

Viola-Jones: Algoritmo para la detección de objetos

Arturo Gascó Compte, Raquel Lázaro Belenguer, Pablo Muñoz Alcaide y Miguel Pardo Navarro

Máster: Sistemas Inteligentes

Asignatura: SJK002 - Computer Vision

Date: 11/12/2023



Introducción

Historia y razón del
algoritmo Viola-Jones

01

Casos prácticos

Aplicaciones y usos
prácticos del algoritmo

02

Algoritmo

Explicación del algoritmo
Viola-Jones

03

Índice

04

Ventajas

Principales ventajas de su
implementación y aplicación

05

Inconvenientes

Principales inconvenientes de su
implementación y aplicación

06

Conclusiones

Discusión y conclusiones





01

Introducción

Historia y razón del algoritmo Viola-Jones

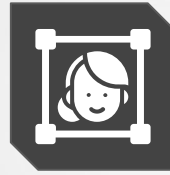
Origen del algoritmo Viola-Jones

Propuesto en 2001 por
Paul Viola y Michael
Jones



Origen del algoritmo Viola-Jones

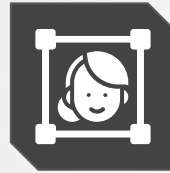
Propuesto en 2001 por
Paul Viola y Michael
Jones



Motivado por el
problema de la
detección de caras

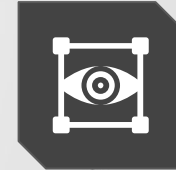
Origen del algoritmo Viola-Jones

Propuesto en 2001 por
Paul Viola y Michael
Jones

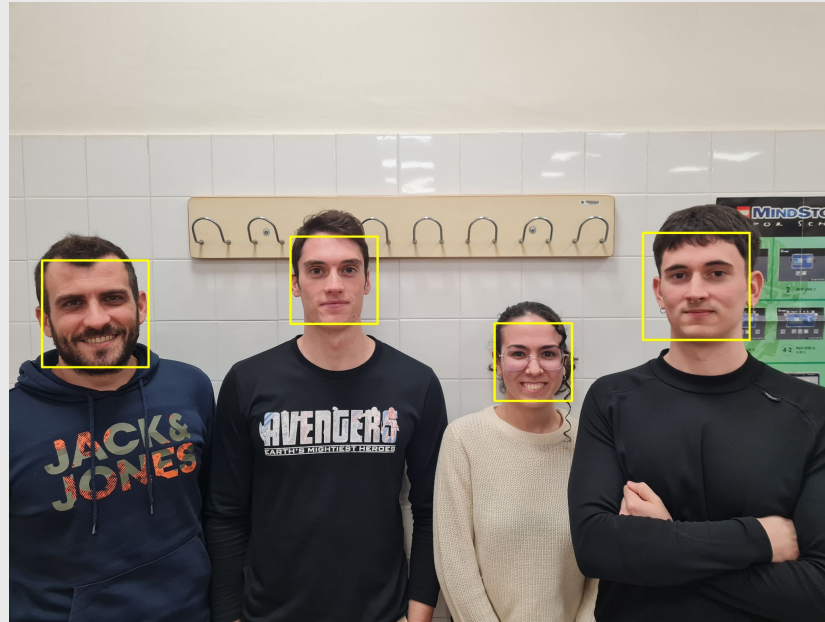


Motivado por el
problema de la
detección de caras

Adaptable a la detección
de otros objetos o
clases



Detección de rostros con Viola-Jones



Detección de ojos con Viola-Jones





02

Casos prácticos

Aplicaciones y usos prácticos del algoritmo

Aplicaciones del algoritmo Viola-Jones

Sistemas de vigilancia
en tiempo real



Aplicaciones del algoritmo Viola-Jones

Sistemas de vigilancia
en tiempo real



Aplicaciones móviles
que aplican filtros
faciales y redes sociales

Aplicaciones del algoritmo Viola-Jones

Sistemas de vigilancia
en tiempo real



Aplicaciones móviles
que aplican filtros
faciales y redes sociales

Identificación biométrica



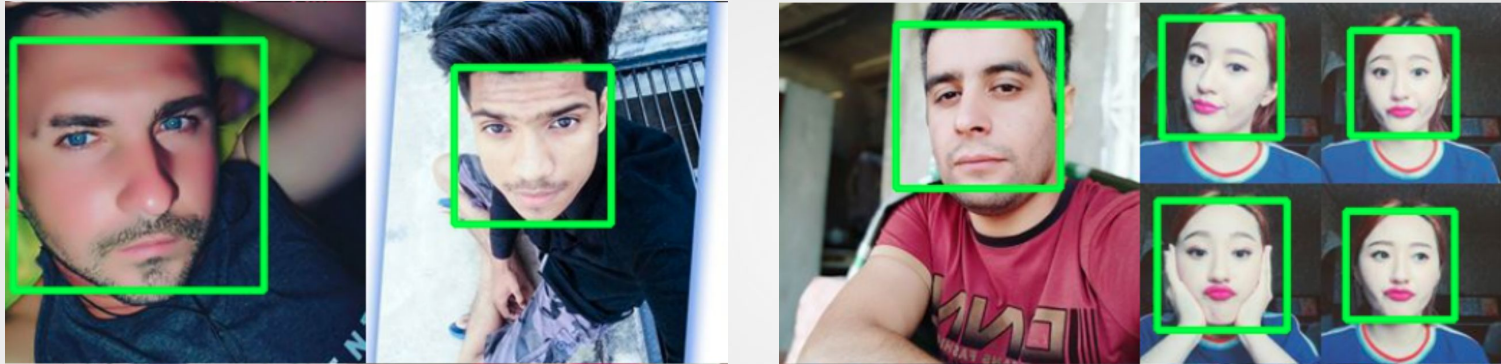
Sistemas de vigilancia en tiempo real



Widjaja, A. E., Hery, H., & Hareva, D. H. (2021)



Aplicaciones móviles que aplican filtros faciales y redes sociales



Priadana, A., & Habibi, M. (2019)

Identificación biométrica



Ibrahim, S., Jamaluddin, K. R., & Samah, K. a. F. A. (2018)



