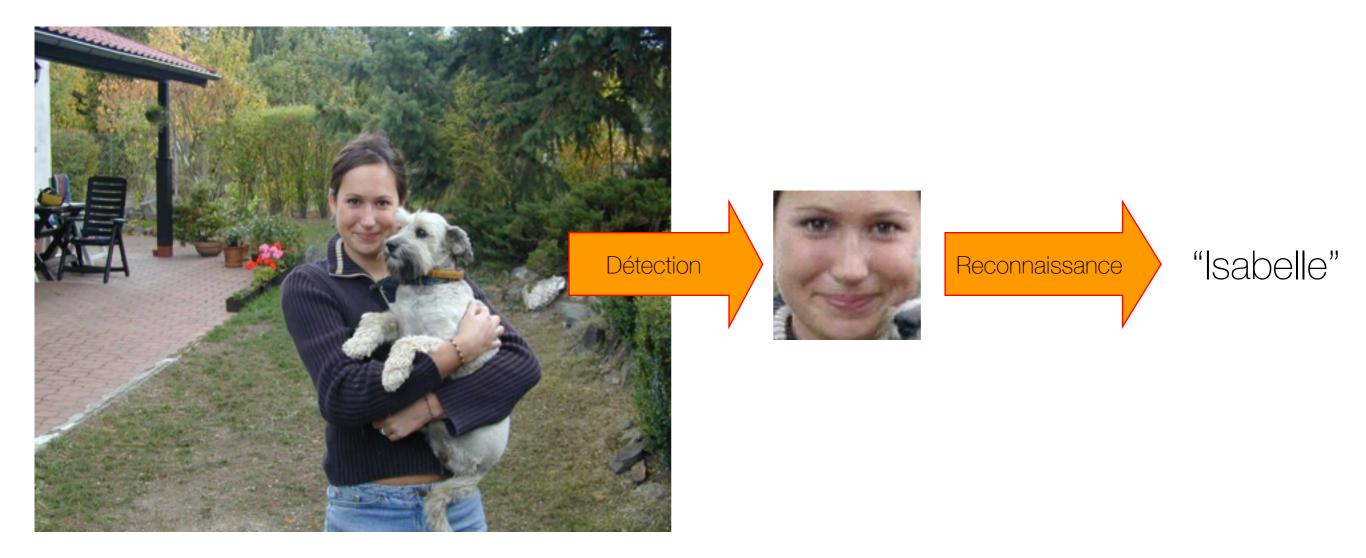
Les visages



GIF-4105/7101 Photographie Algorithmique, Hiver 2015 Jean-François Lalonde

Merci à Derek Hoiem, Lana Lazebnik, Silvio Savarese, Fei-Fei Li

Détection et reconnaissance de visages



Applications



Organisation d'albums



Photographie numérique



Comment trouver un visage dans une image?

- Filtrons avec un visage?
 - Quel visage??





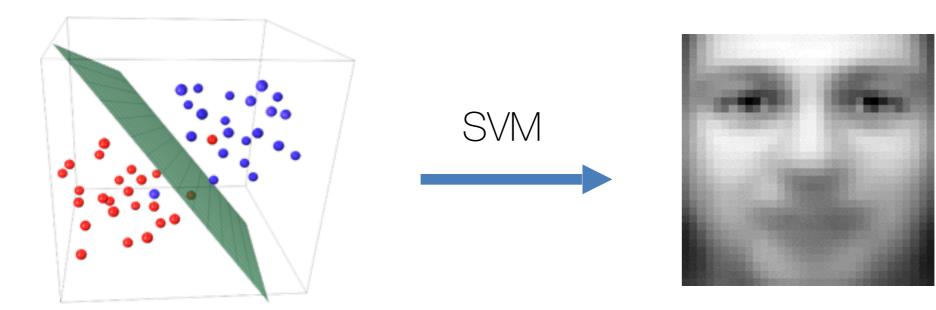
"Apprenons" le filtre!

Positive Training Images



Negative Training Images





Détection de visages: fenêtre glissante





Filtre (modèle)

Plusieurs échelles











Quelle représentation?





Filtres de "Haar" (Viola Jones 2000)

