Proyecto de investigación sobre detección de caras mediante OpenCV

Alejandro Rodríguez Rodríguez Pablo Cano Navajas Salvador Caballero Macías

23 de abril de 2025

$\mathbf{\acute{I}ndice}$

1.	Intr	roducción	3
2.	Pla	inteamiento teórico	
		Conceptualizando las Cascadas de Haar	4
		Usando OpenCV para la Detección de Caras	
	2.3.		
3.	Imp	plementación/Experimentación	7
	3.1.	Implementación de Cascadas de Haar	7
	3.2.		7
	3.3.	Impementación de Clasificador de Cascada de Haar	8
4.	Mai	nual de usuario	8
		Instalación de Latex en Visual Studio Code	g
5.	Con	iclusiones	11
6.	Aut	oevaluación de cada miembro	11
	6.1.	Autoevaluación de Alejandro	11
		Autoevaluación de Pablo	
		Autoevaluación de Salvador	11
7.	Tabla de tiempos		11
		Tabla de tiempos del grupo	11
		Tabla de tiempos de Alejandro	
		Tabla de tiempos de Pablo	
		Tabla de tiempos de Salvador	11

Resumen

Este documento detalla las diferentes implementaciones que se han llevado a cabo durante la implementación de las mismas, asi como los resultados obtenidos y las conclusiones a las que se ha llegado. El proyecto se ha realizado empleando el repositorio[1] que se detalla en el libro escogido[2]. De la documentacion escogida, se ha seleccionado el capítulo número 5, que trata sobre la detección de caras, tanto en imágenes como en captura en tiempo real, así como las implementaciones de mejoras de los algoritmos que se tratan en el libro para detectar un mayor número de caras o distintos objetos que cumplan unas restricciones que se impongan.

1. Introducción

El capítulo 5 del libro Learning OpenCV 4 Computer Vision with Python 3 Third Edition [2] se centra en la detección y reconocimiento de caras. Este capítulo introduce la funcionalidad de OpenCV para estas tareas, junto con los archivos de datos que definen tipos particulares de objetos rastreables. Se exploran los clasificadores de cascada Haar, que analizan el contraste entre regiones de imagen adyacentes para determinar si una imagen o subimagen coincide con un tipo conocido.

Un método clásico y ampliamente utilizado para la detección de rostros es el uso de clasificadores en cascada de Haar, implementados eficientemente en bibliotecas como OpenCV. Estos clasificadores analizan el contraste entre regiones adyacentes de una imagen mediante un conjunto de características similares a Haar organizadas en una estructura en cascada para una rápida evaluación de posibles regiones de rostro.

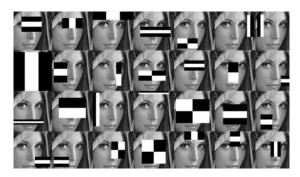


Figura 1: Ejemplo de características Haar en una imagen.

Si bien esta técnica ha demostrado ser efectiva en muchas situaciones, su rendimiento puede verse afectado por diversos factores, como la escala, la orientación y las condiciones de detección. En este trabajo, exploramos una mejora en la detección de rostros utilizando los clasificadores en cascada de Haar mediante la optimización de los parámetros del proceso de detección, buscando un equilibrio entre la sensibilidad del detector y la reducción de falsos positivos.

2. Planteamiento teórico

En esta sección se detalla el planteamiento teórico del capítulo 5 del libro[1], que se centrará en los fundamentos de las cascadas de Haar mediante el uso de OpenCV para la detección de caras. Se dividirá en 3 subapartados, correspondientes a los subapartados del propio capítulo:

Los clasificadores en cascada de Haar funcionan mediante la aplicación de una serie de clasificadores, cada uno entrenado para descartar la mayoría de las regiones negativas mientras retiene las regiones que contienen el objeto de intés (en este caso, rostros). Estos clasificadores se basan en la evaluación de características simples, computacionalmente eficientes, que codifican diferencias en la intensidad de píxeles entre regiones rectangulares adyacentes. Para detectar rostros en imágenes de diferentes tamaños, se emplea una ventana de detección que se desliza sobre la imagen a diferentes escalas, generando múltiples subventanas para su análisis.