03

Algoritmo

Explicación del algoritmo
Viola-Jones

Descripción general del algoritmo Viola-Jones



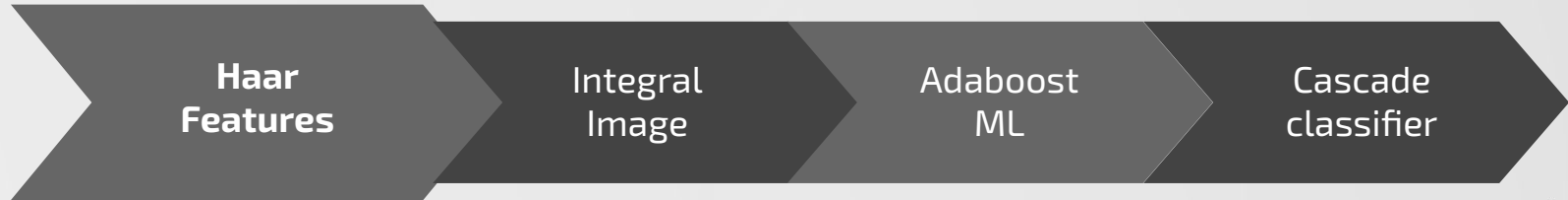
Haar
Features

Integral
Image

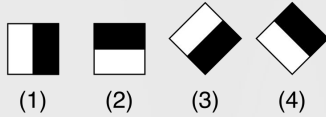
Adaboost
ML

Cascade
classifier

Descripción de los filtros o características Haar

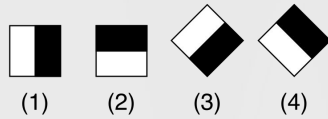


Descripción de los filtros o características Haar



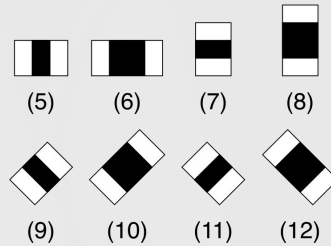
Edge features

Descripción de los filtros o características Haar

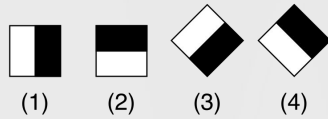


Edge features

Line features

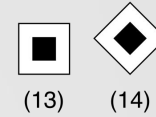
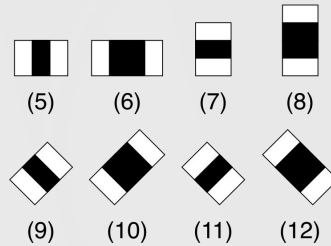