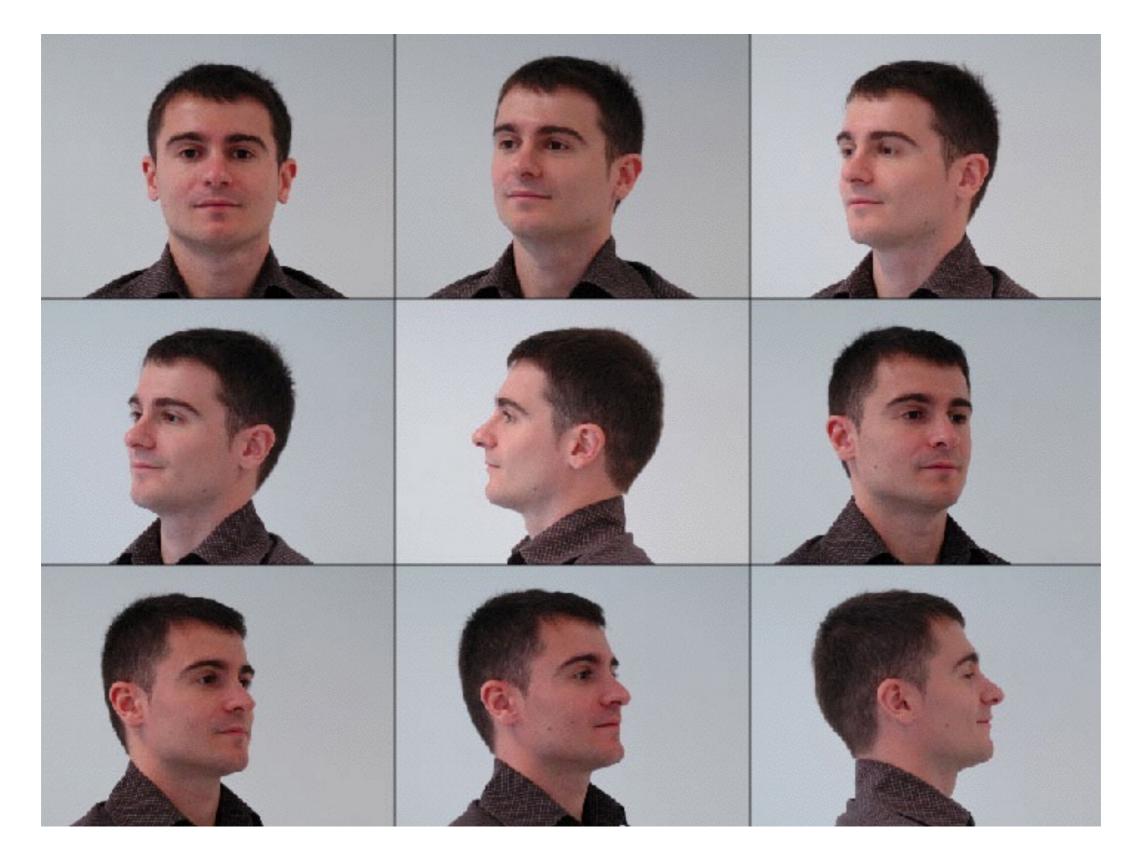


Pourquoi c'est difficile?

Expressions



Orientation



Occlusions



Illumination



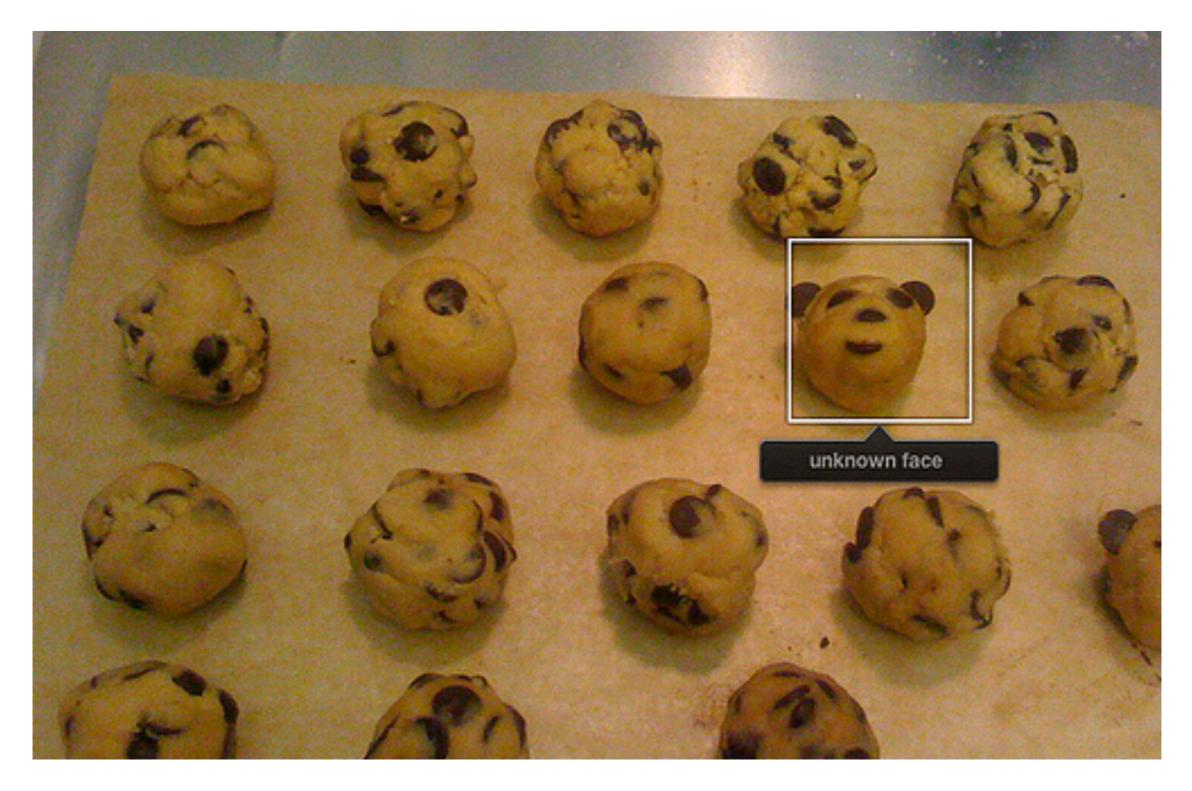
Source: <u>http://www.multipie.org</u>

http://www.faceplusplus.com/demo-landmark/

Application commerciale: iPhoto



Application commerciale: iPhoto



Application commerciale: iPhoto

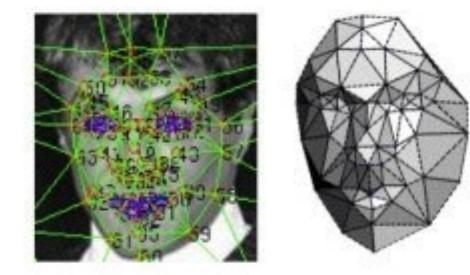


Reconnaissance

Reconnaissance de visages

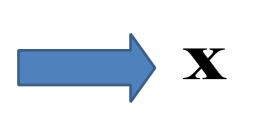






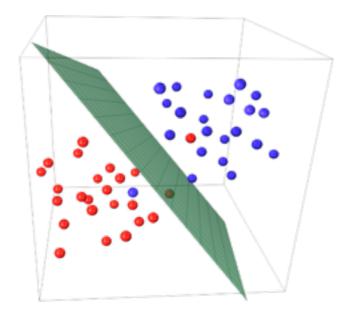
2. Alignement





3. Représentation

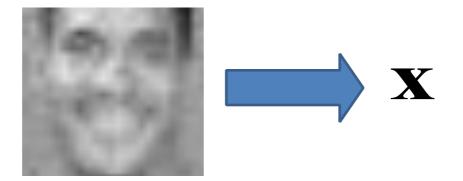
1. Détection



4. Classification

Exemple simple

• Représentation = l'image elle-même!



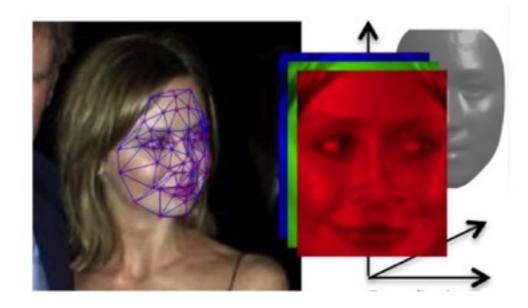
• Reconnaissance par "plus proche voisin"



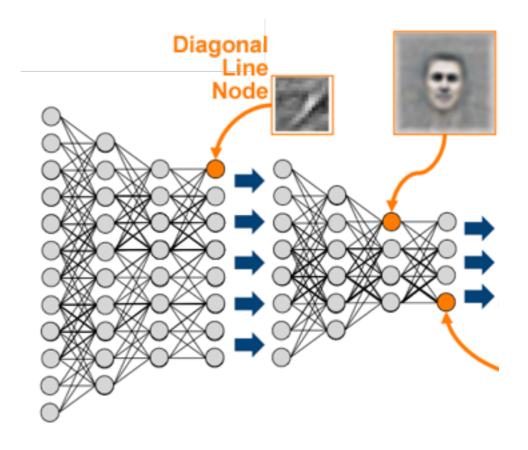


 $k = \underset{k}{\operatorname{argmin}} \left\| \mathbf{y}_{k}^{T} - \mathbf{x} \right\|$

