

PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



II CONFERENCIA INTERNACIONAL DE PROCESAMIENTO DE
LA INFORMACIÓN (CIPI 2019)

Biblioteca para el reconocimiento de emociones faciales

Library for the recognition of facial emotions

Gerardo Martínez Rodríguez¹, Guillermo Soto Gómez², Roberto Vicente Rodríguez¹

1- Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas. Cuba. E-mail:
gmrodriguez@uclv.cu, rvicenter@uclv.cu

2- Centro Bioplantas, Universidad de Ciego de Ávila “Máximo Gómez Báez”. Cuba.
E-mail: gsoto@bioplantas.cu

Resumen: Recientes estudios neurológicos indican que el rol de la emoción en la cognición humana es esencial y que las emociones no son un lujo, en vez de eso, estas juegan un papel importante en la toma de decisiones, la percepción y en la interacción humana. Quienes trabajan con computadoras, generalmente interactúan más tiempo con estas que con el resto de las personas; por tanto, las computadoras están en una posición única para sentir nuestro estado afectivo. En el presente trabajo se desarrolla una biblioteca que permite la detección automática de emociones faciales en tiempo real orientada a aplicaciones de Computación Afectiva. El lenguaje de programación seleccionado es Python y se utilizan los módulos OpenCV, Dlib, y Sklearn para la detección del rostro, extracción de los rasgos correspondientes a los ojos, nariz y boca y para la clasificación utilizando Máquinas de Vectores Soporte y Perceptrón Multicapa. La biblioteca fue probada en los conjuntos de datos Cohn-Kanade y FER2013 obteniendo resultados similares a los que se muestran en la literatura consultada.

Información de contacto
convencionuclv@uclv.cu
www.uclv.edu.cu

PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



Abstract: *Recent neurological studies indicate that the role of emotion in human cognition is essential and that emotions are not a luxury, instead, they play an important role in decision making, perception and human interaction. In addition, people who work with computers generally interact more time with these than they do with other people; therefore, computers are in a unique position to feel our affective state. In the present work a library is developed that allows the automatic detection of facial emotions in real time in Affective Computing applications. The programming language selected is Python and the OpenCV, Dlib, and Sklearn modules are used for face detection, extraction of the features corresponding to the eyes, nose and mouth and for classification using Multilayer Perceptron and Support Vector Machines. The library was tested in the Cohn-Kanade and FER2013 datasets, obtaining results similar to those shown in the literature consulted.*

Palabras claves: Computación Afectiva; Detección de Emociones; Procesamiento Digital de Imágenes; Reconocimiento de Patrones.

Keywords: *Affective Computing; Emotion Detection; Digital Image Processing; Pattern Recognition.*

1. Introducción

Los seres humanos poseen la capacidad de comunicarse a través de emociones faciales en las interacciones con otros. En los últimos años, se ha desarrollado un creciente interés en mejorar todos los aspectos de la interacción entre humanos y computadoras. La Computación Afectiva consiste en el desarrollo de sistemas inteligentes capaces de proporcionar a las computadoras la habilidad de reconocer e interpretar las emociones humanas (Picard, 1997). Se han desarrollado hasta la fecha sistemas que reconocen las emociones a través de diferentes canales humanos, como en expresiones faciales (Hammal *et al.*, 2007), señales fisiológicas (Chanel, Ansari-Asl and Pun, 2007), voz y

Información de contacto
convencionuclv@uclv.cu
www.uclv.edu.cu

**PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCIÓN CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”**

**DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.**



texto con altas tasas de acierto. El rol del reconocimiento automático de emociones está creciendo de forma continua actualmente. Esto se debe a que se ha aceptado la importancia que tiene la reacción de la computadora a los estados afectivos del usuario en la interacción persona-computadora.

La interacción de la persona con la computadora puede ser mejorada en gran medida si se toma en cuenta el estado emocional del ser humano, haciéndola más cercana y natural. En (Picard, Vyzas and Healey, 2001) se argumenta que el reconocimiento de los estados afectivos del usuario es un problema muy importante en el ámbito de la interacción humano-computadora. En este mismo trabajo, se dice: *“se ha argumentado que la inteligencia emocional humana es incluso más importante que la inteligencia matemática o verbal”*. Es por este motivo, que se considera que las máquinas deben incluir este tipo de inteligencia; la de reconocer el estado afectivo dado ciertas señales fisiológicas. Uno de los trabajos pioneros en este campo sugiere que existen seis expresiones faciales prototípicas básicas reconocidas universalmente: ira, asco, miedo, alegría, tristeza y sorpresa (Ekman and Friesen, 2003). El reconocimiento automatizado de estos seis estados básicos es el primer paso para implementar una solución.

Existen varias bibliotecas (informáticas) que implementan procedimientos para desarrollar las diferentes etapas que intervienen en un proceso de detección de emociones; ejemplo de las mismas son OpenCV, DLib y Scikit-Learn. Sin embargo, el empleo de sus recursos requiere de un conocimiento profundo de las mismas. Es muy conveniente poder contar con una biblioteca que implemente métodos que integren y simplifiquen la forma de reconocer las emociones expresadas por el rostro humano, de manera que puedan ser empleados en diferentes aplicaciones. En la revisión bibliográfica realizada no se han evidenciado soluciones definitivas a esta situación por lo que existe la necesidad de una herramienta que integre los recursos informáticos existentes para la detección de emociones reflejadas en el rostro humano. Lo cual motiva desarrollar una biblioteca que implemente métodos para la detección de emociones humanas analizando las expresiones faciales en tiempo real.

Información de contacto
convencionuclv@uclv.cu
www.uclv.edu.cu

**PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”**

**DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.**



El presente artículo está estructurado de la siguiente manera. En la Sección 2 se describen las principales ideas de los sistemas automáticos de reconocimiento de emociones faciales y sus etapas, además, se exponen los recursos y lenguajes para la implementación de la biblioteca. La Sección 3 corresponde a la descripción del resultado obtenido como fin de la investigación, una biblioteca para el reconocimiento de emociones faciales. Este acápite se complementa con la exposición de los resultados obtenidos en las pruebas realizadas a los algoritmos de predicción de emociones implementados. Para concluir, se emiten las observaciones finales y las recomendaciones para futuras investigaciones.

2. Metodología

El estudio de la estructura de los sistemas de reconocimiento de emociones faciales es esencial para el desarrollo de una biblioteca que logre este objetivo, razón por la cual en esta sección se describen las etapas de este tipo de sistema y las herramientas para implementar cada una de ellas.

2.1 Sistemas automáticos de reconocimiento de emociones faciales

Los sistemas automáticos de reconocimiento de emociones faciales se basan en un modelo que se dividen en etapas como las que aparecen representadas en el esquema correspondiente a la Figura 1 (Kumbhar, Jadhav and Patil, 2012):



Figura 1. Etapas de un sistema automático de reconocimiento de emociones faciales. Fuente: elaboración propia

Primeramente, la imagen es pre-procesada para aumentar la efectividad en la detección del rostro, luego se detecta el rostro y se extraen de este las características más significativas, y, por último, el clasificador previamente entrenado, detecta la emoción en función de las particularidades de cada una. El clasificador se entrena a partir de un conjunto amplio de imágenes de las que se conoce qué emoción representa.

Información de contacto
convencionuclv@uclv.cu
www.uclv.edu.cu

PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



2.1.1 Pre-procesado de la imagen

Las variaciones en la dirección y la intensidad de la iluminación son factores que modifican la apariencia de los objetos en una imagen digital. Debido a la forma tridimensional de los objetos, una fuente de iluminación puede generar sombras que acentúan o disminuyen ciertos rasgos de la imagen y producir representaciones desiguales de un mismo objeto dificultando el proceso de reconocimiento de patrones (Hussain Shah *et al.*, 2015).

La ecualización del histograma es un método para ajustar el contraste de una imagen modificando su histograma de manera que este siga una distribución uniforme. Una característica importante es que puede ser usada como una herramienta de normalización condicionando las imágenes a las mismas variaciones de iluminación. Cuando una imagen contiene regiones que son significativamente más oscuras o brillantes que el resto de la imagen, el contraste de estas regiones no será bien procesado. La ecualización adaptativa del histograma es un método que surge para mejorar la ecualización ordinaria y fue el escogido en esta investigación para el preprocesamiento de las imágenes (Magudeeswaran and Singh, 2017).