Descripción de los filtros o características Haar



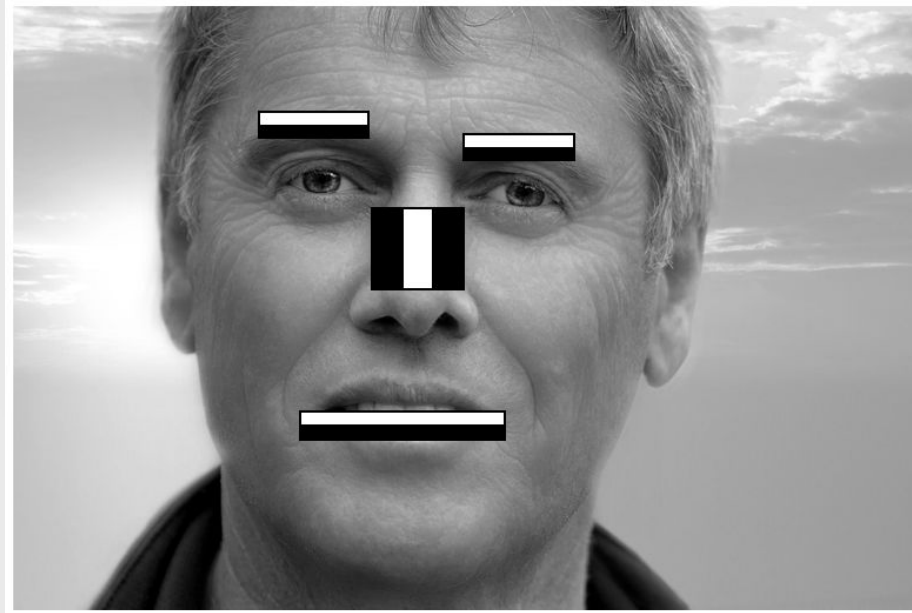
Edge features

Line features



Center-surround features

Descripción de los filtros o características Haar



Descripción de la Imagen Integral



Obtención de la Imagen Integral

1	7	4
3	5	9
5	6	1

Imagen original

Imagen integral

Obtención de la Imagen Integral

1	7	4
3	5	9
5	6	1

Imagen original

1		

Imagen integral

Obtención de la Imagen Integral

1	7	4
3	5	9
5	6	1

Imagen original

1	8	

Imagen integral

Obtención de la Imagen Integral

1	7	4
3	5	9
5	6	1

Imagen original

1	8	12

Imagen integral

Obtención de la Imagen Integral

1	7	4
3	5	9
5	6	1

Imagen original

1	8	12
4		

Imagen integral

Obtención de la Imagen Integral

1	7	4
3	5	9
5	6	1

Imagen original

1	8	12
4	16	

Imagen integral

Obtención de la Imagen Integral

1	7	4
3	5	9
5	6	1

Imagen original

1	8	12
4	16	29

Imagen integral

Obtención de la Imagen Integral

1	7	4
3	5	9
5	6	1

Imagen original

1	8	12
4	16	29
9		

Imagen integral

Obtención de la Imagen Integral

1	7	4
3	5	9
5	6	1

Imagen original

1	8	12
4	16	29
9	27	

Imagen integral

Obtención de la Imagen Integral

1	7	4
3	5	9
5	6	1

Imagen original

1	8	12
4	16	29
9	27	41

Imagen integral

Obtención de áreas a partir de la Imagen Integral

$$5 + 9 + 6 + 1 = \mathbf{21}$$

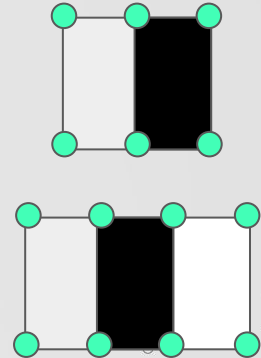