DeepFace



- Alignement en 3D
- Apprentissage par réseaux profonds



Alignement

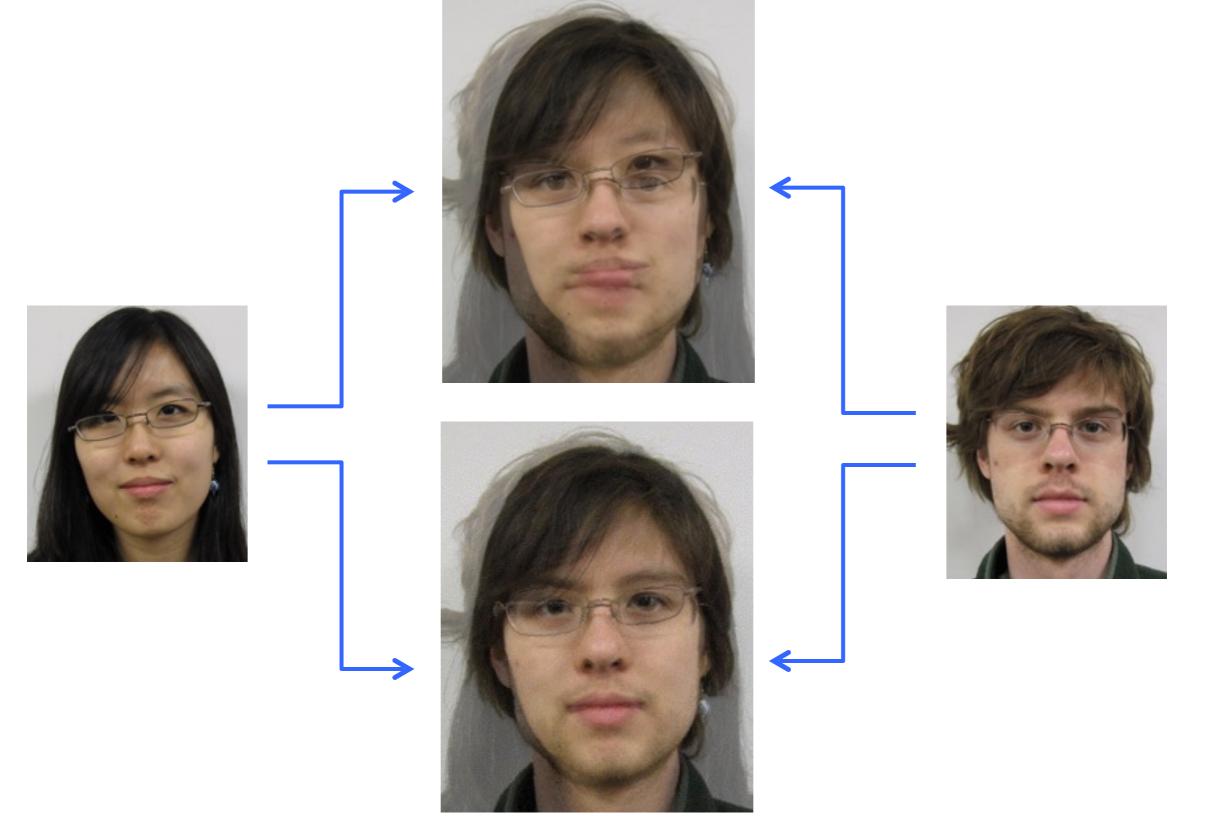
Alignement



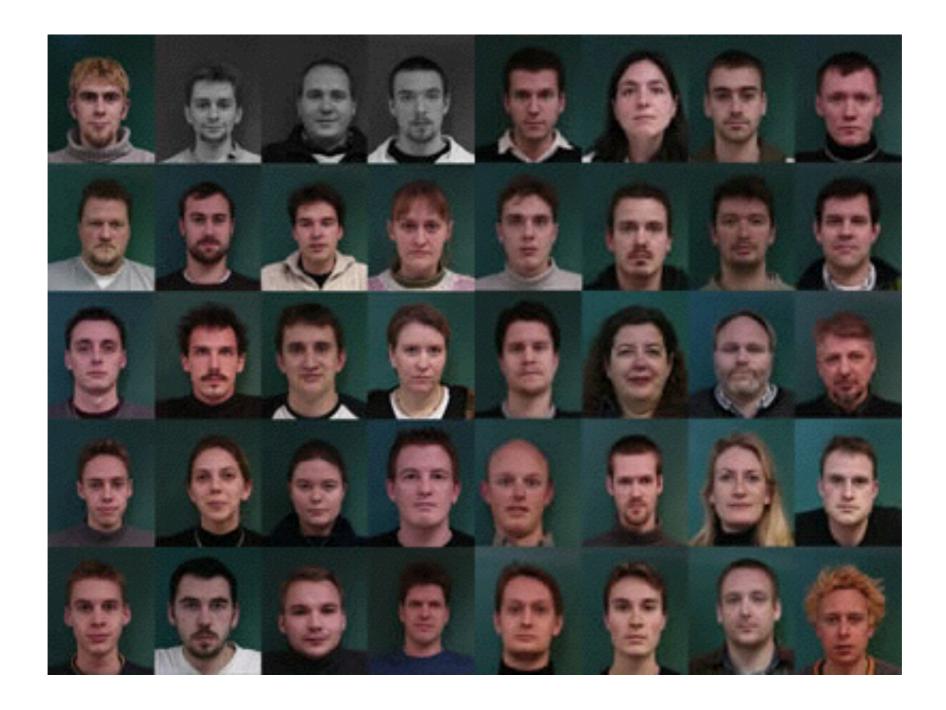
Antonio Torralba & Aude Oliva (2002)

Moyennes: des centaines d'images contenant une personne sont moyennées pour révéler les régularités dans les variations d'intensité à travers toutes les images

Cross-Dissolve vs. Morphage

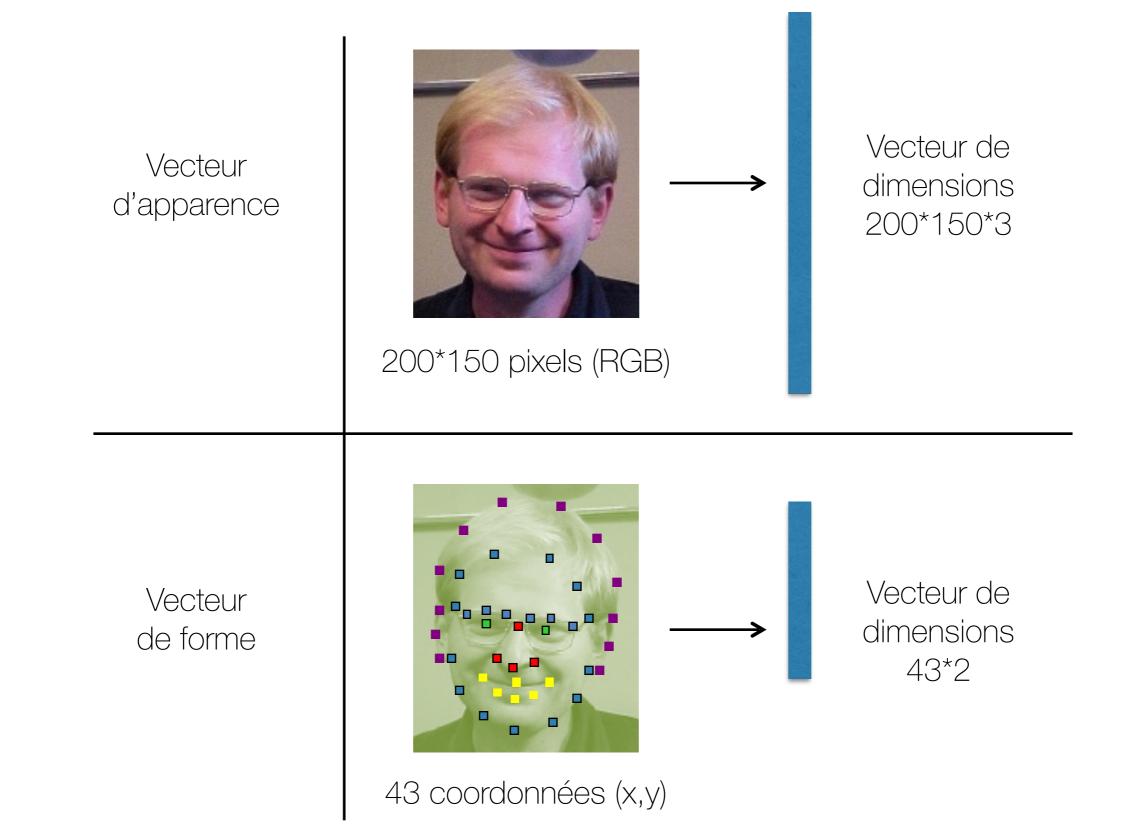


Comment calculer le visage moyen?



http://www2.imm.dtu.dk/~aam/datasets/datasets.html

Apparence vs forme



Notre visage moyen



Crédit: Yannick Hold-Geoffroy

L'homme moyen





CAMBODIA





ARGENTINA



GERMANY



GREECE







ETHIOPIA



FRANCE







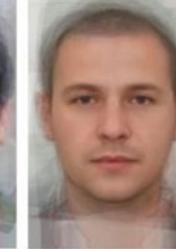


AFRICAN AMERICAN





PERU





PUERTO RICO





UZBEKISTAN

POLAND

MONGOLIA

La femme moyenne



Central African

Burmese

Cambodian

English

Filipino







Peruvian

Romanian

Russian

Samoan

Ethiopian

South African

Autres moyennes



Femme moyenne Homme moyen

Enfant moyen

Homme souriant moyen

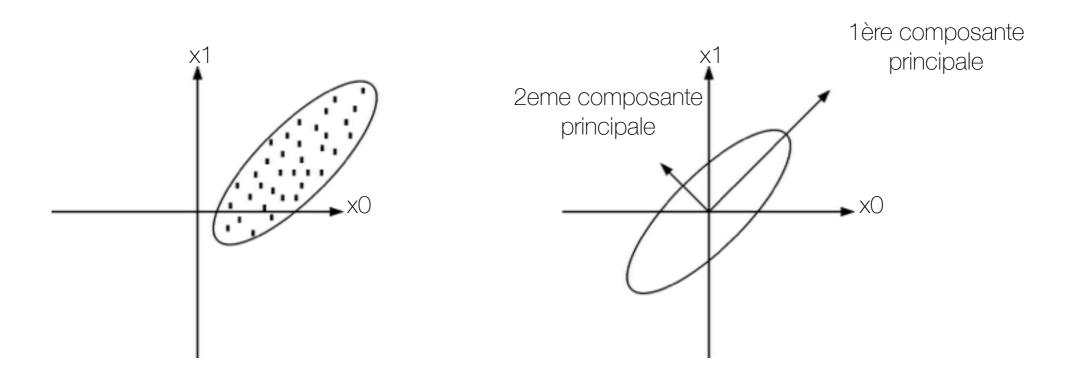
Eigenfaces ("visages propres")

Données d'entraînement

10 10	1.1	10.9	12 M	15-31	100	10.31	15 31	15 81	12
See.	際で	State of the state	家で	影の		際で	家の	See.	間で
S.	100	T.	35	200	35	E.	No.	E C	(F)
S.	13	(1 a)	124	150	150	150	1 = A	光	120
E.	E	33	100	er)	ES)	100	E	E	12
- T-	a sh	H H	きい	and the	and and	112	1. C. B.	ると	and the second
で	E.	の間	(IL a	and a	100	の間	の思	の間	69
10.0	11.0	(9.5)		10.0	0.0	1	(1 - B)	0.20	6.0
C.	(Ce	3	(CG	(c)	(ica	and a	630	(Ca	(dca
B	C. S.	00	00	(C3)	5	(C.)	6	(B)	(B)

Analyse en Composantes Principales

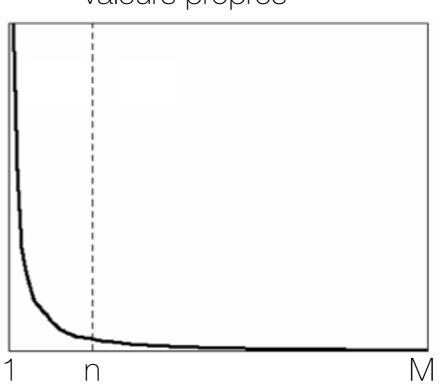
- Étant donné un ensemble de points dans un espace à M dimensions, l'ACP trouve:
 - les directions de variations principales perpendiculaires
 - les coefficients de chacune de ces directions, indiquant la "quantité" de variation présente
 - Le premier vecteur indique la direction de variation la plus importante, le deuxième...





ACP

- Technique de "réduction de dimensionnalité":
 - on peut conserver seulement les n vecteurs propres les plus importants (car ce sont eux qui capturent les directions de variation dans notre signal!)
 - n vecteurs = un système de coordonnées approximatif, qui minimise la somme des différences au carré (encore celle-là!) de tous les bases possibles!



valeurs propres

"Visages propres"

Les vecteurs propres sont des images! Qu'est-ce qu'ils indiquent?

	Carlo	10	610	60	((⁰	200	20
F	(Sel	10H	T	2	RE	No.	1940
CE.		No.	No.	(1) 1 (1) 1 (1) 1	Series and	(Intelligence	四
	同じ	THE ST	T	in the second	Call Call	E	Call
	2		言	T	AND NO	EN.	
12 FUI		第二		Carlo Carlo	Page 1		
	No.	(19-4) (19-4)	Real Property in the second se	同時	AND		
などの	Rel Rel		New York	1.25	THE REAL	(ASA)	

"Visages propres"

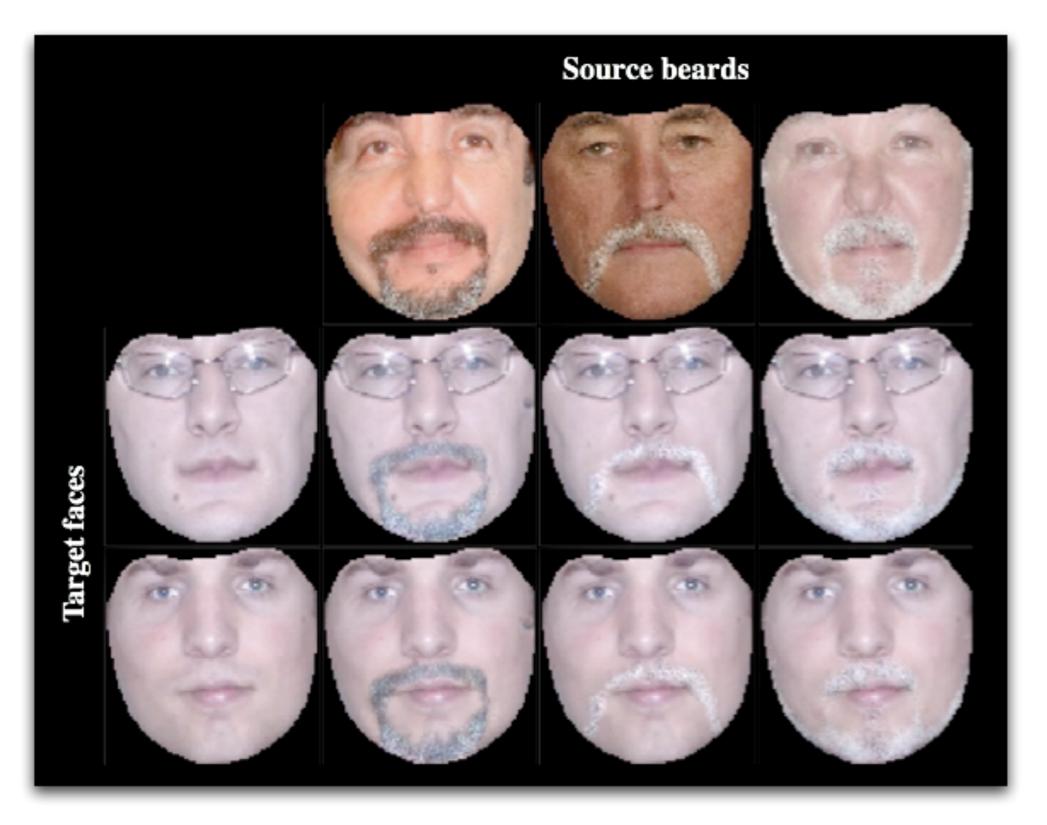
- Effectuer ACP sur des visages nous donne un système de coordonnées
- Si le nombre de vecteurs est assez grand pour représenter l'espace des visages adéquatement:
 - Tous les visages peuvent être représentés par une combinaison linéaire de ces vecteurs!

$$s = \alpha_1 \cdot \mathbf{v} + \alpha_2 \cdot \mathbf{v} + \alpha_3 \cdot \mathbf{v} + \alpha_4 \cdot \mathbf{v} + \dots = \mathbf{S} \cdot \mathbf{a}$$

Application: rasage virtuel



La barbe!



Problèmes

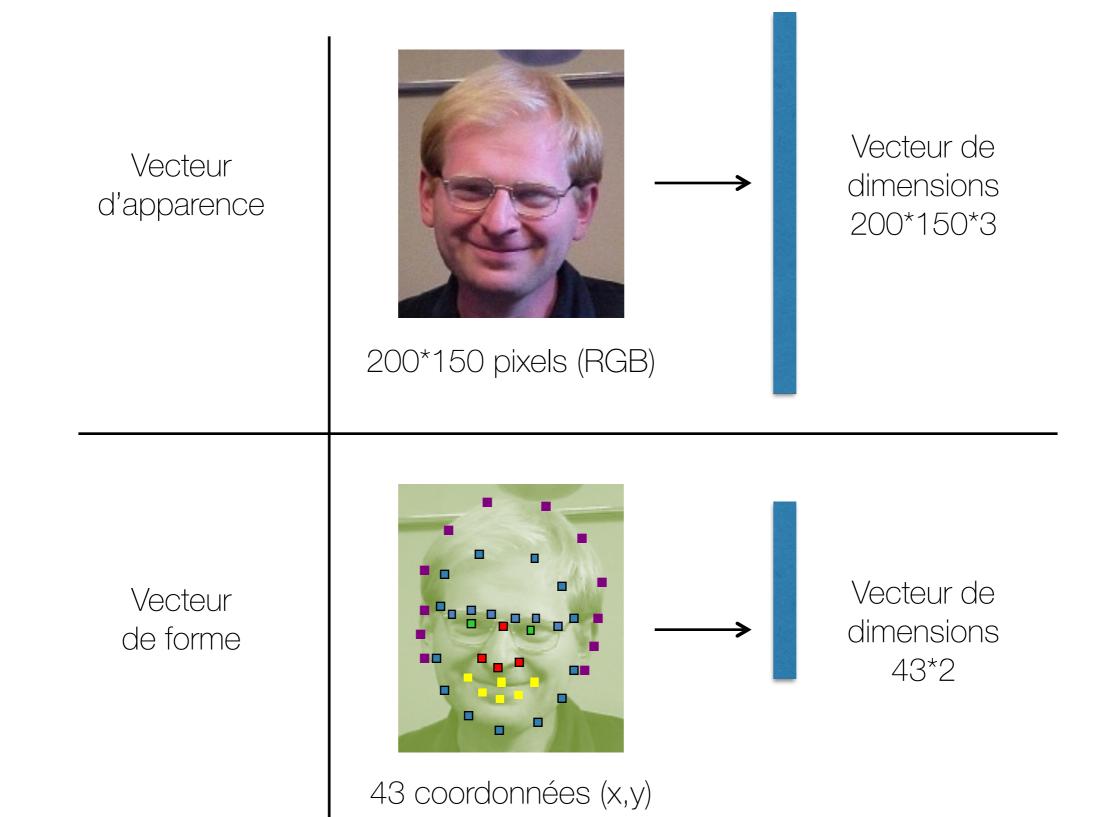
• Les données doivent être alignées!





