



Comprendre le monde,  
construire l'avenir



UNIVERSITÉ PARIS-SUD

MASTER AIC

TC5 - TRAITEMENT DES IMAGES ET DU SIGNAL

RAPPORT DE PROJET

---

## **Reconnaissance faciale en utilisant les eigenfaces**

---

Auteurs :

Ghiles SIDI SAID

Mohamed Ali DARGHOUTH

Walid BELRHALMIA

30 décembre 2017

# Table des matières

<b>Introduction</b>	<b>3</b>
<b>1 Méthode proposée par l'article et résultats obtenus</b>	<b>4</b>
1. Présentation des eigenfaces . . . . .	4
2. Classification bayésienne . . . . .	4
<b>2 Notre implémentation</b>	<b>6</b>
<b>3 Étude de la robustesse du système</b>	<b>7</b>
<b>Conclusion</b>	<b>8</b>
<b>Références</b>	<b>9</b>

# **Table des figures**

# Introduction

La reconnaissance faciale est une méthode de reconnaissance biométrique qui consiste en l'identification d'un individu à partir d'une image de son visage. Étant donné qu'un visage est unique à une personne (sauf dans des cas très rares de jumeaux identiques où même un être humain ne peut pas faire la différence), la reconnaissance faciale est très adaptée pour l'identification d'un individu.

La reconnaissance faciale a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche ces dernières décennies, on la retrouve aujourd'hui dans plusieurs secteurs de la vie quotidienne comme les systèmes de contrôle d'accès, les systèmes de registre de présence, mais également dans les réseaux sociaux.

Dans ce projet, nous avons travaillé sur l'article () qui propose une méthode basée sur les vecteurs propres des images de visages (appelés "eigenfaces", ce qui pourrait être traduit en "visages propres" en français. Par la suite nous allons utiliser le terme "eigenfaces"). C'est une méthode peu coûteuse en puissance de calcul, ce qui contraste avec les méthodes standards actuelles qui utilisent des modèles obtenus par apprentissage profond (Deep Learning) qui nécessitent un temps et une puissance de calcul considérables pour être appris, mais dont le taux de réussite aujourd'hui atteint les 99%.

Dans ce rapport, nous allons dans un premier temps expliquer la méthode proposée par () et montrer les résultats obtenus. Ensuite, nous allons présenter notre propre implémentation de la méthode ainsi que les résultats que nous avons obtenu. Enfin, nous allons étudier la robustesse de la méthode aux bruits, à l'inversion de contraste, à la rotation, et à la translation.

# Chapitre 1

## Méthode proposée par l'article et résultats obtenus

Dans ce chapitre, nous allons d'abord présenter ce qu'on appelle les "eigenfaces". Nous allons ensuite faire une brève présentation de la méthode de classification "bayésien naïf". Nous exposerons alors les différentes étapes de la méthode proposée par (PSG16, SG16) ainsi que les résultats obtenus. