de SE-IYOLOV3 y el algoritmo YOLO-face, los cuales se proponen como mejora al algoritmo YOLOv3 [18] la última versión oficial del algoritmo YOLO (You Only Look Once) [19], dichos algoritmos se categorizan como detector de una etapa y se enfocan en detección de objetos en tiempo real, superando a otros algoritmos por un amplio margen de velocidad, sin embargo cuentan con una limitante al momento de detectar objetos de pequeñas dimensiones, tales como rostros de personas. De este modo, el algoritmo SE-IYOLOV3 propone la combinación de tecnología de nicho sobre un algoritmo k-means, haciendo uso de la estructura SENet, obteniendo como resultado el aumento en 5 veces la predicción sobre el algoritmo YOLOv3, dando un resultado de predicción del 92.3% con una velocidad de 460ms, los autores mencionan que es posible trabajar en la reducción de parámetros y capas de red para mejorar la velocidad de detección [20]. Por otra parte, el algoritmo YOLO-face se enfoca en resolver los problemas en las versiones anteriores del algoritmo YOLO; los autores plantean un detector de rostros manteniendo la alta velocidad de detección probando su efectividad con los conjuntos de datos WIDER FACE y FDDB dando resultados atractivos [21].

Actualmente la mayoría de algoritmos enfocados a la detección de objetos, especialmente la detección facial hacen uso de la biblioteca OpenCV; librería multiplataforma de código abierto optimizada de visión artificial que puede ser utilizada con diferentes lenguajes de programación como Python, Java, C++, por mencionar algunos [16], el cual implementó el algoritmo Viola-Jones, por las ventajas que este conlleva, tal como la eficiencia en la selección de características por medio del uso de filtros Haar.

Del mismo modo, diferentes trabajos plantean el uso de Redes Neuronales para la detección facial, uno de ellos es "Neural Network-Based Face Detection" [22], donde se muestra dificultad al realizar la clasificación entre imágenes que contienen caras y las que no, una limitante es que únicamente detecta rostros de manera frontal y propone que las imágenes de entrada tengan un pre-procesamiento con técnicas de normalización, esto con el fin de mejorar el rendimiento de la Red Neuronal.

Un notable trabajo que emplea una técnica híbrida es el presentado en [23], en el cual los autores presentan un algoritmo enfocado a sistemas de video vigilancia. Como etapa inicial, se realiza la detección de regiones candidatas mediante un clasificador Haar. Esta primera búsqueda es refinada mediante un algoritmo conocido como "single shot multibox detector". Esta combinación genera

buenos resultados en la detección de rostros, comparables con algoritmos como Viola-Jones y similares, pero con una complejidad computacional menor.

Algoritmos para el reconocimiento automatizado de emociones

Para llevar a cabo el proceso de clasificación, existen dos métodos generales: supervisados y no supervisados, en el caso de las emociones, las categorías se definen mediante las características de los individuos que se desean detectar, es por ello que se utilizan técnicas de clasificación supervisada ya que es necesario conocer a priori el conjunto de clases y considerar un clasificador diseñado en dos etapas básicas: fase de entrenamiento y fase de validación [24], dicho proceso se puede observar en la figura 2.

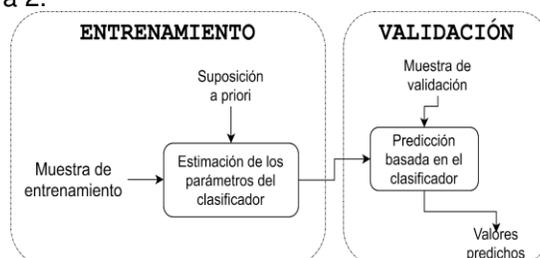


Figura 2. Proceso de aprendizaje

Dentro de los algoritmos para el reconocimiento de emociones se consideran técnicas como SVM, árboles de decisiones, redes bayesianas, algoritmos de votación, modelos ocultos de Markov y redes neuronales artificiales, es decir, se consideran en general, los algoritmos de reconocimiento de patrones, tanto los llamados clásicos como aquellos basados en IA. En la actualidad, existen propuestas y algoritmos enfocados al RAE, la Tabla 1 realiza una síntesis de trabajos relacionados a la detección de emociones de forma automatizada, proporcionando información relevante tal como la base en la que radica el algoritmo propuesto y sus principales características, entre las que se encuentran la biometría analizada, las emociones identificadas, el conjunto de datos utilizado, los porcentajes de exactitud que proporcionan los autores en sus estudios y comentarios adicionales de interés para el investigador. Cabe mencionar que los datos expuestos en dicha tabla son con base en la información que proveen los autores de cada trabajo citado; en los casos en la tabla donde se muestra la leyenda “no especificado”, corresponde a que los autores del correspondiente trabajo no hacen referencia al respecto.

Ref.	Biometría analizada	Base del algoritmo propuesto o empleado	Emociones identificadas	Conjunto de datos utilizado	% de exactitud	Comentario adicional
[25]	Facial	Red neuronal entrenada por retropropagación	6 (básicas de Ekman) Enfado, disgusto, miedo, felicidad, tristeza, sorpresa	2 - Base de datos de imágenes propia - Base de datos Cohn Kanade (CK)	75% en la base de datos propia 84% en la base de datos CK	Se enfoca en las regiones de ojos y boca
[26]	Corporal y facial	Sensores conectados a Arduino	0	No especificado	No especificado	Emplea algoritmos de reconocimiento de patrones clásicos.
[27]	Facial	Red profunda convolucional	7 (6 de Ekman mas neutral)	7 - CMU MultiPIE -MMI - Base de datos Cohn Kanade extendida (CK+) - Denver Intensity of Spontaneous Facial Actions DISFA - FERA - Static Facial Expressions in the Wild SFEW - Facial Expression	Los porcentajes en orden de aparición del conjunto de datos - 94.7% - 77.9% - 93.2% - 55.0% - 76.7% - 47.7% - 66.4%	Muestra una nueva arquitectura de red profunda, que consta de 2 capas convolucionales cada una seguida de la agrupación máxima y luego de cuatro capas de inicio

				Recognition 2013 FER2013		
[28]	Facial	Redes neuronales	5 emociones - Felicidad - Tristeza - Confusión - Perturbación - Sorpresa	Conjunto de datos Cohn Kanade (CK)	>70%	En trabajos futuros propone trabajar con más emociones
[29]	Texto	Ensamble de clasificadores	6 (básicas de Ekman) Modelo bidireccional de Russell (Emociones básicas en términos de polaridad positivas o negativas)	WordNet	90%	Analiza textos de frases y su estructura
[30]	Ondas cerebrales	SVM	2 - Sorpresa - Enfado (ira)	Conjunto de datos DEAP	No especificado	Se realiza por medio de encefalogramas
[31]	Facial	Redes neuronales convolutivas / Deep Learning	7 emociones (6 básicas de Ekman y neutral) 3 clasificaciones Positiva, negativa y neutral	Creación propia con imágenes extraídas de video	50% con 7 emociones 72.3% con positivo y negativo	Analiza 7 emociones en dispositivos móviles
[32]	Facial	Redes neuronales convolutivas y redes neuronales recurrentes	7 (6 básicas de Ekman y neutral)	Conjuntos de datos JAFFE y MMI	94.41% en JAFFE y 92.07% en MMI	El algoritmo se ejecuta en la nube
[33]	Facial	Autoencoders dispersos profundos	7 y 8 emociones entre ellas: - Enfado (ira) - Desprecio - Disgusto - Miedo - Felicidad - Tristeza - Sorpresa - Neutral	CK+ (Cohn Kanade Extended)	95.79% (7 emociones) 89.84% (8 emociones)	Propone aprendizaje profundo en trabajos futuros
[34]	Facial	Redes neuronales	7 (6 emociones básicas de Ekman y neutral)	Base de Datos Cohn Kanade Extendida (CK+)	Efectividad promedio del 95.8% con 30 capas ocultas	Muestra los métodos con mayor uso: SVM, redes neuronales convolutivas y de tipo back propagation
[35]	Facial	Máquinas de soporte vectorial	6 emociones básicas de Ekman	CK, CK+ y otras de menor popularidad como JAFFE, MMI, BP4D	No especificado	Utiliza otros métodos como perceptrón multicapa, CNN y agrupamientos difusos con menor precisión
[36]	Facial	Redes neuronales convolutivas profundas	6 emociones básicas de Ekman	CK y BU-4DFE	95.4% y 77.4% en cada base	2 etapas, en entornos E-Learning
[37]	Facial	Deep Learning	6 emociones básicas de Ekman	Conjunto de datos FER-2013	73.90%	Incluye dos fases importantes, la primera entrena un modelo profundo para reconocer expresiones faciales básicas, en el segundo el modelo es aplicado para inicializar los pesos del modelo.
[38]	Facial	Redes neuronales convolutivas	3 expresiones - Satisfecho - Neutral - Decepcionado	No especificado	No especificado	Compuesto por una aplicación móvil Android, un servidor web y un servidor de IA previamente entrenado.
[39]	Facial	Deep Learning	7 (6 emociones básicas de Ekman y neutral)	2 conjuntos de datos - JAFFE - FER-2013	70.14% en FER 98.65% en JAFFE	Utiliza la biblioteca Keras para el aprendizaje profundo, así mismo aplica CNN