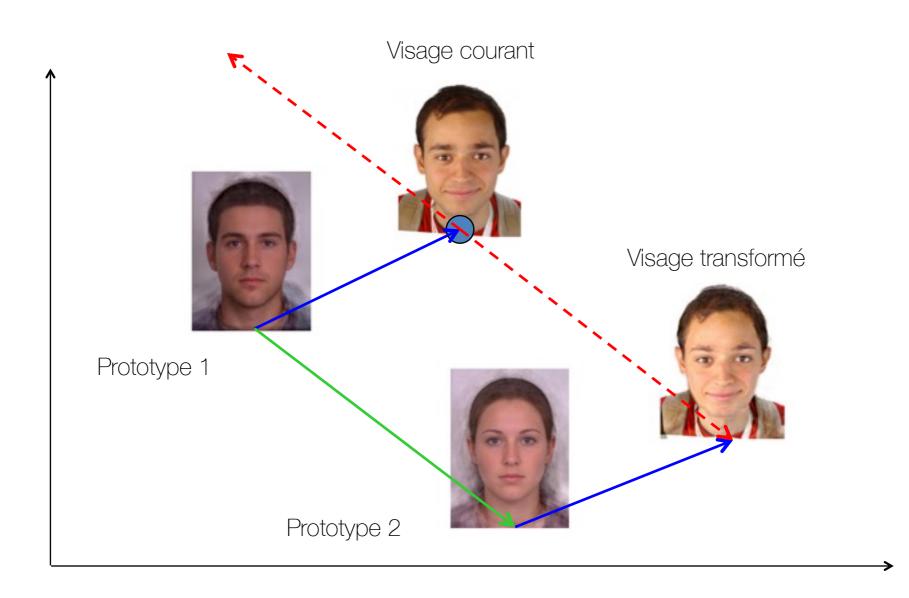


Utilisons aussi la forme!



Manipulons les visages

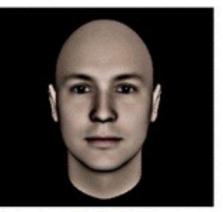
http://www.faceresearch.org/demos/transform