2.1.2 Detección del rostro

Los primeros métodos de detección y seguimiento del rostro se empezaron a desarrollar a principios de la década de 1990. Para esta investigación se estudiaron tres principales métodos para la detección del rostro:

- El algoritmo Viola-Jones (Viola and Jones, 2004), un procedimiento de bajo coste computacional usado ampliamente en la detección de rostros en imágenes y video.
- El método *Local Binary Patterns* (LBP) basado en texturas (Ojala, Pietikäinen and Harwood, 1996).
- Pirámide de histogramas de orientación de los gradientes (PHOG) muy eficiente en la clasificación de objetos (Bosch, Zisserman and Munoz, 2007).

Información de contacto
convencionuclv@uclv.cu
www.uclv.edu.cu

PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



2.1.3 Extracción de rasgos

En esta etapa, la imagen facial es procesada por un algoritmo que genera, a partir de esta, un vector de características o rasgos el cual describe, precisamente, las características de la imagen. Usar una representación como esta provee un modo flexible de agrupar las imágenes en clases.

En esta investigación se consultaron tres métodos de extracción de rasgos faciales:

- Auto Correlación Local de Mayor Orden (HLAC por sus siglas en inglés) descrito en (Lajevardi and Hussain, 2009).
- *Local Minima*, método basado en LBP (Mohammad and Surapong, 2013).
- Marcas Faciales o Puntos de Referencia Facial capaz de encontrar puntos de referencia facial de forma precisa y eficiente (Kazemi and Sullivan, 2014).

2.1.4 Clasificación

En la etapa de clasificación el vector de características generado por un algoritmo de extracción de rasgos, es utilizado para entrenar un clasificador. Para elegir el clasificador se tomaron en cuenta dos técnicas de reconocimiento de patrones por sus buenos resultados y consolidación en el campo de la clasificación:

- Las máquinas de vectores soporte (SVM, del inglés *Support Vector Machine*) (Cortes and Vapnik, 1995).
- El perceptrón multicapa (MLP del inglés *Multilayer Perceptron*), una generalización del perceptrón simple (Rosenblatt, 1958).

2.2 Recursos y lenguajes para la implementación de la biblioteca

En el siguiente apartado se exponen las principales herramientas requeridas en la implementación de la biblioteca para el reconocimiento de emociones faciales.

2.2.1 Lenguaje de programación

La biblioteca se desarrolla en el lenguaje de programación **Python** (*Welcome to Python.org*, 2018). Se trata de un lenguaje que soporta programación orientada a objetos, imperativa y funcional. Usa tipado dinámico y es multiplataforma.

Información de contacto
convencionuclv@uclv.cu
www.uclv.edu.cu

PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”



DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.

2.2.2 Bibliotecas

En esta sección se exponen brevemente las bibliotecas utilizadas para la implementación de las diferentes etapas del sistema de reconocimiento de emociones faciales.

Las funciones para el realce y normalización de la imagen se encuentran en la biblioteca OpenCV (*Open Source Computer Vision Library*) (*OpenCV library*, 2018). Esta es una biblioteca orientada a la visión por computadora, tiene interfaces para diversos lenguajes y es multiplataforma.

En la biblioteca Dlib (*dlib C++ Library*, 2018) se implementan métodos para la detección de rostros y de extracción de rasgos como el algoritmo Marcas Faciales.

La biblioteca Sklearn (*scikit-learn: machine learning in Python — scikit-learn 0.19.1 documentation*, 2018) presenta varios algoritmos de clasificación, regresión, agrupación e incluye máquinas de vectores soporte.

3. Resultados y discusión

Esta sección se divide en dos acápites. El primero describe los aspectos esenciales en el desarrollo de la biblioteca a partir de lo expuesto en la sección anterior y en el segundo acápite se exponen los resultados de las pruebas realizadas a los métodos para la detección de emociones implementados en la biblioteca.

3.1 Implementación de la biblioteca

A continuación, se describen los principales aspectos en el diseño e implementación de la biblioteca propuesta.

