

**UNIVERSIDAD DEL VALLE DE GUATEMALA**

Inteligencia Artificial

Sección 10

Catedrático: Alberto Suriano



## **Proyecto**

Astrid Marie Glauser Oliva 21299  
Gonzalo Enrique Santizo vega 21504

## Descripción del problema:

El reconocimiento facial en la inteligencia artificial es una tecnología que permite identificar o verificar la identidad de una persona a partir de su rostro. Utiliza algoritmos avanzados para analizar características faciales únicas, como la distancia entre los ojos, la forma de la nariz y los contornos del rostro. Estos datos se comparan con una base de datos de rostros conocidos para encontrar coincidencias. El reconocimiento facial tiene diversas aplicaciones, desde desbloquear teléfonos móviles hasta sistemas de seguridad y vigilancia. Aunque ofrece ventajas en términos de comodidad y seguridad, también plantea preocupaciones sobre la privacidad y el posible mal uso de los datos biométricos.

## Analisis del problema:

El reconocimiento facial en la IA plantea dilemas éticos y sociales. Si bien facilita la identificación y autenticación, también amenaza la privacidad al recopilar y almacenar datos biométricos sensibles. El uso indebido de esta tecnología puede llevar a la vigilancia masiva, discriminación algorítmica y la creación de perfiles basados en características faciales. Además, existen preocupaciones sobre la precisión y sesgos inherentes a los algoritmos, que pueden afectar negativamente a ciertos grupos demográficos. Es crucial encontrar un equilibrio entre los beneficios potenciales del reconocimiento facial y la protección de los derechos individuales y la privacidad.

## Propuesta de la solución:

Con nuestro equipo desarrollamos un modelo de cómo podría ser aplicado el reconocimiento facial. Este algoritmo agarra información de una base de datos para determinar si la foto de la persona es una de las celebridades que están registradas. Este algoritmo es una versión básica comparada a lo que utiliza un iPhone para ser desbloqueado ya que no registra rostros en tiempo real ni puede registrar nuevas personas a la base de datos. Nuestra solución consiste en un modelamiento de este algoritmo como prueba de concepto y demostración de su validez.

## Herramientas aplicadas:

**Local Binary Patterns (LBP):** Son descriptores de textura que resumen la estructura local de una imagen. Comparan cada píxel con sus vecinos, codificando el resultado en un patrón binario. Útiles en reconocimiento facial para capturar micro-patronos faciales.

**Histogramas:** Representan la distribución de intensidad de píxeles en una imagen. En reconocimiento facial, los histogramas de gradientes orientados (HOG) son comunes, destacando bordes y formas faciales.

**Clasificador de cascada de Haar:** Es un algoritmo de aprendizaje automático que detecta objetos en imágenes. Se entrena con características Haar, patrones simples de blanco y negro. En reconocimiento facial, se utiliza para localizar rostros en una imagen de forma rápida y eficiente.

## Resultados:

```
Accuracy: 1.0
Classification Report:
              precision    recall  f1-score   support

     0           1.00       1.00       1.00         9
     1           1.00       1.00       1.00         7
     2           1.00       1.00       1.00         4
     3           1.00       1.00       1.00         4
     4           1.00       1.00       1.00         8
     5           1.00       1.00       1.00         7
     6           1.00       1.00       1.00        73
     7           1.00       1.00       1.00         9
     8           1.00       1.00       1.00         8
     9           1.00       1.00       1.00         9
    11           1.00       1.00       1.00        98
    12           1.00       1.00       1.00         9
    14           1.00       1.00       1.00         7

 accuracy                   1.00         252
 macro avg           1.00       1.00       1.00         252
weighted avg           1.00       1.00       1.00         252

Confusion Matrix:
[[ 9  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [ 0  7  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [ 0  0  4  0  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  4  0  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  8  0  0  0  0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  0  7  0  0  0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  0  0  73  0  0  0  0  0  0]
 [ 0  0  0  0  0  0  0  9  0  0  0  0  0]]
```

```
[ 0 0 0 0 0 0 0 0 8 0 0 0 0]
[ 0 0 0 0 0 0 0 0 0 9 0 0 0]
[ 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 98 0 0]
[ 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 9 0]
[ 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 7]]
```

- Precisión (Precision): La precisión de 1.00 para todas las clases indica que todos los ejemplos predichos como pertenecientes a una clase específica eran realmente de esa clase.
- Recall (Sensibilidad): El recall de 1.00 para todas las clases muestra que el modelo identificó correctamente todas las instancias de cada clase.
- F1-Score: Con una F1-score de 1.00, se confirma que tanto la precisión como el recall son perfectos, indicando un rendimiento ideal del modelo.

### Exactitud (Accuracy)

La exactitud general del modelo es 1.00, lo que significa que el modelo clasificó correctamente todas las instancias del conjunto de datos de entrenamiento.

Durante el proceso de entrenamiento se evaluó que las mejores imágenes son las siguientes:

#### 1. Rostros de Frente:

- Las imágenes donde los rostros están orientados directamente hacia la cámara proporcionan mejores resultados.
- Estas imágenes permiten capturar características faciales simétricas y completas, facilitando el reconocimiento.

#### 2. Iluminación Clara y Uniforme:

- Las imágenes con una buena iluminación, donde el rostro está claramente visible y sin sombras fuertes, son ideales para el entrenamiento.
- Una iluminación uniforme asegura que los detalles faciales sean capturados con precisión, mejorando la capacidad del modelo para distinguir entre diferentes personas.

#### 3. Resolución Adecuada:

- Imágenes con una resolución adecuada, donde los detalles faciales no están pixelados ni borrosos, contribuyen a un mejor desempeño del modelo.
- Una resolución clara ayuda al modelo a captar características distintivas de los rostros.

### **Importancia del Tamaño del Conjunto de Datos:**

- Hallazgo: Entre más imágenes se utilicen para entrenar el modelo, más fácil es para el modelo aprender a reconocer los rostros correctamente. Un mayor número de imágenes proporciona más ejemplos de las variaciones posibles en la apariencia de un rostro.
- Hallazgo: Al aumentar el número de imágenes de una misma persona, el modelo se vuelve más preciso en identificar a esa persona. Varias imágenes permiten al modelo capturar una gama más amplia de características faciales bajo diferentes condiciones.
- Hallazgo: El algoritmo a veces se equivoca si ve varios rostros en una misma imagen o si parte de la ropa es identificada erróneamente como un rostro.
  - Varios rostros: Cuando hay más de un rostro en una imagen, el modelo puede confundirse y asignar etiquetas incorrectas.
  - Identificación errónea: En algunos casos, el algoritmo puede identificar erróneamente partes de la ropa u otros objetos como rostros, lo que lleva a clasificaciones incorrectas.
- Hallazgo: La calidad de las imágenes utilizadas para el entrenamiento es crucial para el rendimiento del modelo. Imágenes de alta calidad permiten al modelo capturar detalles faciales con precisión. Fue importante encontrar imágenes de famosos no excesivamente editadas ya que muchas veces el rostro es cambiado completamente gracias a programas de edición o inteligencia artificial.

### **Conclusión:**

- El algoritmo logró identificar a las celebridades de nuestra base de datos con rapidez y con mucha precisión.

- El modelo de reconocimiento facial ha demostrado un rendimiento sólido en el conjunto de datos de entrenamiento, pero su eficacia puede mejorar aún más con un conjunto de datos más grande y diverso, y mediante la implementación de técnicas de preprocesamiento y validación.

## Bibliografía:

GeeksforGeeks. (s.f.). Create Local Binary Pattern of an Image using OpenCV-Python. Recuperado de <https://www.geeksforgeeks.org/create-local-binary-pattern-of-an-image-using-opencv-python/>

AIPlanet. (s.f.). Introducción al análisis exploratorio de datos: Técnicas gráficas - Histograma. Recuperado de <https://aiplanet.com/learn/introduction-to-exploratory-data-analysis-es/tecnicas-graficas/1726/histograma>