1	7	4
3	5	9
5	6	1

Imagen original

$$41 - 9 - 12 + 1 = \mathbf{21}$$

1	8	12
4	16	29
9	27	41

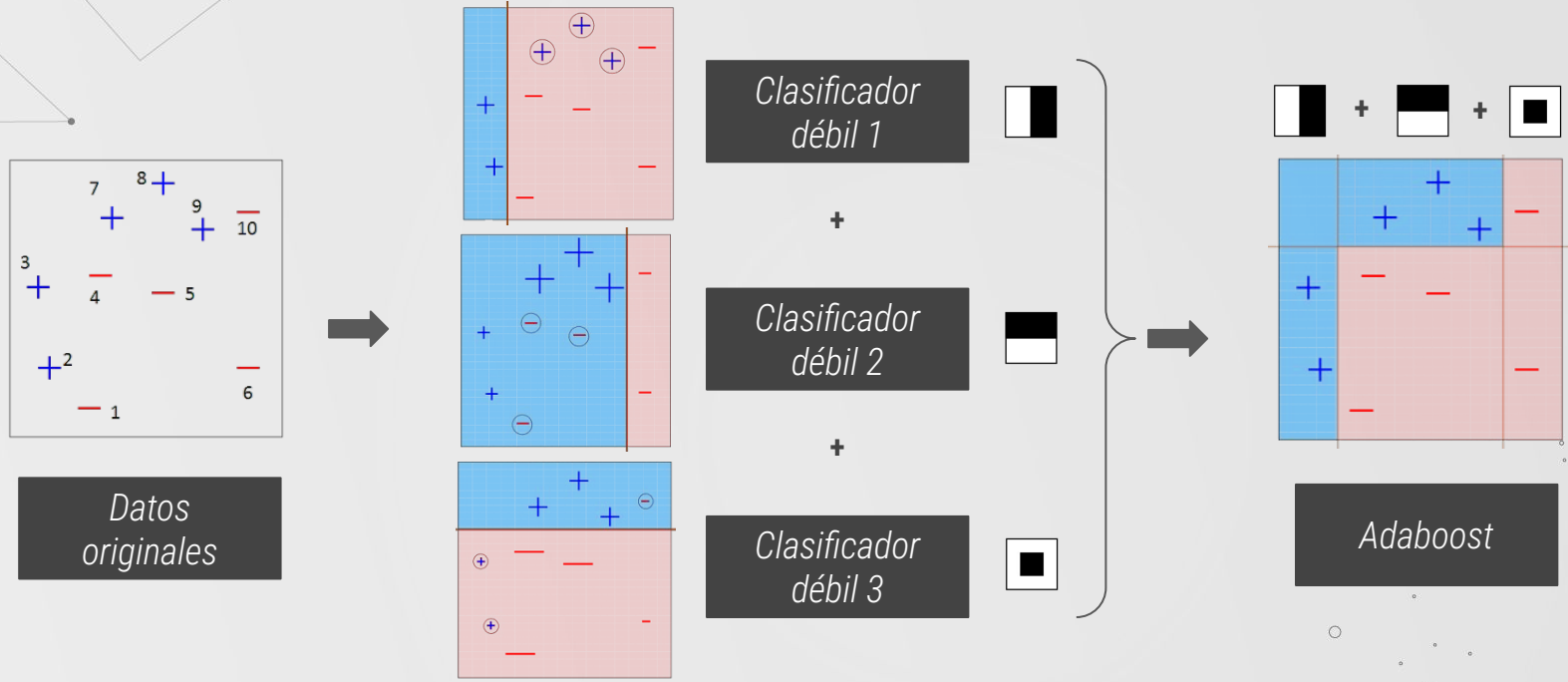
Imagen integral



Descripción del modelo de Machine Learning Adaboost



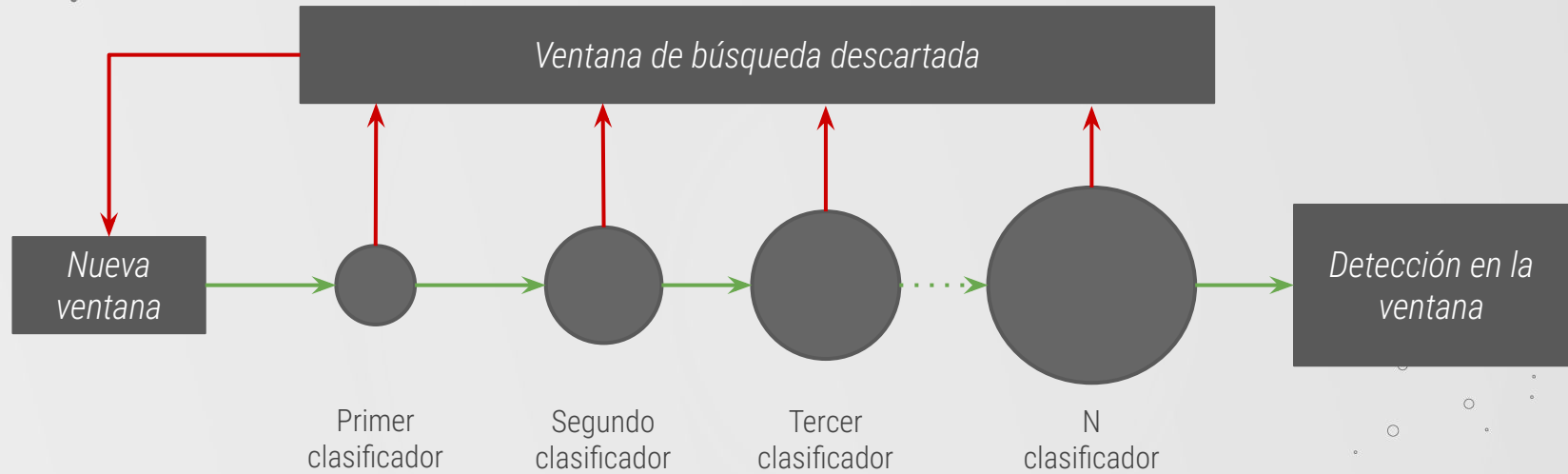
Descripción del modelo Adaboost



Descripción del clasificador en cascada



Descripción del clasificador en cascada



Descripción del clasificador en cascada



04

Ventajas

Principales ventajas de su
implementación y aplicación



Principales ventajas del algoritmo Viola-Jones



*Detección
muy rápida*

Principales ventajas del algoritmo Viola-Jones



*Detección
muy rápida*



*Fácil
implementación*

Principales ventajas del algoritmo Viola-Jones



*Detección
muy rápida*



*No requiere un gran
volumen de datos*



*Fácil
implementación*

Principales ventajas del algoritmo Viola-Jones



*Detección
muy rápida*



*No requiere un gran
volumen de datos*



*Fácil
implementación*



*No requiere reescalado
de imágenes*

Principales ventajas del algoritmo Viola-Jones



*Detección
muy rápida*



*Fácil
implementación*



*No requiere un gran
volumen de datos*



*No requiere reescalado
de imágenes*



*Alta
interpretabilidad*

05

Inconvenientes

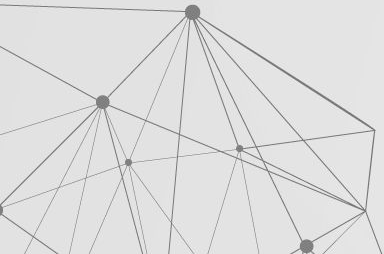
Principales inconvenientes de su
implementación y aplicación



Principales inconvenientes del algoritmo Viola-Jones



*Tiempo de
entrenamiento muy
elevado*



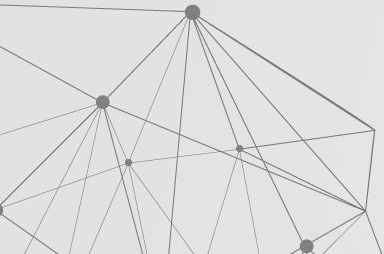
Principales inconvenientes del algoritmo Viola-Jones



*Restringido a
clasificación binaria*



*Tiempo de
entrenamiento muy
elevado*



Principales inconvenientes del algoritmo Viola-Jones



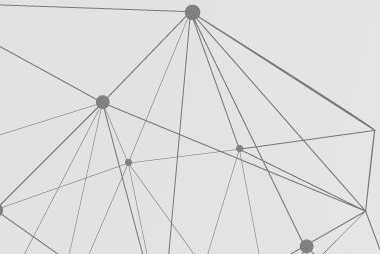
*Restringido a
clasificación binaria*



*Tiempo de
entrenamiento muy
elevado*



*Alta tasa de
falsos positivos*



Principales inconvenientes del algoritmo Viola-Jones



*Restringido a
clasificación binaria*



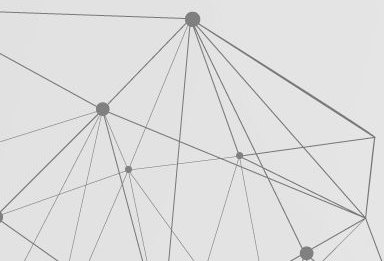
*Sensible a
rotaciones*



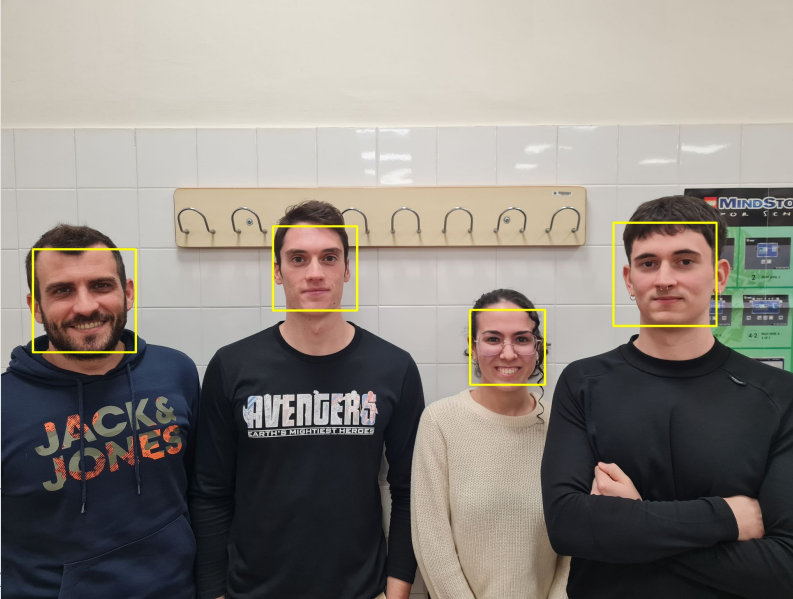
*Tiempo de
entrenamiento muy
elevado*



*Alta tasa de
falsos positivos*