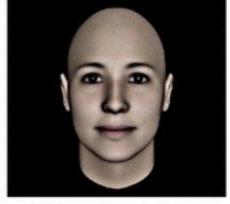


Autres attributs



Unreliable



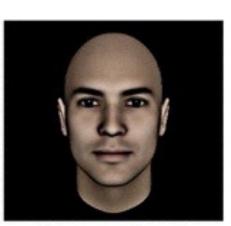


Trustworthy

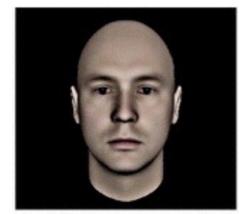


Incompetent

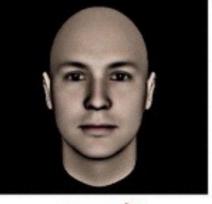




Competent



Introverted





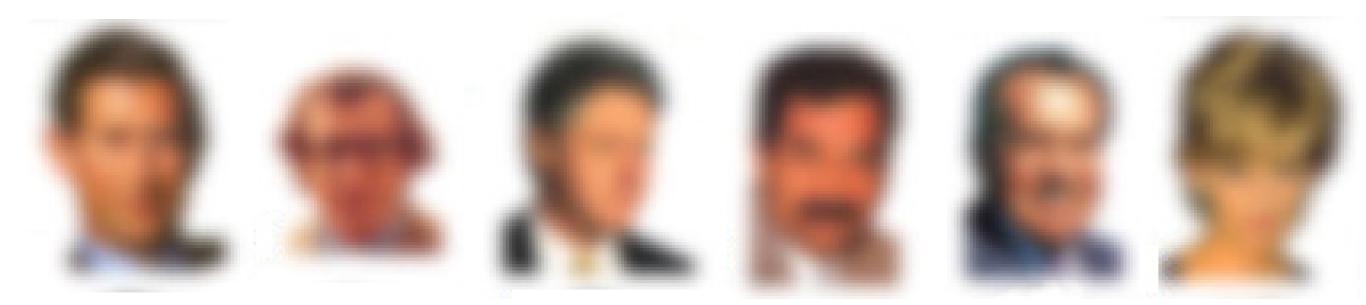


Extroverted

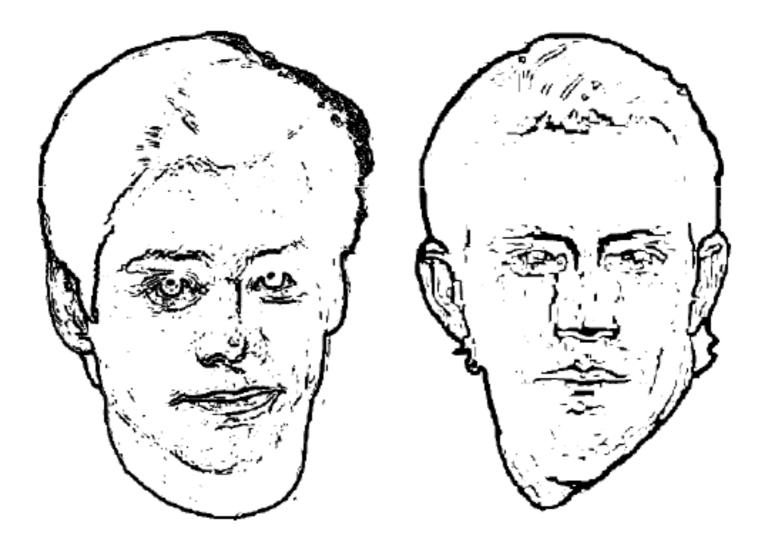
"Face recognition by humans: 20 results all computer vision researchers should know about"



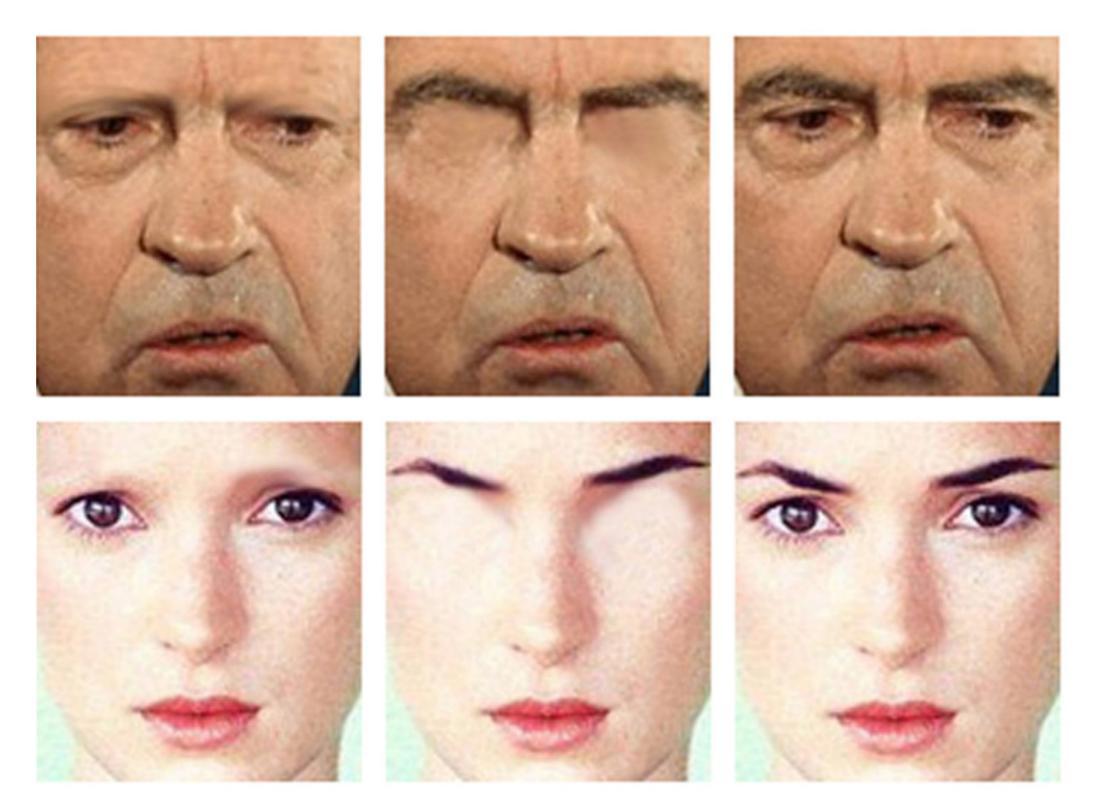
Nous pouvons reconnaître les visages à très faible résolution



Les hautes fréquences à elles seules en sont pas suffisantes pour reconnaître un visage



Les sourcils sont parmi les parties du visage les plus importantes!



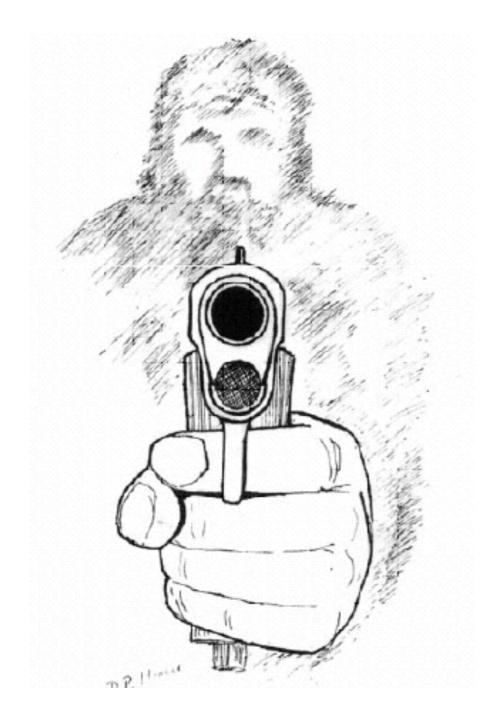
L'inversion du visage affecte dramatiquement les performances!



Une partie de notre cerveau est dédiée aux visages

		Faces	Cats	Schematic Faces	Objects
			00		Conort -
	% MR Signal	1.6	1.6	0.9	0.6

Notre mémoire est limitée lorsque les visages sont vus rapidement



Laquelle est plus belle?



https://www.youtube.com/watch?v=IVbrUuwK-8g