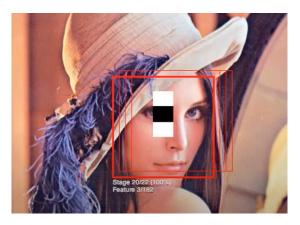


Figura 2: Ejemplo de iteración sobre características de una cara. (Ver anexo 1).

En OpenCV, la detección de múltiples escalas de rostros se implementa mediante la función detectMultiScale del objeto cv2. CascadeClassifier. Esta función toma como entrada una imagen y varios parámetros que controlan el proceso de búsqueda de objetos. Dos de los parámetros más influyentes en el rendimiento del detector son scaleFactor y minNeighbors.

2.1. Conceptualizando las Cascadas de Haar

El concepto de clasificación de objetos y el seguimiento de su ubicación buscan identificar qué constituye una parte reconocible de un objeto. Las imágenes fotográficas pueden contener muchos detalles, pero estos detalles pueden ser inestables debido a variaciones en la iluminación, el ángulo de visión, la distancia de visión, el movimiento de la cámara y el ruido digital. Afortunadamente, para la clasificación, no todas las diferencias en los detalles físicos son relevantes.

Las características tipo Haar son un tipo de característica que se aplica a menudo a la detección de rostros en tiempo real.

Estas características describen el patrón de contraste entre regiones de imagen adyacentes. Por ejemplo, los bordes, los vértices y las líneas delgadas generan

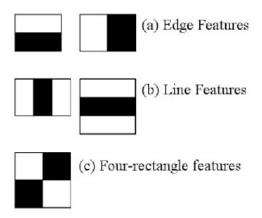


Figura 3: Tipos de características de Haar.

un tipo de característica. Algunas características son distintivas en el sentido de que típicamente ocurren en una cierta clase de objeto (como una cara) pero no en otros objetos. Estas características distintivas se pueden organizar en una jerarquía, llamada **cascada**, en la que las capas superiores contienen características de mayor distinción, lo que permite que un clasificador rechace rápidamente los sujetos que carecen de estas características.

Las características pueden variar según la escala de la imagen y el tamaño del vecindario dentro del cual se evalúa el contraste, llamado **tamaño de ventana**.



Figura 4: Ejemplo de características Haar en una imagen.

Para hacer que un clasificador de cascada Haar sea **invariante a la escala**, el tamaño de la ventana se mantiene constante pero las imágenes se reescalan varias veces; de esta manera, a algún nivel de reescalado, el tamaño de un objeto (como una cara) puede coincidir con el tamaño de la ventana. La imagen original y las imágenes reescaladas juntas se denominan **pirámide de imágenes**, y cada nivel sucesivo en esta pirámide es una imagen reescalada más pequeña. OpenCV proporciona un clasificador invariante a la escala que puede cargar una cascada Haar desde un archivo XML en un formato particular. Internamente, este clasificador convierte cualquier imagen dada en una pirámide de imágenes.

2.2. Usando OpenCV para la Detección de Caras

El código fuente de OpenCV 4, o una instalación preempaquetada, debería contener una subcarpeta llamada data/haarcascades. Esta carpeta contiene archivos XML que pueden ser cargados por una clase de OpenCV llamada cv2.CascadeClassifier. Una instancia de esta clase interpreta un archivo XML dado como una cascada Haar, que proporciona un modelo de detección para un tipo de objeto como una cara. cv2.CascadeClassifier puede detectar este tipo de objeto en cualquier imagen, ya sea una imagen fija de un archivo o una serie de fotogramas de un archivo de video o una cámara de video.

Para realizar la detección de caras, se puede crear un script básico que cargue un clasificador de cascada Haar para la detección de rostros y luego aplique este clasificador a una imagen.



Figura 5: Ejemplo de detección de caras.

2.3. Mejorando el Clasificador de Cascadas de Haar

La efectividad de un clasificador de cascada Haar puede verse afectada por los parámetros utilizados en la función detectMultiScale, como los atributos scaleFactor y minNeighbors. En esta sección se explica cómo detectar caras tanto en imagenes como en una entrada de vídeo en tiempo real (e.g. una cámara de vídeo). OpenCV proporciona herramientas avanzadas para el procesamiento de imágenes y la detección de objetos mediante el uso de clasificadores en cascada de Haar.