Las emociones a detectar, pueden variar de una aplicación a otra. Por ello, la biblioteca permite crear un clasificador personalizado mediante el método *getEmotionClassifier()*. Cada imagen (frontales de una sola persona) debe estar contenida en una carpeta con el nombre de la emoción que representa como se ilustra en la Figura 2.

PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCIÓN CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”



DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



Figura 2. Estructura del conjunto de datos de entrenamiento. Fuente: elaboración propia

La biblioteca provee un clasificador por defecto; este es una SVM con kernel polinomial entrenado con 18 imágenes para cada una de las clases: miedo, tristeza, sorpresa, alegría, asco, desprecio, neutral e ira contenidas en el conjunto de datos Cohn-Kanade (Lucey *et al.*, 2010). El algoritmo de extracción de rasgos utilizado para entrenar a este clasificador es Marcas Faciales.

Siguiendo el esquema general para los sistemas de reconocimiento de emociones faciales, comenzando por la etapa de realce y normalización, a cada imagen dentro del conjunto de entrenamiento se le aplica un método, el cual recibe la dirección de una imagen y devuelve el vector de características que la representa. Utilizando funciones de la biblioteca OpenCV, cada imagen es convertida a escala de grises y luego normalizada a través de un ecualizador adaptativo de histograma. Se pasa a la fase de detección del rostro haciendo uso del método basado en PHOG *get_frontal_face_detector()* de la biblioteca Dlib. Seguidamente, al reconocedor se le pasan cada una de las imágenes del conjunto de datos. Para detectar las marcas faciales se hace uso de la biblioteca Dlib, con el método *shape_predictor()*. Las 68 marcas faciales detectadas se describen en la Figura 3.

PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”



DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.

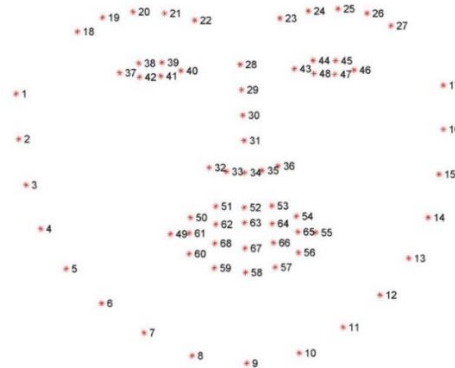


Figura 3. Puntos de referencia facial. Fuente: (Kazemi and Sullivan, 2014)

Para agregar invariancia ante la rotación de la cabeza se realiza una transformación de rotación sobre los puntos de referencia en un eje de coordenadas cartesianas centrado en las coordenadas de la marca facial 34 estableciendo una vertical con la marca facial 28. Luego de tener los vectores de rasgos de todas las imágenes en el conjunto de datos se utiliza la biblioteca Sklearn para entrenar un clasificador (SVM o MLP). El clasificador entrenado como resultado de este proceso se utiliza con el fin de predecir la emoción correspondiente a una imagen especificada como entrada. Obsérvese que las clases de emociones se encuentran definidas en la estructura del conjunto de datos utilizados para el entrenamiento descrito en la Figura 2.

En la Figura 4 se muestra el flujo de datos durante el procesamiento de un conjunto de datos y la clasificación de una imagen. Las saetas azules indican el procesamiento que se le realiza a cada una de las imágenes del conjunto de datos para luego entrenar el clasificador, el cual es suministrado como parámetro al método *predictEmotion()*. Este método recibe además una imagen, cuyo procesamiento es representado por las saetas rojas. Haciendo uso del clasificador y del vector de rasgos correspondiente a esta imagen la emoción predicha es devuelta como se indica con la saeta amarilla.

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.

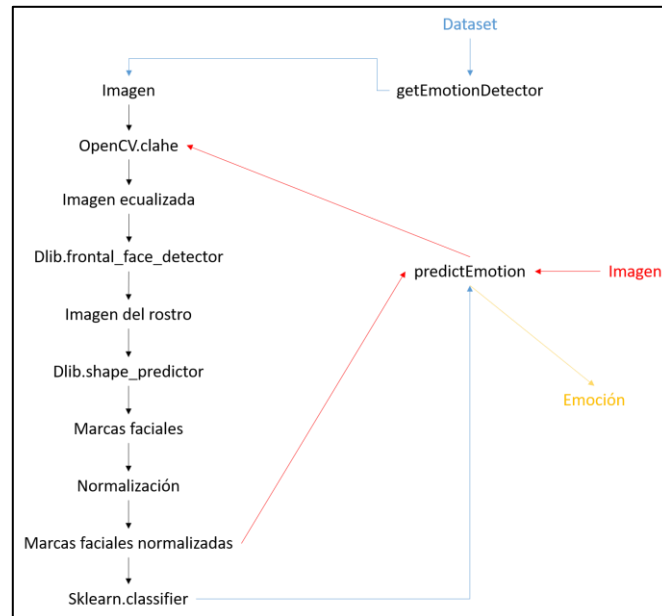


Figura 4. Flujo de datos durante el procesamiento de un conjunto de datos y la clasificación de una imagen. Fuente: elaboración propia

3.2 Resultados obtenidos

En esta sección se exponen los resultados obtenidos de las pruebas realizadas al sistema de reconocimiento de emociones faciales implementado en la biblioteca. Para las pruebas se emplearon dos conjuntos de imágenes organizados de acuerdo a los tipos de emociones identificadas por Paul Eckman (Ekman, 1993) y que son universalmente reconocidas.

Los conjuntos de datos utilizados en las pruebas fueron: Conjunto de datos Cohn-Kanade (CK) (Lucey *et al.*, 2010) y Conjunto de datos FER (Erhan *et al.*, 2014).

El conjunto de datos CK está compuesto por imágenes de personas entre los 18 y 50 años de edad. De ellas 69% es del sexo femenino, 81% euro-americanos, 13% afro-americanos y 6% de otros grupos. La distribución por emociones se muestra en la Figura 5.

El conjunto de datos FER2013 está compuesto por imágenes de baja resolución y los rostros presentan numerosos tipos de ruido como: rotación, barba y gafas por lo que la exigencia de este conjunto de datos es alta.

**PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCIÓN CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”**

**DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.**

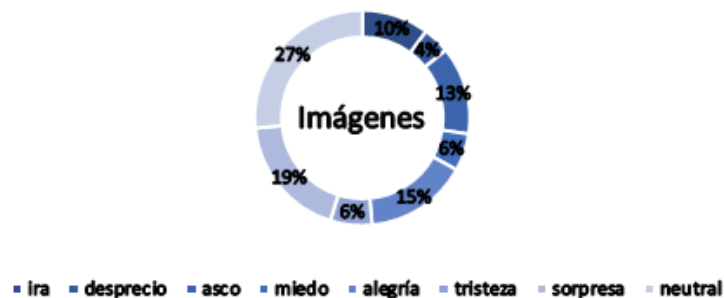


Figura 5. Distribución por emociones de las imágenes seleccionadas en el conjunto CK. Fuente: elaboración propia

Este conjunto fue reducido para ajustar mejor los resultados en el sistema debido a imágenes en las cuales no se encontraron rostros utilizando el algoritmo de Marcas Faciales para la extracción de rasgos. La distribución por emociones de este conjunto de datos se representa en la Figura 6.

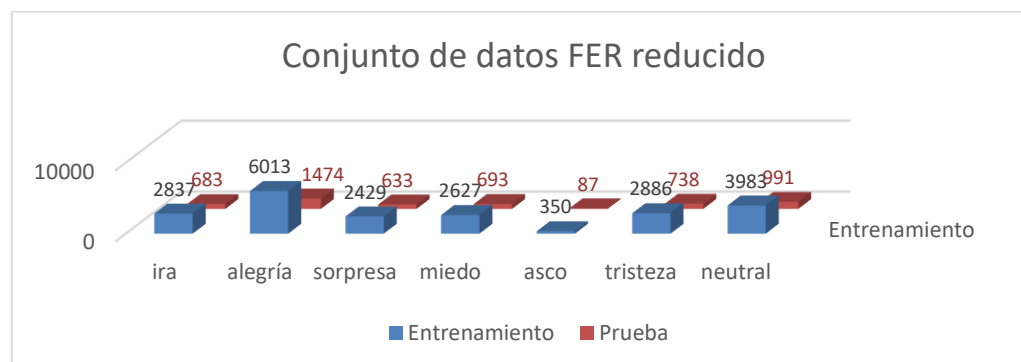


Figura 6. Conjunto de datos FER2013 reducido luego de aplicar detección de rostros en las imágenes. Fuente: elaboración propia

De los algoritmos para la detección de rostros estudiados se necesita escoger uno de ellos. Según la bibliografía consultada el método LBP debido a sus características es utilizado mayormente en sistemas embebidos, siendo Viola-Jones y PHOG los dos algoritmos con mejor razón de detección de rostros manteniendo un costo computacional bajo. Para escoger el algoritmo de detección de rostro a utilizar en la presente investigación se realizó una comparación entre Viola-Jones y PHOG utilizando el conjunto de datos *Faces in the Wild* (Kawulok, Celebi and Smolka, 2016) el cual contiene 5 171 rostros. El resultado de dicha comparación se muestra en la Tabla 1. Teniendo en cuenta la cantidad

**PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTIFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”**



**DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.**

de aciertos, falsos positivos y falsos negativos, así como el tiempo de ejecución se determinó utilizar como algoritmo para la detección de rostros el PHOG remuestreando la imagen una vez.

Algoritmo	Parámetros	Correctos	Falsos positivos	Falsos Negativos	Tiempo (Minutos)
Viola-Jones	Cuatro conjuntos de características	3564(68.92%)	128(2.48%)	1607(31.08)	14.6
	Un conjunto de características	3497(67.63%)	132(2.55%)	1672(32.37%)	3.1
PHOG	Imagen remuestreada 4 veces	4059(78.5%)	155(3.0%)	1112(21.5%)	303.1
	Imagen remuestreada 1 vez	3974(76.85%)	19(0.37%)	1197(23.15%)	5.1
	Imagen no remuestreada	3698(71.51%)	4(0.08%)	1473(28.49%)	1.4

Tabla 1. Desempeño de los algoritmos Viola-Jones y PHOG para el conjunto de datos *Faces in the Wild*.
Fuente: elaboración propia

Para realizar las pruebas se extrajeron los rasgos de las imágenes utilizando los algoritmos Marcas Faciales y *Local Minima* (implementado en la investigación). Los clasificadores utilizados son los implementados en la herramienta Weka (Machine Learning Group at the University of Waikato, 2014). Para el conjunto de datos CK se utilizaron cinco vueltas de validación cruzada. Mientras que para la FER2013 se utilizaron los conjuntos de entrenamiento y prueba que en esta se indican. Debido al tamaño del conjunto de datos FER2013 las pruebas realizadas en este fueron corridas en el HPC de la Universidad Central “Marta Abreu” de Las Villas. En la Tabla 2 se presenta un resumen de diferentes combinaciones de clasificadores y métodos de extracción de rasgos y su precisión correspondiente obtenida en las pruebas de predicción de emociones.

Al observar los gráficos (Figura 5 y Figura 6) que describen las distribuciones de las imágenes por emociones puede apreciarse que existe un desequilibrio entre las clases. Este desbalance provoca cierto ruido en los resultados. Para lograr un mejor equilibrio se

Información de contacto
convencionuclv@uclv.cu
www.uclv.edu.cu

PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”



DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.

redujeron los conjuntos de datos eliminando las dos clases que menos representación en imágenes tenían por cada conjunto.

Conjunto de datos	Clasificador	Extracción de rasgos	Precisión
*CK	SVM	Marcas Faciales	80.45%
*FER2013	SVM	Marcas Faciales	53.52%
CK	SVM	<i>Local Minima</i>	81.80%
*CK	MLP	Marcas Faciales	81.80%
*FER2013	MLP	Marcas Faciales	56.78%
CK	MLP	<i>Local Minima</i>	78.20%

*Combinaciones implementadas en la biblioteca

Tabla 2. Precisión obtenida por combinaciones de clasificadores y métodos de extracción de rasgos.

Fuente: elaboración propia

En la Tabla 3 se muestra un resumen de los resultados obtenidos aplicando sobre el conjunto CK reducido otras combinaciones de procedimientos.