Sensibilidad de rotación del algoritmo Viola-Jones



Principales inconvenientes del algoritmo Viola-Jones



*Restringido a
clasificación binaria*



*Sensible a
rotaciones*



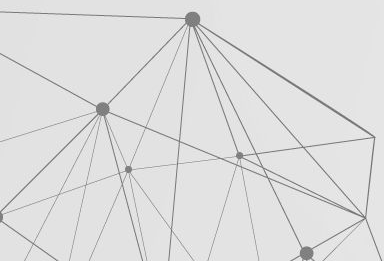
*Tiempo de
entrenamiento muy
elevado*



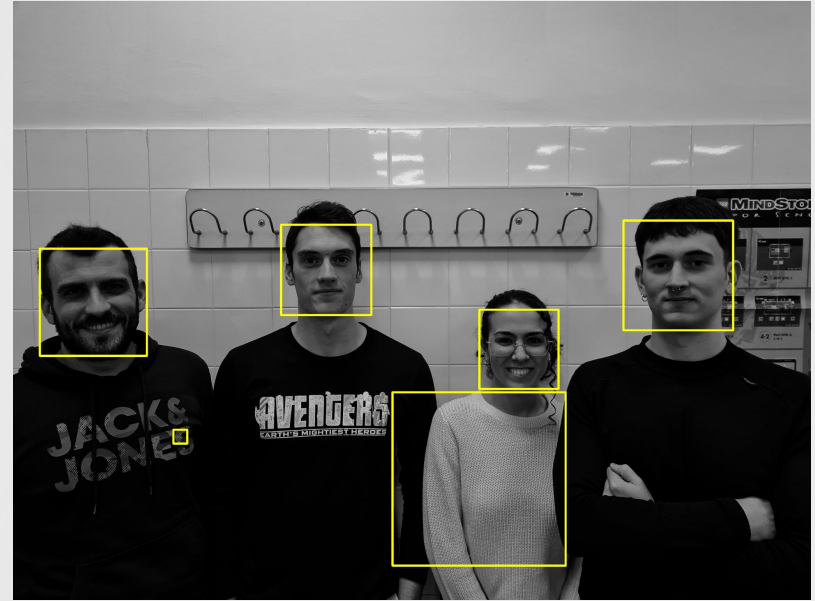
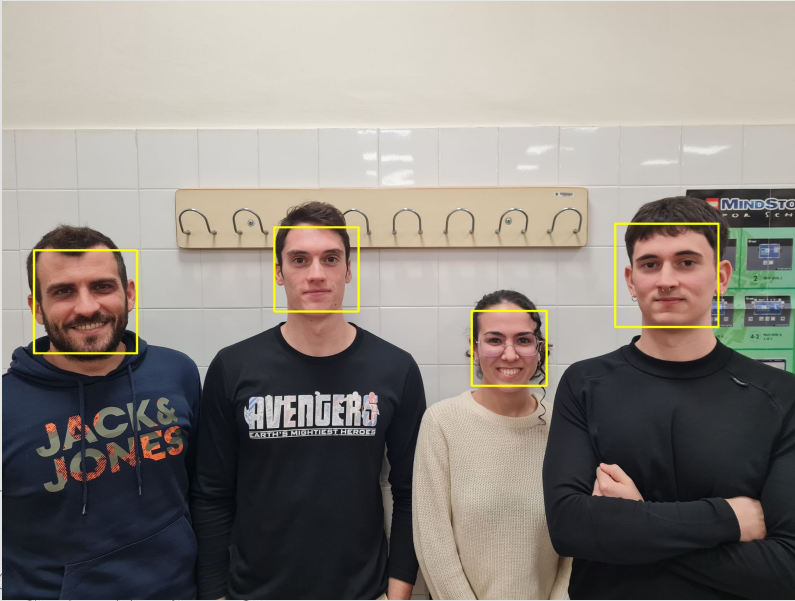
*Sensible a variaciones
de luminosidad*



*Alta tasa de
falsos positivos*



Sensibilidad lumínica del algoritmo Viola-Jones





06

Conclusiones

Discusión y conclusiones

Discusión y conclusiones



Precisión inferior a
fuertes modelos
basados en CNN
como *DeepFace*

Discusión y conclusiones



Precisión inferior a
fuertes modelos
basados en CNN
como *DeepFace*



Modelo muy eficaz
teniendo en cuenta la
relativa **poca cantidad**
de parámetros que
emplea.