						El conjunto de datos FER muestra emociones naturales (difíciles de interpretar) y JAFFE emociones planteadas (limpias)
[40]	Facial	Aprendizaje automático de vectores de soporte	7 (6 emociones básicas de Ekman y neutral)	Base de datos Cohn Kanade Extended (CK+) añadiendo datos de asiáticos y filipinos	87.14%	Integración en el robot NAO, haciendo uso de visión por computadora, clasificador Haarcascade, histograma de gradiente orientado y patrón binario local
[41]	Facial	Algoritmo Viola-Jones y PCA	4 emociones - Felicidad - Neutral - Tristeza - Sorpresa	No especificado	70.4%	Elige la canción a reproducir dependiendo de las expresiones faciales de los usuarios

Tabla 1. Principales algoritmos enfocados al reconocimiento automático de emociones

Conclusiones

En este trabajo se realizó una revisión exhaustiva del estado del arte en el reconocimiento de emociones dividido en dos partes: la primera con trabajos enfocados en los métodos de procesamiento digital de imágenes dirigido a la detección de rostros, en la cual se observan diferentes perspectivas y puntos de vista. Es una línea de trabajo que tuvo un fuerte despunte en la década de los 90's y que actualmente se sigue innovando, por una parte, con herramientas basadas en IA de gran poder, tales como el aprendizaje profundo y por otra, algoritmos híbridos (redes neuronales y algoritmos tradicionales de detección de patrones) los cuales, en conjunto, proporcionan una tasa de éxito notable con una complejidad computacional menor comparada con técnicas de aprendizaje profundo.

La segunda parte se enfoca en los algoritmos de RAE, los cuales han encontrado una veta de trabajo importante en aplicaciones que van desde sistemas de alertas de cansancio para choferes y conductores hasta sistemas que permiten generar una respuesta empática ante un determinado estado de ánimo del interlocutor. Todos ellos tienen como principal característica realizar el proceso de lectura e interpretación del rostro como un proceso de 2 etapas: detección del rostro y la lectura e interpretación de patrones en el mismo.

Actualmente se realizan ambas fases (detección de rostro y reconocimiento de patrones en el mismo) en un solo paso, empleando herramientas como aprendizaje profundo (deep learning), utilizando redes neuronales de numerosas capas. Sin embargo, cuando la tarea a desarrollar es sencilla, emplear una herramienta robusta puede no ser una opción recomendable desde la perspectiva de complejidad computacional contra complejidad de la tarea a ser desarrollada.

Es importante destacar que el porcentaje de exactitud de los algoritmos puede variar al hacer uso de diferentes conjuntos de datos para su entrenamiento.

Discusión y trabajo a futuro

Como se mencionó anteriormente en la actualidad es común encontrar trabajos dirigidos al reconocimiento de emociones que hacen uso de la técnica de aprendizaje profundo, sin embargo, es recomendable delimitar de manera correcta el problema de estudio, para de este modo elegir la herramienta que permita una tasa de éxito adecuada (en función del problema mismo) y una complejidad computacional aceptable. Este estudio puede ser extendido en diferentes líneas como, por ejemplo, análisis comparativo de la complejidad computacional en la implementación de algoritmos, implementación de esquemas de RAE en los cuales, las emociones de interés sean detectadas de forma particular, como en un ambiente educativo en el cual, las emociones de interés sean aquellas que permitan detectar aburrimiento, o en un ámbito laboral, donde las emociones a ser detectadas permitan una detección de posibles niveles de estrés, cansancio o fastidio, por citar

algunos ejemplos. Sistemas como los anteriores pueden ser herramientas de gran interés e importancia para la sociedad, es por ello que los trabajos en esta área se pueden ampliar para de este modo tener mayor información e investigaciones relacionadas, que puedan ser empleadas como punto de partida en la construcción de sistemas vinculados al RAE.