3. Implementación/Experimentación

3.1. Implementación de Cascadas de Haar

3.2. Implementación de Detección de Caras

El método clave para realizar la detección de caras es detectMultiScale, que se aplica a una imagen en escala de grises. Los parámetros de detectMultiScale incluyen scaleFactor y minNeighbors (Ver anexo 2). El argumento scaleFactor, que debe ser mayor que 1.0, determina la relación de reducción de escala de la imagen en cada iteración del proceso de detección de rostros. El argumento minNeighbors es el número mínimo de detecciones superpuestas que se requieren para conservar un resultado de detección.

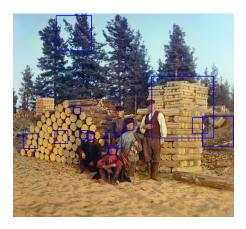




Figura 6: Ejemplo de detección con un índice de 1.03

Figura 7: Ejemplo de detección con un índice de 1.1

También es posible realizar la detección de caras en un video utilizando una cascada Haar para rostros y otra para ojos. El proceso implica capturar fotogramas de una cámara, convertirlos a escala de grises y luego aplicar el detector de rostros. Para cada rostro detectado, se puede definir una región de interés (ROI) y aplicar un detector de ojos dentro de esa ROI.

El scaleFactor influye en la robustez a diferentes tamaños de rostro, mientras que minNeighbors ayuda a reducir los falsos positivos al requerir múltiples detecciones superpuestas. Ajustar estos parámetros mediante experimentación puede mejorar el rendimiento del detector en diferentes condiciones de iluminación y para diferentes sujetos. Además, el uso de múltiples clasificadores en cascada, como uno para la detección frontal de rostros y otro para la detección de ojos dentro de la región facial detectada, puede aumentar la precisión de la detección de características específicas.

Para utilizar un clasificador de cascada Haar en OpenCV para la detección de caras, el primer paso es cargar el archivo XML de la cascada utilizando la función cv2.CascadeClassifier():

La detección de caras se realiza utilizando archivos XML que contienen los datos preentrenados para identificar características faciales específicas. Estos clasificadores se cargan mediante la función cv2.CascadeClassifier, que per-

mite aplicar los modelos a imágenes o fotogramas de vídeo. Para detectar caras en imágenes estáticas, se utiliza el script 0_stillImageFaceDetection.ipynb. Este script carga una imagen, aplica un clasificador en cascada y detecta las caras presentes en la misma. El proceso incluye los siguientes pasos:

- Carga de la imagen mediante cv2.imread.
- Conversión de la imagen a escala de grises para optimizar el rendimiento del clasificador.
- Uso del clasificador haarcascade_frontalface_default.xml para detectar caras.

El script 1_cameraFaceDetection.ipynb implementa la detección de caras en tiempo real utilizando la cámara del dispositivo. Este proceso incluye:

- Captura de vídeo en tiempo real mediante cv2. VideoCapture.
- Aplicación del clasificador en cascada a cada fotograma del vídeo.
- Detección de características adicionales, como ojos, utilizando el archivo haarcascade_eye.xml.

3.3. Impementación de Clasificador de Cascada de Haar

4. Manual de usuario

Para el correcto funcionamiento de los scripts, es necessario la instalación de los siguientes paquetes:

- Windows 7, MacOS 10.7 o superior.
- Python 3.8 o superior. Para instalar Python, se recomienda instalar la versión más reciente accediendo a la página web Python.org. Haremos click en el botón de descarga y se descargará automáticamente el ejecutable. Si fuese necesario otra versión de python, en la misma págna se puede descargar la versión que se necesite.
 - Si se tiene instalado un sistema operativo distinto a windows, se puede acceder al enlace de versiones macOS y descargar la que sea necesaria siempre que cumppla con los requisitos de instalación.
- OpenCV 4.0 o superior. Para instalar la version 4.0 o superior de OpenCV, se recomienda usar el gestor de paquetes pip. Para ello, se abre una terminal y se ejecuta el comando pip install opencv-python. Si la máquina opera con macOS, se recomienda usar brew, escribiendo el comando brew install opencv.
- NumPy 1.16 o superior. Para instalarlo, en una ventana de comandos escribiremos pip install numpy (para un entorno Windows) o brew install numpy (para un entorno macOS).
- Scipy 1.1 o superior. Para instalarlo, en una ventana de comandos escribiremos pip install scipy (para un entorno Windows) o brew install scipy (para un entorno macOS).