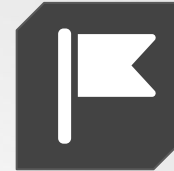
Discusión y conclusiones



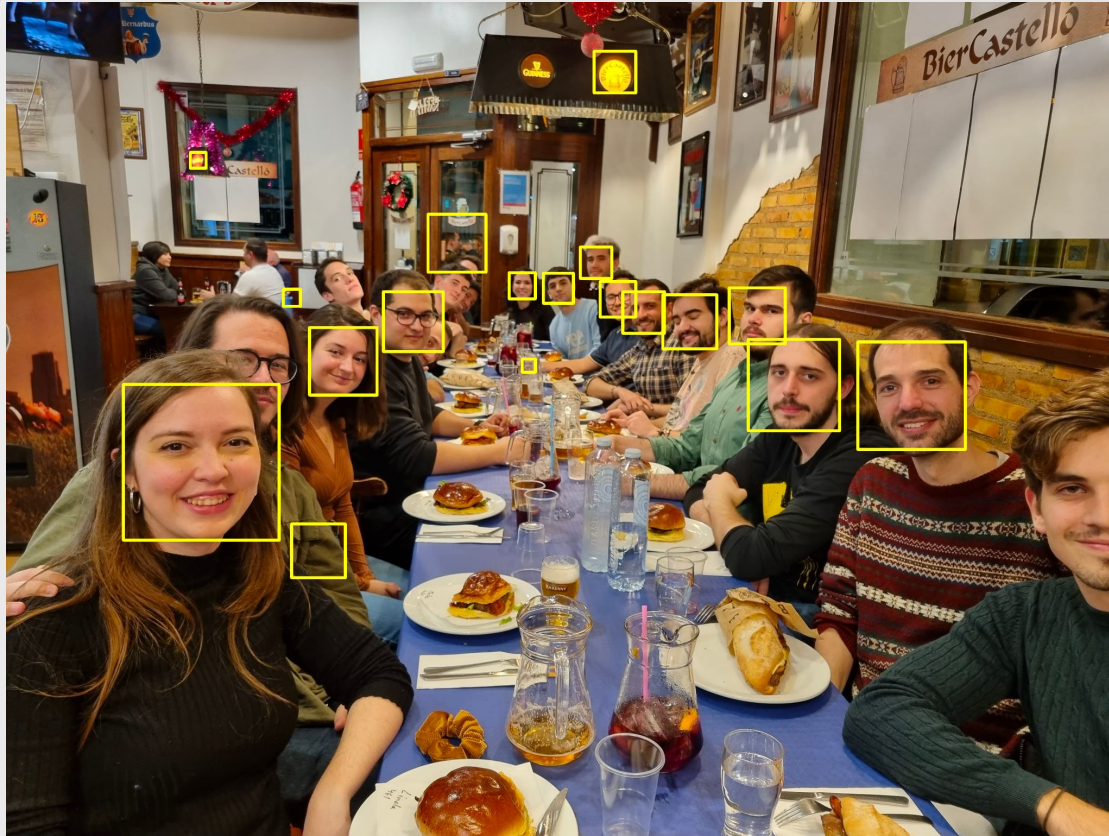
Precisión inferior a
fuertes modelos
basados en CNN
como *DeepFace*




Modelo muy eficaz
teniendo en cuenta la
relativa **poca cantidad**
de parámetros que
emplea.



Es reconocido como un
hito en la detección de
objetos y rostros en el
campo de la visión por
computador





Gracias por su atención

¿Alguna pregunta?