Conjunto de datos	Clasificador	Extracción de rasgos	Precisión
*CK	MLP	Marcas Faciales	91.26%
CK	SVM	LBP	69.00%
CK	SVM	HLAC	65.50%

*Combinación implementada en la biblioteca

Tabla 3. Precisión obtenida en el conjunto de datos CK reducido. Fuente: elaboración propia

Tanto para el conjunto de datos CK y FER2013 la configuración que mejor resultado obtuvo en precisión fue Marcas Faciales como método de extracción rasgos y MLP como clasificador. La principal causa de las deficiencias en las clasificaciones se fundamenta por la falta de ejemplos por clases y equilibrio de estas dentro de cada conjunto.

4. Conclusiones

Como resultado de la investigación se implementó una biblioteca para el reconocimiento de emociones faciales; los métodos y funciones desarrollados para la implementación de esta permiten la detección en tiempo real de emociones humanas analizando las expresiones faciales. Las emociones a detectar, así como la forma de expresar estas, pueden variar de una aplicación a otra. Por ello, la biblioteca permite crear un clasificador

Información de contacto
convencionuclv@uclv.cu
www.uclv.edu.cu

PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”

DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.



personalizado que recibe como parámetro la dirección del conjunto de datos de entrenamiento. El diseño de la biblioteca fue concebido para que su uso posterior no exija de habilidades o conocimientos específicos por parte de los programadores y está pensada para imágenes frontales de un solo rostro. La biblioteca propuesta es un primer acercamiento al empleo de la computación afectiva. Los resultados aquí alcanzados y su posterior implementación abren las posibilidades al desarrollo de investigaciones futuras que exploten el empleo de esta disciplina científica. Debido a que las pruebas se realizaron en conjuntos de datos desequilibrados, el promedio de precisión obtenido pudiera mejorarse al medir el desempeño de la biblioteca en un conjunto de datos consistente y con las clases bien equilibradas. Se recomienda para futuras investigaciones adicionar nuevos clasificadores a la biblioteca y añadir parámetros que permitan ajustar el clasificador para flexibilizar las pruebas y la propia clasificación. Constituye un reto trabajar en implementaciones de programas que utilicen la biblioteca aquí desarrollada.

5. Referencias bibliográficas

- Bosch, A., Zisserman, A. and Munoz, X. (2007) ‘Representing shape with a spatial pyramid kernel’, in *Proceedings of the 6th ACM international conference on Image and video retrieval - CIVR '07*. New York, New York, USA: ACM Press, pp. 401–408. doi: 10.1145/1282280.1282340.
- Chanel, G., Ansari-Asl, K. and Pun, T. (2007) ‘Valence-arousal evaluation using physiological signals in an emotion recall paradigm’, in *Conference Proceedings - IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*. IEEE, pp. 2662–2667. doi: 10.1109/ICSMC.2007.4413638.
- Cortes, C. and Vapnik, V. (1995) ‘Support-vector networks’, *Machine Learning*, 20(3), pp. 273–297. doi: 10.1007/BF00994018.
- dlib C++ Library* (2018). Available at: <http://dlib.net/> (Accessed: 13 June 2018).
- Ekman, P. (1993) ‘Facial expression and emotion.’, *American Psychologist*, 48(4), pp. 384–392. doi: 10.1037/0003-066X.48.4.384.

Información de contacto
convencionuclv@uclv.cu
www.uclv.edu.cu

PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”



DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.

