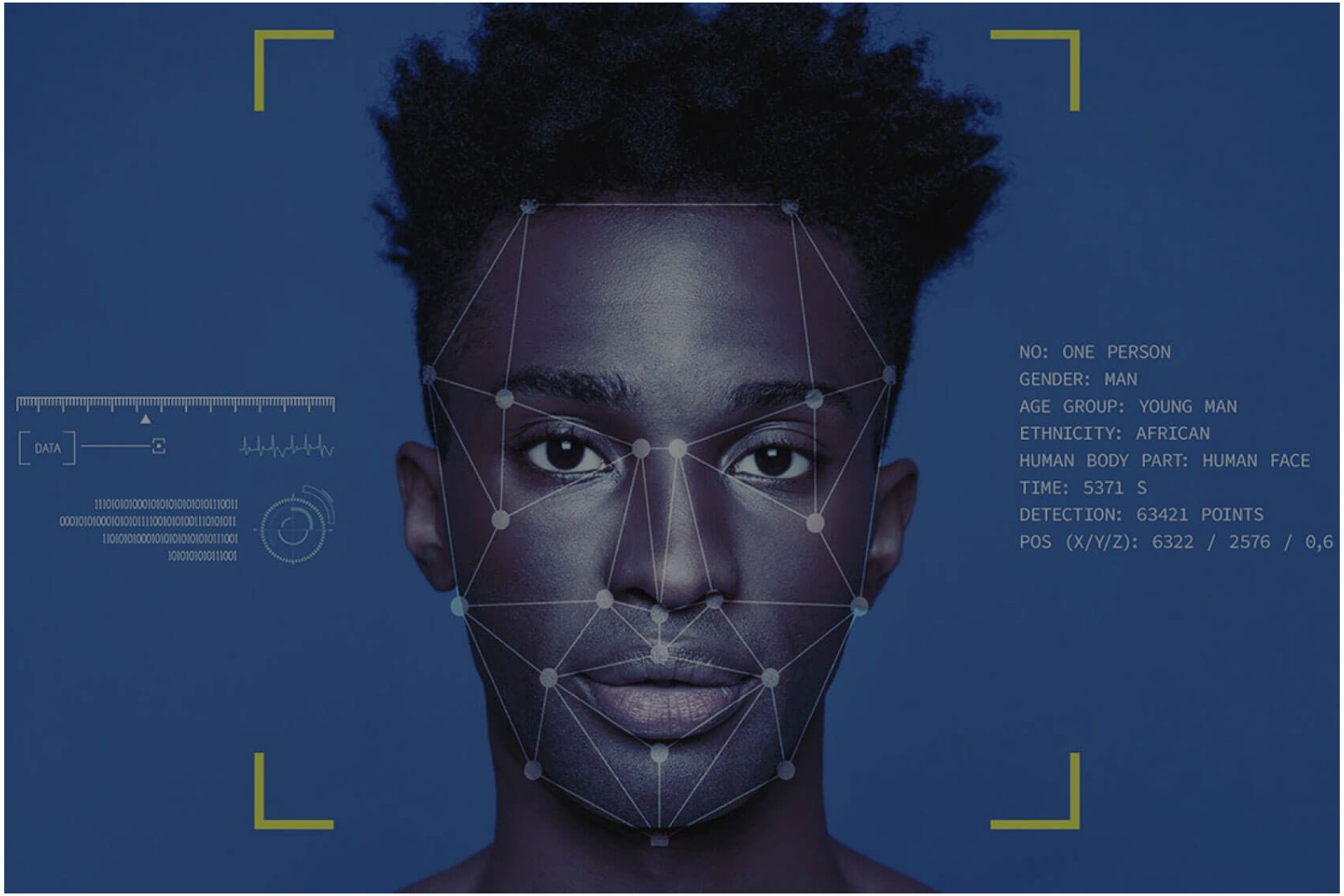
Visión por Computador

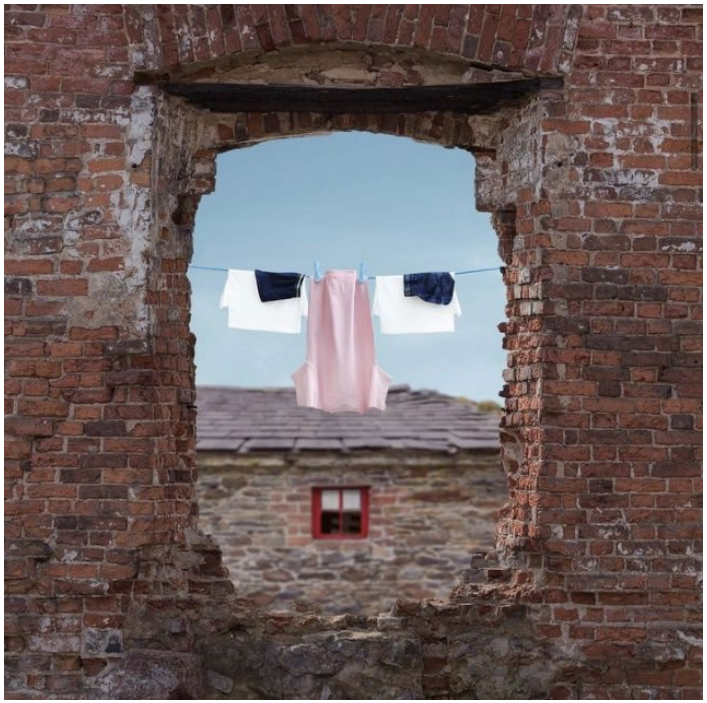
Tema 6. Aplicaciones en Biometría



EII, GII. *Modesto Castrillón Santana*

Contenidos

- Biometría
- El rostro humano
- Percepción del rostro
- Identificación
- Descripción
- Problemas
- iROC-SIANI
- Referencias



Helga Stentzel

Introducción

Demostrar la identidad

- ¿Es esta persona quien dice ser?
- ¿Puede esta persona acceder al sistema?
- ¿Tiene los privilegios solicitados?

Evitar rechazo autoría de una acción

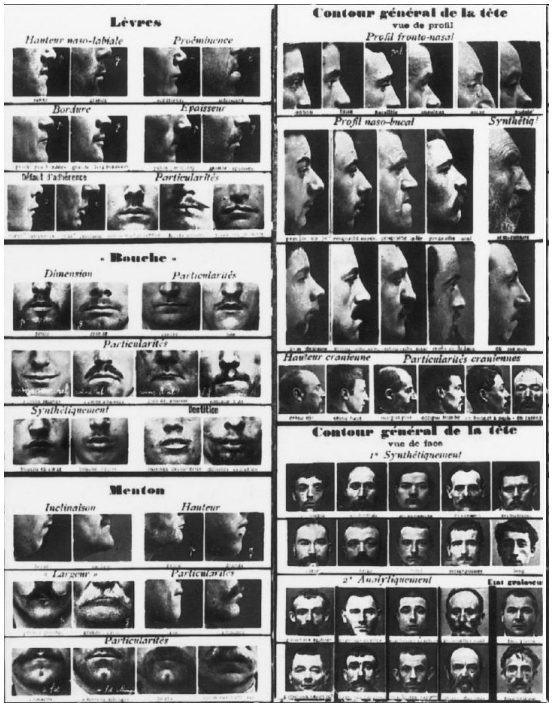
Documentos y claves (¿demasiadas?)

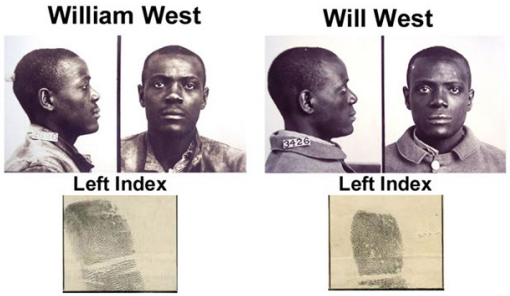
Basta la cara para personas conocidas/familiares

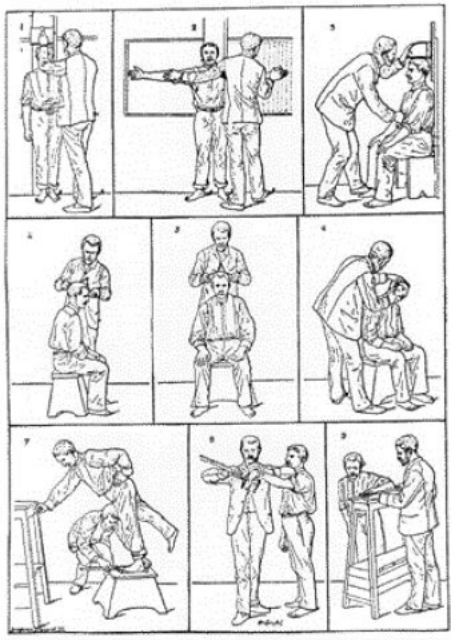
Historia

Rasgos biométricos en la historia:

- **Huella mano** en cuevas prehistóricas como firma
- **Huellas dactilares** en transacciones de negocios en Babilonia 500 adC
- Joao de Barros relata el uso en China en s. XIV
- S. XIX, necesidad de **identificar** personas en **ciudades** por aumento de **habitantes**
- Sistema de Bertillon o *Bertillonage*, *sub*divide en grupos con **medidas antropométricas**: altura cabeza, longitud dedo corazón, etc. Búsqueda ordenada

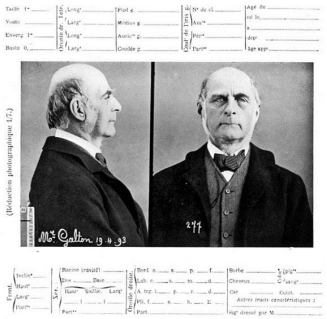






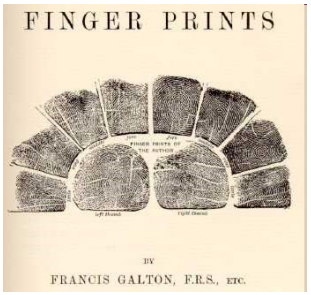
http://www.tld.jcu.edu.au/hist/stats/bert/

Historia



Rasgos biométricos en la historia:

- Sir Francis Galton propone las **minucias** (minutiae) de huellas dactilares
- Edward Henry, adopta **huellas dactilares** para identificar personas en India, alternativa al *Bertillonage*
- Un empleado, Azizul Haque, idea un sistema (Henry) de búsqueda, similar al de Bertillon
- S. XX el *Bertillonage* falla con gemelos
- 1930 Frank Burch propone el uso del iris
- 1960s el FBI crea **AFIS** e IAFIS (Integrated Automated Fingerprint Identification System)
- 1973 Identimat (Identimation) **primera aplicación** no vinculada al crimen
- **Explosión** en sistemas basados en rasgos biométricos rostro, audio, automatización, …



Definición

Del griego “*bios*” y “*metron*”, “medida de vida”

Ciencia de identificar a un individuo basado en características físicas, químicas o comportamentales de la persona.

Reconocimiento automático de individuos basado en características biológicas o comportamentales

Solución natural basada en el propio cuerpo, en lugar de mecanismos externos de “fácil” suplantación

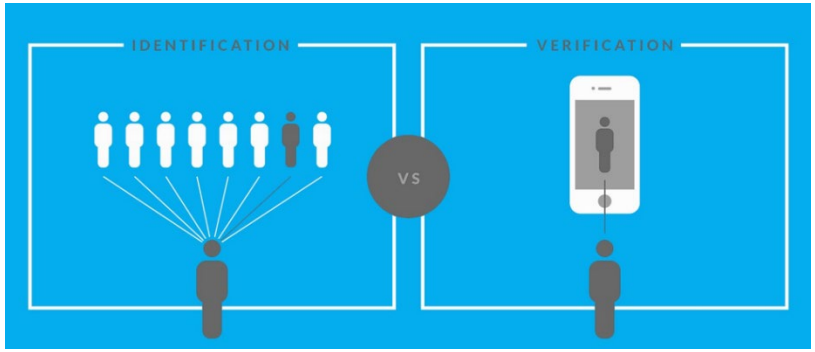
Definición

Evitar el acceso a recursos de un impostor

Aplica reconocimiento de patrones para reconocer una persona con características de un rasgo biométrico

- **Identificación:**
  Compara con base de datos de identidades

- **Verificación/autenticación**
  Compara con datos fiables de la persona que dice ser



Mitos y realidad

Mitos (cine)

Caras: Reconocimiento instantáneo 100% fiable para imágenes en cualquier ángulo sobre bases de datos que contienen a todos los humanos

ADN: Proceso automático y casi instantáneo, con todos fichados

Realidad

Influencia de la luz, ángulo, tamaño, calidad de captura

Sistemas aislados de notables capacidades computacionales

Sin fiabilidad completa

Dificultades por múltiples formatos y leyes jurisdiccionales

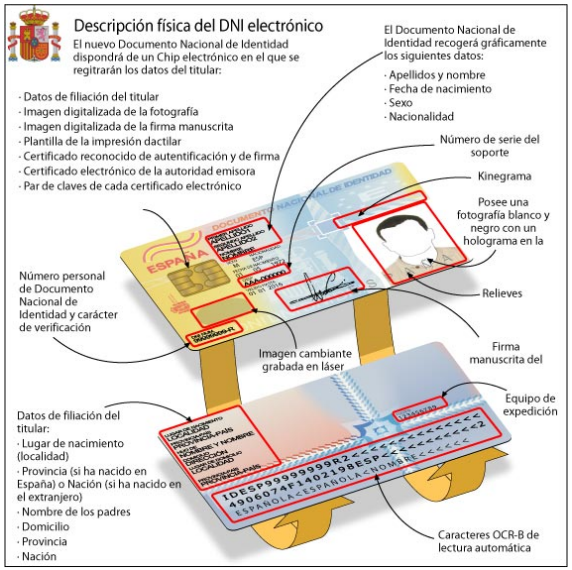
Requiere la intervención humana

Face Recognition Vendor Test, evaluaciones independientes productos comerciales

Mecanismos

Actualmente, tres formas de identificarse:

- Por algo que se tiene (tarjeta de identidad)
- Por algo que se sabe (password, PIN, password+OTP)
- Por algo que se es (cuerpo, carácter)



Mecanismos

Ataques a sistemas basados en claves:

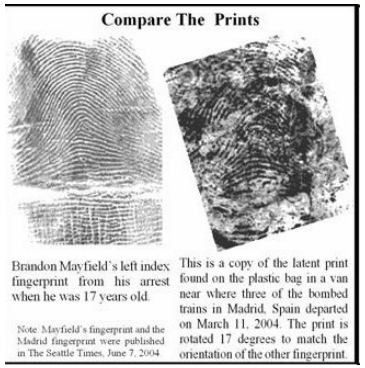
- Robo de claves o tarjetas al cliente (un 25% de personas escriben la clave en la tarjeta, reutilización de claves, o variaciones, phising)
- Robo de claves al gestor del servicio
- Observación de las claves (por encima del hombro)
- Repudio (asegurando que la tarjeta fue perdida)
- Instalación de sistemas para robar claves (p.e. cajeros)
- Clave falsa para cancelar el servicio (no distingue genuino de impostor)
- Dificultades para probar quien uno es (caso Kennedy)

2.2M robos de identidad denunciados en EEUU en 2020

Pros y contras

Ventajas:

- Detecta nuevos registros con otra id
- Evita el repudio, el "*yo no fui*"



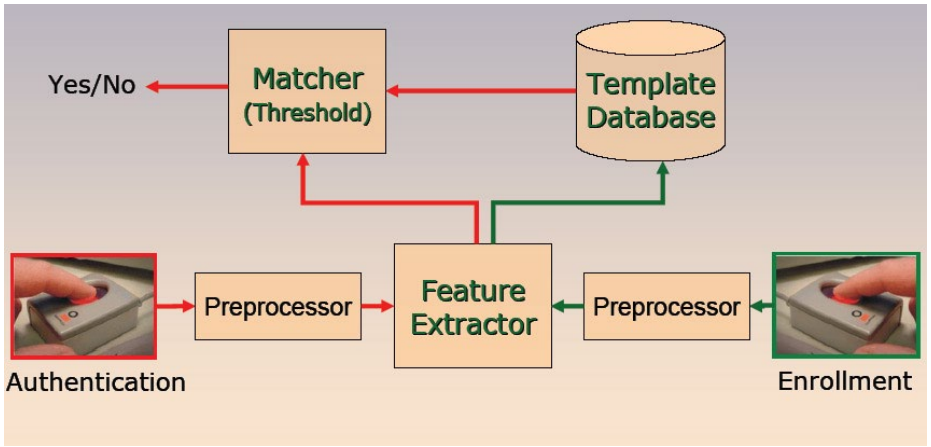
Desventajas:

- Dejar nuestra tarjeta a otra persona
- Problemas de privacidad (StreetView)
- Errores ante datos incompletos (Mayfield 11-M)
- No se puede resetear

Sistema biométrico

Módulos esquema básico:

- Sensor
- Extractor de características
- Clasificador
- Base de datos



El modelo se extrae de una o múltiples muestras

Sistema biométrico

Huella dactilar, crestas y valles

Minucias (Minutiae):
Bifurcaciones de las crestas, finales y otras características

- 52 tipos listados
- 7 empleadas por expertos humanos
- 2 por los automáticos

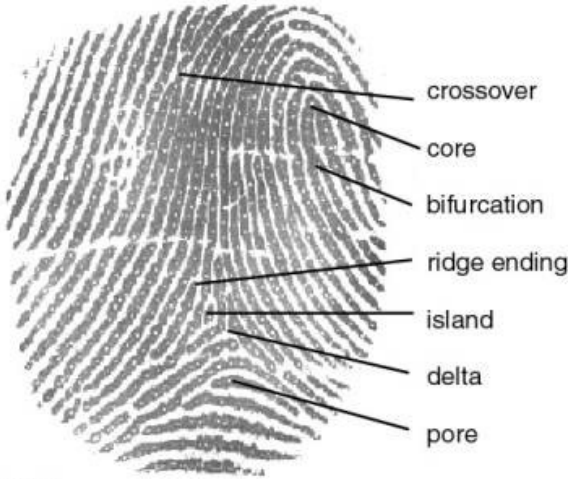


Figure 1

Sistema biométrico

Huella dactilar, crestas y valles

Pasos básicos reconocimiento de la huella digital:

- Paso 1: Escanear el dedo mostrando imagen
- Paso 2: Si es un niño, se redimensiona
- Paso 3: Una rejilla determina puntos singulares
- Paso 4: Extraer características, descartar imagen
- Paso 5: Compara con las plantillas almacenadas, descartar

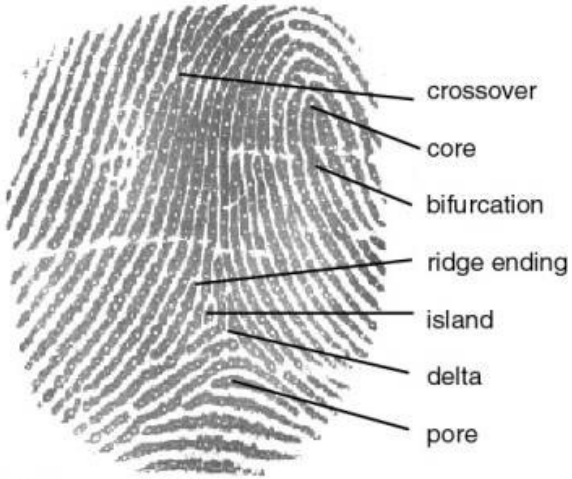
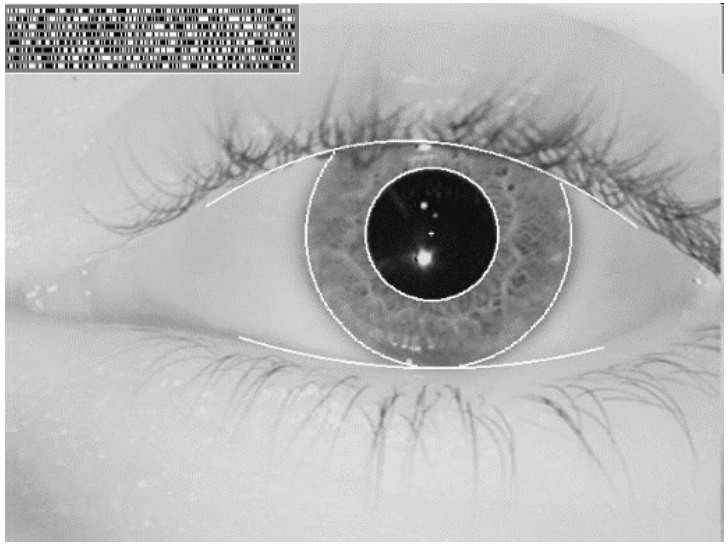
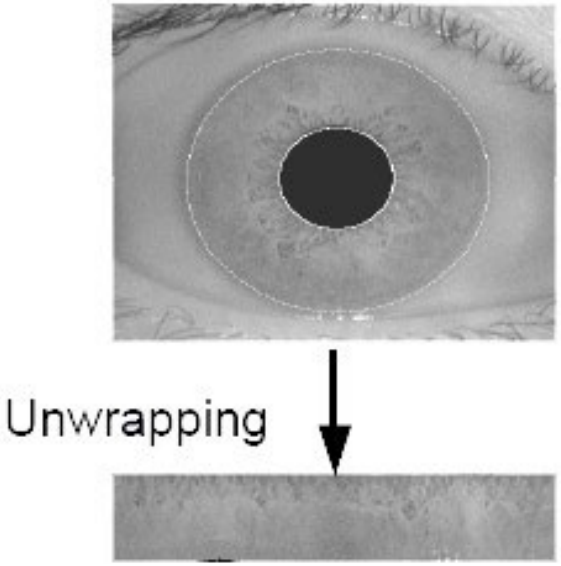


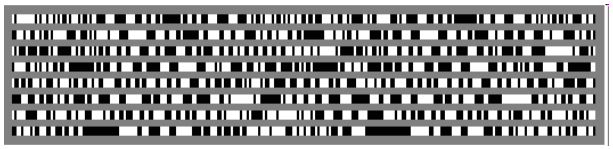
Figure 1

Sistema biométrico

Iris, suavizado, extracción de contornos





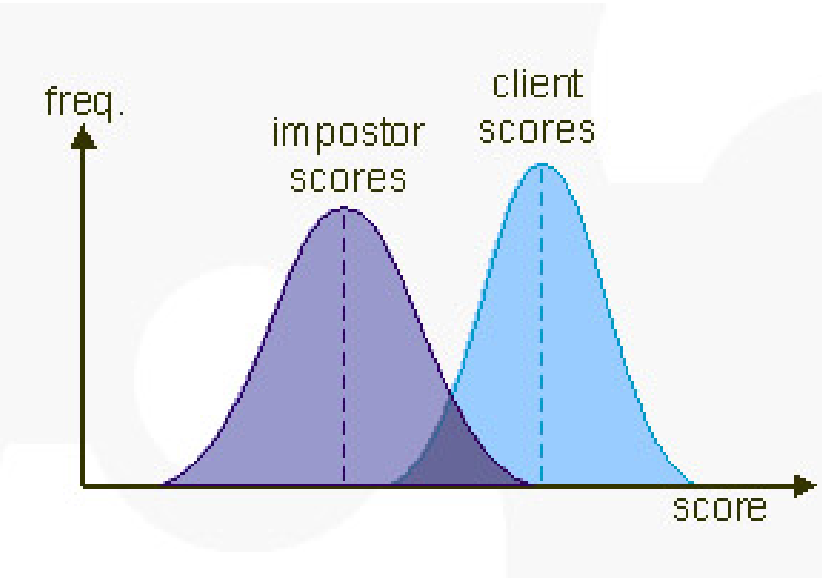


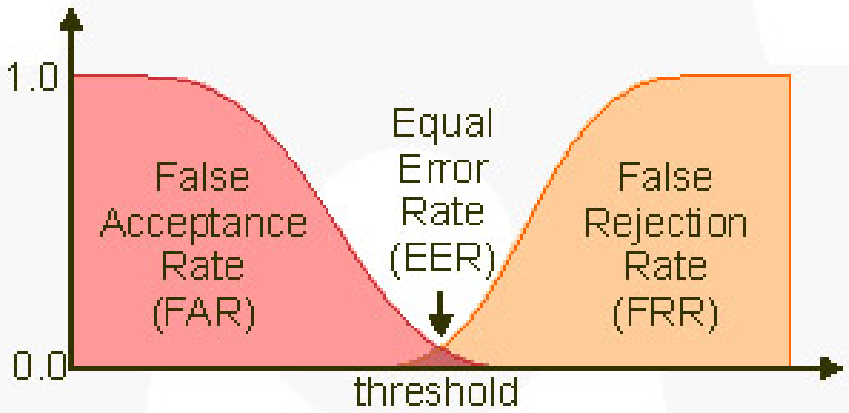
Evaluación

Clasificación sin encaje perfecto

Medida de similitud y umbral de decisión:

- FAR (*False Acceptance Rate*): Impostores erróneamente reconocidos
- GAR (*Genuine Acceptance Rate*): Genuinos reconocidos GAR=1-FRR
- FRR (*False Rejection Rate*): Genuinos descartados (caso Kennedy)
- EER (*Equal Error Rate*): punto en el que FAR y FRR coinciden
- DET (*Detection Curve*): FAR vs. FRR para varios umbrales de decisión



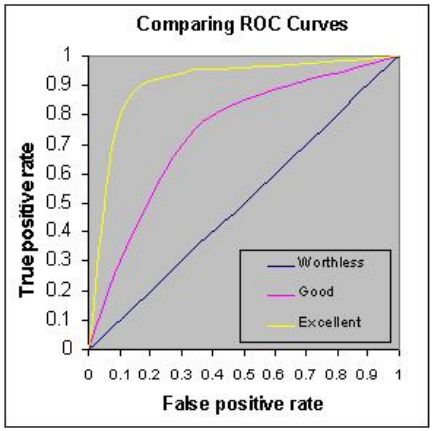


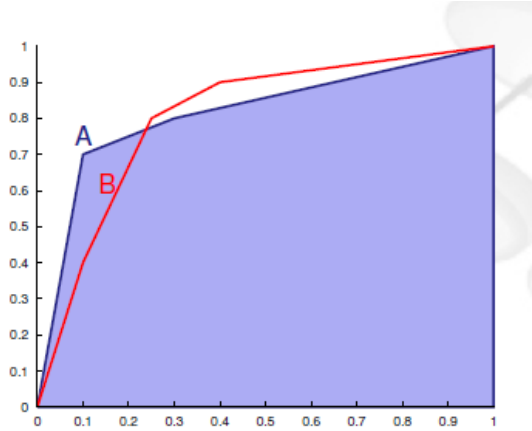
Evaluación

Clasificación sin encaje perfecto

Medida de similitud y umbral de decisión:

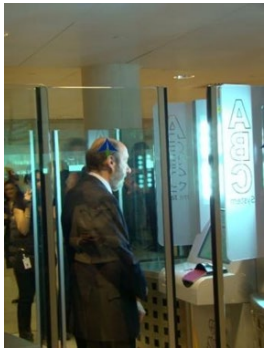
- ROC (*Receiver Operating Characteristic*) GAR vs. FAR
- AUC *(Area under ROC curve*)
- FTA o FTC (*Failure to Acquire or Capture*): Número de fallos del sistema capturando una muestra presente
- FTE (*Failure to Enroll*): Fracción de usuarios que no pueden registrarse con éxito (Pérdida de trabajo por huella inclasificable)





Aplicaciones

- Identificación forense
- Paternidad
- Investigación criminal
- Niños desaparecidos
- Cajeros
- Acceso a cuentas o lugares
- Uso del móvil
- Uso de dispositivos peligrosos (*smart-gun*)
- Voto
- Comercio electrónico
- Controles de inmigración (US-VISIT, *ABC de Indra*)
- Listas de sospechosos en aeropuertos
- DNI
- Vídeo vigilancia
- Verificación
- Personalización
- …



Aplicaciones

Mercado

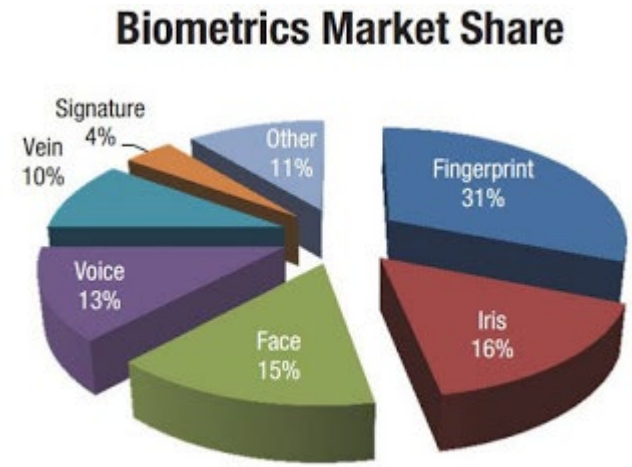
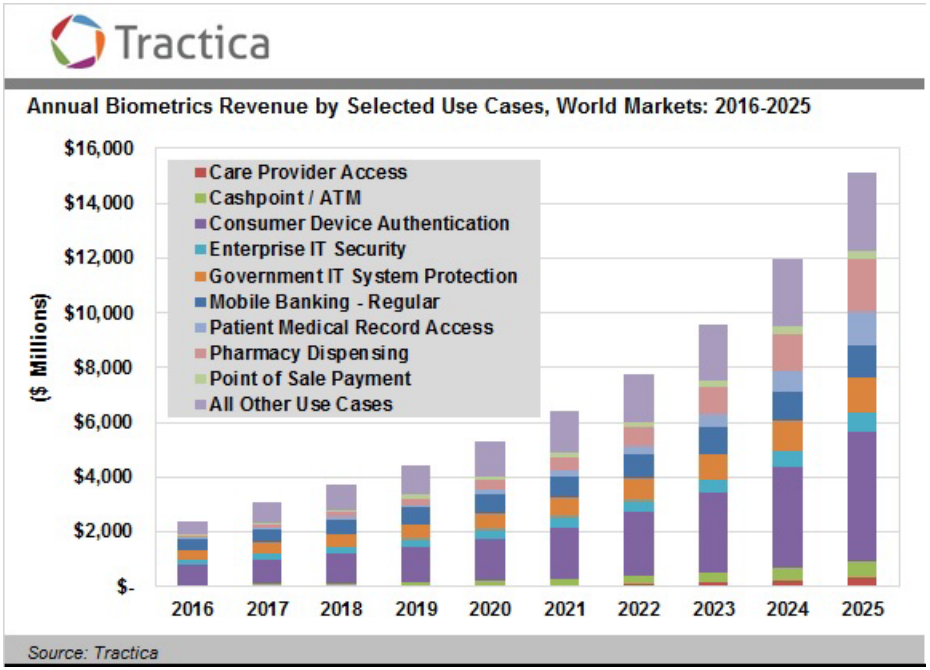


Figure 1: Biometrics market share by system type



Aplicaciones

Características:

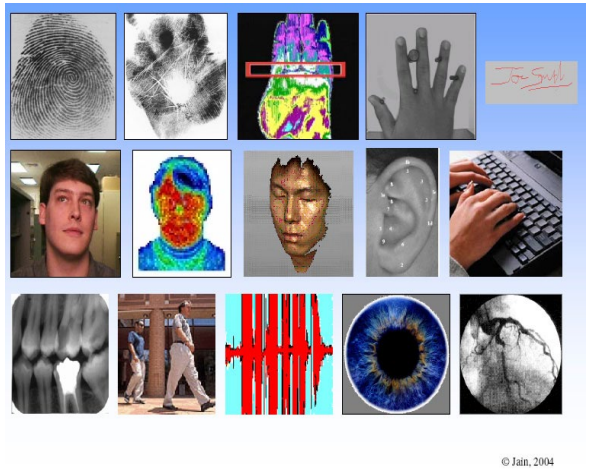
- Descubierta vs encubierta
- Atendida vs no atendida
- Cooperativa
- Escalabilidad
- Habituabilidad
- Privada vs pública
- Cerrada vs abierta
- Baja vs alta seguridad
- Reducir o eliminar el fraude

Rasgos

Biometría en Tres14 TVE

Ragos biométricos:

- Rostro
- Huella dactilar (mayor porcentaje del mercado)
- Geometría de la mano
- Palma
- Iris
- Ritmo de tecleo
- Firma
- Voz
- Vasos sanguíneos
- Forma de caminar
- ADN
- EEG
- …
- Multibiometría



Todos con patrón descrito numéricamente

Rasgos

Identificación:

- biológica (ADN)
- fisiológica (huella, iris, rostro, mano, etc.)
- comportamental (voz, firma, tecleo, etc.)