Referencias

- [1] O. Castañeda y M. García, "Análisis y propuesta de selección de rasgos para el Reconocimiento de Expresiones Faciales", *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, pag. 45-62, 2015.
- [2] P. Ekman, "Universal Facial Expressions of Emotions", *California Mental Health Research Digest*, 1970.
- [3] Paul Ekman Group, (2019). [Internet]. Disponible en <https://www.paulekman.com>.
- [4] Afectiva, (2019, nov. 8). "Home Afectiva: Afectiva". [Internet]. Disponible en <https://www.afectiva.com/>
- [5] Noldus Information Technology, (2020) "FaceReader". [Internet]. Disponible en <https://www.noldus.com/facereader>.
- [6] O. Ayman, (2020, mayo. 28)- "Emotion recognition". [Internet]. Disponible en <https://github.com/omar178/Emotion-recognition>.
- [7] Microsoft Corporation, (2020, mayo. 28) "Microsoft Azure". [Internet]. Disponible en <https://azure.microsoft.com/es-mx/services/cognitive-services/face/#overview>
- [8] International Business Machines Corporation, (s.f). "Watson Visual Recognition" [Internet]. Disponible en <https://www.ibm.com/mx-es/cloud/watson-visual-recognition>
- [9] Amazon Web Services, Inc. (2020, mayo. 28). "Amazon Rekognition". [Internet]. Disponible en <https://www.ibm.com/mx-es/cloud/watson-visual-recognition>
- [10] Google, LLC. (2020, mayo. 28). "Vision AI". [Internet]. Disponible en <https://cloud.google.com/vision/overview/docs/get-started?hl=es>
- [11] D. J. Ming-Hsuan Yang, "Detecting faces in images: a survey", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, pp. 34-58, 2002. doi: 10.1109/34.982883
- [12] V. Vapnik, "The Nature of Statistical Learning Theory", New York: Springer-Verlag, 1995.
- [13] T. Ojala, P. Matti y D. Harwood, "A Comparative Study of Texture Measures," *Pattern Recognition*, 51-59, 1996.
- [14] P. Viola y M. Jones, "Robust Real-Time Object Detection", *International Journal of Computer Vision*, 57, 137-154, 2004. doi: <https://doi.org/10.1023/B:VISI.0000013087.49260.fb>
- [15] J. Saragih, S. Lucey, y J. F. Cohn, "Face Alignment through Subspace Constrained Mean-Shifts", *International Conference of Computer Vision (ICCV)*, 2009.
- [16] OpenCV (2020, mar. 1). [Internet]. Disponible en <https://opencv.org/>
- [17] M. Canteras, "Detector de emociones mediante análisis de fotografías", *Trabajo final de Máster*. Cataluña, 2016.
- [18] J. Redmon y A. Farhadi, "YOLOv3: An Incremental Improvement," 2018. *arXiv:1804.02767*
- [19] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, y A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection", *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 779-788, 2016.
- [20] D. Zhenrong, Y. Rui, L. Rushi, L. Zhenbing y L. Xiaonan, "SE-IYOLOV3: An Accurate Small Scale Face Detector", *mathematics*, 2020.
- [21] W. Chen, H. Huang, S. Peng, Z. Changsheng, y Z. Cuiping, "YOLO-face: a real-time face detector", *The Visual Computer*, 2020.
- [22] H. Rowley, S. Baluja, y T. Kanade, "Neural network-based face detection", *Proceedings CVPR IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 203-208, 1996. doi:10.1109/CVPR.1996.517075
- [23] T. T. Thai y D. T. Nguyen, "Face Detection Method in Surveillance Systems Using Haar Feature and Deep Neural Network", *6th NAFOSTED Conference on Information and Computer Science (NICS)*, pp. 434-438, 2019. doi:10.1109/NICS48868.2019.9023868
- [24] I. De Diego, Á. Serrano, C. Code, y E. Cabello, "Técnicas de Reconocimiento Automático de Emociones", *Teoría de la educación. Educación y cultura en la sociedad de la*