- Ekman, P. and Friesen, W. V. (2003) *Unmasking the face: A guide to recognizing emotions from facial clues*, *Journal of Personality*. Prentice-Hall.
- Erhan, D. *et al.* (2014) ‘Challenges in representation learning: A report on three machine learning contests’, *Neural Networks*. Pergamon, 64, pp. 59–63. doi: 10.1016/j.neunet.2014.09.005.
- Hammal, Z. *et al.* (2007) ‘Facial expression classification: An approach based on the fusion of facial deformations using the transferable belief model’, *International Journal of Approximate Reasoning*. Elsevier, 46(3), pp. 542–567. doi: 10.1016/j.ijar.2007.02.003.
- Hussain Shah, J. *et al.* (2015) ‘Robust Face Recognition Technique under Varying Illumination’, *Journal of Applied Research and Technology*. Elsevier, 13(1), pp. 97–105. doi: 10.1016/S1665-6423(15)30008-0.
- Kawulok, M., Celebi, M. E. and Smolka, B. (2016) *Advances in face detection and facial image analysis*, *Advances in Face Detection and Facial Image Analysis*. Edited by M. Kawulok, M. E. Celebi, and B. Smolka. Cham: Springer International Publishing. doi: 10.1007/978-3-319-25958-1.
- Kazemi, V. and Sullivan, J. (2014) ‘One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees’, in *2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, pp. 1867–1874. doi: 10.1109/CVPR.2014.241.
- Kumbhar, M., Jadhav, A. and Patil, D. M. (2012) ‘Facial Expression Recognition Based on Image Feature’, *International Journal of Computer and Communication Engineering*, 1, pp. 117–119. doi: 10.7763/IJCCE.2012.V1.33.
- Lajevardi, S. M. and Hussain, Z. M. (2009) ‘Local Feature Extraction Methods for Facial Expression Recognition’, *Signal Processing*, 3(Eusipco), pp. 60–64. Available at: http://ieeexplore.ieee.org/xpls/abs_all.jsp?arnumber=5335546.
- Lucey, P. *et al.* (2010) ‘The Extended Cohn-Kanade Dataset (CK+): A complete dataset for action unit and emotion-specified expression’, in *2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition - Workshops*. IEEE, pp. 94–101. doi: 10.1109/CVPRW.2010.5543262.

Información de contacto
convencionuclv@uclv.cu
www.uclv.edu.cu

PLANTILLA OFICIAL PARA LA PRESENTACIÓN DE TRABAJOS
II CONVENCION CIENTÍFICA INTERNACIONAL
“II CCI UCLV 2019”



DEL 23 AL 30 DE JUNIO DEL 2019.
CAYOS DE VILLA CLARA. CUBA.

Machine Learning Group at the University of Waikato (2014) *Weka 3 - Data Mining with Open Source Machine Learning Software in Java*. Available at: <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/> (Accessed: 23 February 2019).

Magudeeswaran, V. and Singh, J. F. (2017) ‘Contrast limited fuzzy adaptive histogram equalization for enhancement of brain images’, *International Journal of Imaging Systems and Technology*. Wiley-Blackwell, 27(1), pp. 98–103. doi: 10.1002/ima.22214.

Mohammad, S. I. and Surapong, A. (2013) ‘A Novel Feature Extraction Technique for Facial Expression Recognition’, *International Journal of Computer Science*, 10(1), pp. 9–14. doi: 10.2991/jcis.2006.259.

Ojala, T., Pietikäinen, M. and Harwood, D. (1996) ‘A comparative study of texture measures with classification based on feature distributions’, *Pattern Recognition*. Pergamon, 29(1), pp. 51–59. doi: 10.1016/0031-3203(95)00067-4.

OpenCV library (2018). Available at: <https://opencv.org/> (Accessed: 13 June 2018).

Picard, R. W. (1997) *Affective computing*. MIT Press.

Picard, R. W., Vyzas, E. and Healey, J. (2001) ‘Toward machine emotional intelligence: analysis of affective physiological state’, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(10), pp. 1175–1191. doi: 10.1109/34.954607.

Rosenblatt, F. (1958) ‘The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain’, *Psychological Review*, 65(6), pp. 386–408. doi: 10.1037/h0042519.

scikit-learn: machine learning in Python — scikit-learn 0.19.1 documentation (2018). Available at: <http://scikit-learn.org/stable/index.html> (Accessed: 13 June 2018).

Viola, P. and Jones, M. J. (2004) ‘Robust Real-Time Face Detection’, *International Journal of Computer Vision*. Kluwer Academic Publishers, 57(2), pp. 137–154. doi: 10.1023/B:VISI.0000013087.49260.fb.

Welcome to Python.org (2018). Available at: <https://www.python.org/> (Accessed: 13 June 2018).

Información de contacto
convencionuclv@uclv.cu
www.uclv.edu.cu