Se mide:

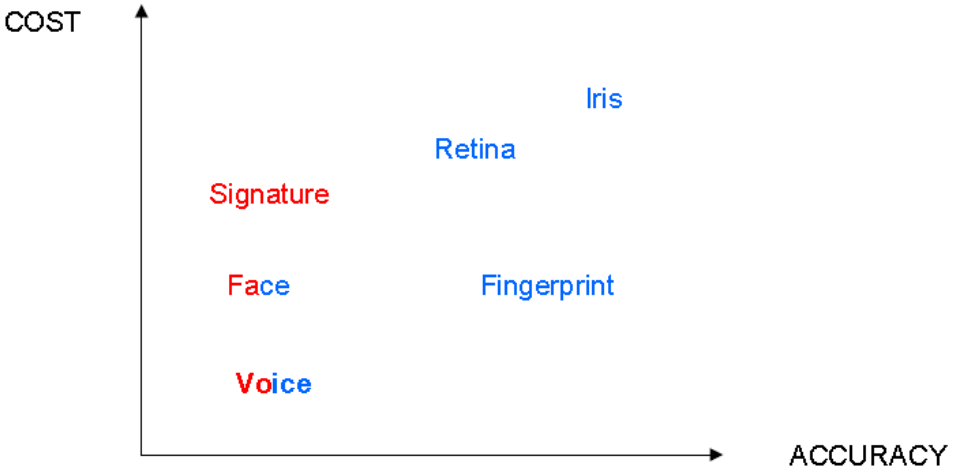
- señal 1D (voz)
- múltiples 1D (escritura)
- señal 2D (huella)
- múltiples 2D (geometría mano)
- serie de señales 2D (cara e iris)
- señal 3D (cara)

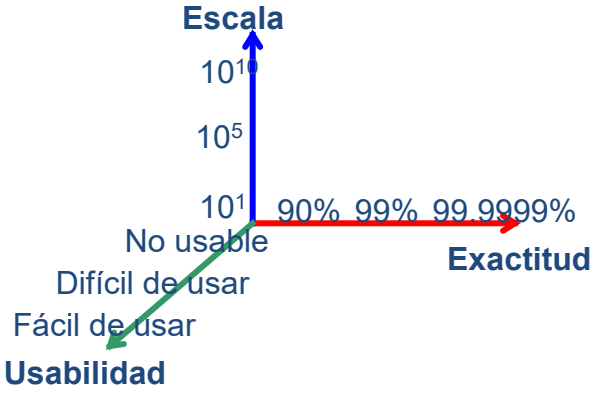
Rasgo	genotipo	fenotipo	comportamental
Huella (minutia)	o	ooo	o
Firma	oo	o	ooo
Geometría facial	ooo	o	o
Iris	o	ooo	o
Retina (venas)	o	ooo	o
Geometría mano	ooo	o	o
Geometría dedo	ooo	o	o
Venas mano	o	ooo	o
Oreja	ooo	o	o
Voz (tono)	ooo	o	oo
ADN	ooo	o	o
Olor	ooo	o	o
Tecleo	o	o	ooo
Clave			ooo

Rasgos

Rasgo ideal, escalable, usable y preciso:

- Robustez: Frente a ataques, permanente en el tiempo
- Distintivo: Debe mostrar variación entre la población
- Disponible: Presente en toda la población
- Accesible: Fácil y económico de adquirir, individuos procesados por unidad de tiempo
- Aceptable: Usuarios sin reparos





Imposible según investigadores de la Michigan State University

Rasgos

No existe el rasgo perfecto, se quiere:

- **Universal**: Todo individuo debe poseer el rasgo
- **Unicidad/singularidad**: De cada usuario diferenciable al del resto
- **Permanencia**: Suficientemente invariante
- **Medible**: Posible su adquisición y digitalización
- **Eficacia**: Alcanzar restricciones de precisión, velocidad y robustez
- **Aceptabilidad**: Por el usuario (sin contacto o temas privacidad)
- **Fiabilidad**: Que no sea fácil engañar al sistema de autenticación

Comparing Biometric Technologies

Biometrics	Universality	Uniqueness	Permanence	Collectability	Performance	Acceptability	Circumvention
Face	High	Low	Medium	High	Low	High	Low
Fingerprint	Medium	High	High	Medium	High	Medium	Low
Hand Geometry	Medium	Medium	Medium	High	Medium	Medium	Medium
Iris	High	High	High	Medium	High	Low	High
Retinal Scan	High	High	Medium	Low	High	Low	High
Signature	Low	Low	Low	High	Low	High	Low
Voice	Medium	Low	Low	Medium	Low	High	Low
Facial Thermogram	High	High	Low	High	Medium	High	High

© Jain, 2004

Rasgos

Rendimiento

>300000 pasajeros diarios aeropuertos neoyorquinos

Con estas tasas:

- 600 serían rechazados usando la huella
- 30000 usando el rostro
- 45000 usando la voz

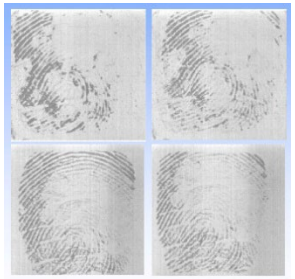
	Test	Test Parameter	False Reject Rate	False Accept Rate
Fingerprint	FVC [2006]	Heterogeneous population incl. manual workers and elderly people	2.2%	2.2%
	FpVTE [2003]	US govt. operational data	0.1%	1%
Face	FRVT [2006]	Controlled illumination, high resolution	0.8%-1.6%	0.1%
Iris	ICE [2006]	Controlled illumination, broad quality range	1.1%-1.4%	0.1%
Voice	NIST [2004]	Text independent, multi-lingual	5-10%	2-5%

	Test	Test Parameter	False Reject Rate	False Accept Rate
Fingerprint	FVC [2002]	20 years (average age)	0.2%	0.2%
	FVC [2004]	Deliberate perturbations	2.07%	2.07%
Face	FRVT [2002]	Varied lighting, outdoor/indoor	10%	1%
Voice	NIST [2000]	Text Independent	10-20%	2-5%

© Jain, 2004

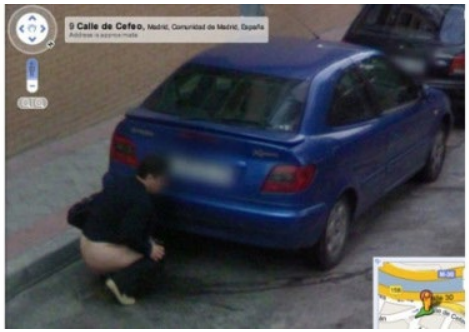
Retos

Escalabilidad (~6 mil millones de caras)
Rendimiento: tasa, velocidad, coste
Variabilidad intraclase y temporal
Reducida variabilidad interclase
Unicidad, limitaciones de los rasgos
Seguridad
Privacidad. Problemas culturales
Portabilidad
Segmentación: Detección
Calidad, imágenes ruidosas, distorsionadas
Rasgo poco distintivo
Interoperabilidad
Eficacia
Ataques



Retos

Privacidad
Tecnología que identifica a una persona
Los rasgos son difíciles de suplantar, imitar o robar
Los rasgos no están relacionados entre sí
Forma inadvertida, minería de datos
¿Se usarán para seguir personas de forma secreta?



Clearview.ai

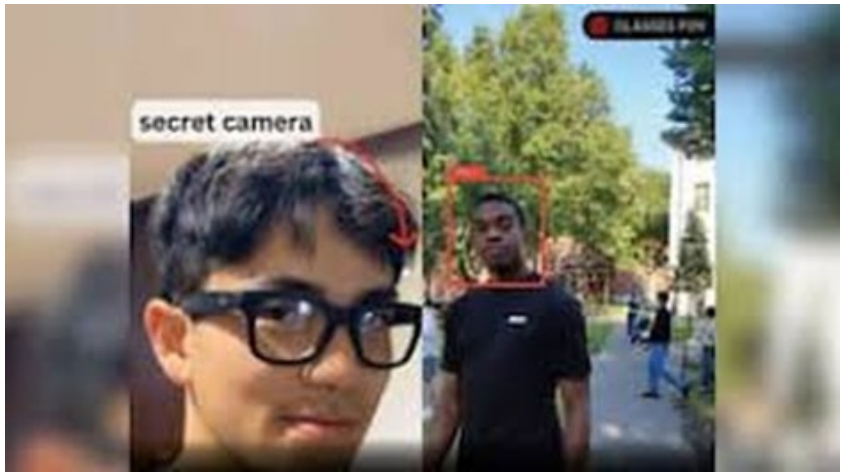
Retos

Privacidad

- Encubierta vs descubierta: Los usuarios lo saben o no
- Opcional vs obligatoria: ¿Registro obligatorio?
- Verificación/identificación: Identificar tiene + riesgos
- Duración definida vs indefinida: Posible impacto negativo
- Sector público vs privado: Sector público + riesgos
- Rol usuario: Ciudadano, empleado,cliente, individuo, …
- Propiedad usuario vs institucional: - riesgo si el usuario almacena
- Almacén personal o BBDD: BBDD centralizadas mayor riesgo
- Comportamental vs fisiológico: Fisiológico + comprometido

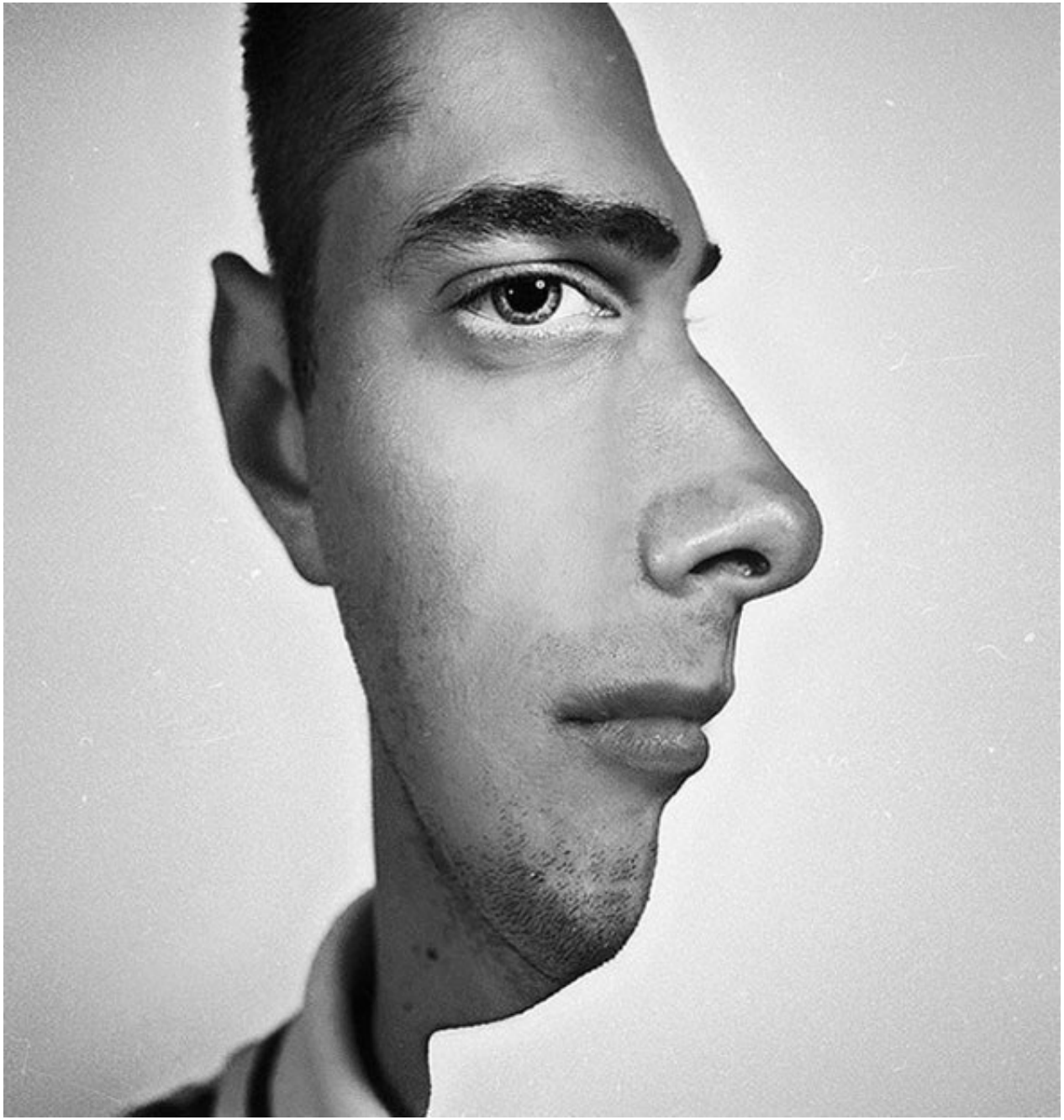
Retos

Privacidad
Tecnología que identifica a una persona



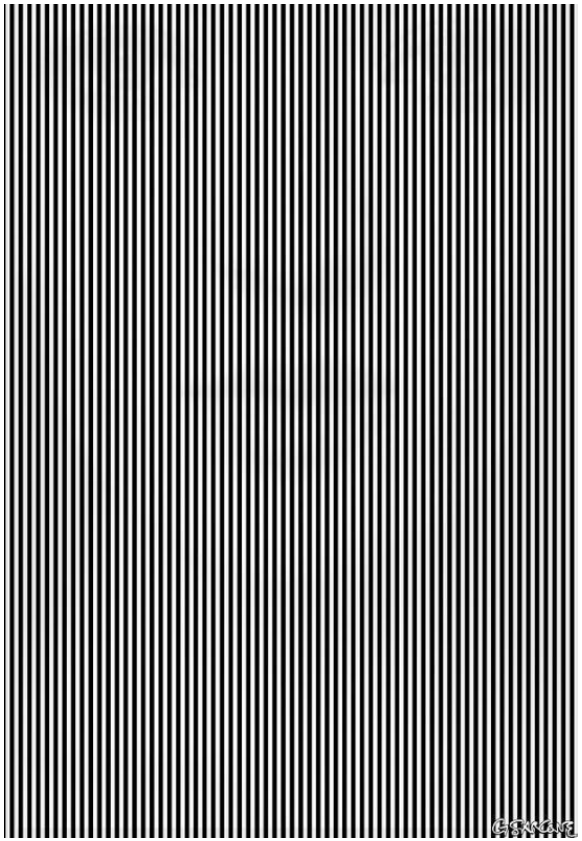
PimEyes

©2003 Ann Telnaes. All rights reserved. ATelnaes@aol.com



“Imago est animi vultus“

Marco Tulio Cicerón



El rostro

Tecnología biométrica:

- sin contacto
- a distancia
- sin cooperación
- sin rechazo
- rápida, barata y precisa

El rostro pretende cumplir las restricciones

El rostro

Solución natural
Distinguir conocidos de desconocidos
Evita elementos que se poseen o recuerdan
Hoy, imposible uso exclusivo
Documentos identificativos
Basado en quien uno es

El rostro

Fortalezas

- Sin hardware adicional: cámaras de vigilancia
- Sin colaboración del individuo
- Sin contacto
- Una imagen para crear modelo, diverso a la huella
- Habitual ceder imagen para documentos

Debilidades

- Privacidad, uso indebido
- Amenazas públicas
- Dificultades: veto cultural, pelo, maquillaje, aspecto
- Sensibilidad a iluminación y pose

El rostro

Potencial >10% del mercado de biometría

En sistemas de vigilancia (baños), hoteles, casinos, estaciones, apps bancarias, etc.

¿Reconocimiento facial en un aeropuerto?

- Sólo si hay registro de personas peligrosas
- Dificultad multitudes

¿Falsa sensación de seguridad?

¿En otros lugares públicos?

Cámaras útiles en ataques de Londres

El rostro

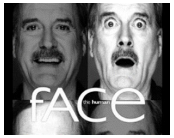
Importante en comunicación humana

Requiere detección previa

Gran variedad

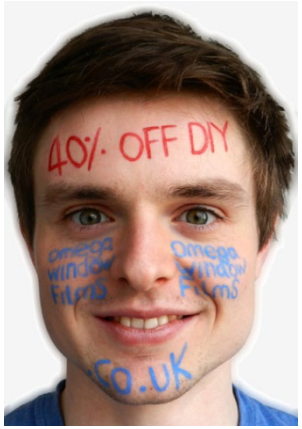
Aplicaciones:

- reconocimiento de identidad,
- sexo,
- expresiones,
- vigilancia,
- entretenimiento
- etc.



El rostro

Importante en comunicación humana



Analizada hace siglos, usada en arte, publicidad, …

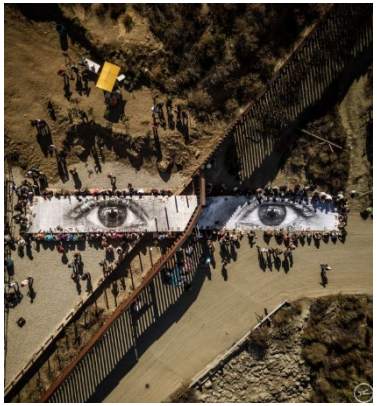
La Tête Carrée, Sacha Sosno

Magritte

Dvorak

César Manrique

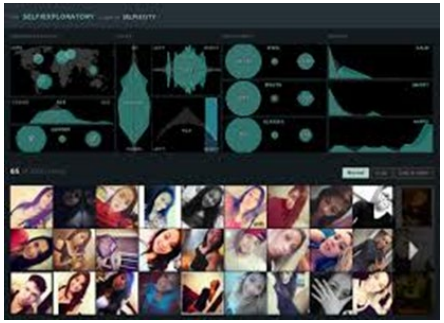
El rostro



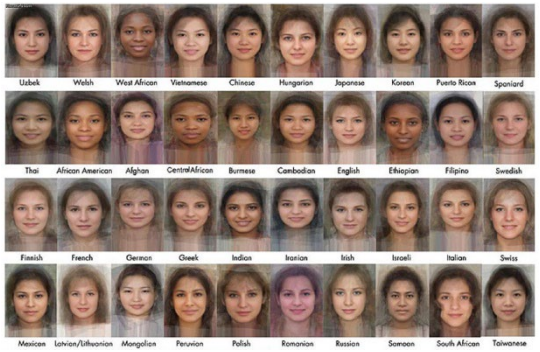
JR

- Ganador premio TED 2011
- Charla
- Proyecto INSIDE OUT, un proyecto de arte global.
- Sitio

El rostro



PANTONE 74-8 C



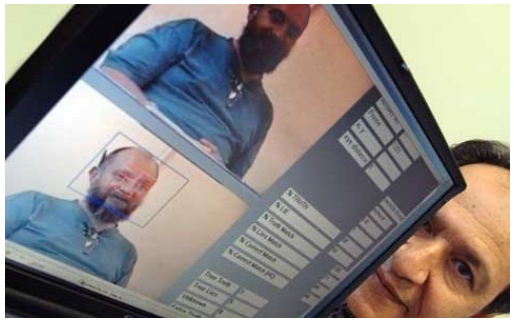
El rostro

Alma Haser

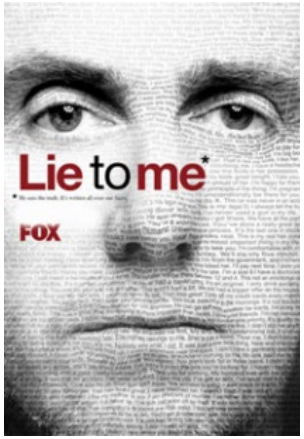
El rostro

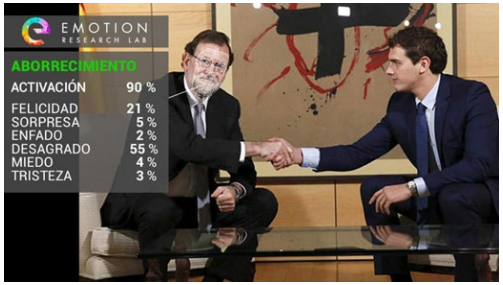
Facebook scraping

El rostro

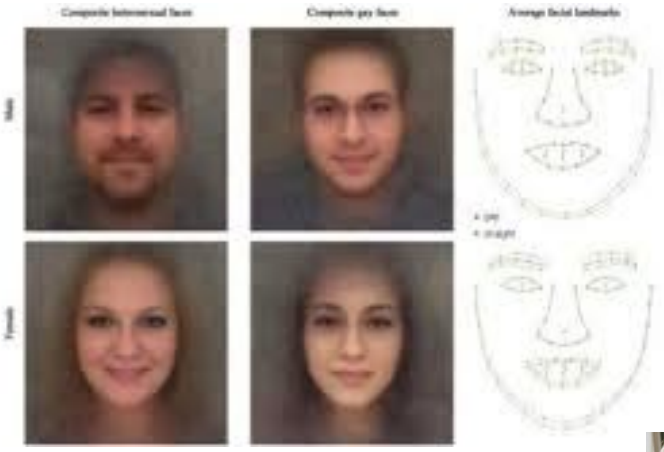


SMILE:62%
SMILE:93%

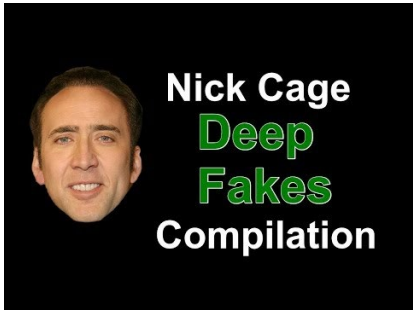

Lie to me
FOX


EMOTION
RESEARCH LAB
ABORRECIMIENTO
ACTIVACIÓN 90 %
FELICIDAD 21 %
SORPRESA 5 %
ENFADO 2 %
DESAGRADO 55 %
MIEDO 4 %
TRISTEZA 3 %

El rostro

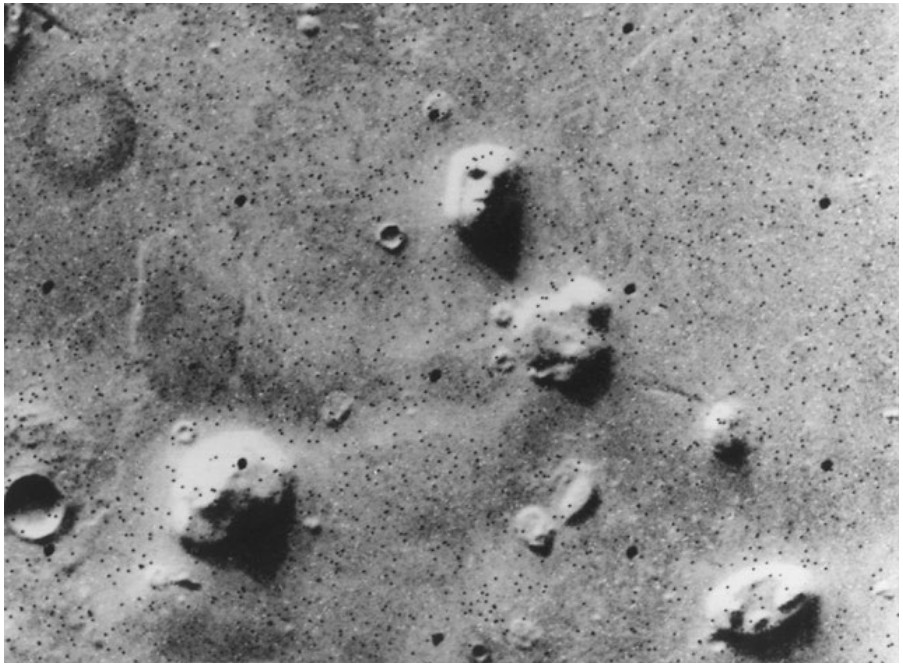


Michal Kosinski

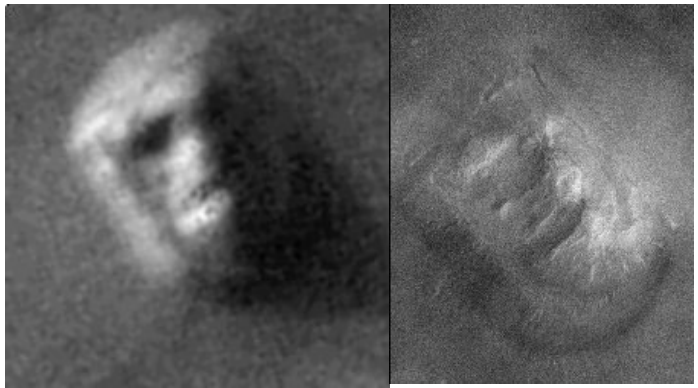


Percepcion del rostro

Viking 1 de Marte (1976)

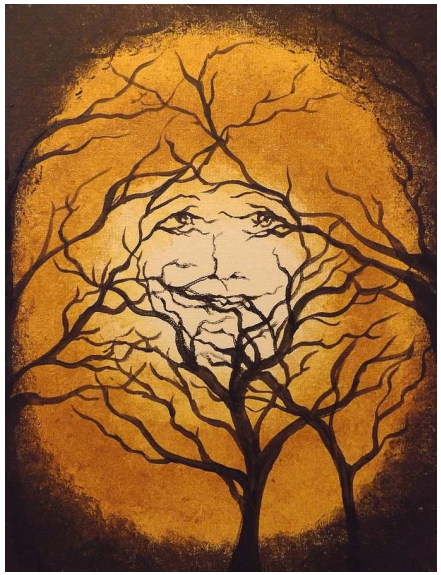


Pareidolia, fenómeno psicológico que hace reconocible un estímulo vago y aleatorio



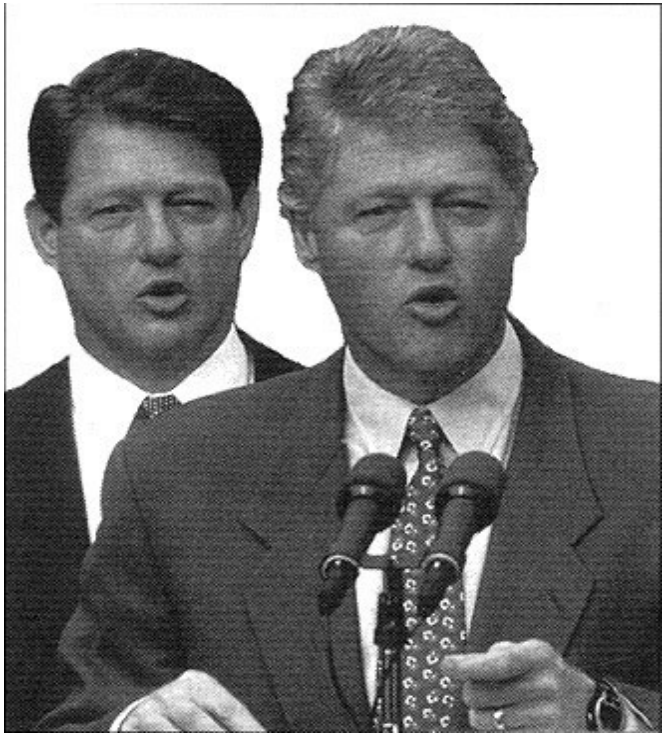
Percepción

G. Arcimboldo



Sunshine Ammerman

Percepción



Sinha, P. & Poggio, T. “I think I know that face…” (1996). Nature

Percepción

By Yin, Robert K. Looking at upside-down faces. Journal of Experimental Psychology, Vol 81(1), Jul 1969, 141-145

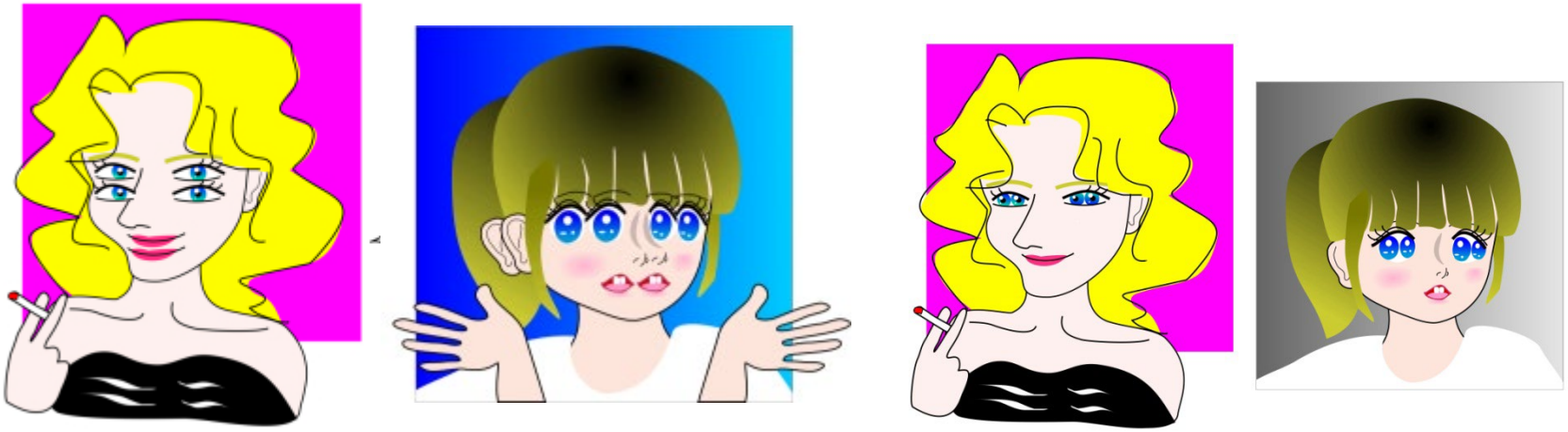
Percepción

By Yin, Robert K. Looking at upside-down faces. Journal of Experimental Psychology, Vol 81(1), Jul 1969, 141-145

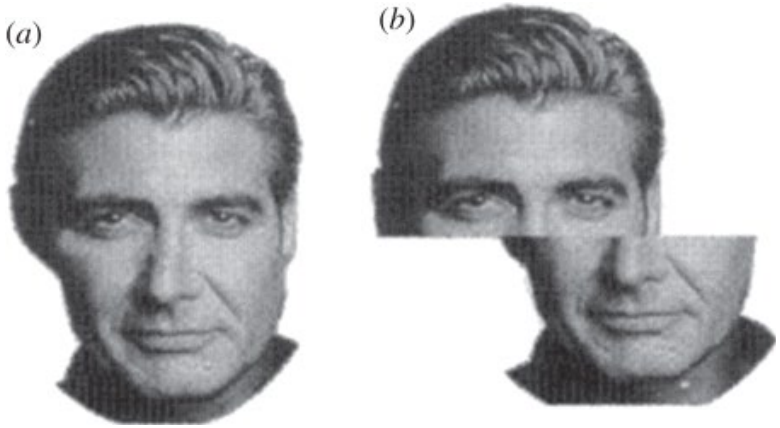
Sensibilidad a la configuración habitual

Thompson P (1980) Margaret Thatcher: a new illusion. Perception 9:483–484

Percepción



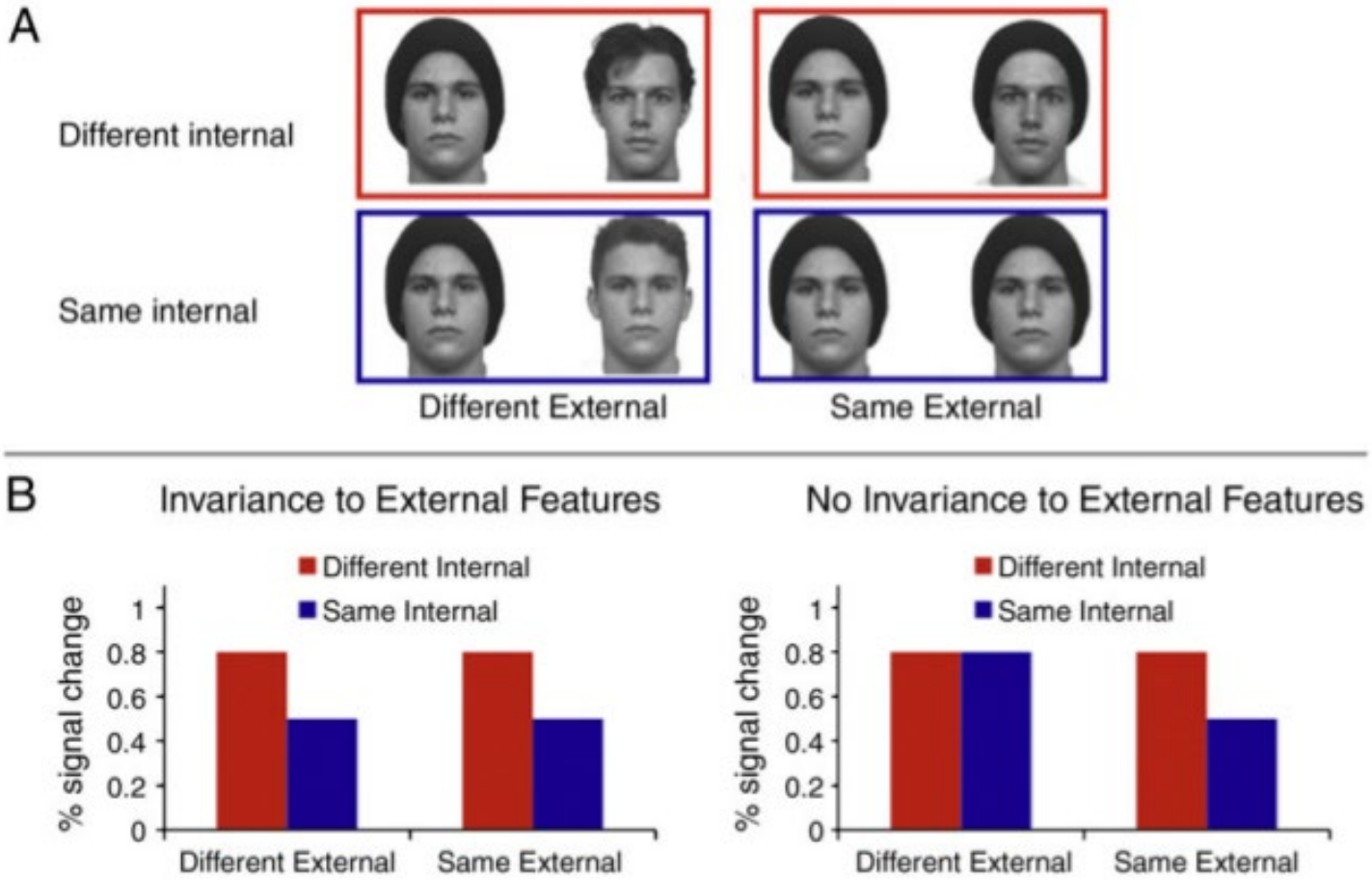
The composite effect



Young, A. W., Hellawell, D., & Hay, D. C. (1987). Configural information in face perception. Perception, 16 , 747–759..

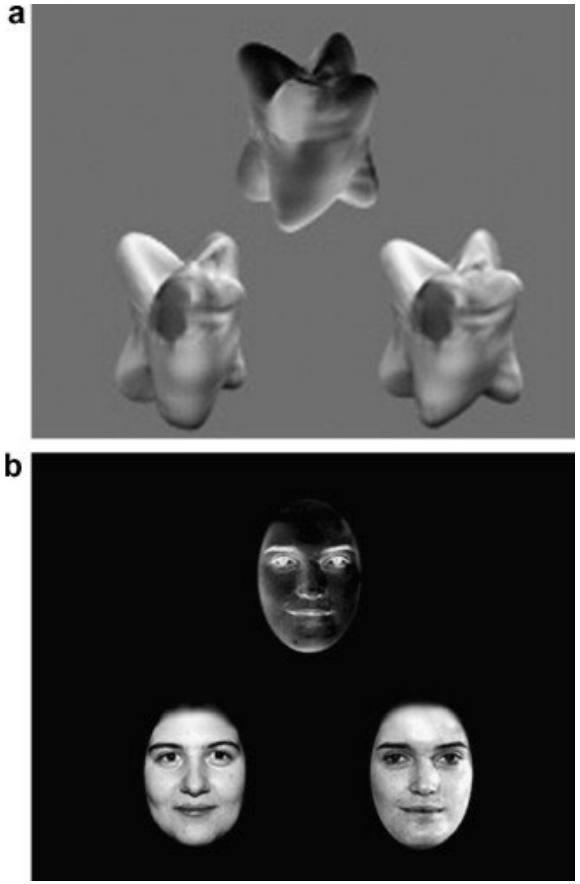
Percepción

Carbary, T. et al. The left visual hemispace bias for the perception of composite faces: A test of the difficulty-of-discrimination hypothesis. Brain and Cognition. 1999



Vadim Axelrod, Galit Yovel, External facial features modify the representation of internal facial features in the fusiform face area. Neuroimage 2010

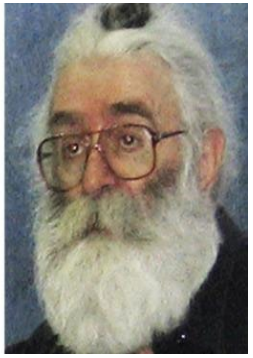
Efecto contraste invertido



M. Nederhousera, X. Yuea, M. C. Manginib, I. Biederman. The deleterious effect of contrast reversal on recognition is unique to faces, not objects. Vision Research 47 (16), 2007

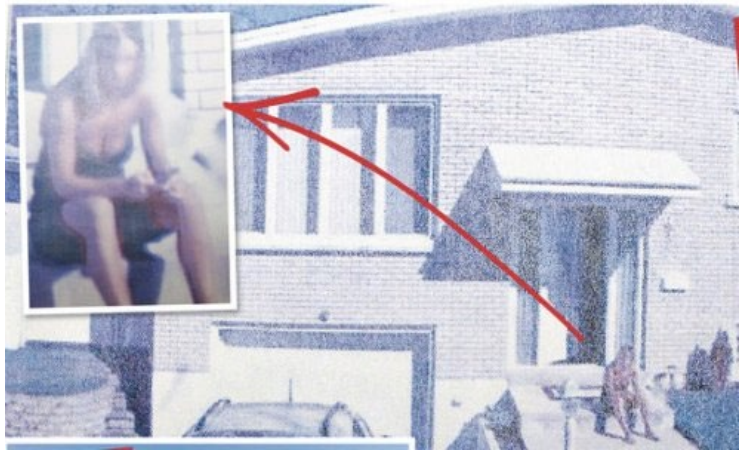
Percepción

El serbio Tomislav Kavarevic estaba acusado, entre otros delitos, del robo al Museo de Diamantes de Amberes.
El peligroso pederasta André Lizière huyó a Torrevieja desde un centro psiquiátrico penitenciario en Bélgica.
El francés Franck Couchellou tenía entre sus habilidades la de cambiar continuamente de aspecto físico.
Blinkevicius era el asesino más buscado en Lituania.
De Webber dirigía una banda de albano-kosovares.



Percepción

Street View
Traffic
More...
Map
Satellite
Terrain
356 Broadway
Address is approximate
Street View Help
Full-screen
Zoom Out
© 2008 Google



Percepción

Sir Galton y retratos combinados [1]

Cesare Lombroso, criminales por causas físicas y biológicas (en 2016)

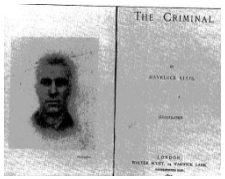
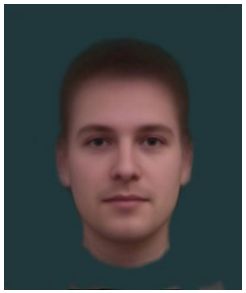
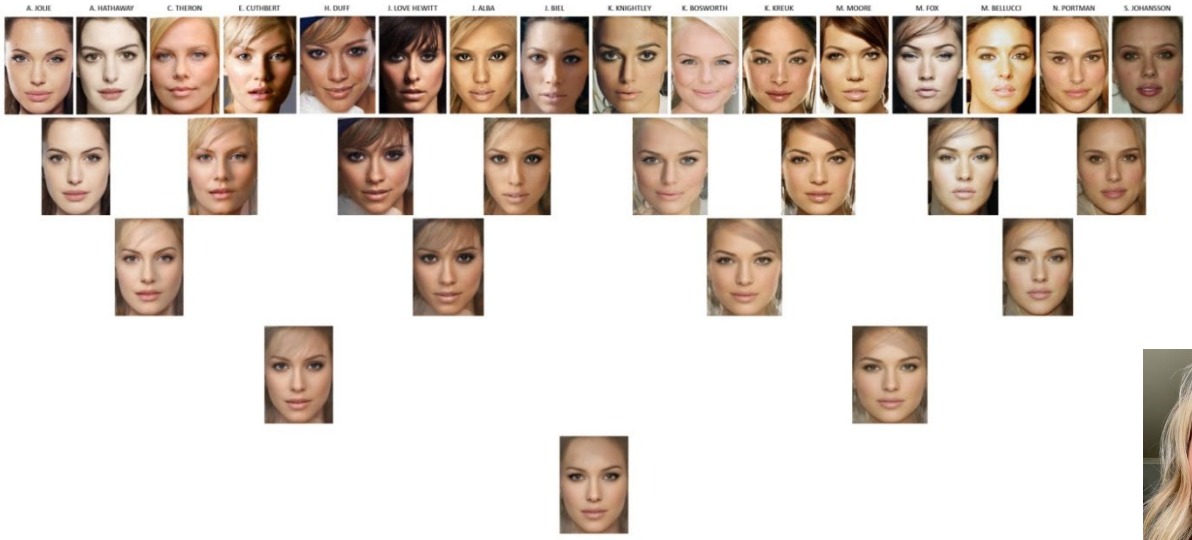


Imagen promedio, *beautification* [2,3]

Atención de los bebés a los rostros (atractivos)





[1] Composite Portraits, Made by Combining Those of Many Different Persons Into a Single Resultant Figure. F. Galton The Journal of the Anthropological Institute of Great Britain and Ireland, 1879
[2] Digital Face Beautification. Tommer Leyvand, Daniel Cohen-Or, Gideon Dror, Dani Lischinski. SIGGRAPH 2006
[3] A machine learning predictor of facial attractiveness revealing human-like psychophysical biases. A. Kagian et al. Visiion Research 48, 2008

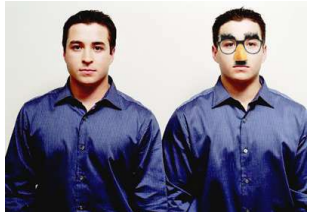
Arnaud du Tilh y Martin Guerre en el siglo XVI

(Le retour de Martin Guerre y Sommersby)

Prosopagnosia (Oliver Sacks) [4], faceblind.org tests

Síndrome de Capgras o Mal de Capgras

Super reconocedores [5]



Promiscuidad a partir del rostro

Orientación sexual

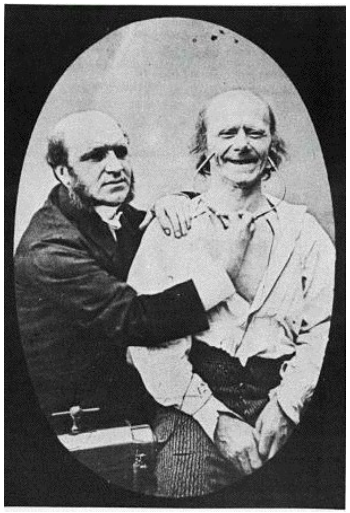
Familiaridad [6]

[4] El hombre que confundió a su mujer con un sombrero, Oliver Sacks
[5] Russell, R., Duchaine, B., & Nakayama, K. (2009). Super-recognizers: People with extraordinary face recognition ability *Psychonomic Bulletin & Review, 16* (2)
[6] P. Sinha, B. Balas, Y. Ostrovsky, R. Russell, Face Recognition by Humans: 19 Results All Computer Vision Researchers Should Know About, IEEE, Vol. 94(11) 2006

Darwin y la generalidad de las expresiones

Duchenne de Boulogne y sus electrodos

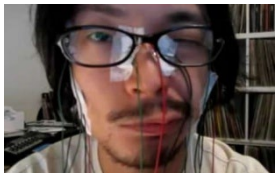
Francoise Delsarte



Otras teorías (Lisetti)

Rasgos faciales vs sociales [7]

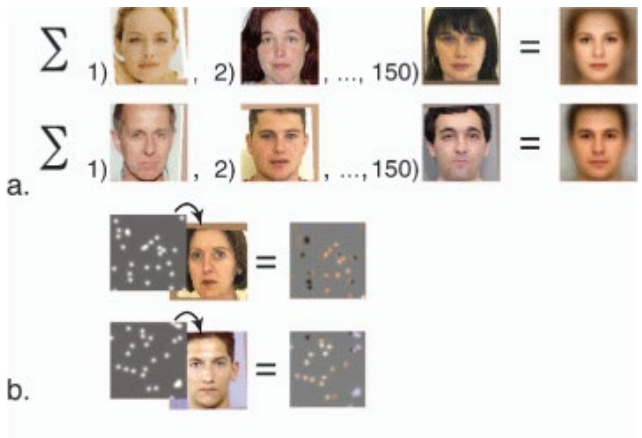
Caso Pablo Ibar

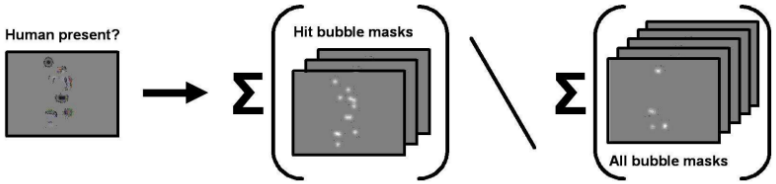


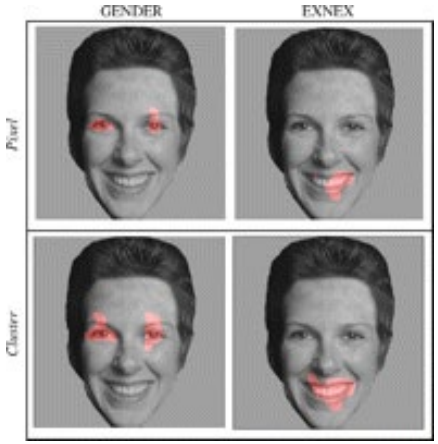
[7] C. Y. Olivola, F. Funk and A. Todorov. Social attributions from faces bias human choices Trends in Cognitive Sciences November 2014, 18(11)

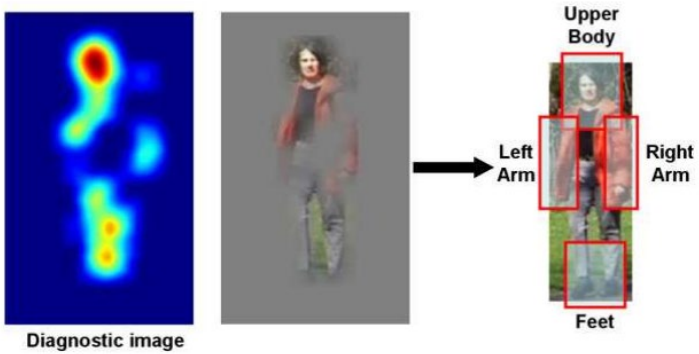
Significancia elementos del rostro (*bubbles*)

Invarianza punto de vista









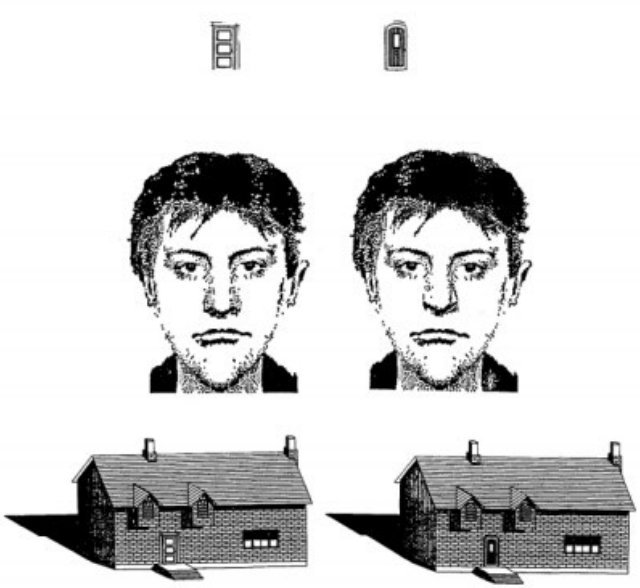
Gosselin F. & Schyns P.G. (2001) **Bubbles: a technique to reveal the use of information in recognition tasks** *Vision Research* Vol.41(17)

Análisis sistema humano por su rendimiento

Varias zonas cerebrales en el procesamiento visual
Depende de la información requerida, p.e. estática/dinámica

Percepción facial:

- ¿**holística**?
- ¿**características locales**?
- ¿proceso dedicado?



Relación con el movimiento

Martha J. Farah, Is face recognition 'special'? Evidence from neuropsychology. Behavioural Brain Research Volume 76, Issues 1-2, April 1996

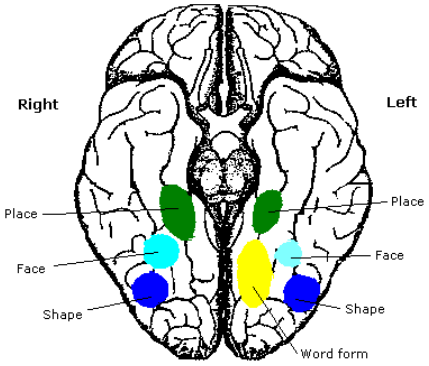
Neuropsicología

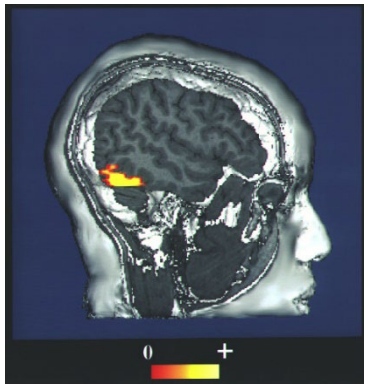
Electrodos señalan neuronas cerebrales activas con estímulo

Herramientas habituales análisis actividad cerebral:

- Tomografía de emisión de positrones (PET)
- Imagen por Resonancia Magnética (MRI)

Zona del lóbulo temporal inferior ("área facial fusiforme" FFA) responde ante caras





Relación de la percepción con:

- iluminación,
- contraste,
- distancia,
- contexto, etc.

Papel de la raza/familiaridad/sexo

Russell R. (2009). A sex difference in facial contrast and its exaggeration by cosmetics.*P erception.* 38 (8), 1211-9.

Humanos categorizan muy rápida y fácilmente caras:

- sexo,
- etnia,
- edad,
- e incluso personalidad

Peores comparando aspectos físicos, p.e. tamaño de la nariz

Fiabilidad depende de:

- Estímulos, caras menos frecuentes más fáciles, caricaturas
- Sujeto, efecto de otra raza
- Fotometría, habilidad para familiares/conocidos

Generador de caricaturas de Blanz y Vetter

Imagen promedio (izquierda), original (derecha)

Trayectoria en el espacio de representación

Blanz, V. and Vetter, T. .A Morphable Model for the Synthesis of 3D Faces. SIGGRAPH'99

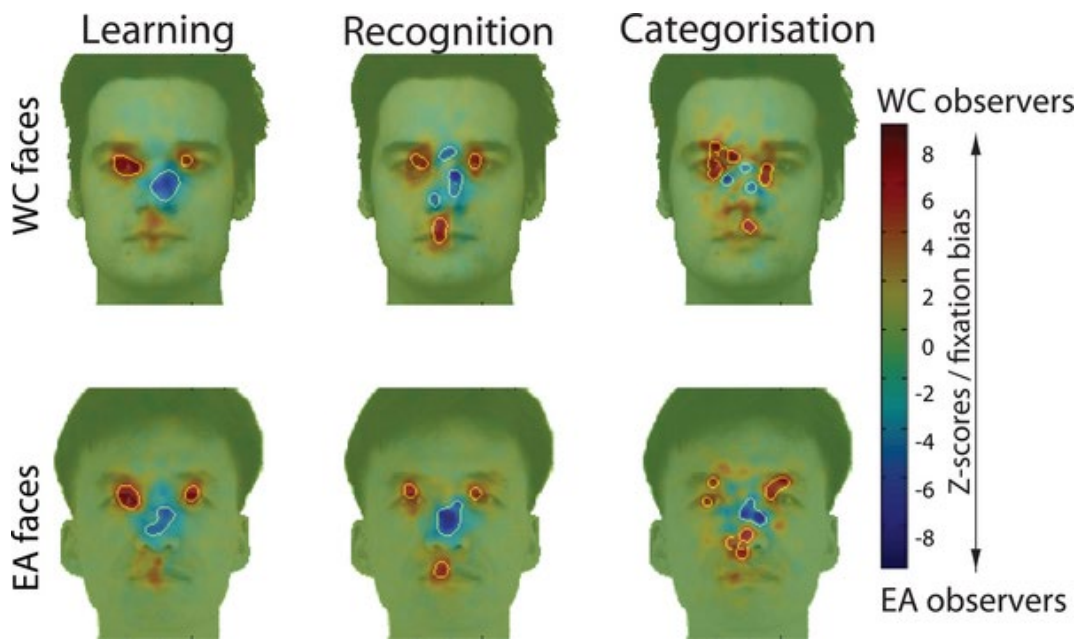
¿Influencia cultural en la percepción?

Comportamiento dependiente de la tarea y cultura (*bias*)

Sistemas automáticos, PCA vs SVM

WC para *Western Caucasian* en color rojo

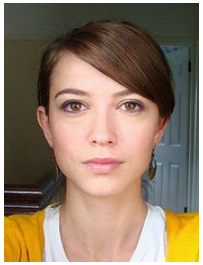
EA para *East Asian* en color azul

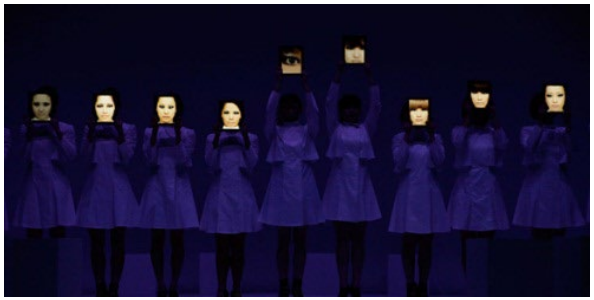


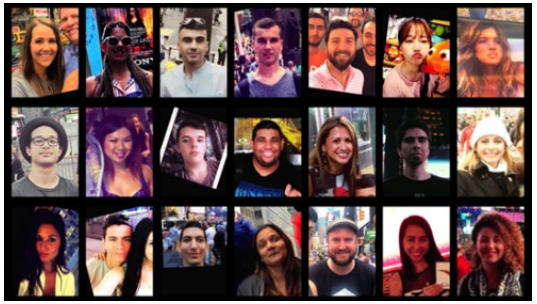
Blais C, Jack RE, Scheepers C, Fiset D, & Caldara R. (2008). Culture shapes how we look at faces. *PloS One.* 3 (8).

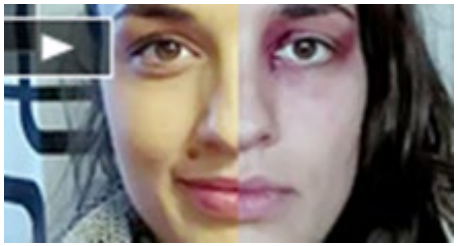
Percepción

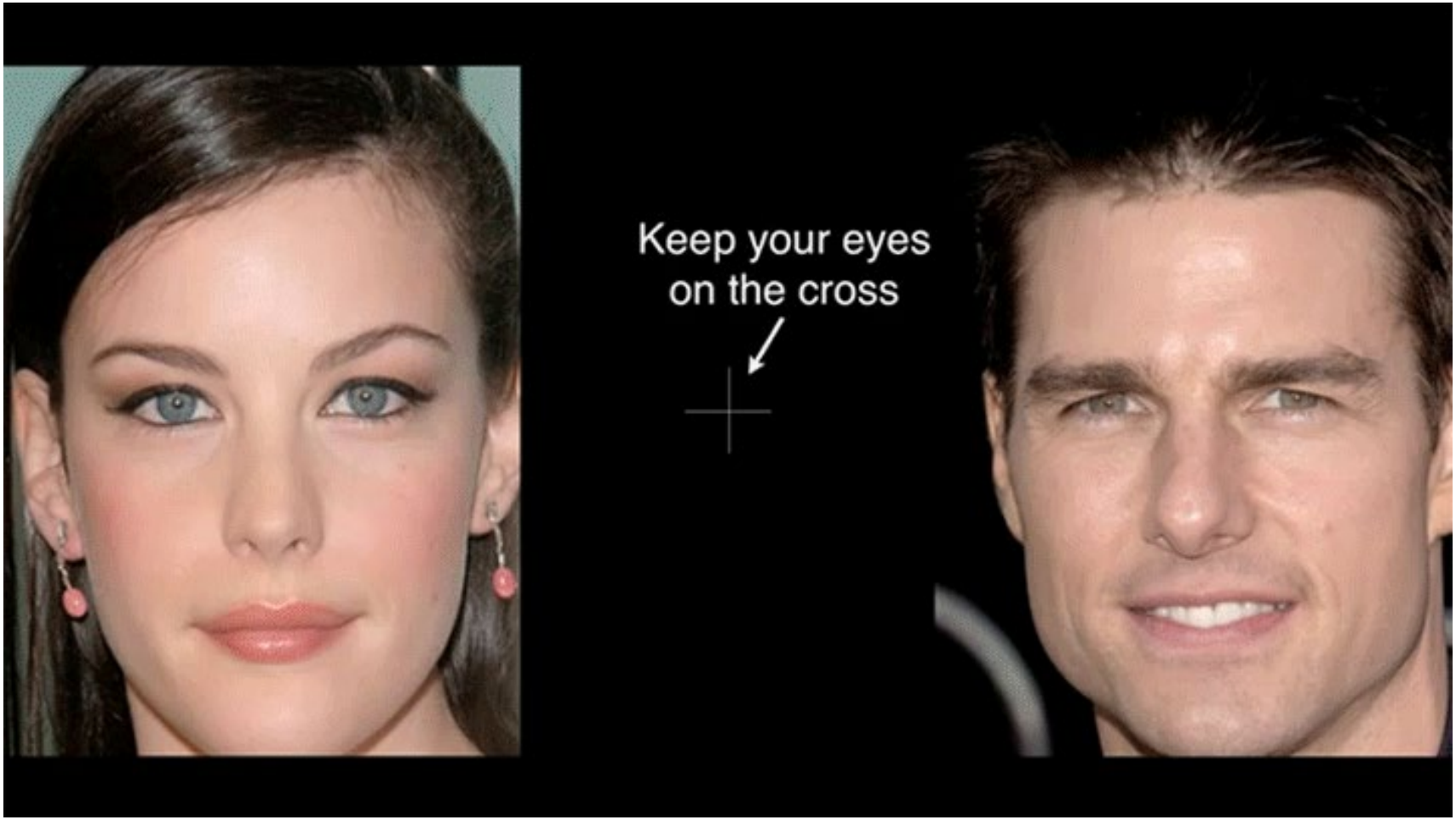
[Natalie time lapse]











Ugly face Illusion II

Percepción

YES, MR. PALMER, WE HERE AT MEGA-CORP DID TRY YOUR "FACE RECOGNITION SOFTWARE," AND FRANKLY, IT DIDN'T WORK WORTH A DARN...
DIST. BY CREATORS SYNDICATE, INC.
SPEEDBUMP.COM
5-6
©2002 CONLEY

Identificación

Cara, rasgo más usado por humanos

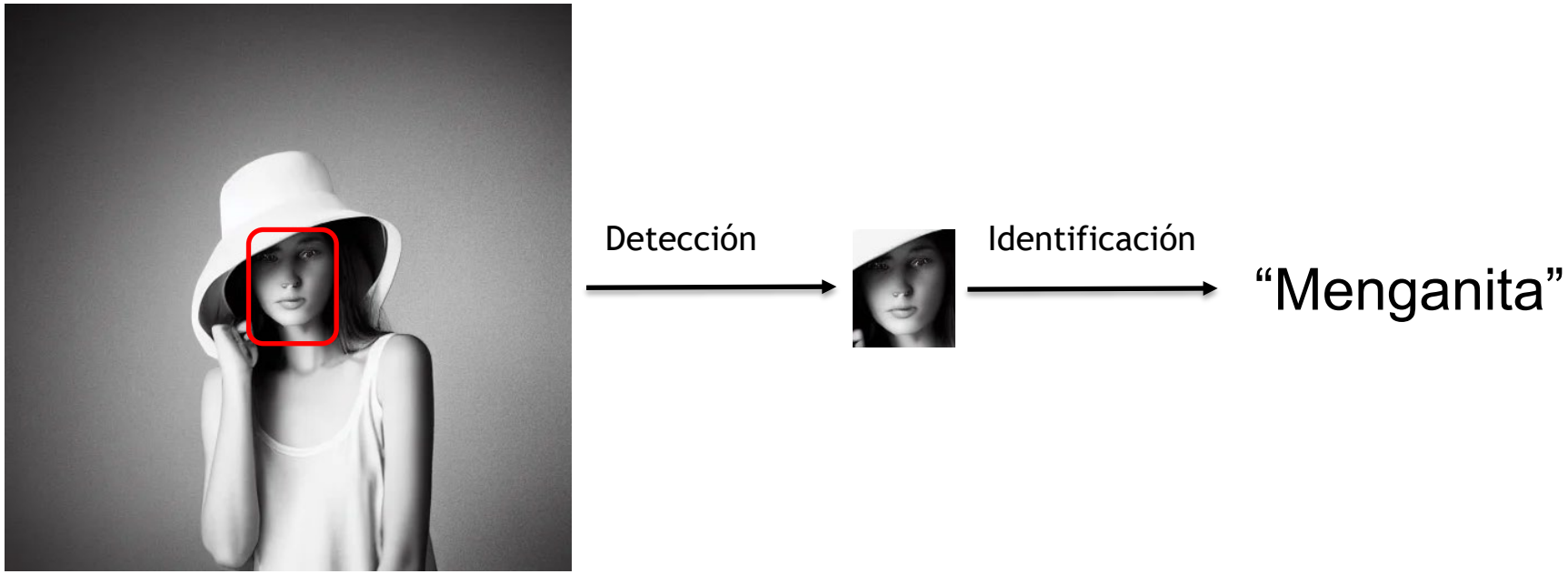
Proceso dedicado en cerebro

Gran atención reciente

Características locales y holísticas

Mejor nuestro contexto (raza, etc.)

Tras detección



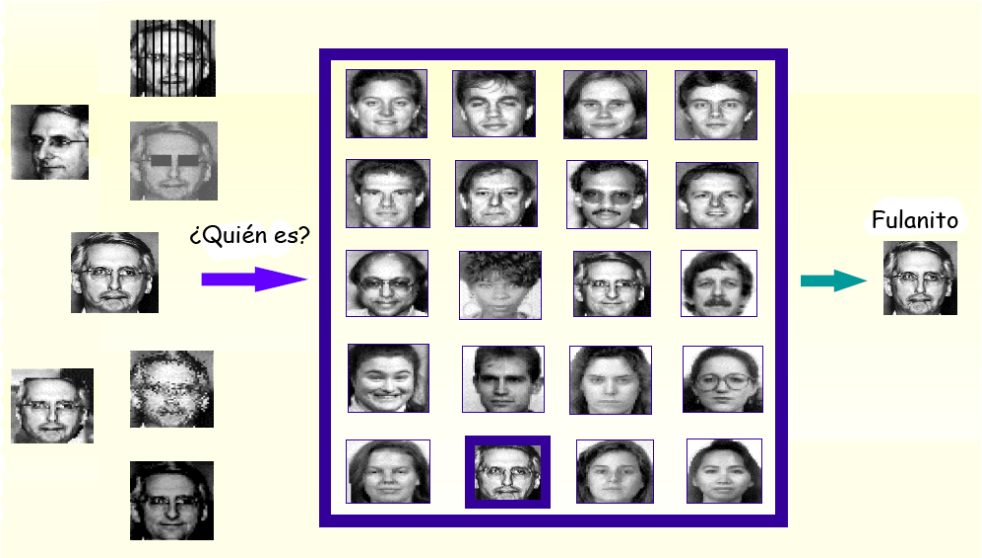
Identificación

Clasificación (1:N)

Conocido/Desconocido

Verificación (1:1)

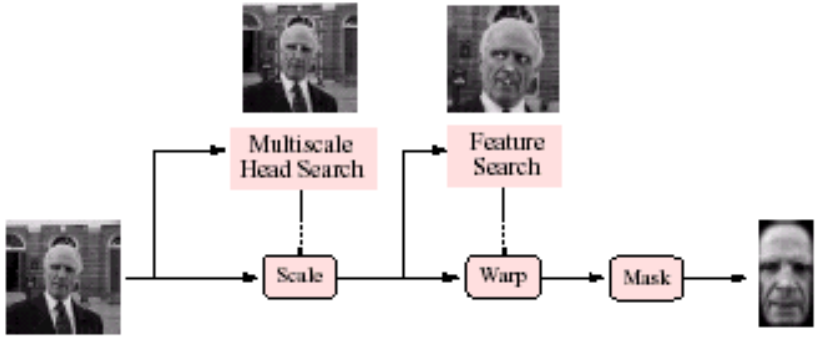
Reconocimiento completo

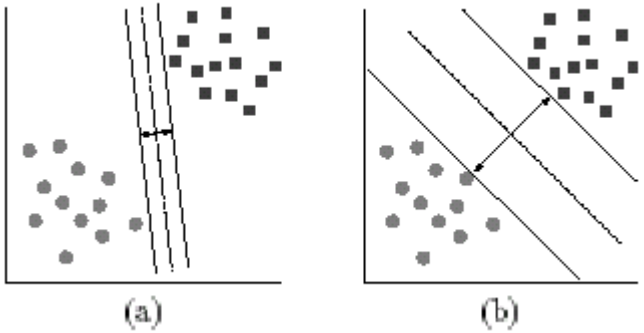


Identificación

Pasos:

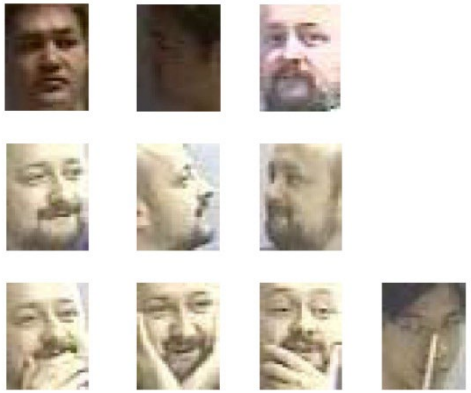
1. Detección
2. Normalización/alineamiento
3. Extracción de características
4. Selección de características
5. Clasificación (distancia, redes neuronales, SVM, etc.)

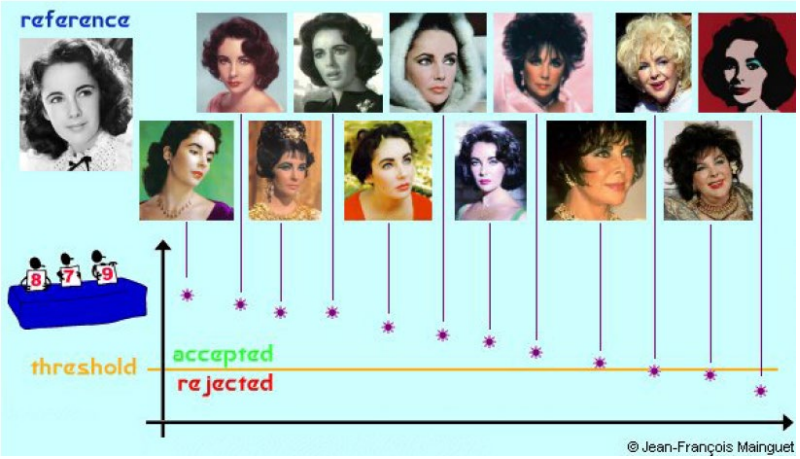




Dificultades

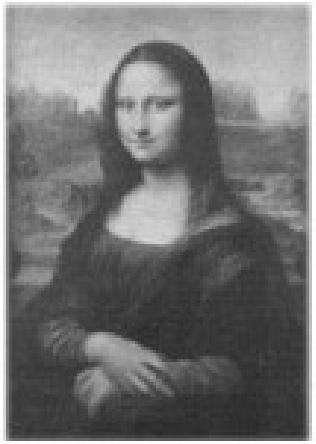
- Iluminación
- Pose
- Permanencia (edad)
- Oclusión

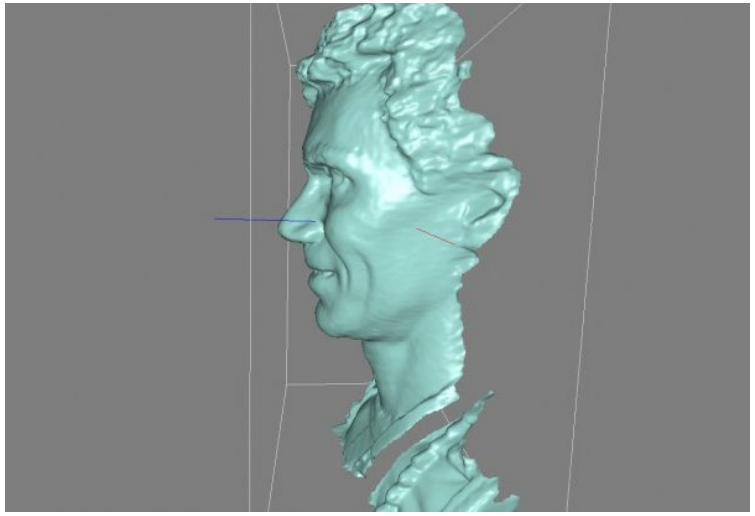




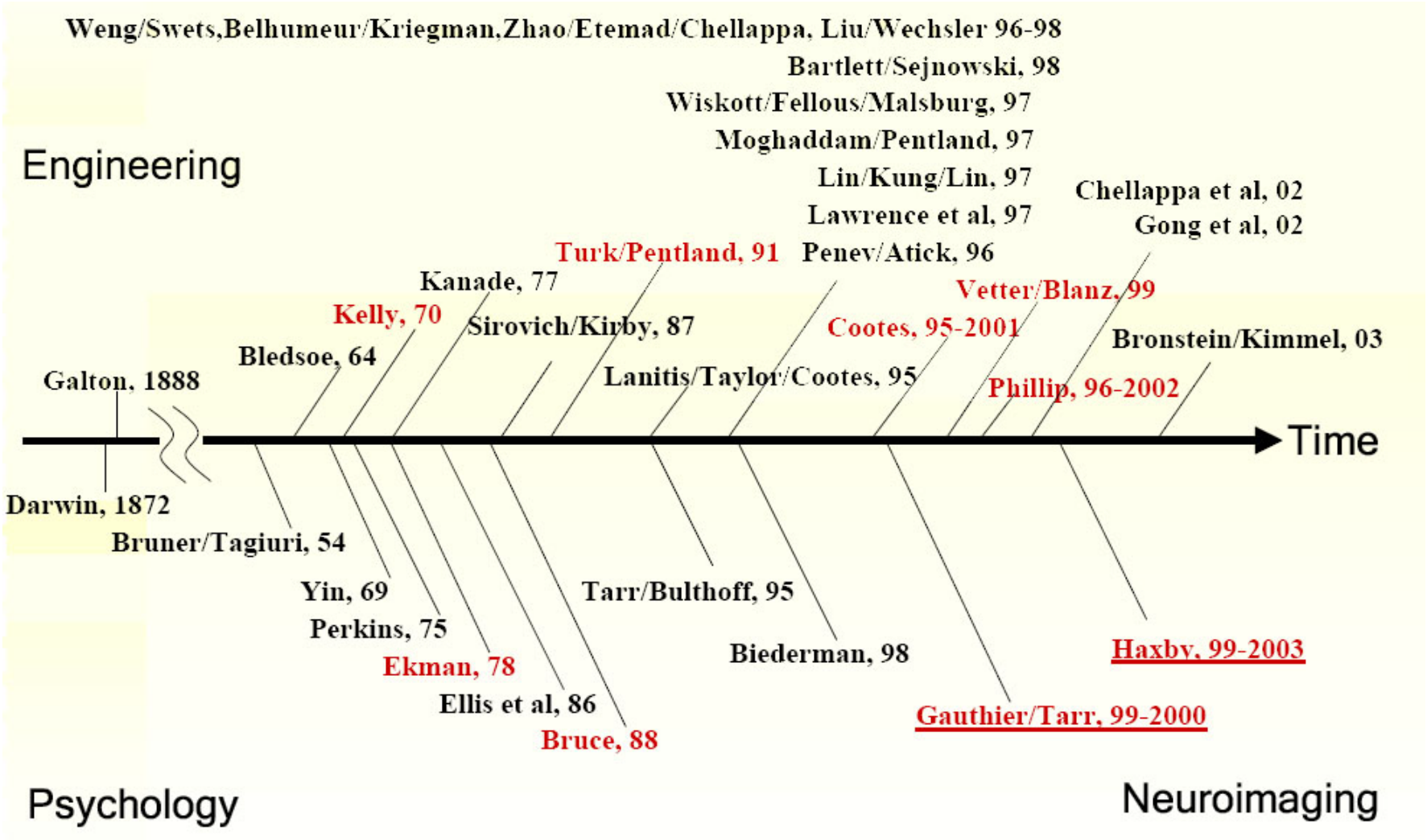
Entrada

- Imagen
- Vídeo
- Imagen 3D
- Termogramas
- Infrarrojo



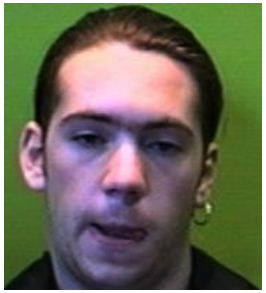


Evolución inicial



Basado en imagen

Galería de personas registradas



Nueva muestra

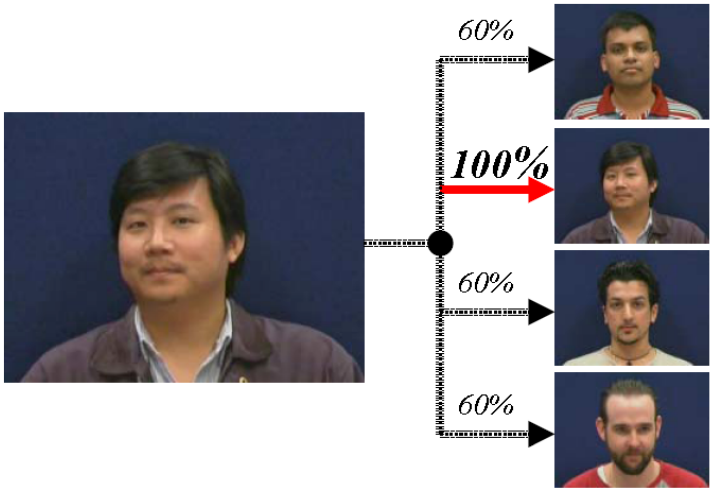
¿ ?

Basado en imagen

Correlación

Suma de diferencias píxel a píxel

Muy dependiente de las imágenes



Basado en imagen

PCA (Autocaras/eigenfaces)

Previo, imagen como vector de características

Cada píxel una medida: ancho*alto (en grises)

Alta dimensión

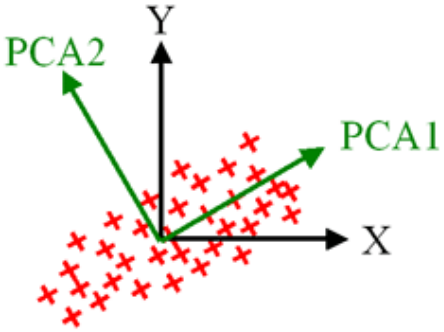
Subespacios (PCA y similares, ICA, LDA, etc.)

Reduce dimensionalidad de los datos

Proyectar a espacio de representación

Permite reconstruir

Clasificar en dicho espacio



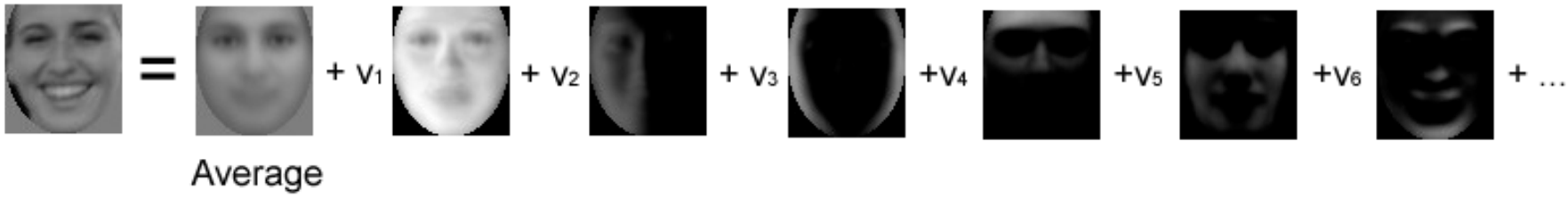
M. Turk and A. Pentland. Eigenfaces for recognition. J. Cognitive Neuroscience, vol. 3(1), 71–86, 1991.

Basado en imagen

PCA (Autocaras/eigenfaces)

Imagen como suma ponderada vectores principales

Pesos usados como representación compacta



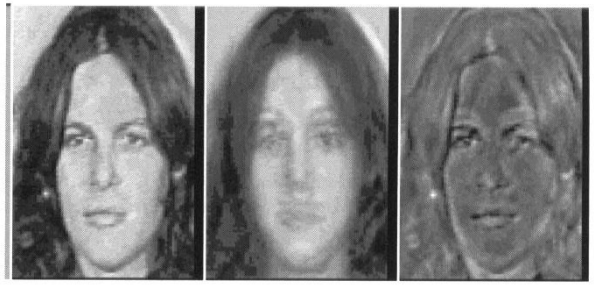
M. Turk and A. Pentland. Eigenfaces for recognition. J. Cognitive Neuroscience, vol. 3(1), 71–86, 1991.

Basado en imagen

PCA (Autocaras/eigenfaces)

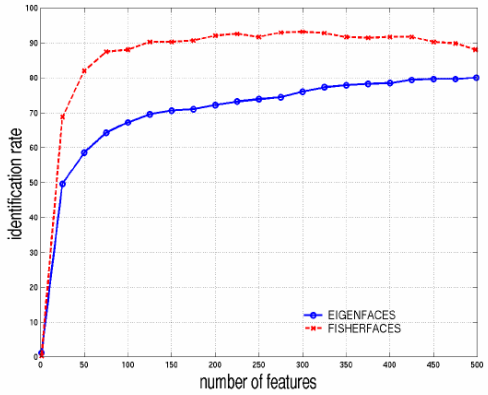
¿Son todas las componentes útiles?

Original/Reconstruida con primeros 40/Con el resto



Variantes de subespacios

FERET 2000 database

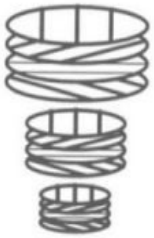


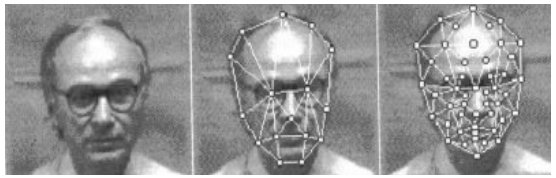
Basado en imagen

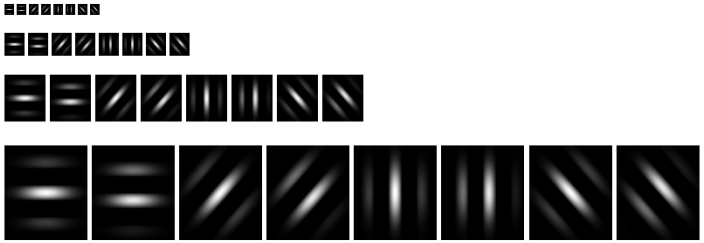
Encaje de grafos

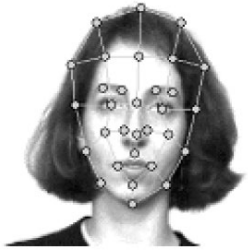
Cara y puntos característicos

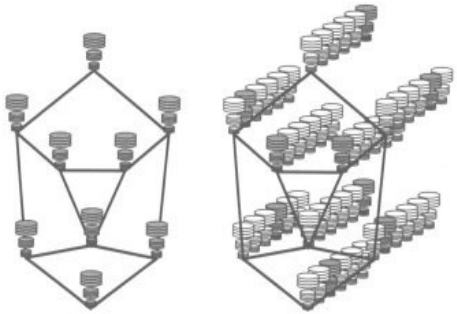
Filtros de Gabor (3 escalas y 4 orientaciones) en cada punto (*jets*)











Face recognition using gabor wavelet. Transform. Kepenekci, Burcu, 2001

Basado en imagen

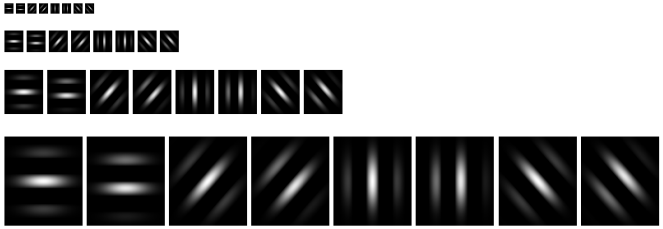
Filtros de Gabor

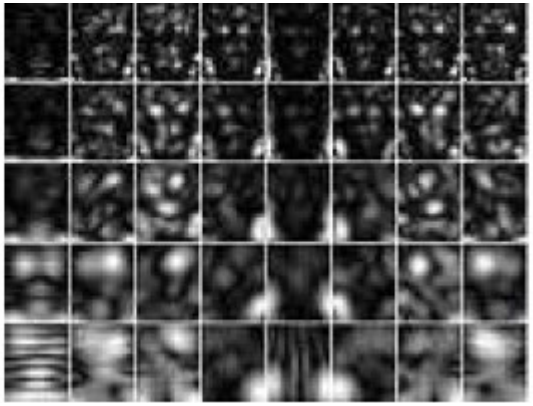
Capturan orientación, localización, frecuencia y saliencia

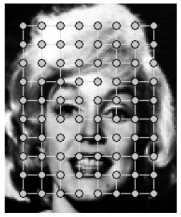
Escoger número de escalas y orientaciones en cada escala

Gaborface, convolución resultante de la imagen

Rejillas o *boosting* para reducir dimensión







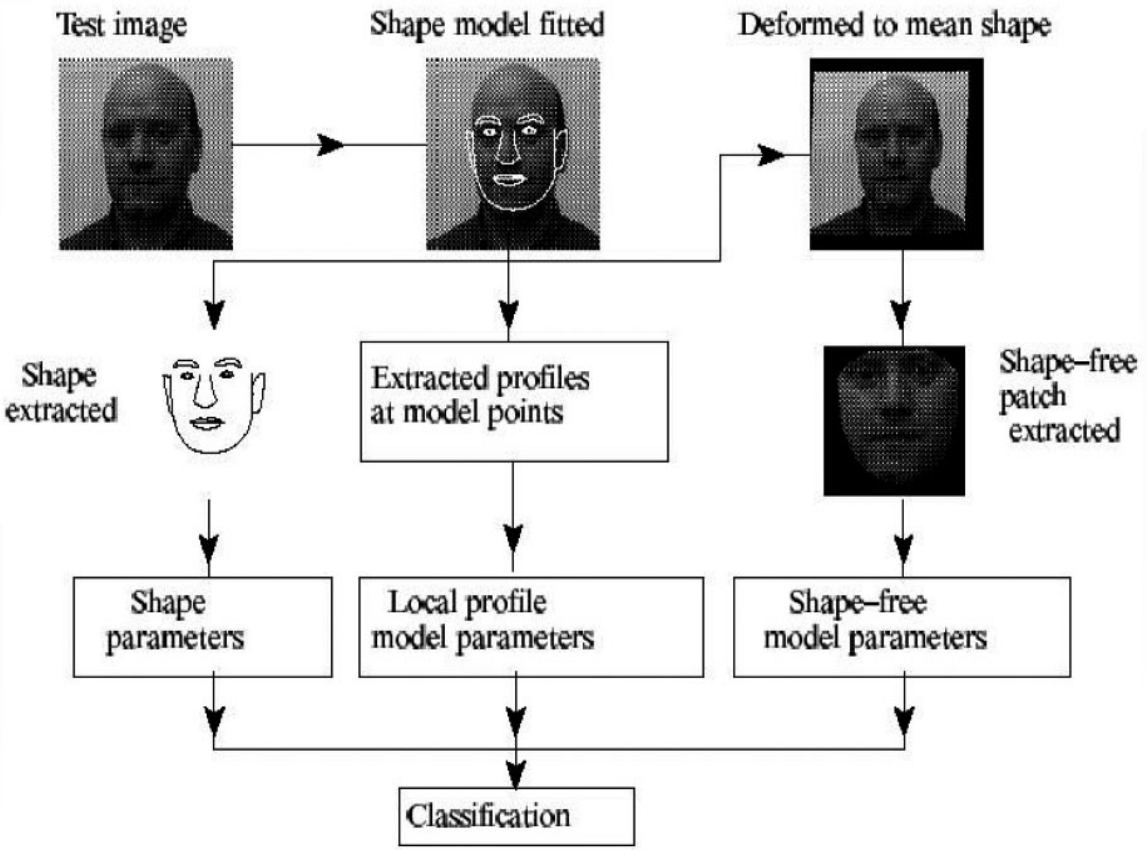
Laurenz Wiskott, JeanMarc Fellous, Norbert Kruger and Christoph von der Malsburg. Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence

P. Yang, S. Shan, W. Gao S. Z. Li, Dong Zhang2Face Recognition Using Ada-Boosted Gabor Features, automatic Face and Gesture Recognition, 2004

Basado en imagen

Active Shape Model

Híbrido, forma y apariencia



Basado en imagen

Por componentes

Mayor número de muestras por individuo

Utiliza 9 componentes y la cara completa

Huang, J., V. Blanz and B. Heisele. Face Recognition Using Component-Based SVM Classification and Morphable Models. LNCS, Springer 2388, 2002.

Basado en imagen

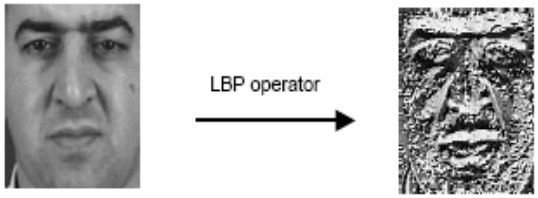
Patrones locales: LBP

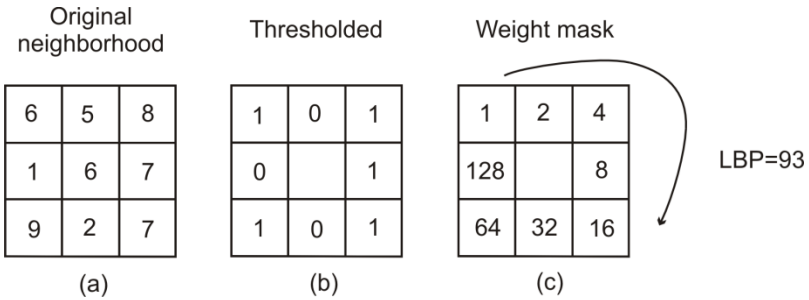
Descriptor de texturas [1,2]

Basado en histogramas

Relación de vecinos en un radio con el píxel central

- Invariante ante cambios de iluminación
- Invariante frente a rotaciones considerando códigos circulares
- Códigos uniformes (máximo dos transiciones) 90%





[1] T. Ojala, M. Pietikinen, and D. Harwood. A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. PR, 1996
[2] T. Ojala, M. Pietikinen, and T. Menp. Multiresolution grayscale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. PAMI, 24(7), 2002.

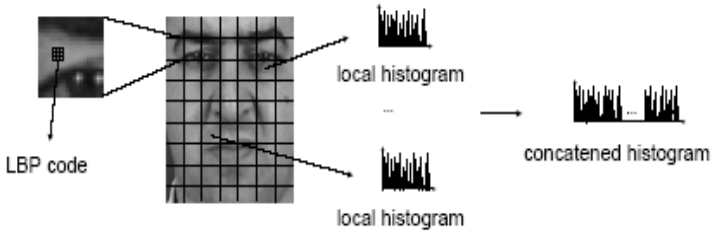
Basado en imagen

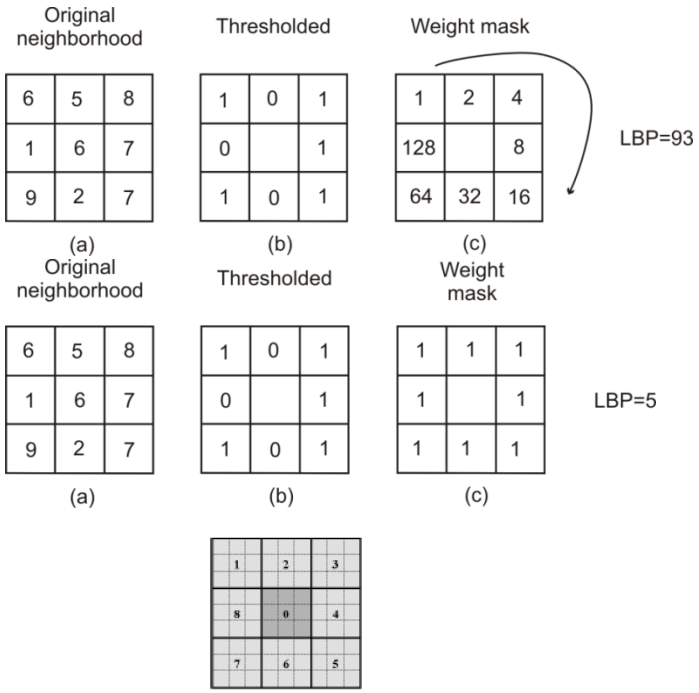
Patrones locales: Variantes

Simplificado [2], Haar LBP (detección) [3], Multi block [4], LSP [5], …

Preproceso [1,2]

Para reconocimiento y detección





[1] Y. Rodríguez,. S. Marcel and G. Heusch. On the recent use of local binary patterns for face authentication. International Journal of Image and Video Preprocessing, Special Issue on Facial Image Processing, 2007.

[2] Q. Tao and R. Veldhuis. Illumination normalization based on simplified local binary patterns for a face verification system. In Proc. of the Biometrics Symposium, 2007.

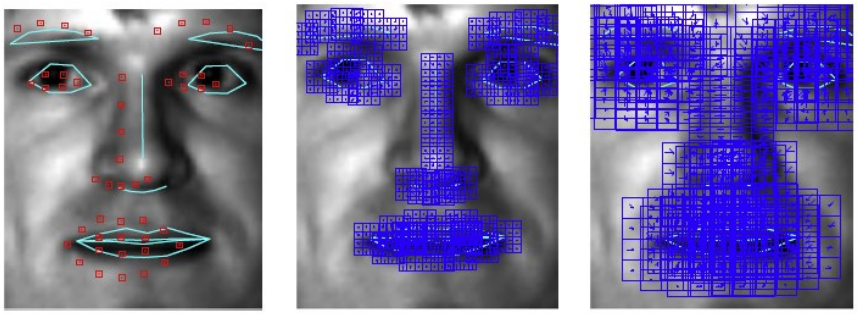
[3] A. Roy, S. Marcel. Haar Local Binary Pattern Feature for Fast Illumination Invariant, BMVC 09

[4] Shengcai L., Xiangxin . Zhen L., Lun Z., and Stan Z. L, “Learning Multi-scale Block Local Binary Patterns for Face Recognition,” ICB07

[5] Zhenhua Chai, Zhenan Sun ; Tieniu Tan ; Mendez-Vazquez, H., Local salient patterns — A novel local descriptor for face recognition, ICB13

Basado en imagen

Patrones locales: HOG



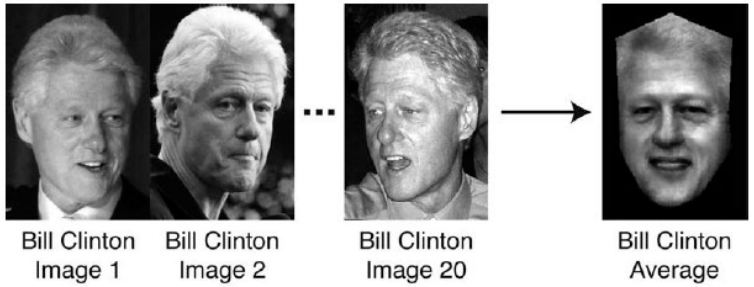
*Histograms of Oriented Gradients for Human Detection, Dalal and Triggs, CVPR 2005

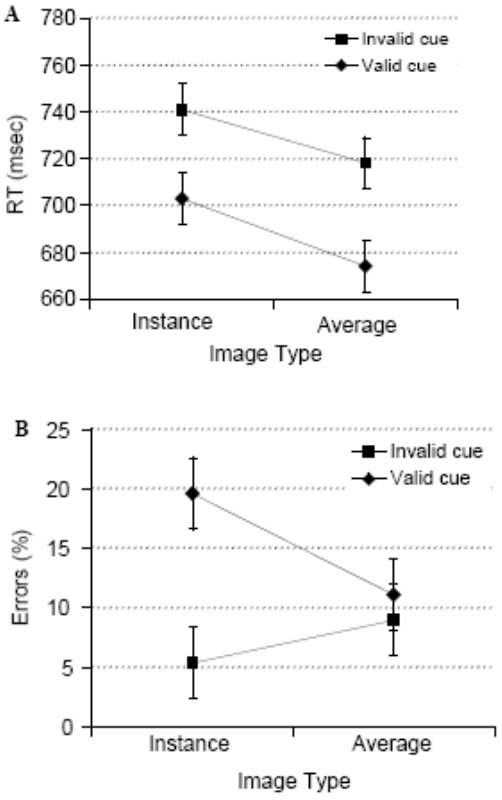
"Face recognition using histograms of oriented gradients“ O. Déniz, G. Bueno, J. Salido, F. De la Torre Pattern Recognition Letters, 32, pp. 1598-1603, 2011

Basado en imagen

Imagen promedio

Humanos, mejor con imagen promedio que ejemplares





Jenkins, R., Burton, A.M., Hancock P. J. B. & White D. Robust representations for face recognition : The power of averages, Cognitive psychology , 2005

Jenkins, R., & Burton, A.M. 100% accuracy in automatic face recognition Science 319(5862) pp 435. 2008

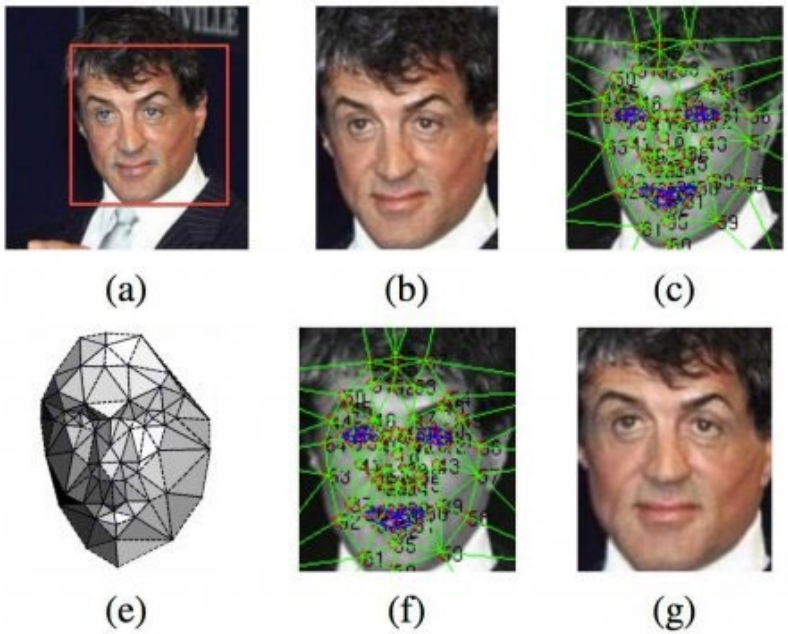
Basado en imagen

DeepFace

Modelado 3D para la etapa de alineamiento

Red neuronal de 9 capas (120.000.000 parámetros)

En su momento mejor resultado en LFW (97.35)



Yaniv Taigman, Ming Yang, Marc'Aurelio Ranzato, Lior Wolf. DeepFace: Closing the Gap to Human-Level Performance in Face Verification. CVPR14

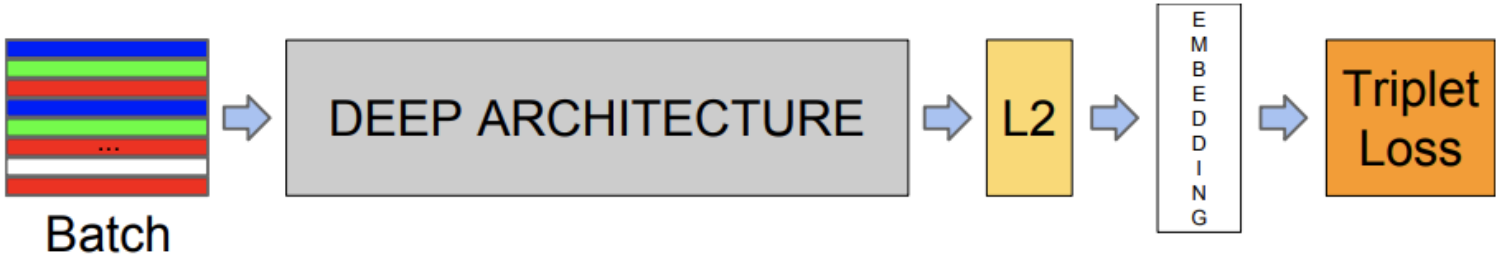
Basado en imagen

FaceNet

Mapeo a espacio euclídeo compacto

128 descriptores

Código y modelos disponibles



Florian Schroff, Dmitry Kalenichenko, James Philbin. "FaceNet: A Unified Embedding for Face Recognition and Clustering". CVPR15

Basado en imagen

VGGFace2

2048 descriptores

Código y modelos disponibles

Q. Cao, L. Shen, W. Xie, O. M. Parkhi, A. Zisserman VGGFace2: A dataset for recognising face across pose and age FG18

Basado en imagen

ArcFace

SOTA LFW y MegaFace

Deng, Jiankang and Guo, Jia and Niannan, Xue and Zafeiriou, Stefano. "ArcFace: Additive Angular Margin Loss for Deep Face Recognition ". CVPR19

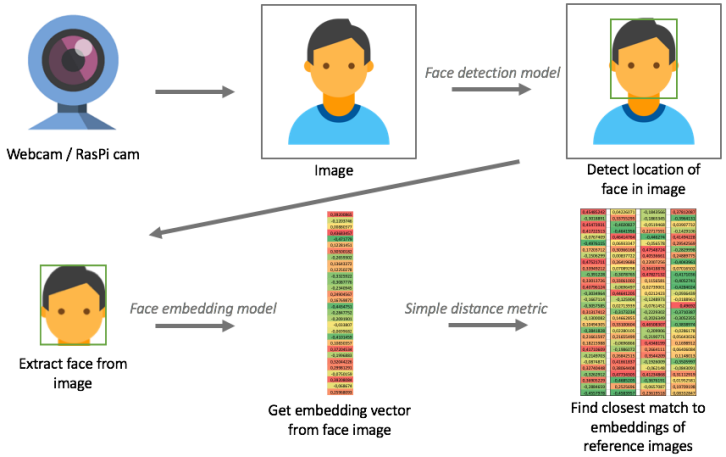
Basado en imagen

deepface

A lightweight face recognition and facial attribute analysis

Incluye:

- VGG-Face
- Facenet
- OpenFace
- DeepFace
- DeepID
- ArcFace
- Dlib
- …

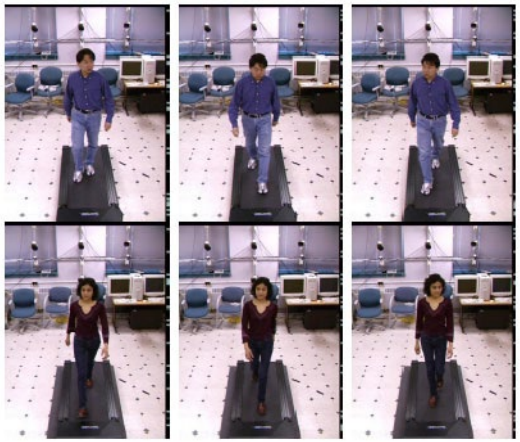


Basado en vídeo

Múltiples imágenes, ejemplares de un vídeo

Determinar los más adecuadas: *Face Quality Assessment* (FQA)

- Rotación fuera de plano
- Nitidez
- Brillo
- Resolución



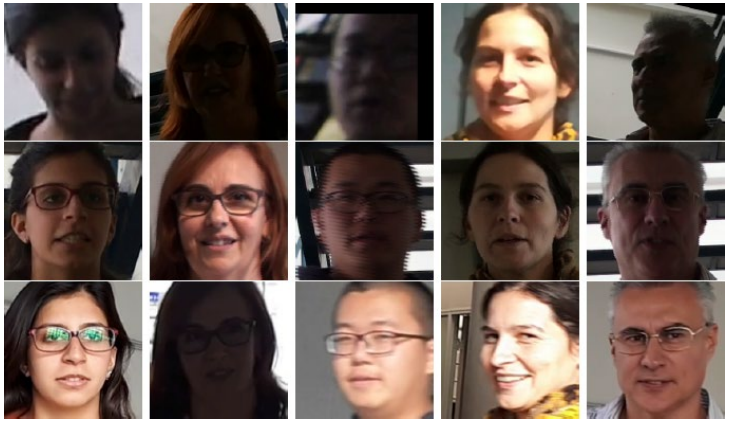
V. Krueger and S. Zhou. Exemplar-based face recognition from video. In European Conference on Computer Vision (ECCV), Kbenhavn, Denmark, 2002.
Kamal Nasrollahi, Thomas B. Moeslund.: Complete face logs for video sequences using face quality measures. IET signal processing 2009

Basado en vídeo

AveRobot

Fusión audio e imagen (caras)

Medidas calidad imagen



AveRobot: An Audio-Visual Dataset for People Re-Identification and Verification in Human-Robot Interaction. M. Marras, Pet al.. ICPRAM, 2019
Improving user verification in Human-Robot interaction from audio or image inputsthrough sample quality assessment, D. Freire et al., PRL, 2021

Infrarrojos

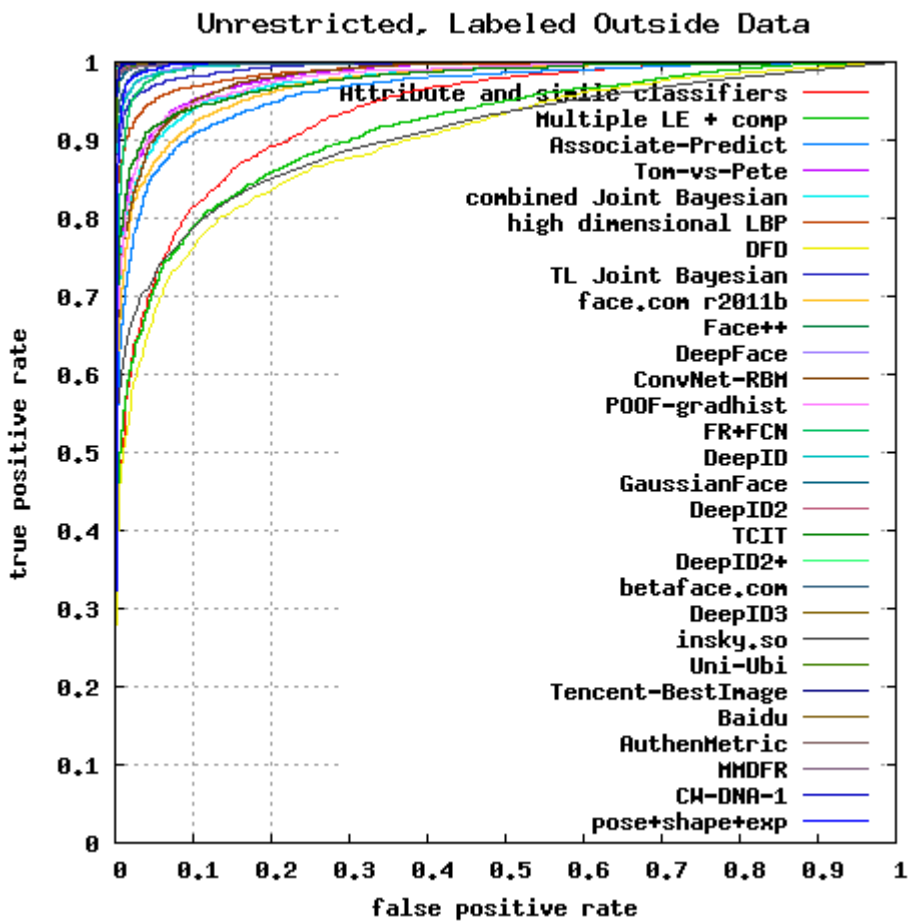
Authenmetric

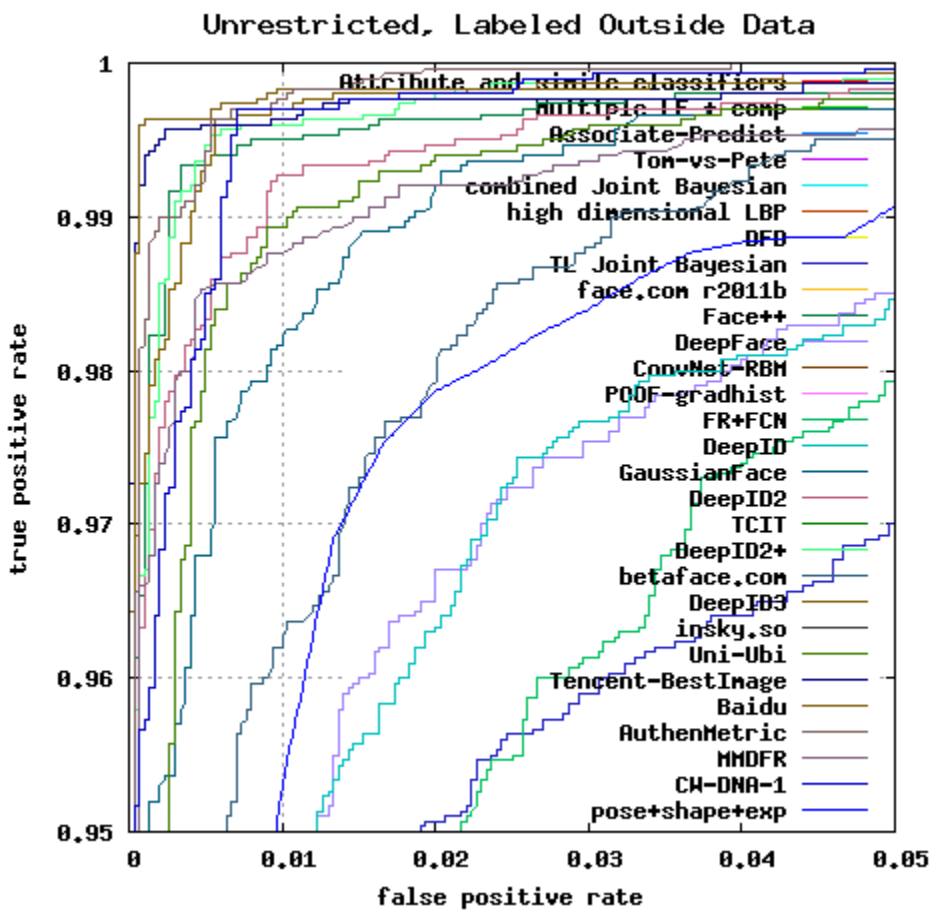
A near-infrared image based face recognition system Li, S.Z.; Lun Zhang; ShengCai Liao; XiangXin Zhu; RuFeng Chu; Meng Ao; Ran He Page(sFGR06

Authenmetric F1: A highly accurate and fast face recognition system, Stan Z Li and his face team, ICCV07

Evaluación

LFW Innovative Technology Ltd, UK (comercial 99.88)





Comerciales

Google Cloud Vision API

FACEFIRST

OX·ID TECHNOLOGIES

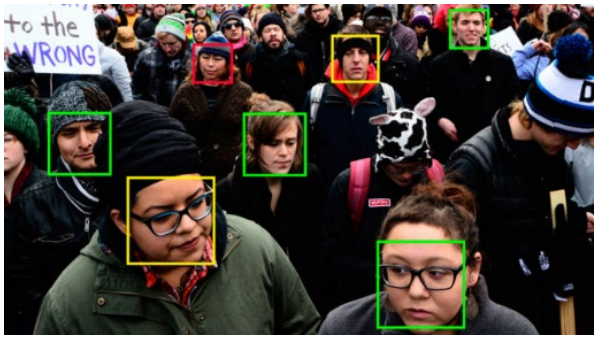
eID

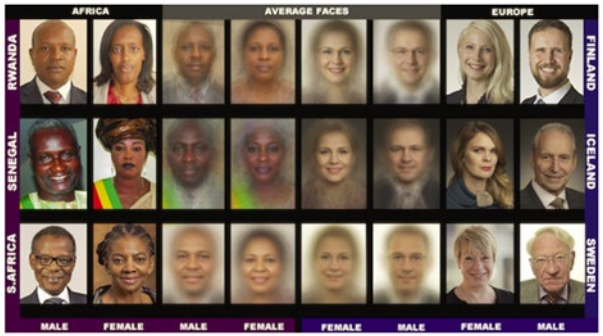
Resumen

Peor rendimiento frente a iris o huella

Problemas:

- No permanencia: edad
- Peso,
- Cirugías
- Maquillaje
- Vello facial
- Expresiones
- Universalidad, *algorithmic discrimination (pieles* no pálidas)
- Hacking face recognizers
- *Deepfakes*



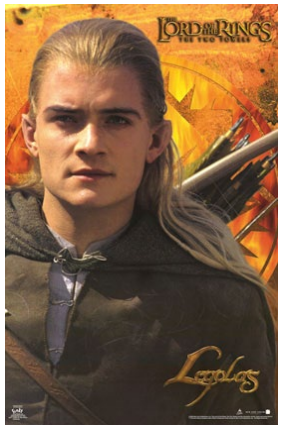


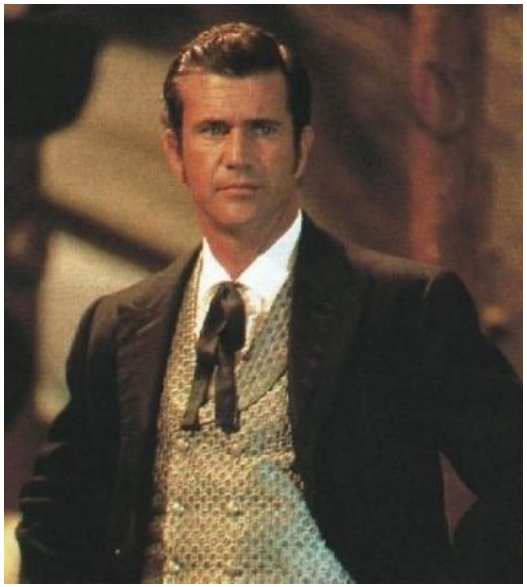
Pilot Parliaments Benchmark

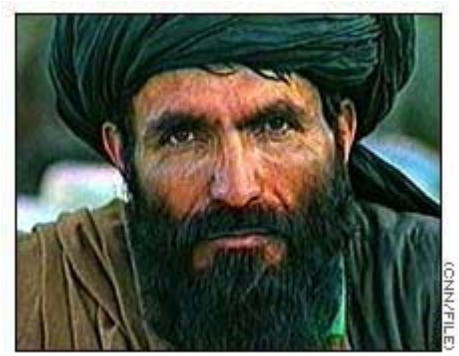
Biometría blanda

No sólo identidad

Sexo, edad, etnia, accesorios, expresión facial, etc.







Biometría blanda

Soft vs. hard

Gender, Ethnicity, Skin Color, Hair color

http://anthro.palomar.edu/adapt/adapt_4.htm
© Corel Corporation, Ottawa, Canada

Eye color

http://ology.amnh.org/genetics/longdefinition/index3.html
© American Museum of Natural History, 2001

Height

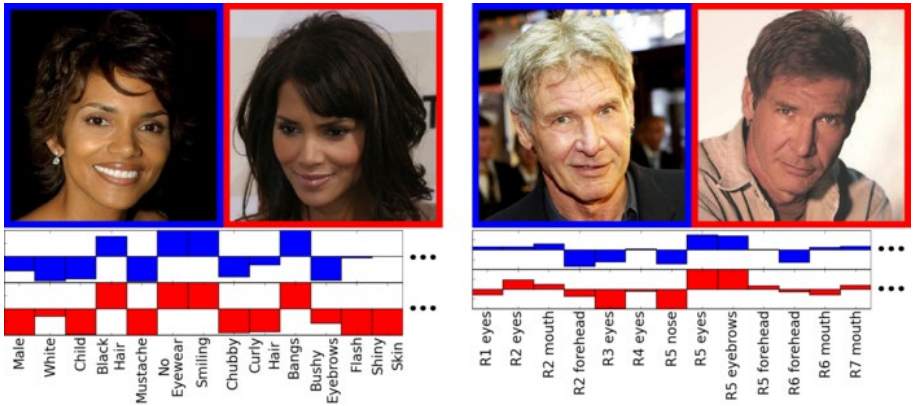
http://www.altonweb.com/history/wadlow/p2.html
© Alton Museum of History and Art

Weight

http://www.laurel-and-hardy.com/goodies/home6.html © CCA

Biometría blanda

Aplicaciones



Neeraj Kumar, Alexander C. Berg, Peter N. Belhumeur, Shree K. Nayar, "Describable Visual Attributes for Face Verification and Image Search," PAMI 2011
Ziwei Liu1,3 Ping Luo3,1 Xiaogang Wang2,3 Xiaoou Tang1. Deep Learning Face Attributes in the Wild, ICCV 2015

Biometría blanda

Aplicaciones

Análisis audiencia

Publicidad: incrementar ventas

Rendimiento tienda, escaparate, comportamiento clientes

Mejora experiencia

Captación de la atención:

- Gran formato (OOH)
- Publicidad viva
- Publicidad creativa
- Interactividad

15 seconds of fame, Franc Solina

Biometría blanda

Aplicaciones

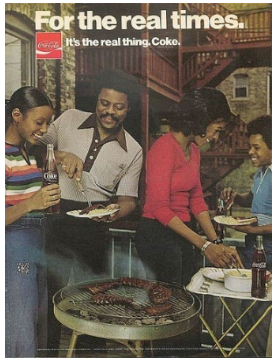
Análisis audiencia

Visión por computador para:

- edad,
- sexo,
- etnia,
- localización,
- tiempo de atención,
- mirada, etc.

Publicidad dirigida por datos demográficos

- Mensaje adecuado
- Persona adecuada
- Momento preciso



Biometría blanda

Aplicaciones

Análisis audiencia: Clasificación de sexo

Biometría blanda

Aplicaciones

Análisis audiencia: Clasificación de sexo

Característica básica, trivial para humanos

Problema bi-clase

Generalmente analizando el rostro (tb cuerpo entero)

Biometría blanda

Aplicaciones

Análisis audiencia: Clasificación de sexo

Biometría blanda

Aplicaciones

Análisis audiencia: Clasificación de sexo

¿Fácil?

Russell R. (2009). A sex difference in facial contrast and its exaggeration by cosmetics.*Perception.* 38 (8), 1211-9.

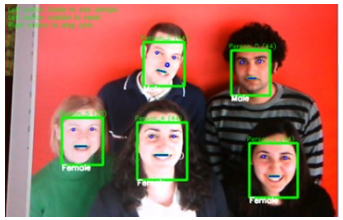
Biometría blanda

Aplicaciones

Análisis audiencia: Clasificación de sexo

¿Fácil?

Biometría blanda



Aplicaciones

Análisis audiencia: Clasificación de sexo

¿Fácil?

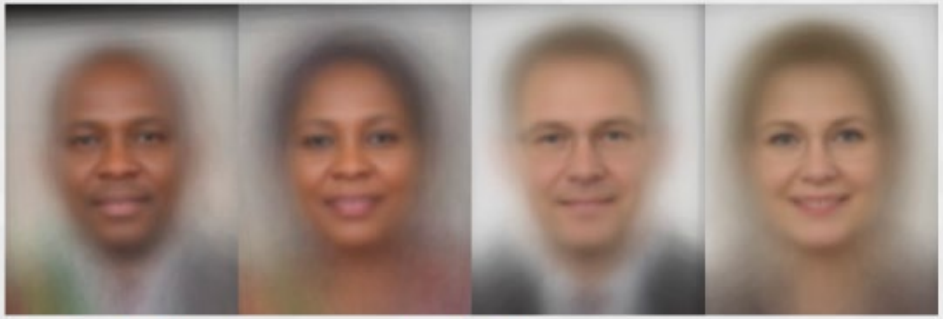
Russell R. (2009). A sex difference in facial contrast and its exaggeration by cosmetics.*Perception.* 38 (8), 1211-9.

LG
Life's Good
Detects up to 16 faces. Viewty smart

Generalización

Discriminación algorítmica

Gender Classifier	Darker Male	Darker Female	Lighter Male	Lighter Female	Largest Gap
Microsoft	94.0%	79.2%	100%	98.3%	20.8%
FACE++	99.3%	65.5%	99.2%	94.0%	33.8%
IBM	88.0%	65.3%	99.7%	92.9%	34.4%



Color Matters in Computer Vision

Facial recognition algorithms made by Microsoft, IBM and Face++ were more likely to misidentify the gender of black women than white men.

Gender was misidentified in up to 1 percent of lighter-skinned males in a set of 385 photos.

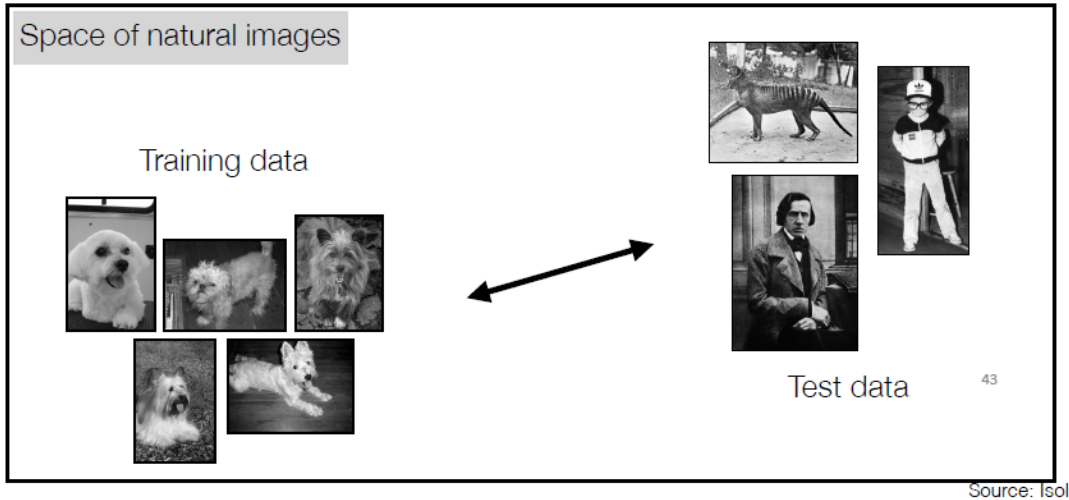
Gender was misidentified in up to 7 percent of lighter-skinned females in a set of 296 photos.

Gender was misidentified in up to 12 percent of darker-skinned males in a set of 318 photos.

Gender was misidentified in 36 percent of darker-skinned females in a set of 271 photos.

Generalización

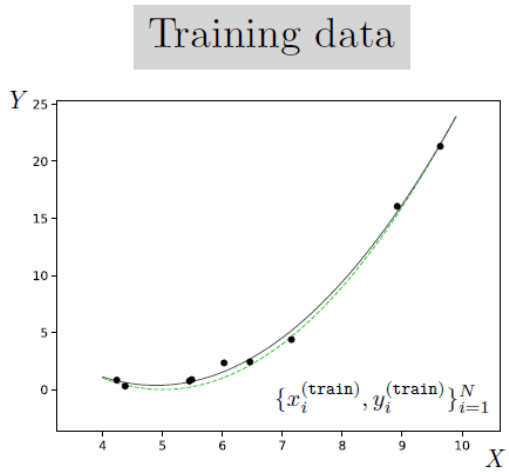
Domain gap

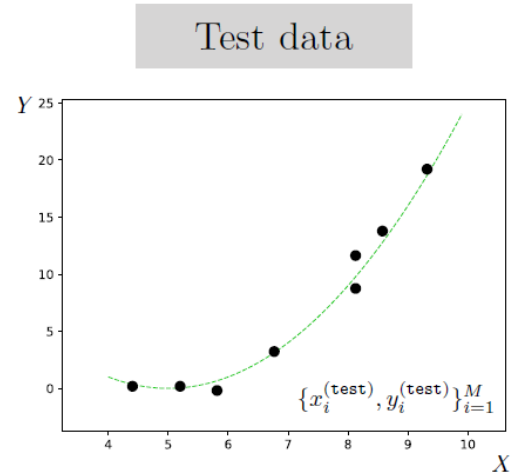


Source: Isola, Torralba, Freeman

Generalización

Sesgo del entrenamiento
Domain gap





True **data-generating process**

$p_{\texttt{data}}$

$$\{x_i^{(\texttt{train})}, y_i^{(\texttt{train})}\} \overset{\texttt{iid}}{\sim} p_{\texttt{data}}$$

$$\{x_i^{(\texttt{test})}, y_i^{(\texttt{test})}\} \overset{\texttt{iid}}{\sim} p_{\texttt{data}}$$

Source: Isola, Torralba, Freeman

C. Lawrence Zitnick et al. Measuring Machine Intelligence Through Visual Question Answering, 2016

Generalización

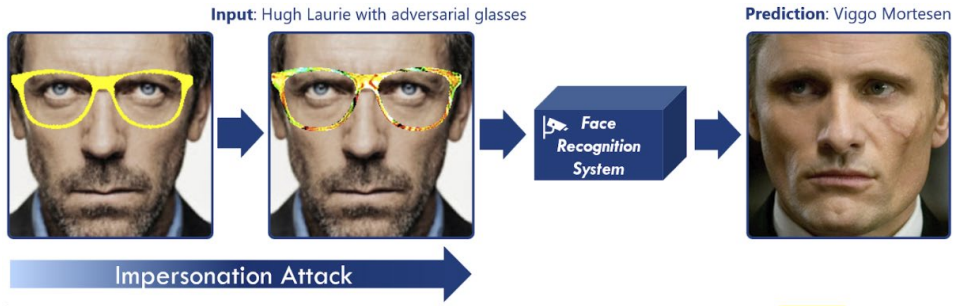
Más datos
Sesgo anotadores, sesgo datos

- *Domain adaptation*

Transforma dominio objetivo para asemejarlo al de partida

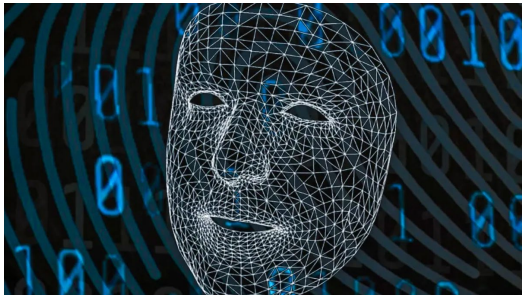
Técnicas generativas

- Perturbar muestras o aumento de datos
- Datos sintéticos
- *Adversarial noise*



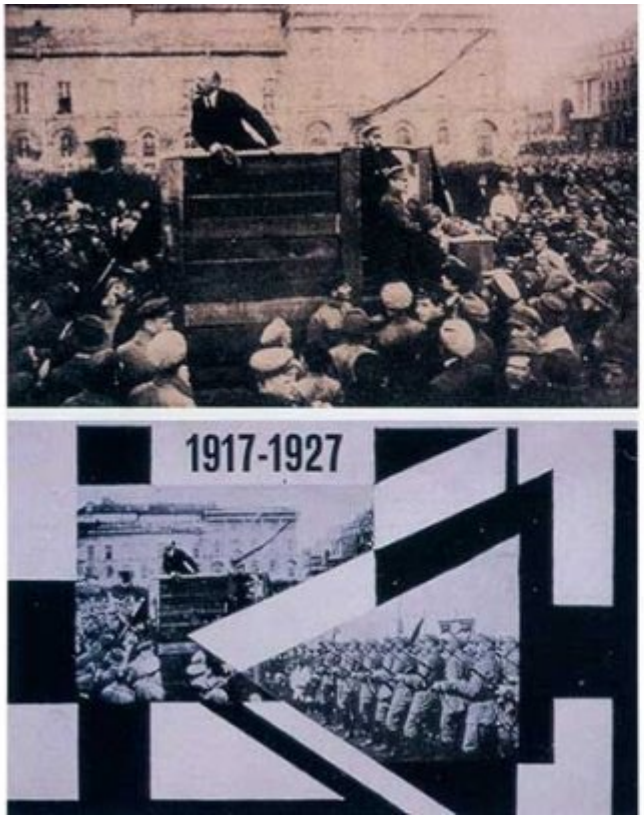
Malas prácticas

Videovigilancia muy extendida
Imperfecta, p.e. baja resolución
Sesgo
Datos biométricos almacenados
Seguridad/privacidad



Deepfakes

La manipulación de imágenes no es nueva



Deepfakes

No siempre maliciosa

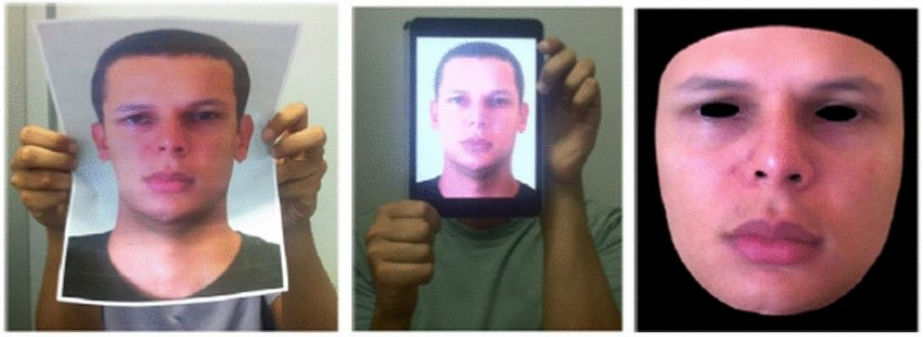
Deepfakes

Riesgos en la manipulación del discurso

"*In Event of Moon Disaster*" (2019)

Deepfakes

Image forensics
Detectar imágenes fraudulentas
Face anti-spoofing



(a) (b) (c)

Complejidad aprendizaje supervisado
Aspectos de compresión de la imagen
Detección de anomalías

Deepfakes

DFDC (Deepfake Detection Challenge)

Coalition for Content Provenance and Authenticity (C2PA)
Estándar de verificación del origen de contenido
Monopolios
Legislación

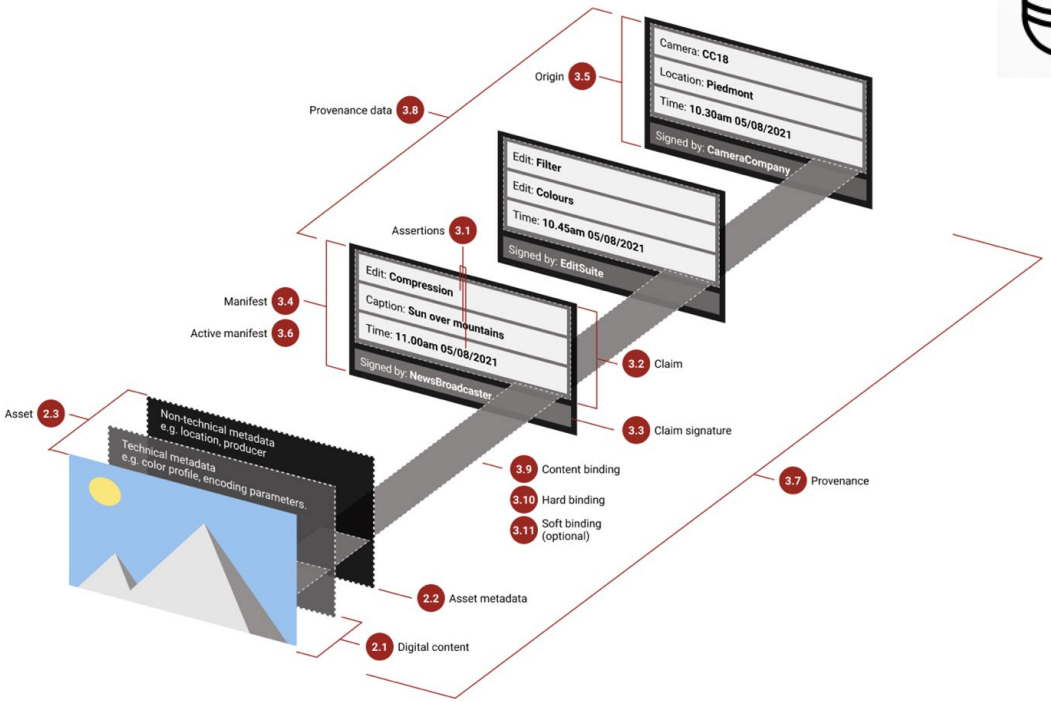


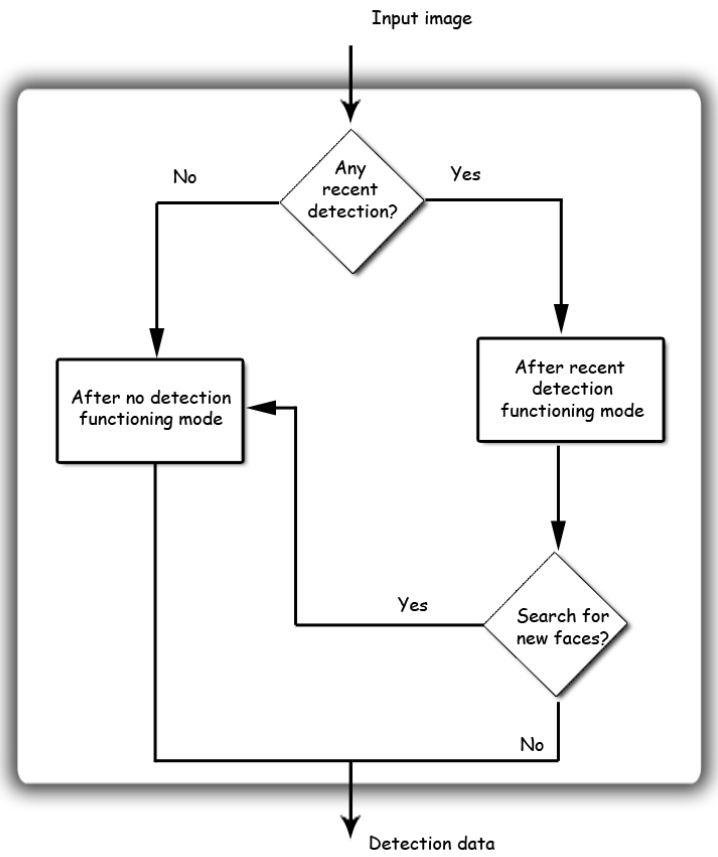
Figure 3. Elements of C2PA

ENCARA2

ENCARA2 [1] combina técnicas para vídeo:

- **Tras no detección**: Viola-Jones [2,3], para inicializar el modelo

- **Tras detección:** Coherencia temporal múltiples pistas: color, seguimiento (ojos, rostro, etc.)

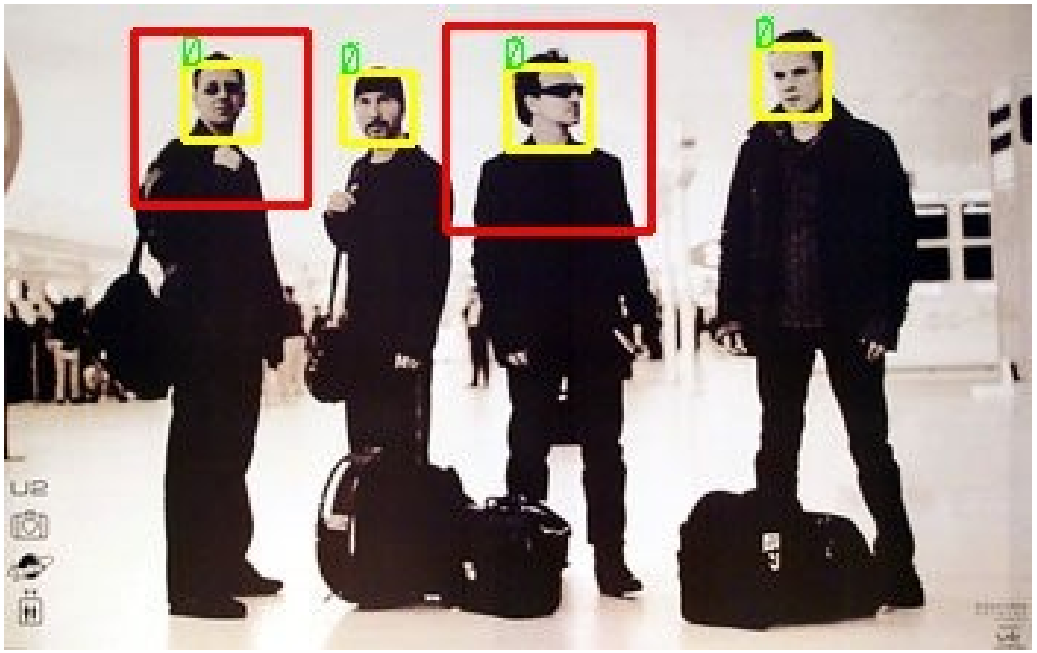


[1] M. Castrillón, O. Déniz, C. Guerra, M. Hernández "ENCARA2: Real-time Detection of Multiple Faces at Different Resolutions in Video Streams“ Journal of Visual Communication and Image Representation, 2007.
[2] P. Viola and M. J. Jones. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. CVPR01.
[3] H. Kruppa, M. Castrillón, B. Schiele. "Fast and Robust Face Finding via Local Context" VS-PETS Joint IEEE International Workshop on Visual Surveillance and Performance Evaluation of Tracking and Surveillance, 2003.

ENCARA2

Viola-Jones rostros frontales

Contexto, cabeza y hombros



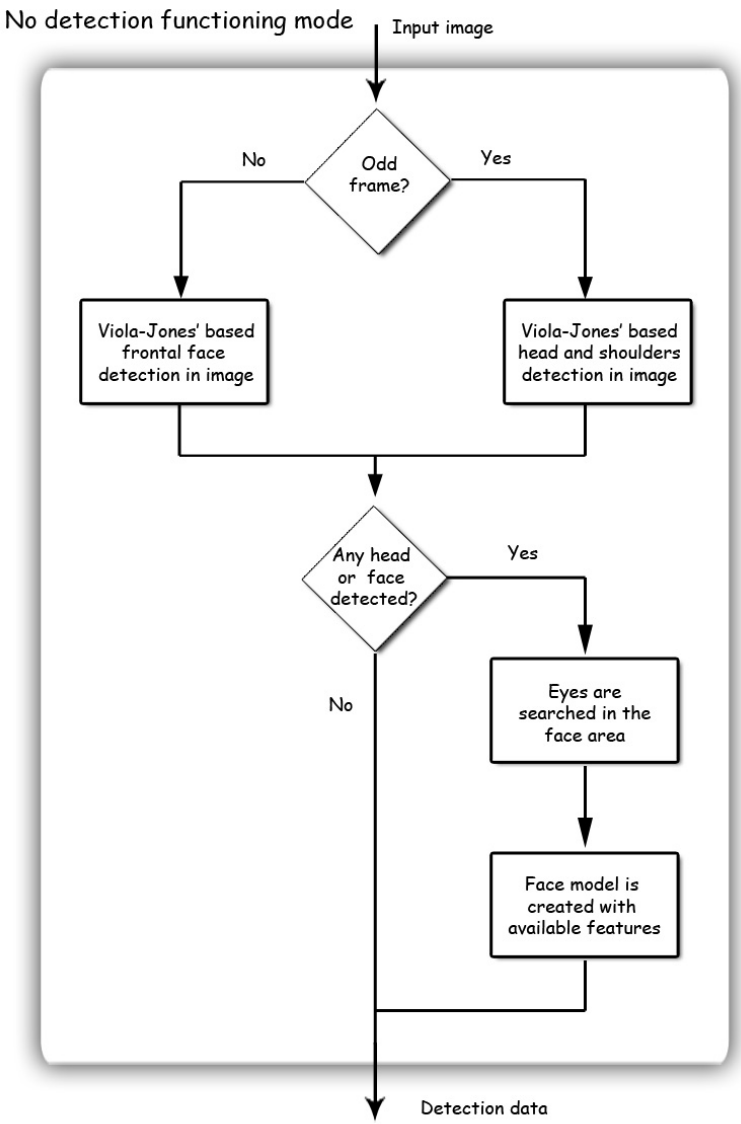
Hombre con bombín,
Magritte

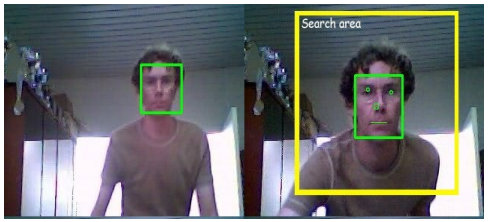
P. Viola and M. J. Jones. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. CVPR01
P. Viola and M. J. Jones. *Robust Real-time Object Detection* Paul Viola Michael Jones IJCV
H. Kruppa, M. Castrillón, B. Schiele. **"Fast and Robust Face Finding via Local Context" VS-PETS 2003.**

ENCARA2

Primera detección, crea modelo

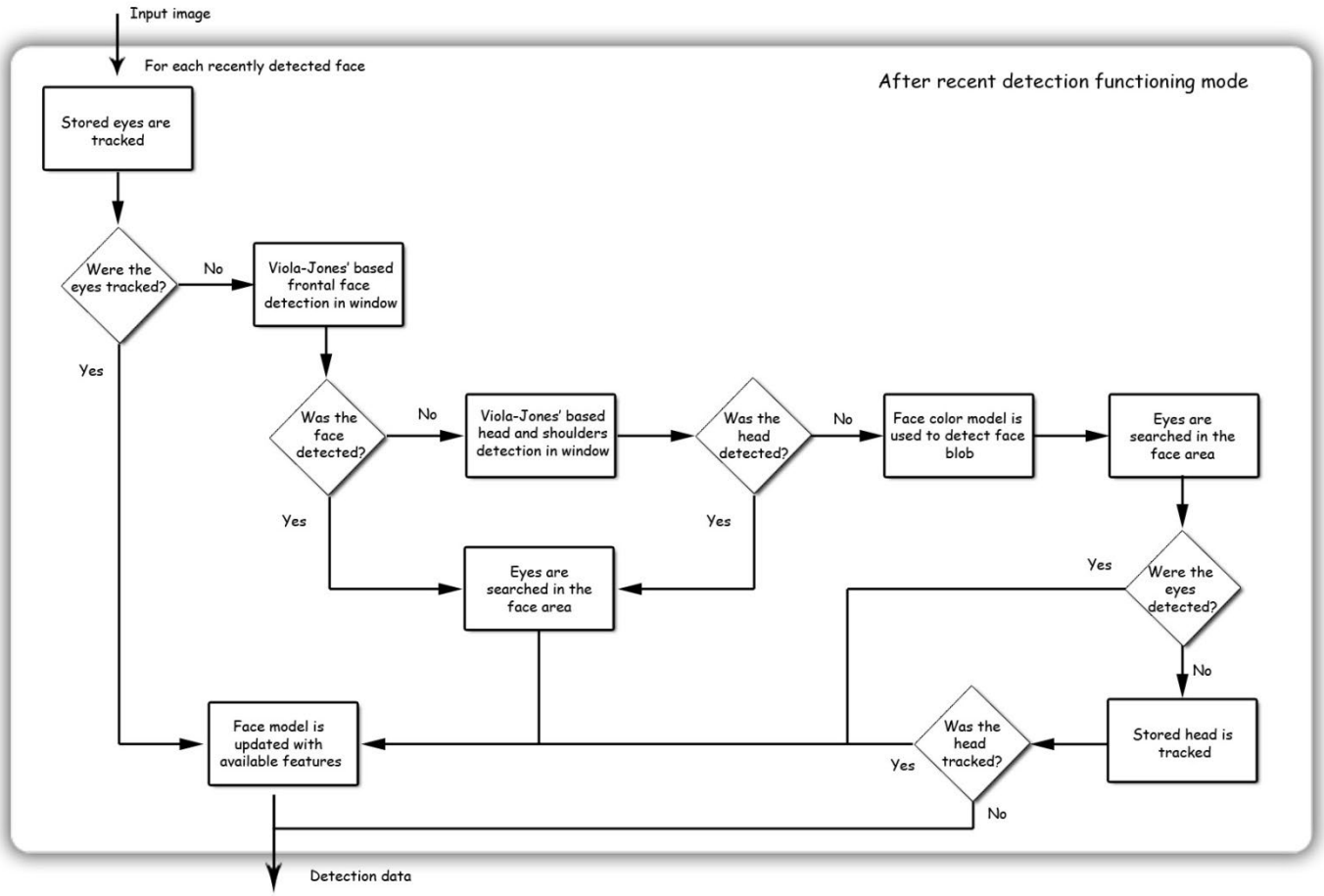
Coherencia temporal en las imágenes posteriores





ENCARA2

Coherencia temporal en imágenes posteriores



ENCARA2

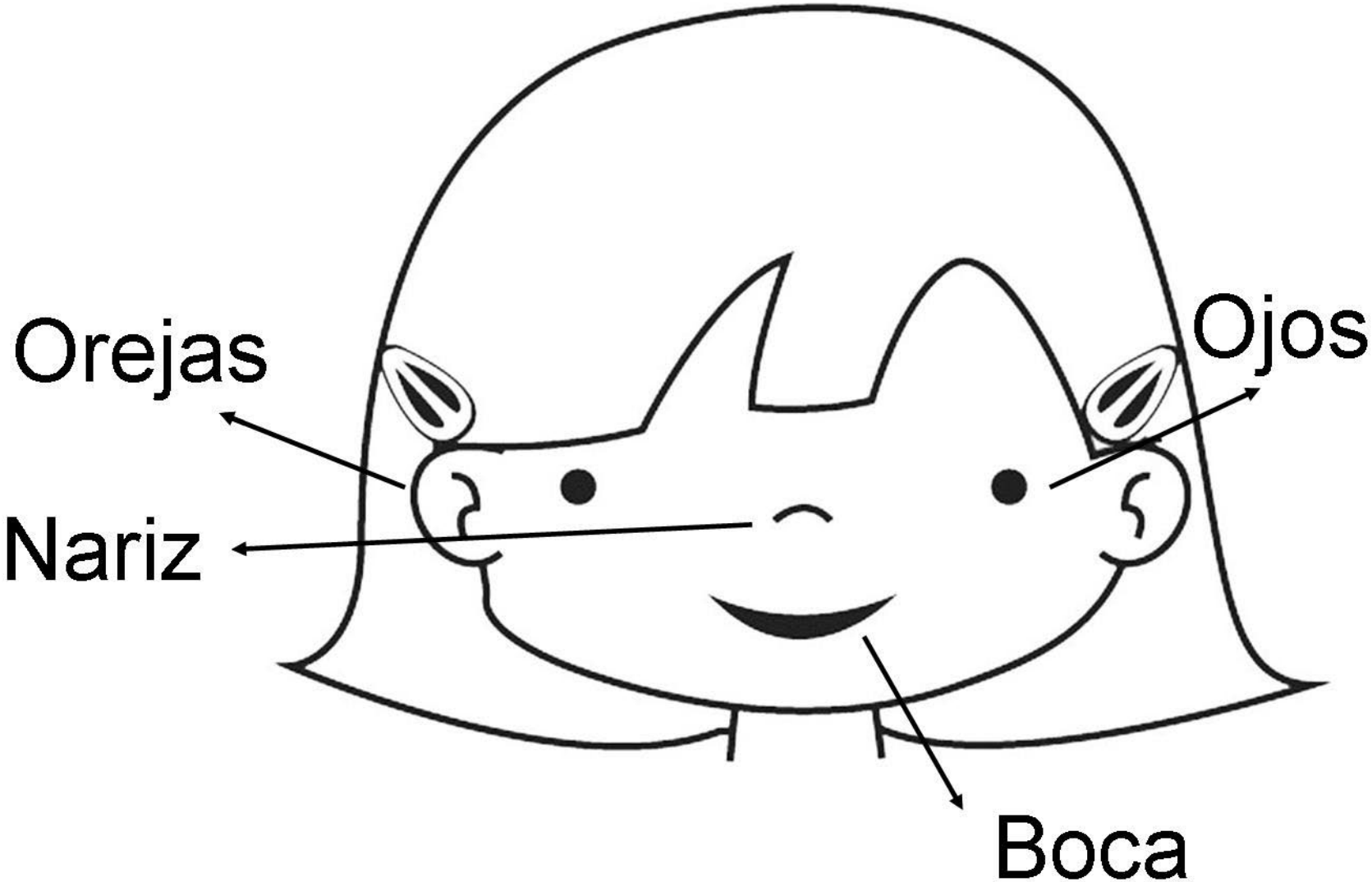
Evaluación

80 vídeos de 54 individuos, un total de 26360 imágenes

TPR

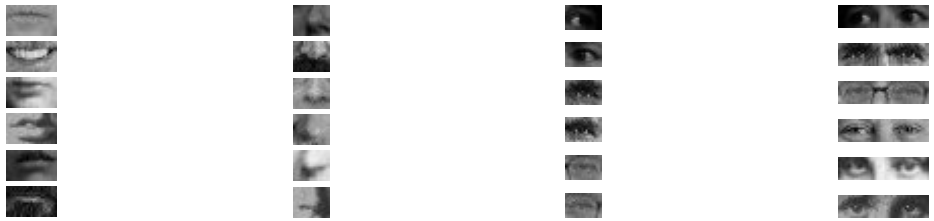
	[Rowley98]	[Viola01]	ENCARA2
Caras	89% (2.2%)	97% (8%)	**99.9% (8%)**
Ojos	77% (1%)	0	**92% (3.7%)**
$t_{promedio}$	422 msegs	117 msegs	**45 msegs.**

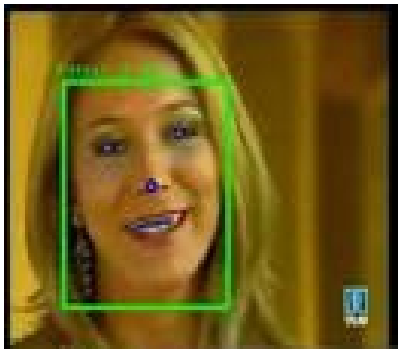
Faces of
The M
1875
huc
HEBREW UNION COLLEGE
unicef
ID_0 (0)
ID_1 (0)
ID_2 (0)
ID_3 (0)
ID_4 (0)
ID_5 (0)
ID_6 (0)
ID_7 (0)


Orejas
Ojos
Nariz
Boca

ENCARA2

Viola-Jones para elementos faciales





P. Viola and M. J. Jones. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. In Computer Vision and Pattern Recognition, 2001.
H. Kruppa, M. Castrillón, B. Schiele. "Fast and Robust Face Finding via Local Context" VS-PETS, 2003.
M Castrillón et al. A comparison of face and facial feature detectors based on the Viola-Jones general object detection framework MVA 2011

ENCARA2

Versátil en imágenes menos controladas (iROC azul)

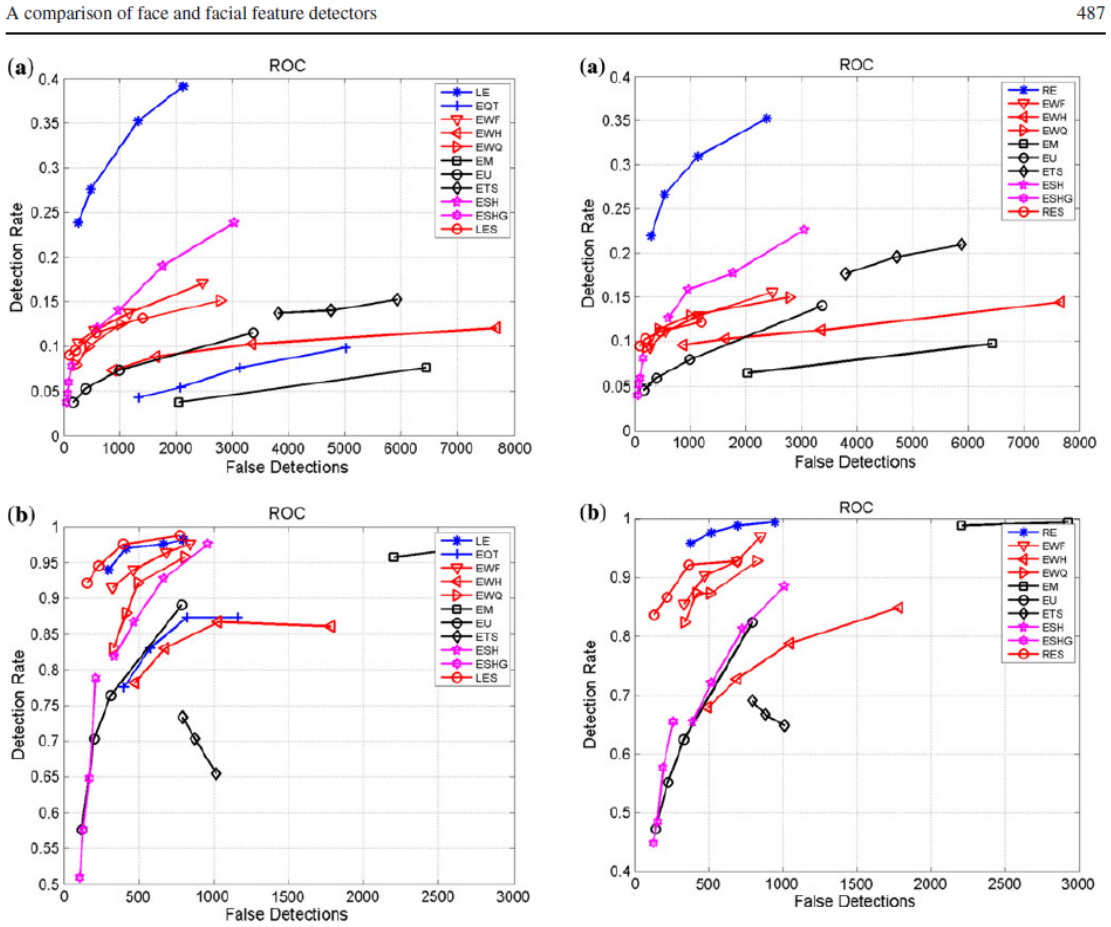
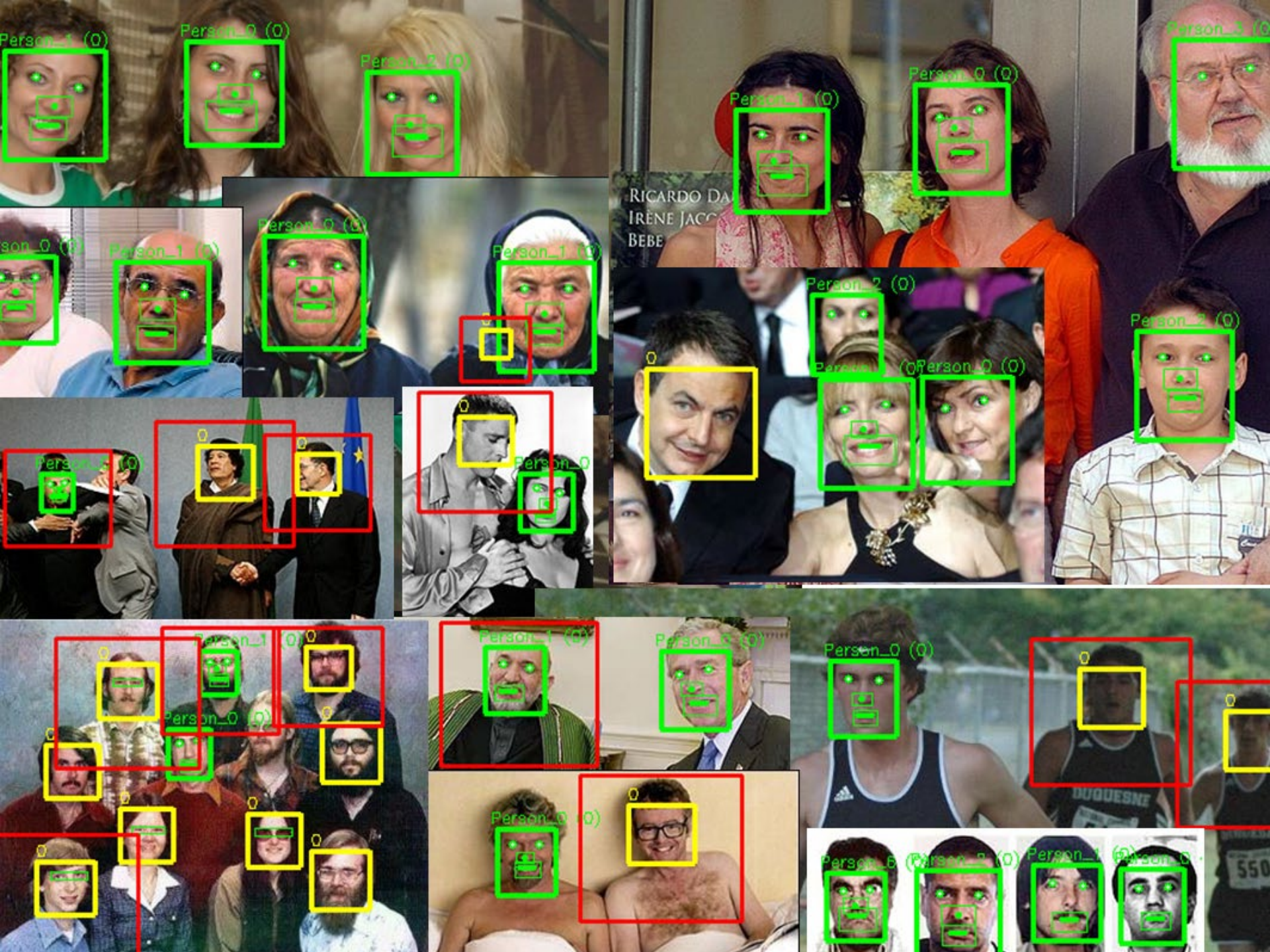


Fig. 8 Left eye detection results obtained with the **a** CMU database, **b** Yale database

Fig. 9 Right eye detection results obtained with the **a** CMU database, **b** Yale database

M Castrillón et al. [A comparison of face and facial feature detectors based on the Viola–Jones general object detection framework] MVA 2011


Person_1 (0)
Person_0 (0)
Person_2 (0)
Person_3 (0)
Person_0 (0)
Person_1 (0)
Person_1 (0)
Person_2 (0)
Person_0 (0)
Person_2 (0)
Person_3 (0)
Person_0
Person_1 (0)
Person_0 (0)
Person_1 (0)
Person_0 (0)
Person_0 (0)
Person_0 (0)
Person_0 (0)
Person_1 (0)
Person_2 (0)
Person_1 (0)
Person_0

OpenCV

otsta
creative biometric

DITTO

gemalto
security to be free

mylio

SONY

VIORAMA

OUTFIT7

Clasificación de sexo

Dominio técnicas basadas en apariencia
FERET (1k imágenes) cercano al 100% y >90% en *cross-database*

Conjuntos de datos grandes no controlados:

- Identidades, edades, etnias, >10k ids: UCN, MORPH (55k imágenes de 13k ids), GROUPS (28k)
- Sin iluminación ni pose controlada. LFW (13k imágenes de 5,749 ids)

No solo rendimiento *in-database* sino *cross-database*

Clasificación de sexo

SOTA 2015 *Face recognition vendor test (FRVT 2015)*
Entorno controlado conjuntos grandes ~1m

	Female	Male	Overall
# Images	472762	479004	951176
Accuracy (%)	95.6	97.5	96.5

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

$$TPR = \frac{TP}{TP + FN}$$

$$TNR = \frac{TN}{TN + FP}$$

M. Ngan and P. Grother (2015). Face Recognition Vendor Test (FRVT) Performance of Automated Gender Classification Algorithms

Clasificación de sexo

SOTA 2015 conjuntos grandes:

- *MORPH: >13k ids y >55k imágenes*
- *LFW: >13k imágenes de >5k ids*
- *GROUPS: >5k imágenes >28k caras*
- *Adience: >2k ids, >26k caras*

Clasificación de sexo

SOTA 2015 conjuntos grandes

In the wild: variaciones en resolución, pose, iluminación, expresiones y fondo

	LFW	GROUPS
# Imágenes	13233	28231
Comercial	94.9	90.4

Entorno controlado 96.5

M. Ngan and P. Grother (2015). Face Recognition Vendor Test (FRVT) Performance of Automated Gender Classification Algorithms

Clasificación de sexo

Literatura hasta 2016

Referencia	Dataset	Accuracy
Dago et al. (2011)	GROUPS (14760)	86.6
Castrillón et al. (2013)	GROUPS (14760)	89.8
Mansanet et al. (2016)	GROUPS (14760)	91.6
Chen et al. (2014)	GROUPS (22778)	90.4
Eidinger et al. (2016)	GROUPS (FULL)	88.6
Mansanet et al. (2016)	LFW (BEFIT)	96.2
v.d.Wolfshaar et al. (2015)	Adience	87.2
Dehghan et al.(2016)	Adience	91.0

Clasificación adulto/no adulto

Cibercriminalidad

Evolución de la criminalidad (1)

Tasas	2001	2004	2007	2010
Delitos que más aumentan				
Pornografía infantil	77	157	677	862
Corrupción de menores	59	157	255	301
Blanqueo de capitales	55	58	112	175

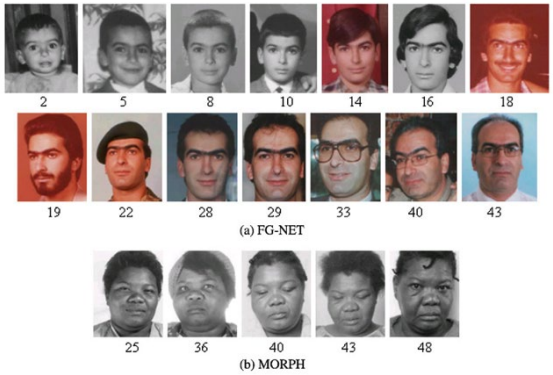
(1) Solo Cuerpo Nacional de Policía y Guardia Civil. Balance de criminalidad 2010.

Fuente: Ministerio del Interior

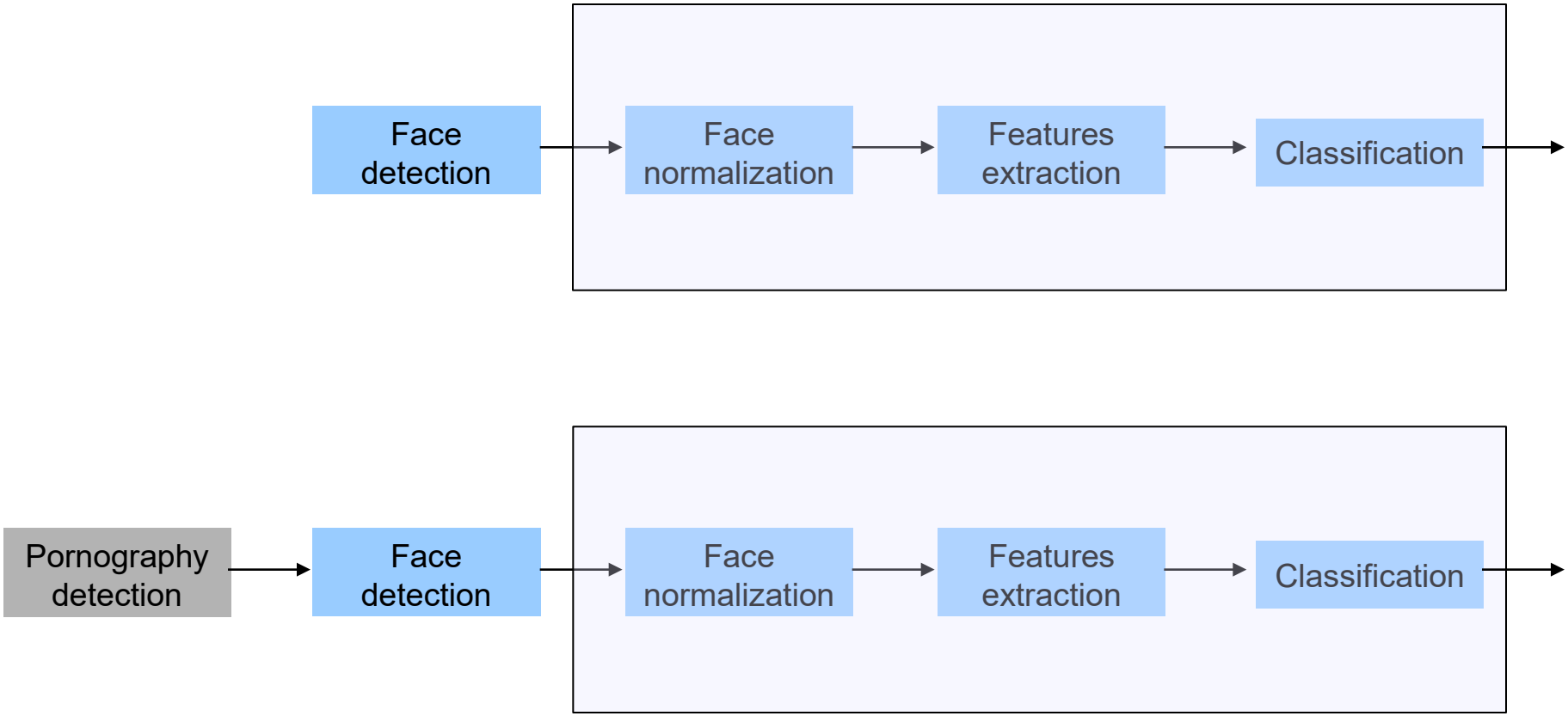
Clasificación adulto/no adulto

Conjuntos de datos >45k, fusionando:

- **MORPH**: >13k ids y >55k muestras
- **FG-Net**: pocas ids muchas muestras por id
- **GROUPS**: >5k imágenes con >28k muestras
- **Adience**: >2k ids, >26k muestras
- **Boys2Men**: Varones, 12-21 años

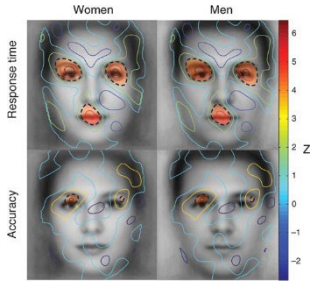


Pipeline


Face detection
Face normalization
Features extraction
Classification
Pornography detection
Face detection
Face normalization
Features extraction
Classification

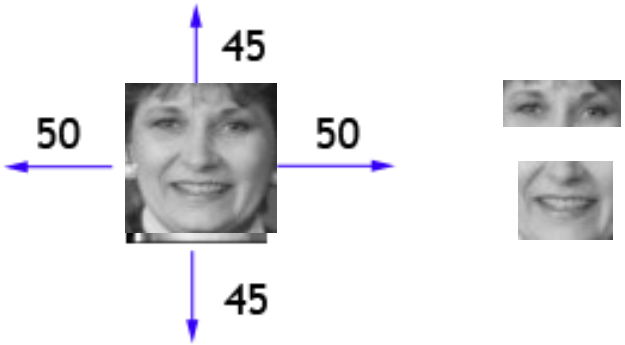
Pipeline

Normalización, cara y contexto (cabeza hombros)



Pipeline

Múltiples zonas de interés



59x65 normalized face

159x155 normalized face
with context

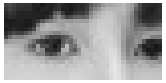
Pipeline

Múltiples zonas de interés:

- HS (64x64)

- F (59x65)

- P (39x19)



- M (37x31)

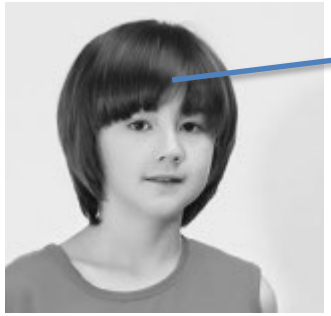
Pipeline

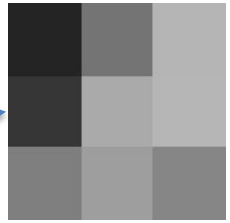
Características (descriptores locales):

- Histogram of Oriented Gradients (HOG)
- Local Binary Patterns (LBP) and uniform Local Binary Patterns (LBPu2)
- Local Gradient Patterns (LGP)
- Weber Local Descriptor (WLD)
- Local Phase Quantization (LPQ)
- Local Salient Patterns (LSP)
- Intensity based Local Binary Patterns (NILBP)
- Local Ternary Patterns (LTP)
- Local Oriented Statistics Information Booster (LOSIB)

Pipeline

Características (descriptores locales):

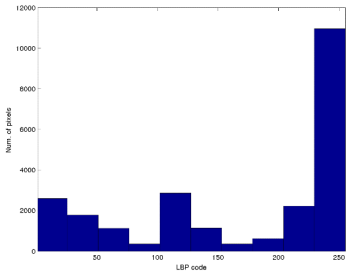


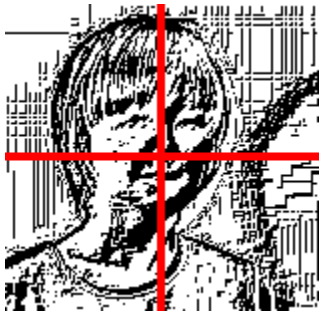


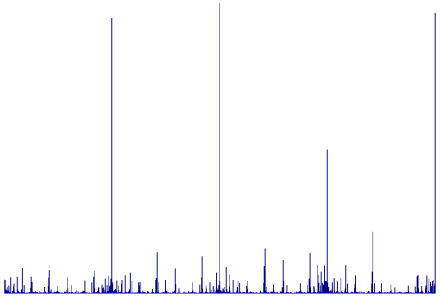
$¿g_c <= g_i?$

14	45	71
21	67	71
50	62	53

0	0	1
0		1
0	0	0

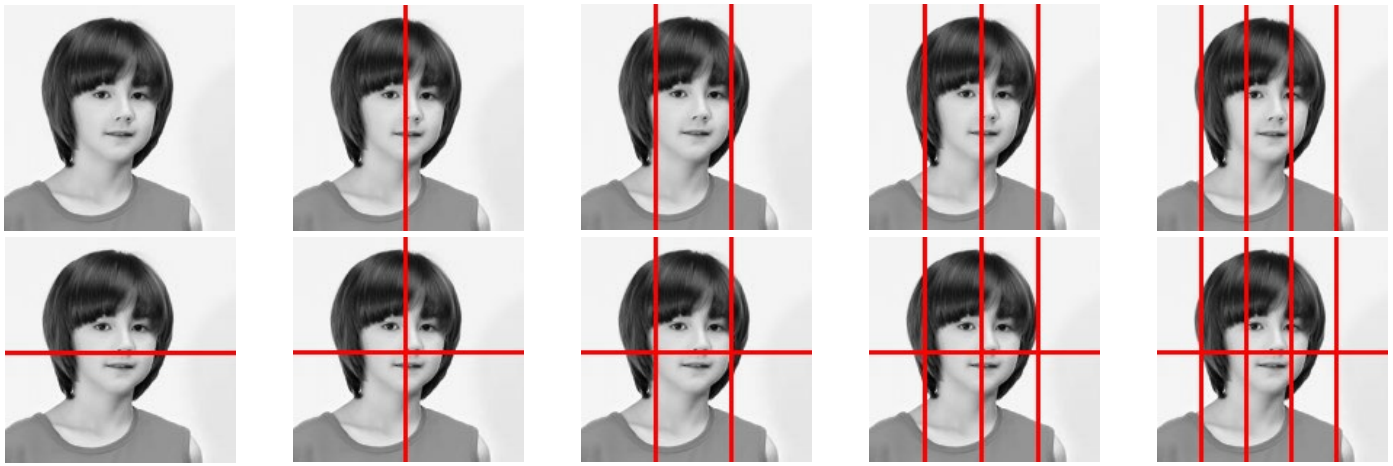




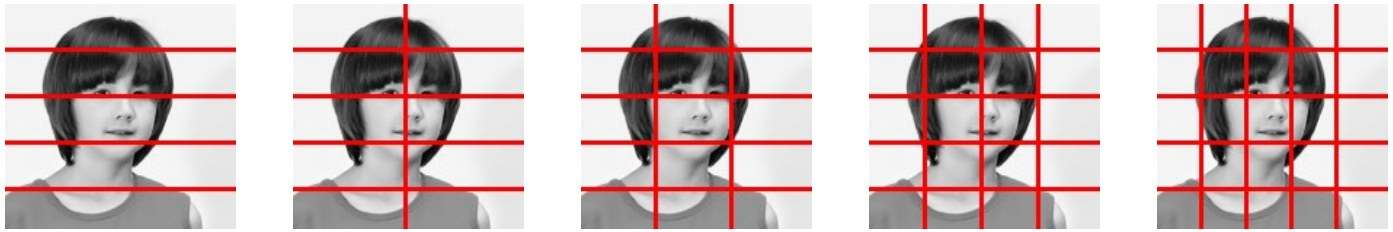


Pipeline

Variantes rejillas 1x1 a 8x8 (sexo) 1x1 a 5x5 (edad)



...