4.1. Instalación de Latex en Visual Studio Code

Para poder instalar Latex en visual studio code, es necesario instalar los siquientes paquetes:

■ Visual Studio Code. Para instalarlo, se puede acceder a la página web Visual Studio Code y descargar el instalador correspondiente al sistema operativo que se esté utilizando.

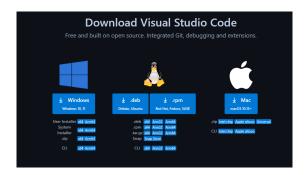


Figura 8: Página de descarga de Visual Studio Code.

■ Latex Workshop. Para instalarlo, abrimos Visual Studio Code y se accederemos a la pestaña de extensiones (icono de cuatro cuadrados en la barra lateral izquierda). En el campo de búsqueda, escribimos latex workshop y seleccionaremos la opción correspondiente (figura 9). Hacemos click en el botón de instalar.



Figura 9: Instalación de Latex Workshop.

■ MikTeX. Para instalarlo, se puede acceder a la página web MikTeX y descargar el instalador correspondiente al sistema operativo que se esté utilizando. Una vez descargado, ejecutamos el instalador y seguimos las instrucciones para completar la instalación.



Figura 10: Página de descarga de MikTeX.

Al final de la instalación se nos preguntará si queremos chequear si hay actualizaciones. Se recomienda chequear la opción para mantenerlo actualizado y evitar errores futuros. Para crear un nuevo fichero latex, crearemos el fichero con la extensión .tex y lo guardaremos en la carpeta donde se encuentre el proyecto. Para compilar el fichero, haremos click en el icono de > que aparece en el menú de arriba a la derecha en color verde y seleccionaremos la opción de compilar el documento. Esto generará un archivo PDF con el mismo nombre que el archivo .tex.

Es posible que en el proceso de compilación del archivo aparezcan ventanas emergentes pidiendo instalar una serie de paquetes necesarios, instalaremos todos y cuando termine la instalación de todos estos paquetes, se abrirá el archivo compilado en formato PDF. Si no se abre automáticamente, podemos abrirlo manualmente haciendo click en el icono de View Latex PDF File que aparece 2 iconos a la derecha (icono con la lupa) de la opción de compilación (>) como se muestra en la figura 11. Si no aparece, podemos abrirlo manualmente desde la carpeta donde se guardó el archivo .tex haciendo click derecho y selecionando la opción Open to the Side.



Figura 11: Opciones del menú de la barra superior.

5. Conclusiones

- 6. Autoevaluación de cada miembro
- 6.1. Autoevaluación de Alejandro
- 6.2. Autoevaluación de Pablo
- 6.3. Autoevaluación de Salvador
- 7. Tabla de tiempos
- 7.1. Tabla de tiempos del grupo
- 7.2. Tabla de tiempos de Alejandro
- 7.3. Tabla de tiempos de Pablo
- 7.4. Tabla de tiempos de Salvador

Referencias

- $[1]\ Repositorio\ del \ proyecto,$ disponible en Git Hub
- [2] Joseph Howse, Joe Minichino, Learning OpenCV 4 Computer Vision with Python 3", Third edition, Packt Publishing, pp. 1-372, 2020

Anexos

|1| Como se aprecia en la imagen, el cuadrado en rojo indica la posicion de la cara detectada, dentro de este cuadrado se encuentran los elementos de caracteristicas haar, que van iterando sobre la imagen y detectando las facciones de la imagen (tanto ojos, nariz, boca, etc.). En este vídeo se puede observar como el algoritmo va detectando las facciones.

|2| El parámetro scaleFactor es un atributo de reducción de escala útil para establecer una invariancia de escala. Por ejemplo, un valor de 1.08 hace que el algoritmo sea más exhaustivo, realizando más iteraciones y detectando caras con diferentes escalas, pero a una velocidad de procesamiento menor. Por el contrario, un valor de 1.3, lo hace más rápido pero algunas detecciones pueden perderse (objetos pequeños o medianos).

El parámetro minNeighbors es un atributo de detección que establece el número mínimo de detecciones superpuestas requeridas para conservar un resultado de detección. Por ejemplo, un valor bajo (1) puede resultar en más falsos positivos, mientras que un valor más alto (2) reducirá el número de falsos positivos pero puede hacer que se pierdan algunas detecciones.