- información, 2016. [Internet]. Disponible en <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=201017296007>
- [25] J. G. Rázuri, D. Sundgren, R. Rahmani y A. Moran Cardenas, "Automatic Emotion Recognition through Facial Expression Analysis in Merged Images Based on an Artificial Neural Network", *2013 12th Mexican International Conference on Artificial Intelligence (MICA)*, pp. 85-96, 2013.
- [26] Y. You, T. Tang y Y. Wang, "When arduino meets kinect: an intelligent ambient home entertainment Environment", *6th IEEE International Conference on Intelligent Human-Machine Systems and Cybernetics (IHMSC 2014)*, pp. 150-153, 2014.
- [27] A. Mollahosseini, D. Chan y M. H. Mahoor, "Going deeper in facial expression", *2016 IEEE winter conference on applications of computer vision (wacv)*, pp. 1-10, 2016.
- [28] A. Al-Alwani, "2Mood Extraction Using Facial Features to Improve Learning Curves of Students in E-Learning Systems", *(IJACSA) International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, pp. 444-453, 2016.
- [29] I. Perikos y I. Ioannis Hatzilygeroudis, "Recognizing emotions in text using ensemble of classifiers", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 51, pp. 191-201, 2016. doi: <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2016.01.012>
- [30] P. Ackermann, C. Kohlschein, J. A. Bitsch, K. Wehrle y S. Jeschke, "EEG-based Automatic Emotion Recognition: Feature Extraction, Selection and Classification", *2016 IEEE 18th International Conference on e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom)*, 2016.
- [31] H. Lee y K. Hong, "A study on emotion recognition method and its application", *2017 international conference on information and communication technology convergence (ictc)*, pp. 370-372, 2017.
- [32] N. Jain, S. Kumar, A. Kumar, P. Shamsolmoali y M. Zareapoor, "Hybrid deep neural networks for face emotion recognition", *Pattern Recognition Letters*, [s. l.], v. 115, pp. 101-106, 2018.
- [33] N. Zeng, H. Zhang, B. Song, W. Liu, Y. Li y A. M. M. Dobaie, "Facial expression recognition via learning deep sparse autoencoders", *Neurocomputing* 273, pp. 643-649, 2018.
- [34] D. Ramos, "Detección automática de puntos faciales," Tesis de Licenciatura, Universidad Militar Nueva Granada, Bogotá, Colombia, 2018.
- [35] L. Yanti y B. T., "Review of Automatic Emotion Recognition Through Facial Expression Analysis", *2018 International Conference on Electrical Engineering and Computer Science (ICECOS)*, 2018.
- [36] J. Chen, Y. Lv, R. Xu y X. Can, "Automatic social signal analysis: Facial expression recognition using difference convolution neural network", *Journal of Paralell and Distributed Computing*, vol. 131, septiembre 2019.
- [37] O.M. Nezami, et al., "Automatic Recognition of Student Engagement Using Deep Learning and Facial Expression", *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases* Springer International Publishing. pp. 273--289, 2020. isbn: 978-3-030-46133-1
- [38] W. Chang, et al., "A Deep Learning Facial Expression Recognition based Scoring System for Restaurants", *2019 International Conference on Artificial Intelligence in Information and Communication (ICAIIIC)*, Okinawa, Japón, 2019, pp. 251-254, 2019. doi: 10.1109/ICAIIIC.2019.8668998.
- [39] A. Jaiswal, A. Krishnama Raju y S. Deb, "Facial Emotion Detection Using Deep Learning", *2020 International Conference for Emerging Technology (INCET)*, Belgaum, India, pp. 1-5 2020. doi: 10.1109/INCET49848.2020.9154121
- [40] S. J. Rosula Reyes, K. M. Depano, A. M. A. Velasco, J. C. T. Kwong y C. M. Oppus, "Face Detection and Recognition of the Seven Emotions via Facial Expression: Integration of Machine Learning Algorithm into the NAO Robot," *2020 5th International Conference on Control and Robotics Engineering (ICCRE)*, Osaka, Japón, pp. 25-29, 2020. doi: 10.1109/ICCRE49379.2020.9096267
- [41] A. Alrihaili, A. Alsaedi, K. Albalawi y L. Syed, "Music Recommender System for Users Based on Emotion Detection through Facial Features," *2019 12th International Conference on Developments in eSystems Engineering (DeSE)*, Kazan, Russia, pp. 1014-1019, 2019. doi: 10.1109/DeSE.2019.00188