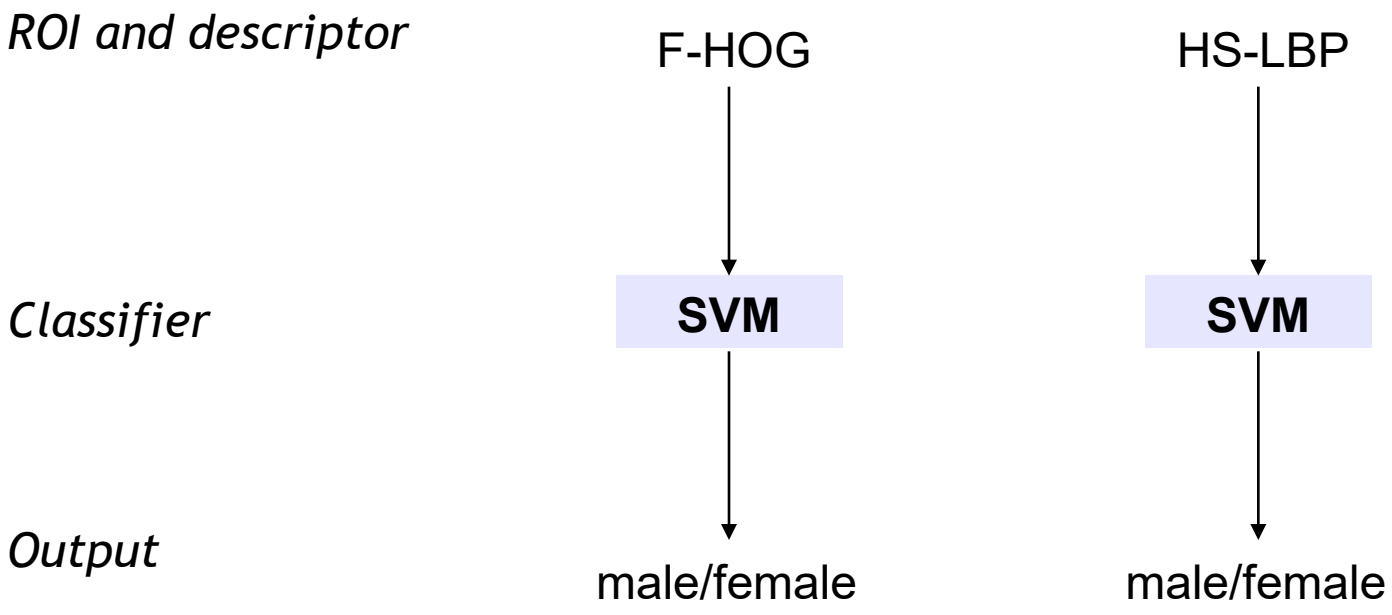


Resultados

4 ROIs
15 descriptores
64 rejillas (de 1x1 a 8x8)
Test con GROUPS

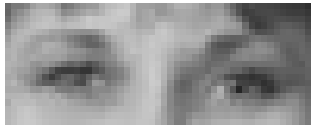
Resultados GC

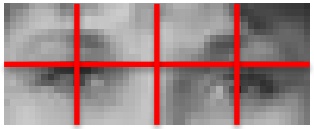
Clasificación: SVM, clasificador “simple”



Resultados GC

Rejilla P-HOG (primer fold)





P-HOG

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	57.4	62.3	64.5	63.8	67.5	66.9	68.8	67.8
2	64.0	69.7	72.0	74.4	76.5	77.0	77.3	77.1
3	69.8	71.2	74.0	77.1	78.8	79.6	80.3	79.6
4	71.8	74.1	77.3	79.1	81.2	80.8	81.4	80.9
5	73.7	75.7	78.4	80.3	81.9	82.1	82.4	82.0
6	74.3	75.7	79.6	80.4	82.0	81.7	83.0	82.3

M. Castrillón, J. Lorenzo, E. Ramón (2016). On using periocular biometric for gender classification in the wild, PRL

Resultados GC

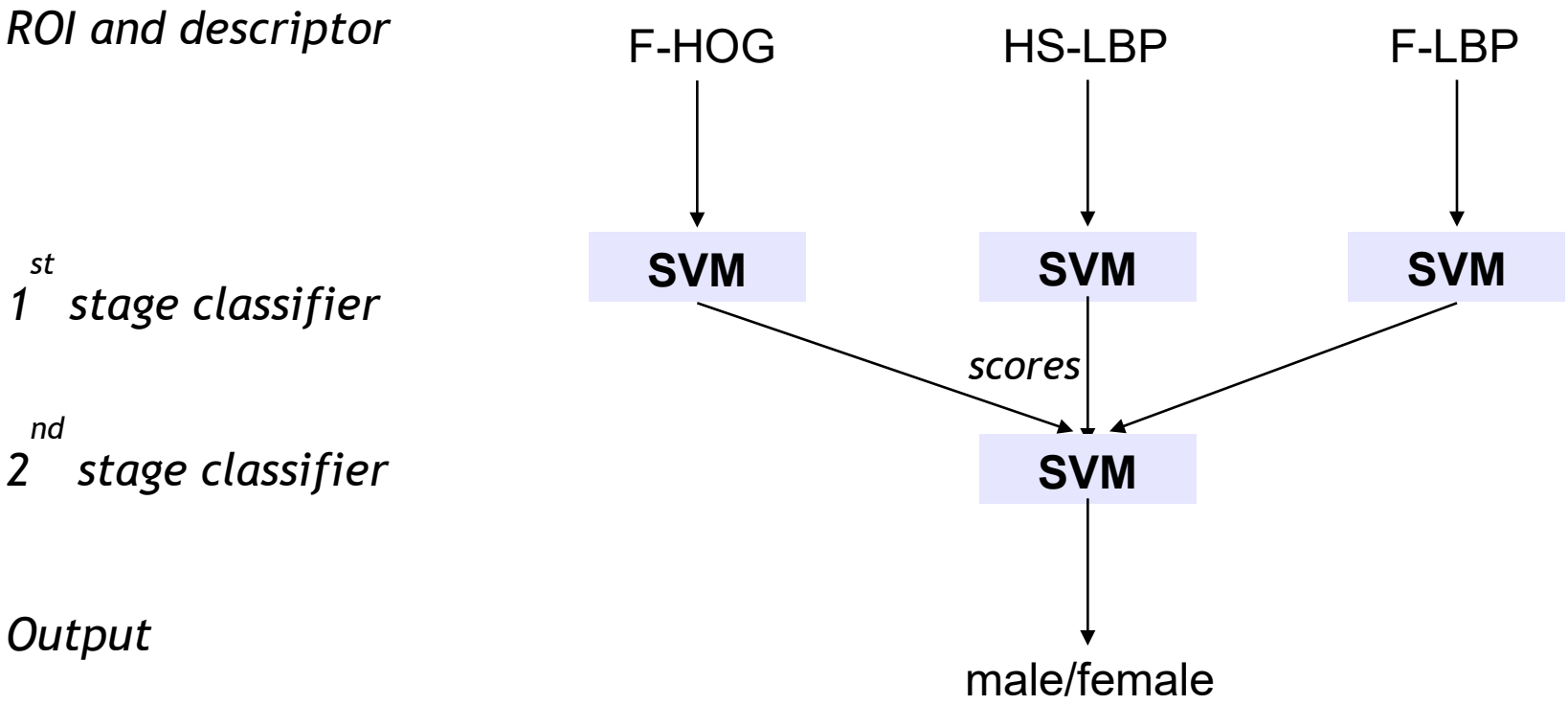
ROIs y mejor descriptor y rejilla

Desc.	F	HS	P	M
HOG	**87.5**	85.6	81.6	**80.5**
LBP^{u2}	86.8	85.7	79.6	76.8
LBP	82.9	82.1	78.3	75.1
LGP	85.3	83.2	77.1	76.7
LPQ	85.1	84.1	77.1	77.5
WLD	86.6	85.4	81.0	78.4
LOSIB	83.0	82.6	76.1	72.8
NILBP	86.2	85.7	78.7	77.1
LSP_0	85.7	85.5	78.6	76.6
LSP_1	86.0	85.1	78.8	76.9
LSP_2	83.6	84.5	76.7	73.1
LSP_{01}	86.6	**85.7**	80.5	78.3
LSP_{012}	86.3	84.6	**81.8**	78.5
LTP_{high}	86.1	84.2	80.3	77.9
LTP_{low}	85.3	83.5	80.4	77.9

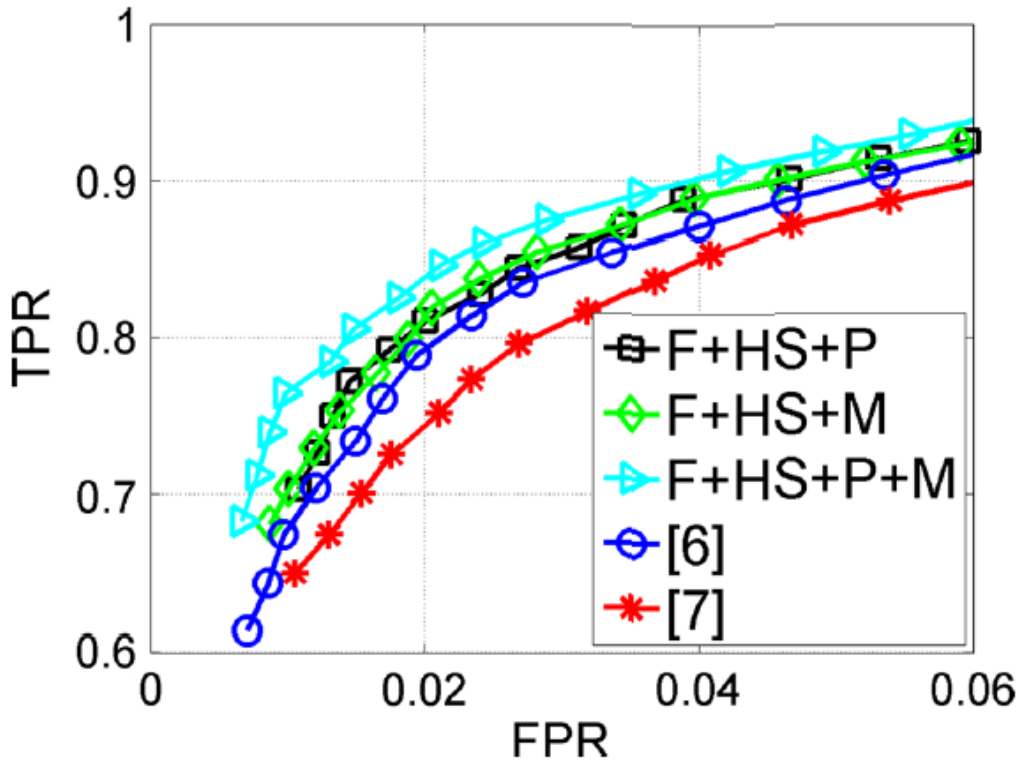
M. Castrillón, J. Lorenzo, E. Ramón (2017). Multi-scale score level fusion of local descriptors for gender classification in the wild, MTAP

Resultados GC

Clasificación: SVM, fusión a nivel de *score*



Resultados GC



Patterns	Accuracy
F+HS	89.80
F+HS+P	92.46
F+HS+P+M	94.04

M. Castrillón, J. Lorenzo, E. Ramón (2017). Multi-scale score level fusion of local descriptors for gender classification in the wild, MTAP
[6] M. Castrillón, J. Lorenzo, E. Ramón (2016). On using periocular biometric for gender classification in the wild, PRL
[7] M. Castrillón, J. Lorenzo, E. Ramón (2013). Improving gender classification accuracy in the wild, CIARP.

Resultados GC

Descriptores locales (F+HS)

Train/Test	GROUPS	LFW	MORPH
GROUPS	90.85	94.10	89.98
LFW	80.22	95.00	89.16
MORPH	62.04	84.53	98.85

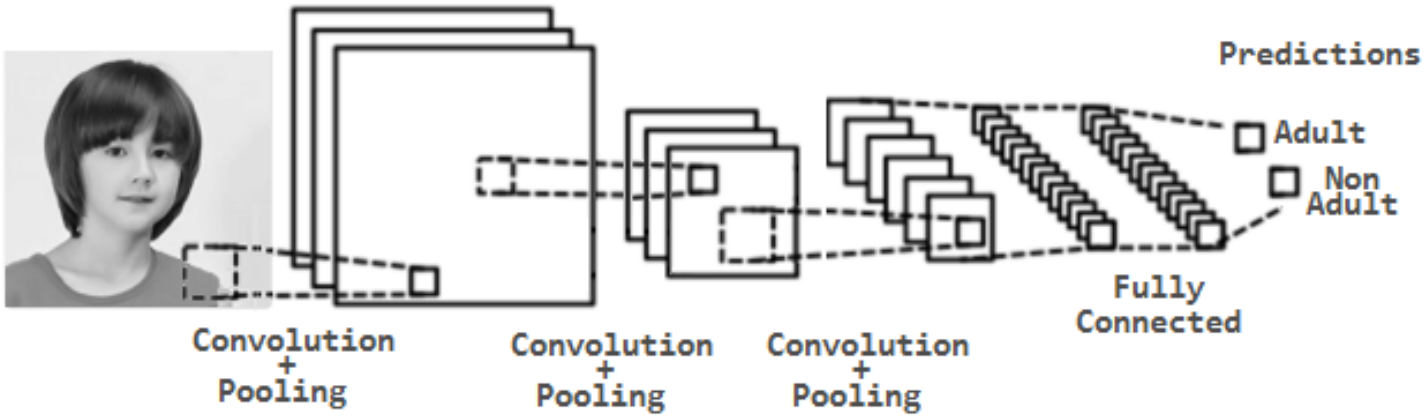
CNN

Train/Test	GROUPS	LFW	MORPH
GROUPS	90.90	94.46	87.56
LFW	85.92	96.70	91.84
MORPH	72.32	83.16	98.70

M. Castrillón, J. Lorenzo, E. Ramón (2017). Descriptors and regions of interest fusion for in-and cross-database gender classification in the wild, IMAVIS

Resultados GC

Clasificación: CNN tres capas convolutivas y dos totalmente conectadas a partir de HS (159x155 pixels)



Resultados GC

Descriptores locales (F+HS)

Train/Test	GROUPS	LFW	MORPH
GROUPS	90.85	94.10	89.98
LFW	80.22	95.00	89.16
MORPH	62.04	84.53	98.85

CNN

Train/Test	GROUPS	LFW	MORPH
GROUPS	90.90	94.46	87.56
LFW	85.92	96.70	91.84
MORPH	72.32	83.16	98.70

Descriptores y CNN

Train/Test	GROUPS	LFW	MORPH
GROUPS	**97.23**	98.00	93.46
LFW	90.14	**98.06**	93.54
MORPH	67.40	89.70	**99.42**

M. Castrillón, J. Lorenzo, E. Ramón (2017). Descriptors and regions of interest fusion for in-and cross-database gender classification in the wild, IMAVIS

Resultados GC

Descriptores locales (F+HS)

Train/Test	GROUPS	LFW	MORPH
GROUPS	90.85	94.10	89.98
LFW	80.22	95.00	89.16
MORPH	62.04	84.53	98.85

CNN

Train/Test	GROUPS	LFW	MORPH
GROUPS	90.90	94.46	87.56
LFW	85.92	96.70	91.84
MORPH	72.32	83.16	98.70

Descriptores y CNN

Train/Test	GROUPS	LFW	MORPH
GROUPS	**97.23**	**98.00**	**93.46**
LFW	**90.14**	**98.06**	**93.54**
MORPH	67.40	**89.70**	**99.42**

M. Castrillón, J. Lorenzo, E. Ramón (2017). Descriptors and regions of interest fusion for in-and cross-database gender classification in the wild, IMAVIS

Resultados GC

Descriptores locales (F+HS)

Train/Test	GROUPS	LFW	MORPH
GROUPS	90.85	94.10	89.98
LFW	80.22	95.00	89.16
MORPH	62.04	84.53	98.85

CNN

Train/Test	GROUPS	LFW	MORPH
GROUPS	90.90	94.46	87.56
LFW	85.92	96.70	91.84
MORPH	72.32	83.16	98.70

Descriptores y CNN

Train/Test	GROUPS	LFW	MORPH
GROUPS	**97.23**	**98.00**	**93.46**
LFW	**90.14**	**98.06**	**93.54**
MORPH	67.40	**89.70**	**99.42**

In-database en literatura

Ref.	Train	Accuracy
Balmaseda	MORPH	98.0
Mansanet	LFW	96.2
Eidinger	GROUPS	88.7

Cross-database en literatura

Ref.	Train	Test	Accuracy
Erdogmus	MORPH	LFW	88.7
Mansanet	GROUPS	LFW	94.5
Danisman	LFW	GROUPS	85.0
Balmaseda	MORPH	GROUPS	76.7

M. Castrillón, J. Lorenzo, E. Ramón (2017). Descriptors and regions of interest fusion for in-and cross-database gender classification in the wild, IMAVIS

Resultados adulto/no adulto

Boys2Men: 15*4*25=1500 combinaciones

F-HOG

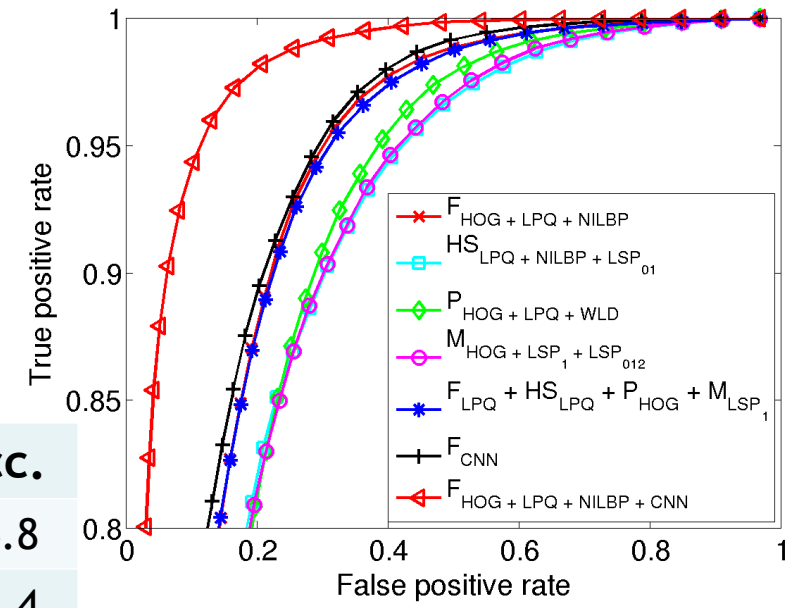
	1	2	3	4	5
1	59.1	59.1	59.1	59.1	59.1
2	59.1	59.1	59.1	59.6	58.6
3	59.1	61.1	65.2	65.2	62.1
4	62.1	63.6	66.7	67.2	65.7
5	61.1	61.6	66.2	66.7	**68.2**

HS-HOG

	1	2	3	4	5
1	59.1	59.1	59.1	59.1	59.1
2	59.1	59.1	59.1	59.1	59.6
3	59.1	59.1	59.1	61.1	60.1
4	59.1	59.6	60.6	62.1	61.1
5	59.1	61.6	62.6	**64.6**	62.1

Resultados adulto/no adulto

AgeMega >45k

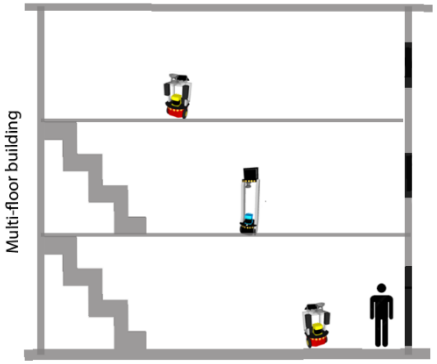


ROI	Descriptor	Acc.
F	HOG	84.8
HS	LSP_{01}	82.4
P	LSP_{012}	82.9
M	HOG	82.3
F+HS+P+M	$F_{LPQ} + HS_{LPQ} + P_{HOG} + M_{LSP1}$	86.9
HS	CNN	87.9
F+HS+P+M	$F_{LPQ} + HS_{LPQ} + P_{HOG} + M_{LSP1}$ +CNN	**93.1**

M. Castrillón, J. Lorenzo, C. M. Travieso, D. Freire, J. B. Alonso Evaluation of local descriptors and CNNs for non adult detection in visual content, PRL 2017

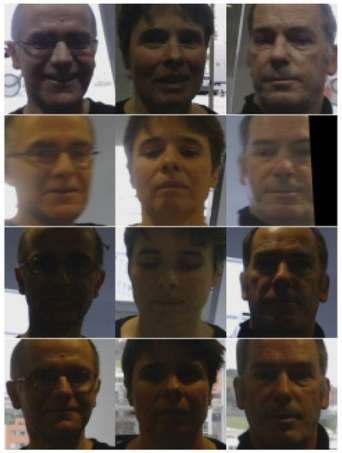
Interacción humano-máquina

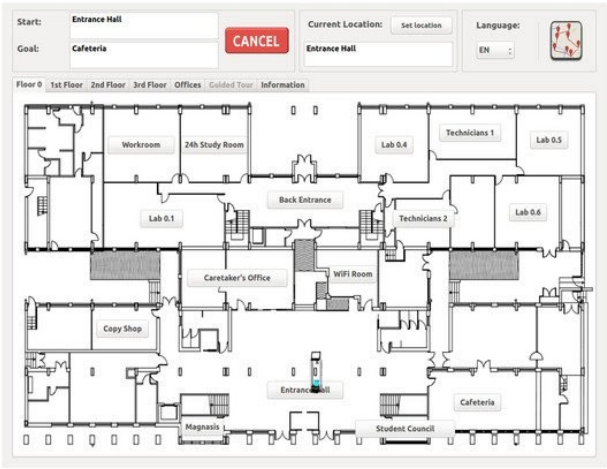
Robot de servicios
Re-identificación

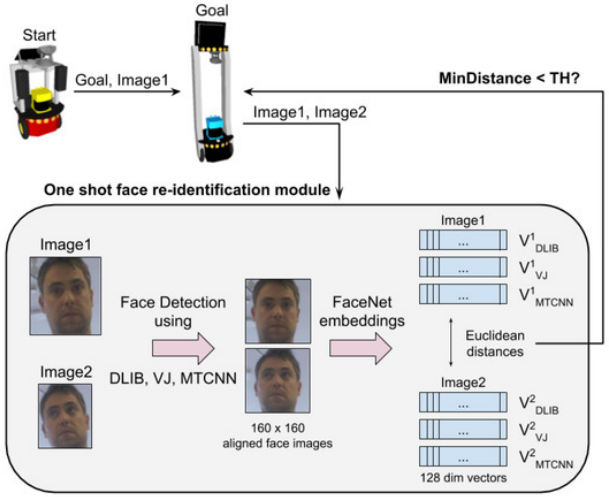


Interacción humano-máquina

Robot de servicios y re-identificación
Reconocimiento facial







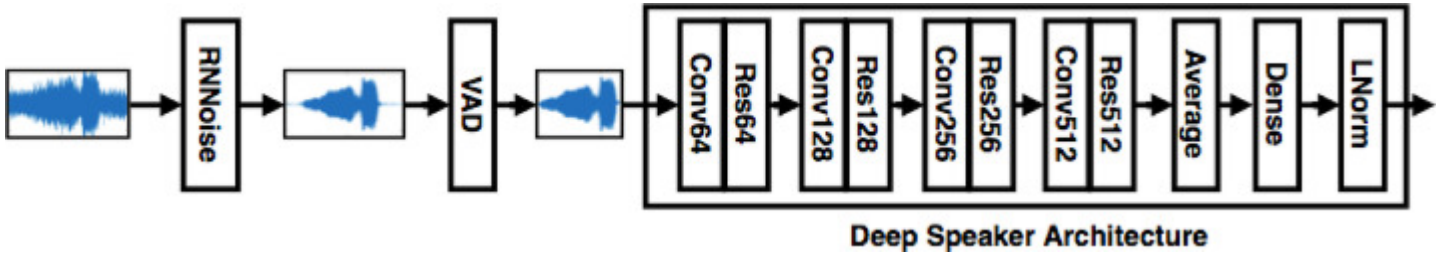
I. Rodriguez, U. Zabala, P. A Marín, E. Jauregi, J. Lorenzo, E. Lazkano, M. Castrillón *Personal guides: heterogeneous robots sharing personal tours in multi-floor environments*. Sensors, 2020

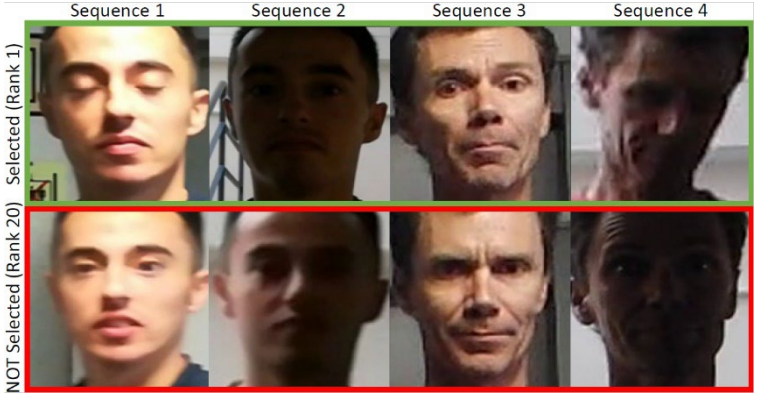
Interacción humano-máquina

AveRobot

Fusión audio e imagen (caras)

Confianza detector y calidad





AveRobot: An Audio-Visual Dataset for People Re-Identification and Verification in Human-Robot Interaction. M. Marras, Pet al.. ICPRAM, 2019
Improving user verification in Human-Robot interaction from audio or image inputsthrough sample quality assessment, D. Freire et al., PRL, in press

Interacción humano-máquina

AveRobot

Fusión audio e imagen (caras)

Vídeo, selección imagen facial y segmento de audio

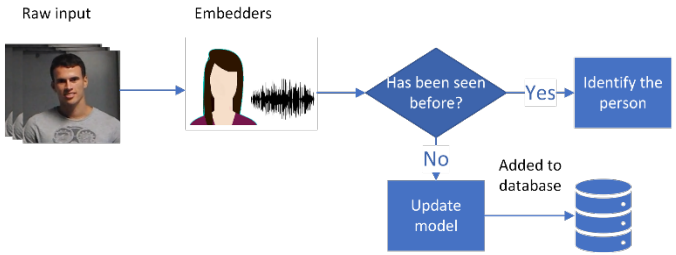
Modal approach	Loss - Author	EER
Face Verification	Margin - Marras	45.43%
	Center - Marras	45.47%
	Ring - Marras	42.63%
	Softmax - Marras	38.20%
	ResNet50 - Ours	14.76%
	ResNet50 + PCA - Ours	**13.38%**
Voice Verification	Margin - Marras	44.58%
	Center - Marras	42.33%
	Ring - Marras	43.27%
	Softmax - Marras	41.58%
	Softmax - Ours	38.54%
	Triplet - Ours	34.05%
	Triplet + PCA - Ours	**32.07%**
Multimodal Verification	Margin - Marras	37.08%
	Center - Marras	32.80%
	Ring - Marras	34.40%
	Softmax - Marras	33.05%
	Feature Fusion - Ours	13.35%
	Score Fusion - Ours	**12.22%**

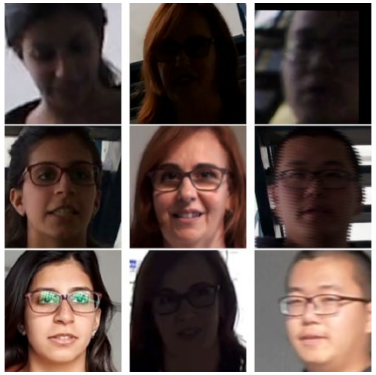
AveRobot: An Audio-Visual Dataset for People Re-Identification and Verification in Human-Robot Interaction. M. Marras, Pet al.. ICPRAM, 2019
Improving user verification in Human-Robot interaction from audio or image inputsthrough sample quality assessment, D. Freire et al., PRL, in press

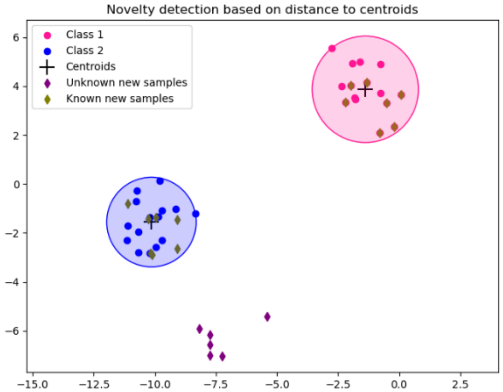
Interacción humano-máquina

AveRobot

Detección de novedad







J. Salas-Cáceres, J. Lorenzo-Navarro, D. Freire-Obregón, M. Castrillón. *Novelty Detection in Human-Machine Interaction Through a Multimodal Approach*, CIARP 2023

Interacción humano-máquina

AveRobot

Re-identificación con biometría blanda

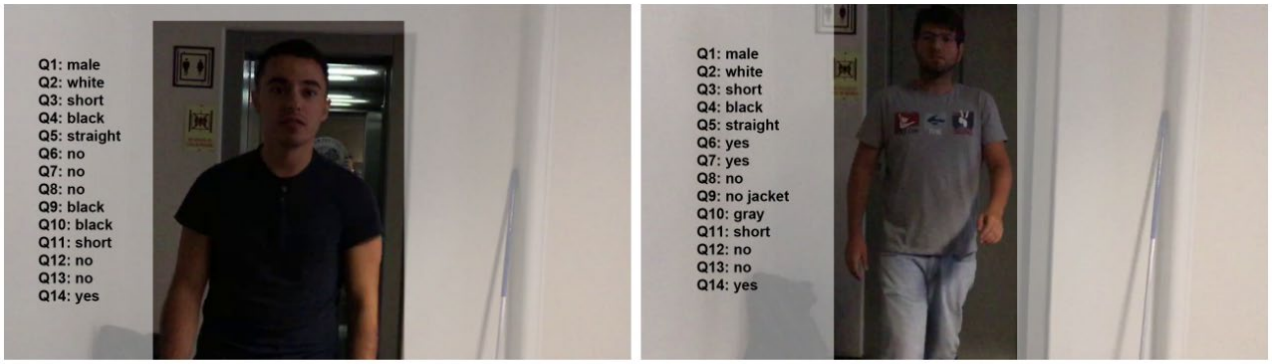


Fig. 2. Answers provided by the VQA model for two different AveRobot identities (02 and 03) after interacting in the elevator area of the second floor. For those particular individuals, the matching score obtained is 10 for the set of 14 questions.

