

# Méthodes de reconnaissance de formes pour la classification des personnes

M'Hand Kedjar

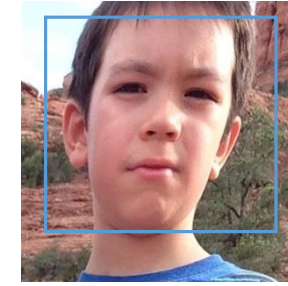
Montréal, le 01 décembre 2016

# Plan

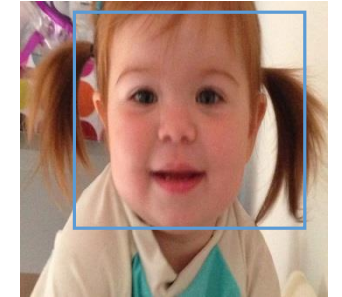
- Introduction
- Contexte et objectifs
- Méthodes
  - Détection
  - Analyse Discriminante Linéaire
  - Classification
- Discussion
- Conclusion

## Introduction

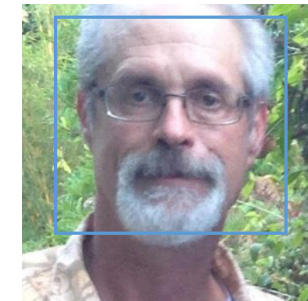
- But de la classification des personnes: identifier ou vérifier un ou plusieurs individus à partir d'images fixes ou des séquences animées.
- Catégoriser une personne consiste à lui attribuer une catégorie donnée (garçon, fille, homme, femme, groupe d'âge donné, ...)
- L'âge et le sexe d'une personne jouent un rôle important dans les interactions sociales.
- Multitude d'applications: recensement démographique, publicité ciblée, interaction homme-machine, **adaptation des supports visuels à l'utilisateur...**



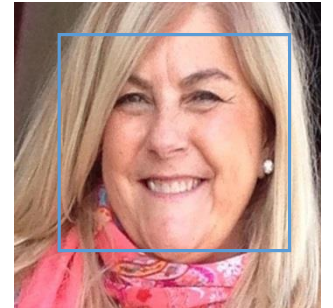
Garçon, groupe d'âge: 8-13



Fille, groupe d'âge: 2-6



Homme, groupe d'âge: 50-65



Femme, groupe d'âge: 35-50

# Identification Faciale - Difficultés

- Identifier des visages similaires ( similarité entre les classes)
- Gérer la variabilité intra-classe
- Position de la tête
- Conditions d'illumination
- Expression
- Port d'accessoires: chapeau, lunettes, ...
- Variations avec l'âge



Source: <http://www.openu.ac.il/home/hassner/Adience/data.html>

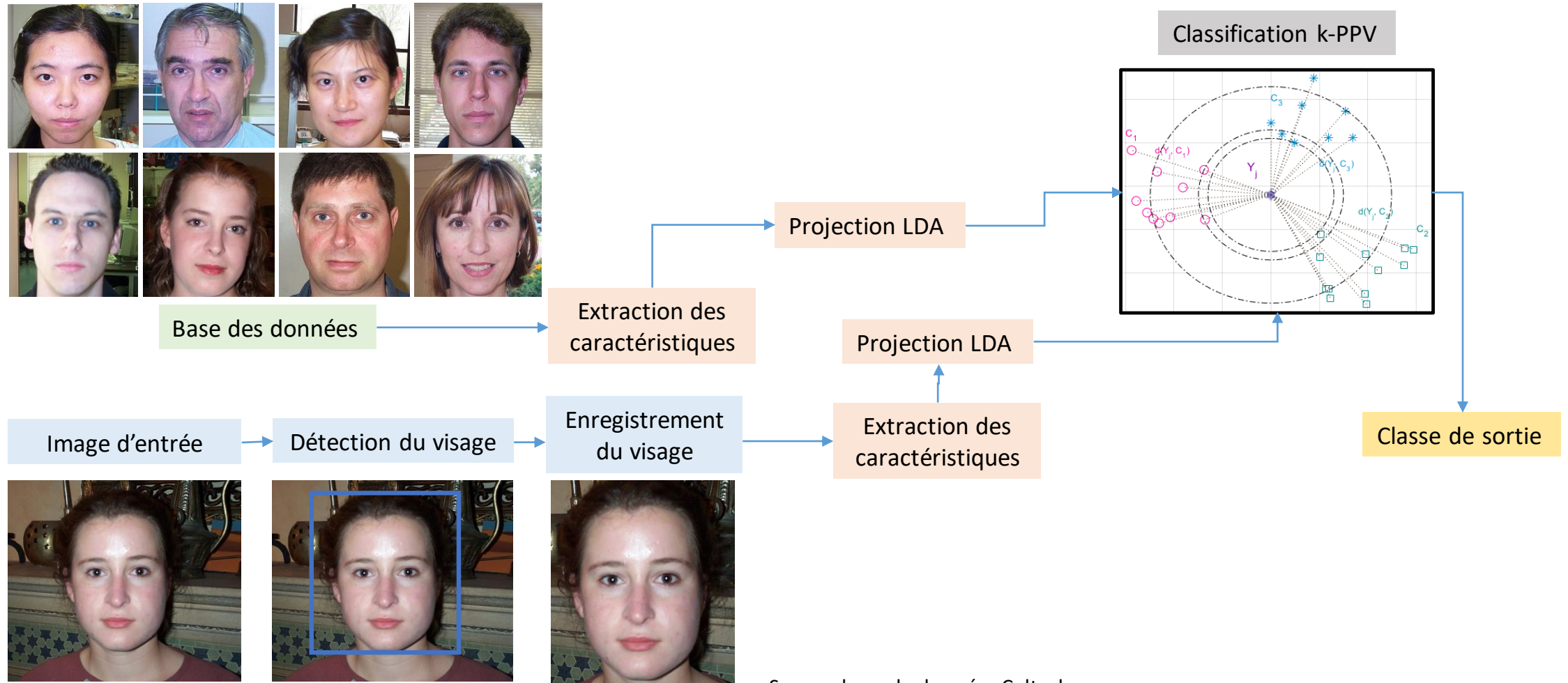
# Contexte

- Base de données Caltech et AdienceFaces
  - Parmi les plus utilisées pour évaluer les algorithmes de classification
  - Disponibles gratuitement
  - Toutes les images sont annotées
- Algorithme Viola-Jones pour la détection
  - Détecteur très précis
  - Performance temps réel
- Histogramme de gradients orientés pour l'extraction
- Méthode de projection basée sur LDA
- Classification par l'algorithme du plus proche voisin

# Objectifs

- Concevoir un système de classification des personnes basé sur l'analyse discriminante linéaire
  - Détection du visage
  - Alignement du visage
  - Application du LDA
  - Classification par k-PPV
  - Considération de l'aspect temps réel
  - Considération de l'environnement
- Comparaison des performances avec 2 autres approches: PCA, HOG+SVM

# Méthodes – Schéma du système





## Méthode - Détection

- Filtre multi-échelles (HaarCascades) développé par P. Viola et M. Jones
- Les caractéristiques des visages sont décrites dans des fichiers XML
- Apprentissage réalisé sur un échantillon de quelques centaines d'images
- Taux de détection très élevé
- Performance temps réel



Source: Wikimedia Commons  
Solvay conference 1927



# Méthode – Analyse Discriminante Linéaire

- Espace de caractéristiques de dimension D  $\chi = \{x^{(1)}, x^{(2)}, \dots, x^{(m)}\}$
- Exemple pour 2 classes  $C_1$  et  $C_2$
- Projeter  $X$  sur une droite  $Y = w^T \chi$
- Trouver une mesure de séparation

$$\mu_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i \in C_k} x^{(i)} \quad k = 1, 2$$

$$\hat{\mu}_k = \frac{1}{N_k} \sum_{i \in C_k} y^{(i)} = \frac{1}{N_k} \sum_{i \in C_k} w^T x^{(i)} = w^T \mu_k$$

$$\hat{\sigma}_k^2 = \sum_{i \in C_k} (y^{(i)} - \hat{\mu}_k)^2$$

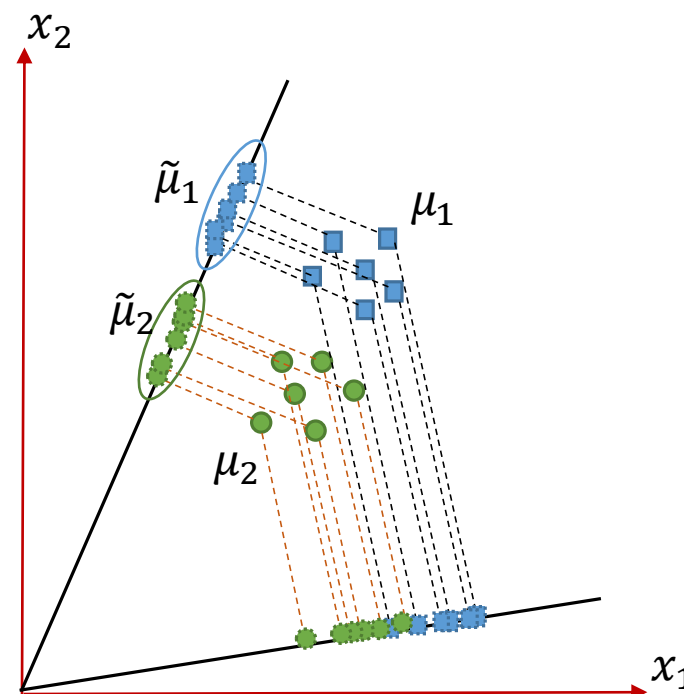
Fonction objective

$$J(w) = \frac{(\hat{\mu}_2 - \hat{\mu}_1)^2}{\hat{\sigma}_2^2 + \hat{\sigma}_1^2}$$

Trouver  $w$

Maximiser la distance entre les classes

Minimiser la distance dans la classe



# Méthode – Analyse Discriminante Linéaire

- Exprimer  $J(w)$  en fonction de  $w$ 
  - Mesure de dispersion dans l'espace –  $S_k = \sum_{i \in C_k} (x^{(i)} - \mu_k)(x^{(i)} - \mu_k)^T$
  - Matrice de dispersion dans les classes  $S_W = S_1 + S_2$
  - Matrice de dispersion entre les classes  $S_B = (\mu_2 - \mu_1)(\mu_2 - \mu_1)^T$
- Fonction objective à maximizer  $J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w}$
- Trouver un vecteur  $w$  tel:
  - Tous les exemples d'une classe  $C_k$  sont très proches les uns des autres
  - Les exemples de classes différentes sont éloignés.

$$w^* = \arg \max_w \left\{ \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w} \right\} \implies \frac{d}{dw} [J(w)] = \frac{d}{dw} \left[ \frac{w^T S_B w}{w^T S_W w} \right] = 0$$

$$\implies S_W^{-1} S_B w = J w \implies w \text{ est le vecteur propre de la matrice } S_W^{-1} S_B$$

# Méthodes – Histogramme des gradients orientés, k-PPV

- Descripteurs HOG
  - Descripteurs les plus populaires pour la détection des personnes
  - Introduits en 2005 par Dalal et Triggs, s'inspirent de SIFT (Lowe 2004)
  - Est basé sur l'évaluation des gradients horizontaux  $G_x$  et verticaux  $G_y$  pour tous les pixels de l'image
  - Fournissent de bons résultats tout en étant compatibles temps réel
- Classification
  - Méthode des k plus proches voisins pour le LDA et PCA
  - SVM à noyau linéaire pour HOG

# Résultats - Précision

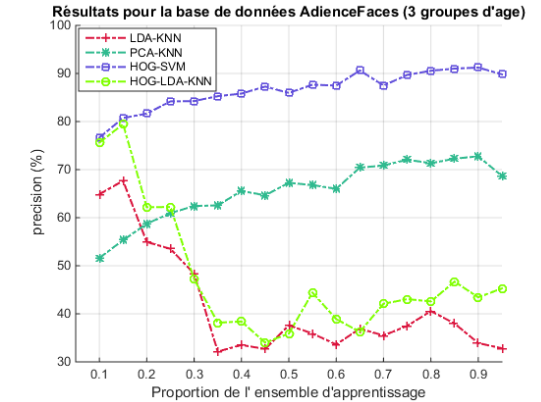
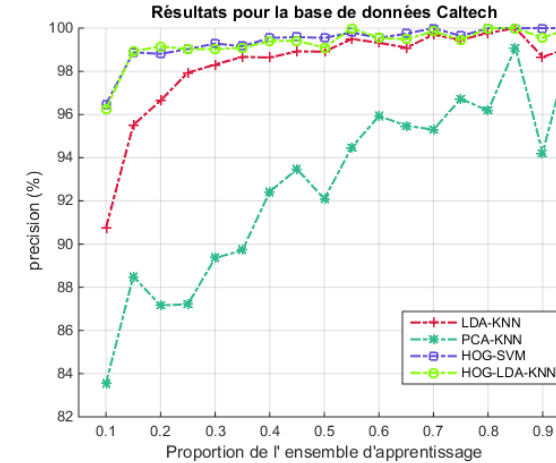
- 2 bases de données: Caltech et AdienceFaces
- Génération aléatoire des sous-ensembles d'apprentissage et de test
- Variation de la proportion entre les deux sous-ensembles: de 0.1 à 0.95, avec 20 répétitions

$$r = \frac{N^{(e)}}{N} = \frac{N^{(e)}}{N^{(e)} + N^{(t)}} \quad p_i = \frac{VP_i}{N_i^{(t)}}, i = 1, \dots, n_r$$

- Mesurer la précision finale

$$p = \frac{1}{n_r} \sum_{i=1}^{n_r} p_i$$

- Et la variance pour chaque valeur de r



BD	ni	nc	groupes
Caltech	440	2	homme: 268, femme: 172, age de 20-40
AdienceFaces1	1165	2	homme: 604, femme: 561, age de 0-100
AdienceFaces2	1048	3	jeune: 393 (age de 0-13), adulte: 494(age de 25-53) vieux: 161(age de 60-100)

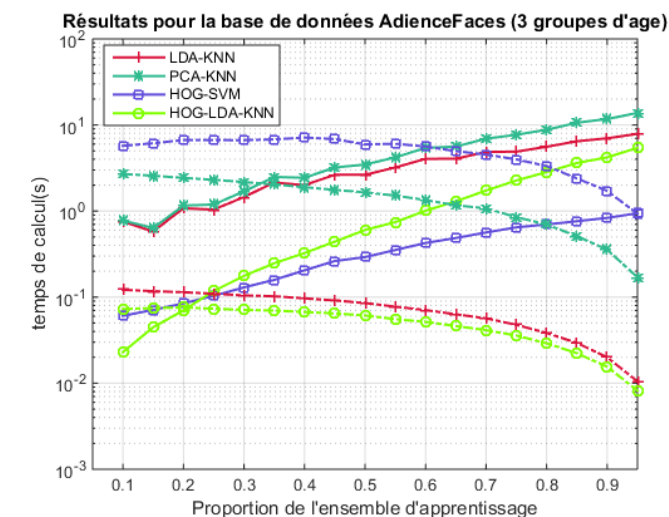
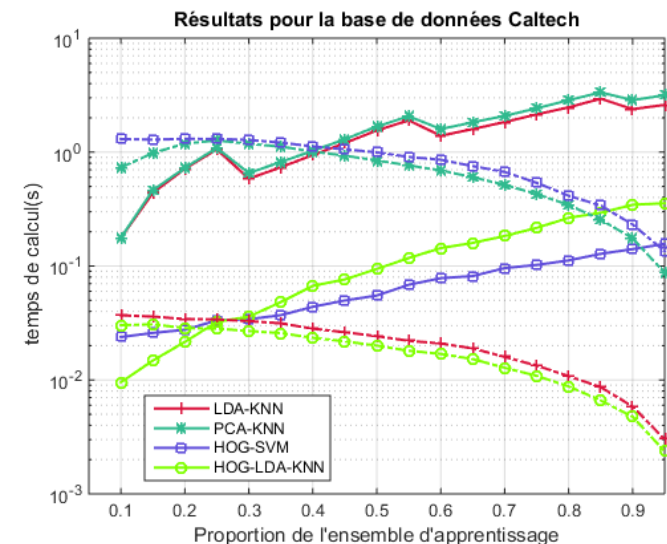
BD	Caltech		AdienceFaces1		AdienceFaces2	
	p	σ	p	σ	p	σ
LDA-KNN	99.78%	0.26	N.A	N.A.	N.A	N.A
PCA-KNN	96.18%	2.9	76.24%	9.01	71.33%	3.10
HOG-SVM	100.00%	0	87.86%	0.97	90.57%	7.98
HOG-LDA-KNN	100.00%	0	N.A	N.A.	N.A.	N.A.

# Résultats – Temps de calcul

- Le temps de calcul est estimé pour la phase d'entraînement et de test

BD	Caltech			AdienceFaces		
	Extraction	Entrainement	Test	Extraction	Entrainement	Test
LDA-KNN	26.19	2.47	0.011	107.89	5.58	0.038
PCA-KNN		2.86	0.35		8.79	0.70
HOG+SVM	7.61	0.12	0.41	12.98	0.70	3.33
HOG+LDA-KNN		0.27	<b>0.0088</b>		2.83	0.029

$r = 0.8$



Ligne continue: entraînement

Ligne discontinue: test



# Discussion

- L'analyse discriminante linéaire est une méthode qui cherche une projection des données sur un nouvel espace
- Minimiser la distance entre les éléments d'une même classe
- Maximiser la distance entre les éléments de différentes classes
- Donne d'excellents résultats sur la base de données Caltech: conditions contrôlées
- Ses résultats se dégradent avec des conditions non contrôlées.
- Performance temps réel
- Le classifieur HOG+SVM donne de bons résultats sur la base AdienceFaces

# Conclusion

- Le système basé sur LDA est celui qui donne les meilleurs résultats en terme de temps de calcul pour la phase de test.
- Celui basé sur HOG+SVM est celui qui donne la meilleure précision sur les différentes bases de données utilisées.
- Les résultats sur la base AdienceFaces sont moins bons que la ceux avec la base Caltech: influence du contrôle sur l'environnement
- Combinaison des méthodes locales et globales donnerait un meilleur résultat

## Perspectives:

- Améliorer le taux de reconnaissance sur la base de données AdienceFaces
- Application à la personnalisation de l'écran en fonction de l'utilisateur, et combinaison avec les méthodes de détermination de l'âge effectif.



Le génie pour l'industrie

Merci pour votre attention!

Questions ?

# Annexe – Résultats complémentaires