Fig. 3. Sample frames of male individuals with short hair and red shirt detected by the robot in the location near to the elevator in the second floor. Faces have been blurred on purpose following AveRobot participants' requests.

Re-identificación

2020, 2021, 2022, y 2023
Detección *in the wild*

			DLIBHOG		MTCNN		RetinaFace	
RP	# imgs	runnerBBs	# matched	ratio	# matched	ratio	# matched	ratio
RP1	1172	1589	2	0.00	45	0.03	295	0.19
RP2	1234	1445	26	0.02	97	0.07	657	0.45
RP3	618	526	3	0.01	186	0.35	319	0.61
RP4	281	255	4	0.02	99	0.39	213	0.84
RP5	250	253	8	0.03	115	0.45	189	0.75
Total	3555	4068	43	0.01	542	0.13	1676	0.41

V. Kazemi and J. Sullivan. *One Millisecond Face Alignment with an Ensemble of Regression Trees*. CVPR14
K. Zhang et al. *Joint face detection and alignment using multi-cascaded convolutional networks*. IEEE Signal Processing Letters, 2016
J. Deng et al. *RetinaFace: Single-stageDense Face Localisation in the Wild*. 2019

Re-identificación

2020
586 ids anotadas
109 ids en todos los RPs

RP	km	# ids annot.
RP0	1	-
RP1	16.5	419
RP2	27.9	586
RP3	84.2	203
RP4	110.5	139
RP5	124.5	114
Total	-	-

A Penate-Sanchez et al. *TGC20ReId: A dataset for sport event re-identification in the wild.* PRL 2020

Re-identificación

2020

Basado en apariencia:

- Preentrenado
- *Fine tuned* con TGC
- Mejora iluminación (LIME)

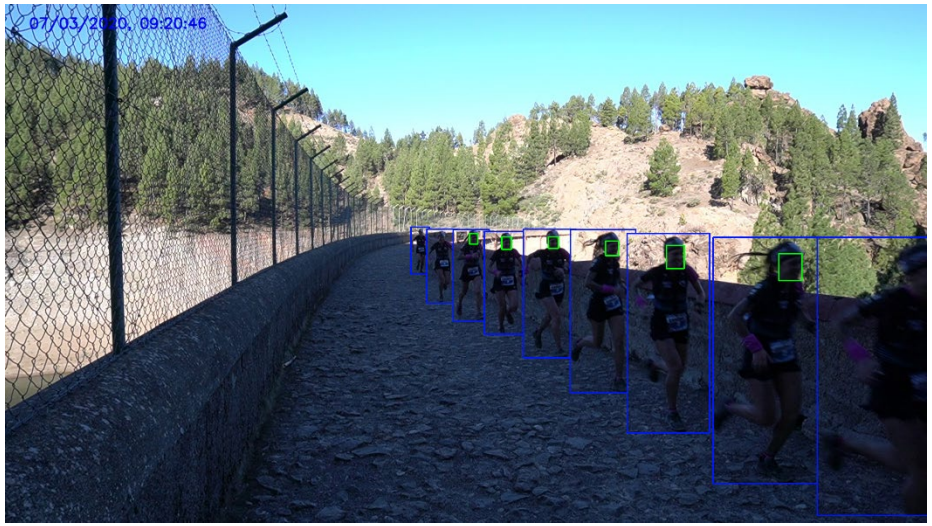
Margen de mejora

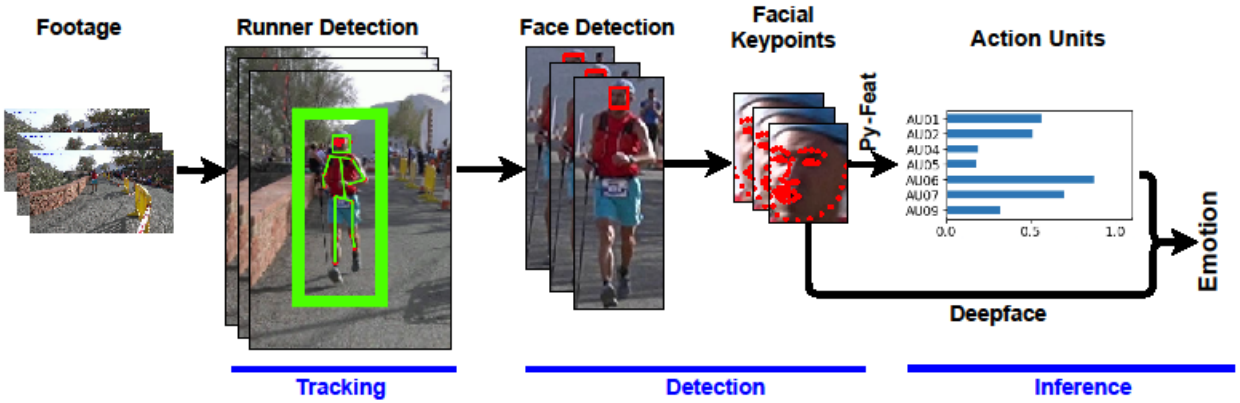
Modelo	mAP
Zero-shot (Market1501)	7.9±2.9
Fine tuning TGC	58.4±12.9
Fine tuning TGC + LIME	**61.4±11.8**

TGC20ReId: A dataset for sport event re-identification in the wild, A. Peñate, D. Freire, A. Lorenzo, J. Lorenzo, M. Castrillon. PRL 2020
O. Santana et al. Evaluating the Impact of Low-light Image Enhancement Methods on Runner Re-identification in the Wild. ICPRAM 2023
O. Santana et al. *Applying deep learning image enhancement methods to improve person re-identification.* Neurocomputing, 2024

Expresiones faciales

Fotogramas vídeo
2020
Varios puntos
No meta

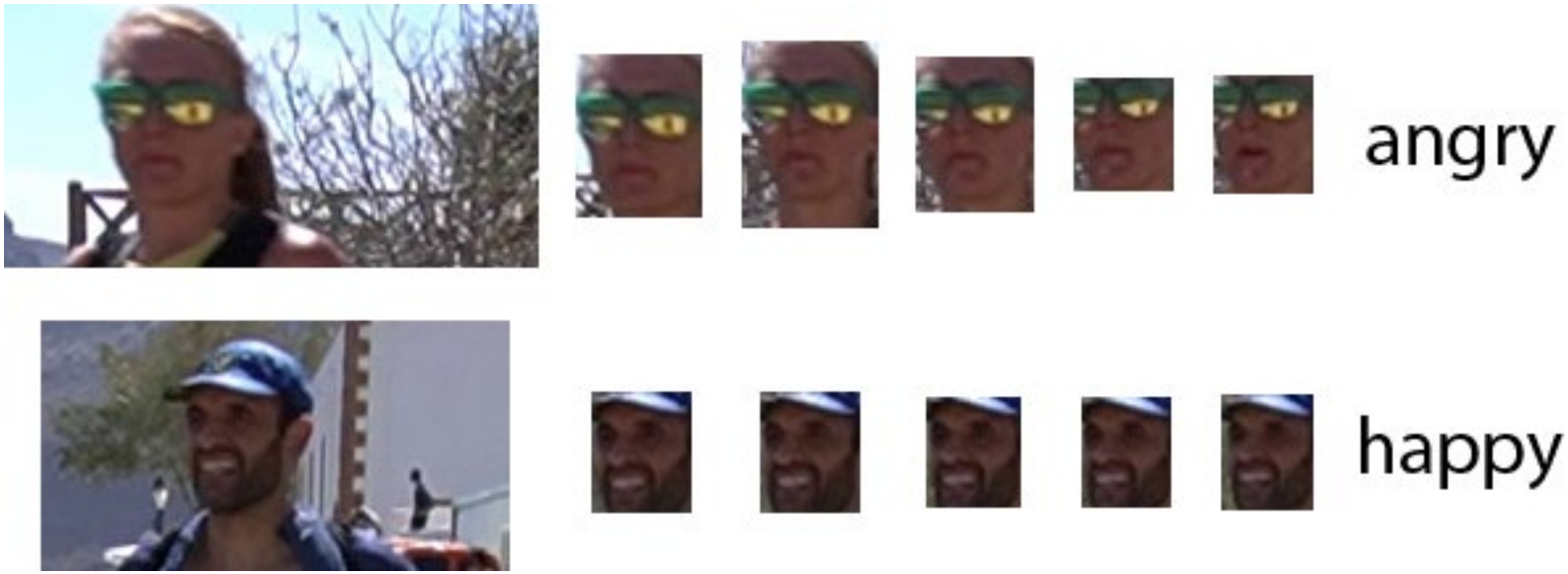




O. Santana et alFacial expression analysis in a wild sporting environment. *MTAP 2022*

Expresiones faciales

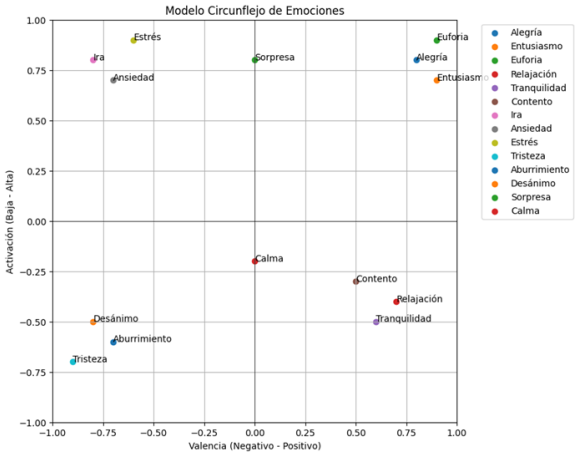
Fotogramas vídeo
2020

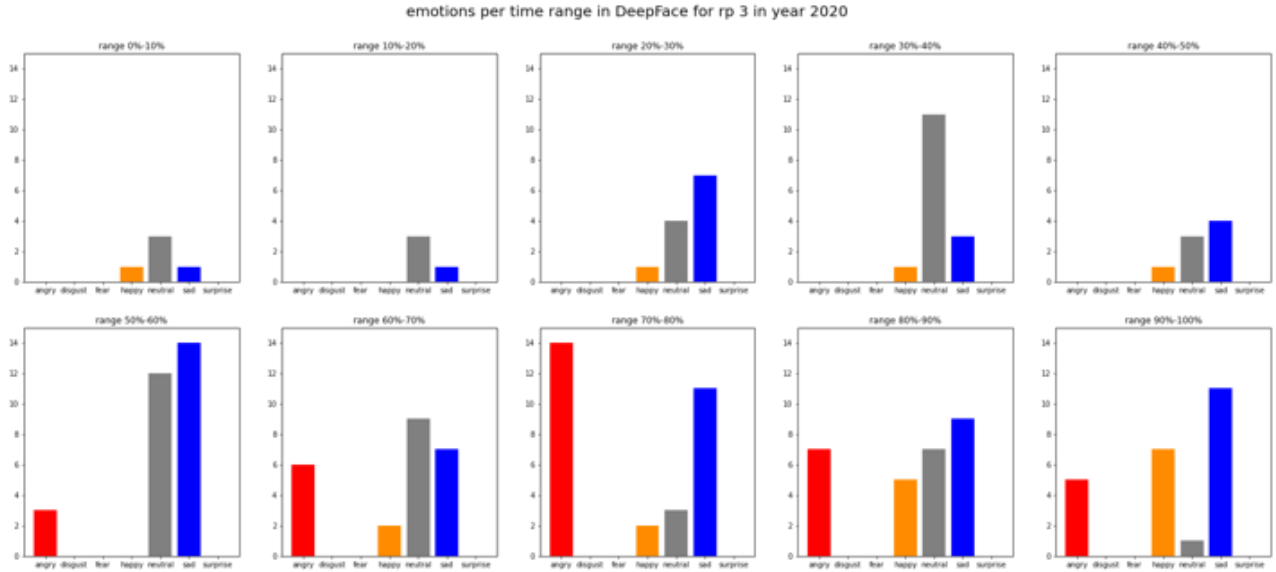


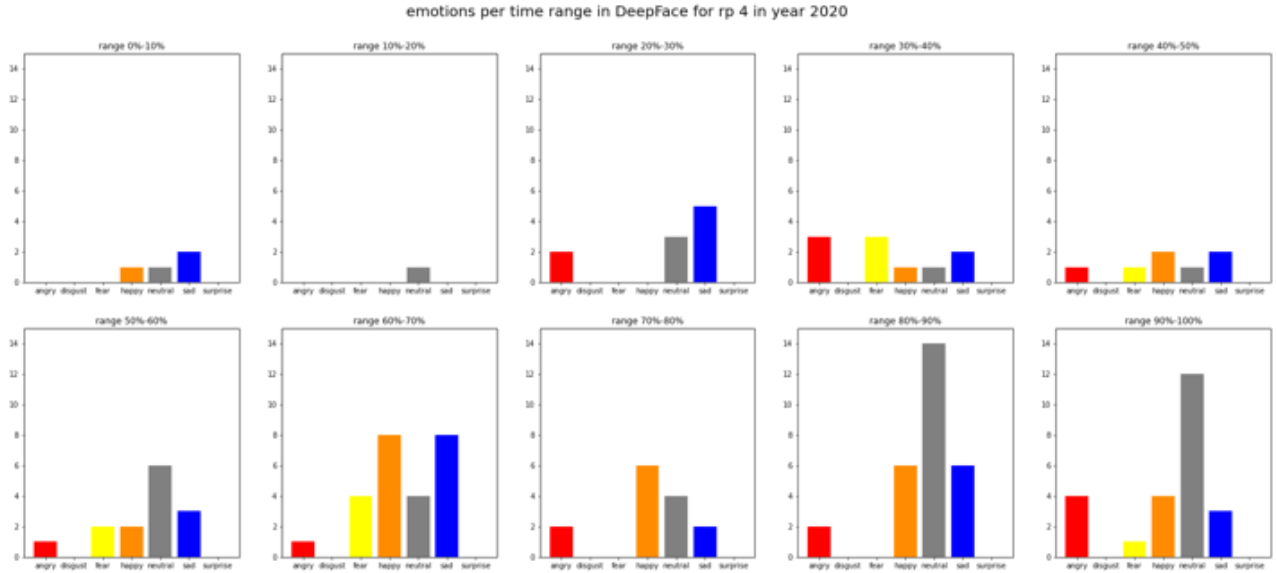
O. Santana et alFacial expression analysis in a wild sporting environment. *MTAP 2022*

Expresiones faciales

Fotogramas vídeo 2020



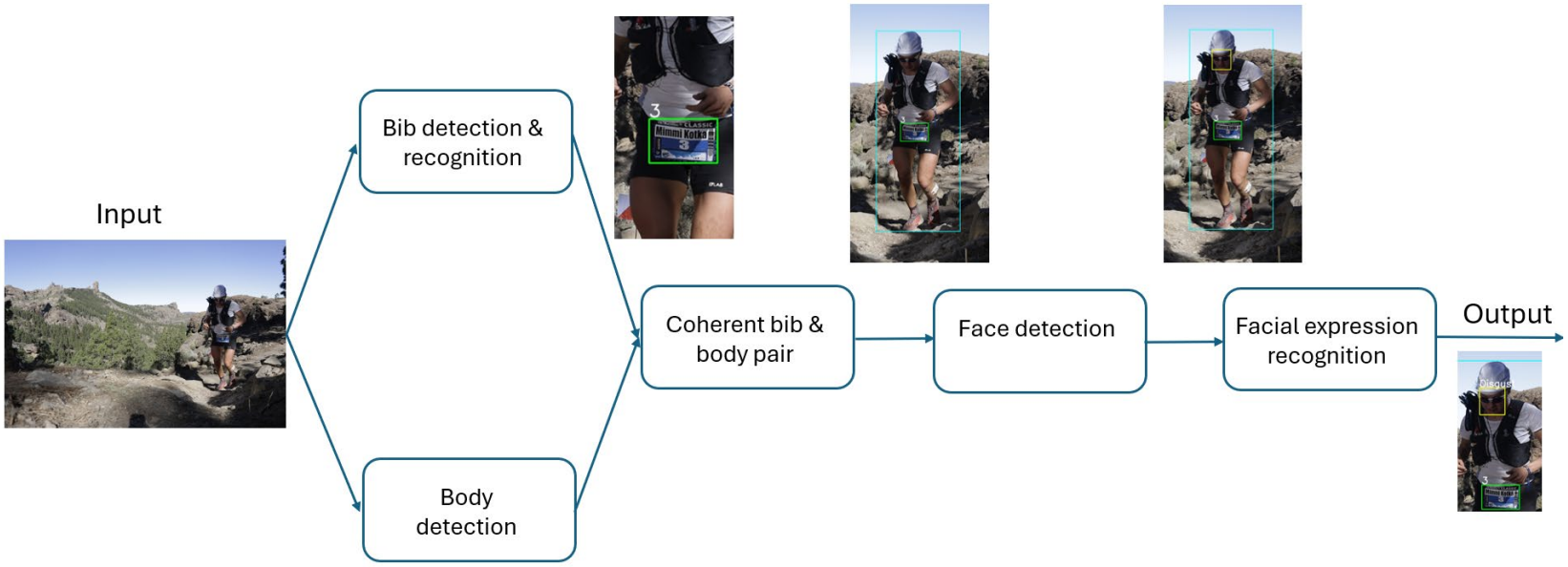




O. Santana et alFacial expression analysis in a wild sporting environment. *MTAP 2022*

Expresiones faciales

2020-23
Fotos en lugar de fotogramas
Incluyen meta
Anotación automatizada



Expresiones faciales

Anotación dorsales en fotografías

- RBNR: fotos

- TGCRBNW: fotogramas

I. Ben-Ami et al. Racing Bib Number Recognition, BMVC 2012
P. Hernández et al. TGCRBNW: A Dataset for Runner Bib Number Detection (and Recognition) in the Wild, ICPR 2020

Expresiones faciales

Anotación dorsales en fotografías

- RBNR: fotos

- TGCRBNW: fotogramas

I. Ben-Ami et al. Racing Bib Number Recognition, BMVC 2012
P. Hernández et al. TGCRBNW: A Dataset for Runner Bib Number Detection (and Recognition) in the Wild, ICPR 2020

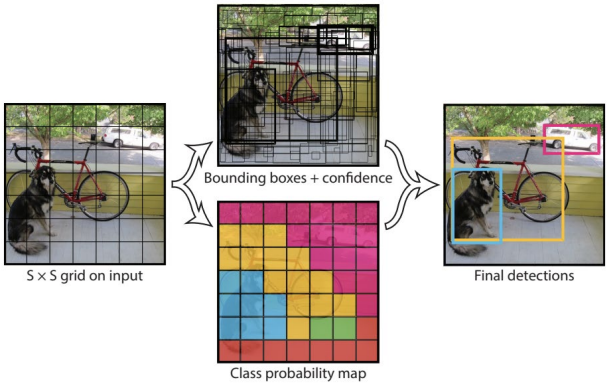
Expresiones faciales

Anotación de dorsales en fotografías

¿OCRs o detector de objetos (10 clases)?

Tesseract OCR

Easy OCR



Street View House Numbers dataset

M. Castrillón et al. *An Evaluation of General-Purpose Optical Character Recognizers and Digit Detectors for Race Bib Number Recognition*. ICPRAM 2024

Expresiones faciales

Anotación dorsales en fotografías
Precisión, exhaustividad y f1 (dorsales recortados)

RBNR (#290)

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad R = \frac{TP}{TP + FN} \quad F1 = 2\frac{P \cdot R}{P + R}$$

Approach	P	R	F
RBNR	0.41	0.72	0.52
MMM	0.39	0.69	0.50
Deep text spotter	0.64	0.78	0.70
SEE	0.69	0.73	0.71
Deep text spotter (torso)	0.71	**0.80**	0.76
SEE (torso)	**0.76**	0.77	**0.77**

Approach	P	R	F
easyOCR	0.67	0.54	0.60
tesseract	0.33	0.05	0.08
Yolov7+SVHN	**0.91**	**0.91**	**0.91**

M. Castrillón et al. *An Evaluation of General-Purpose Optical Character Recognizers and Digit Detectors for Race Bib Number Recognition*. ICPRAM 2024

Expresiones faciales

Anotación dorsales en fotografías
Precisión, exhaustividad y f1 (dorsales recortados)

RBNR (#290)
Observando errores
Métricas de dígito, no dorsal

Bib

Approach	P	R	F
Yolov7+SVHN	0.91	0.91	0.91

Digit

Approach	P	R	F
Yolov7+SVHN	0.99	0.97	0.98

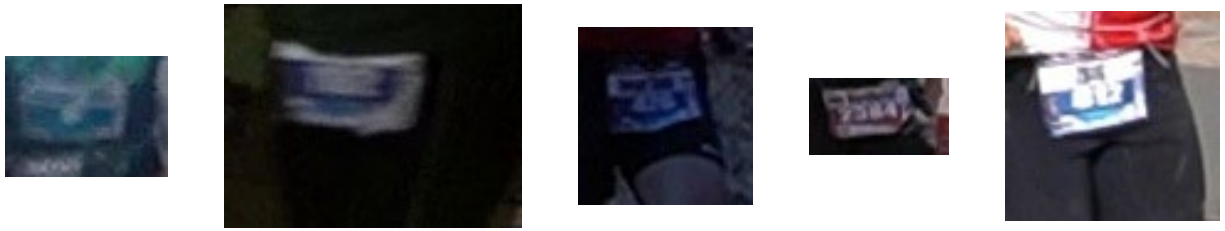
Annotated 3521
recognized 3527
Annotated 80653
recognized 80635
Annotated 891
recognized 0891

M. Castrillón et al. *An Evaluation of General-Purpose Optical Character Recognizers and Digit Detectors for Race Bib Number Recognition*. ICPRAM 2024

Expresiones faciales

Anotación dorsales en fotografías
Precisión, exhaustividad y f1 (dorsales recortados)

TGCRBNW (#290)



Bib

Approach	P	R	F
easyOCR	0.259	0.002	0.004
Yolov7+SVHN	0.216	0.047	0.077

Digit

Set	P	R	F
Full	0.776	0.779	0.777
Night	0.714	0.714	0.714
Day	0.825	0.831	0.827

M. Castrillón et al. *An Evaluation of General-Purpose Optical Character Recognizers and Digit Detectors for Race Bib Number Recognition*. ICPRAM 2024

Expresiones faciales

Anotación dorsales en fotografías

M. Castrillón et al. *An Evaluation of General-Purpose Optical Character Recognizers and Digit Detectors for Race Bib Number Recognition*. ICPRAM 2024

Expresiones faciales

¿ChatGPT (chat-4o)?

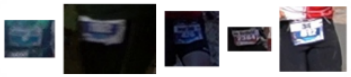
¿Qué texto reconoces en la imagen?

En la imagen, se pueden reconocer los siguientes textos en los números de los dorsales:

1. 3628
2. 81991
3. 3631

Estos son los números de los dorsales que llevan los corredores.

Una palabra que comienza con "a" y rima con "felicidad" es "afinidad".



qué texto reconoces en la imagen?

La imagen muestra cinco dorsales de corredores, pero el texto es difícil de leer debido a la baja resolución y el movimiento. Sin embargo, aquí está el texto que se puede distinguir:

1. El primer dorsal parece tener los números "3400".
2. El segundo dorsal es muy borroso y no se puede leer con claridad.
3. El tercer dorsal muestra los números "78".
4. El cuarto dorsal tiene los números "2504".
5. El quinto dorsal tiene los números "17".

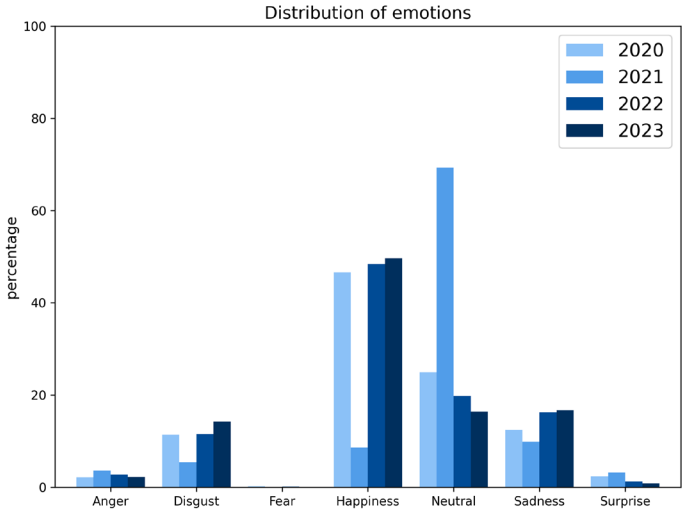
Debido a la baja calidad de la imagen, es posible que algunos detalles no sean exactos.

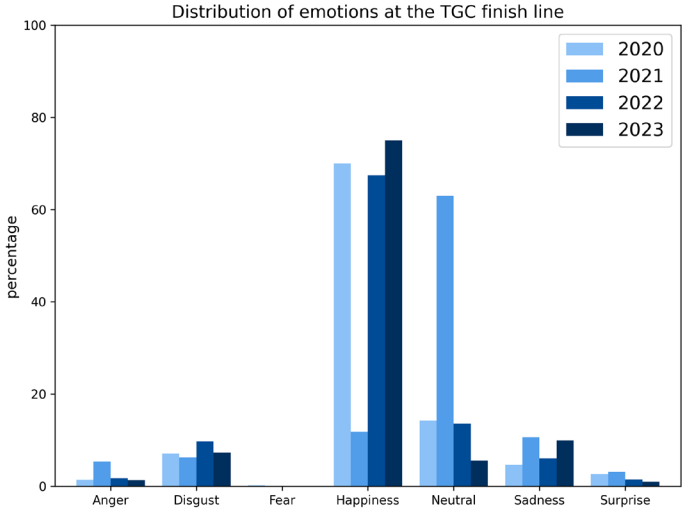
M. Castrillón et al. *An Evaluation of General-Purpose Optical Character Recognizers and Digit Detectors for Race Bib Number Recognition*. ICPRAM 2024

Expresiones faciales

2020-23
Fotos en lugar de fotogramas
Incluyen meta
Anotación automática

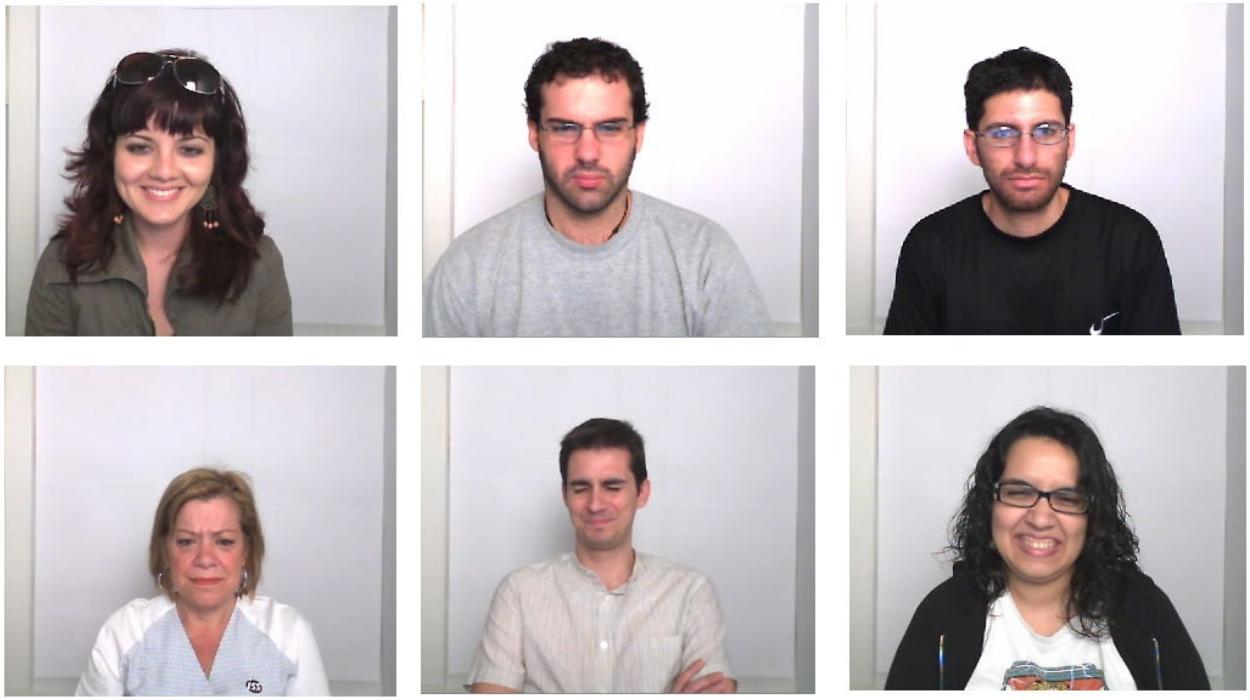
Racephotos Sport Photography



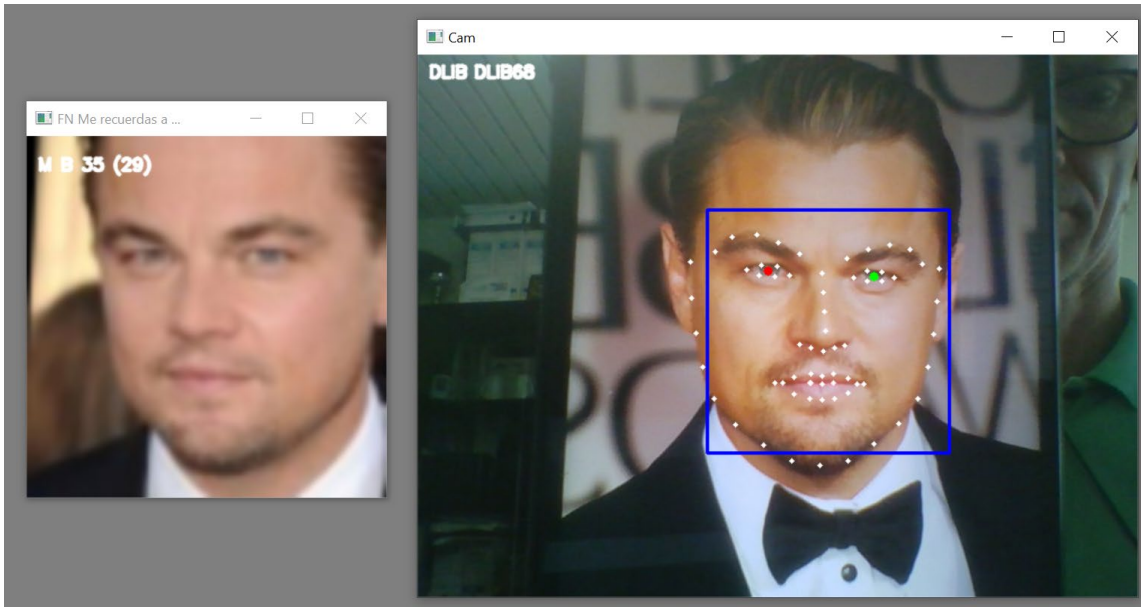


Expresiones faciales

Vedana



Making you faster
Download Opera
Opera Mini 4.2
My Opera
Business solutions
Opera Link
Join us
Opera Mobile


FN Me recuerdas a ...
M B 35 (29)
Cam
DLIB DLIB68

ULPGC | SIANI
LG

Bibliografía

- Mikael Nilsson. Face Detection
- S. Li and A. Jain. Handbook of Face recognition,
- R. Szeliski. Computer Vision: Algorithms and Applications, 2nd ed. 2022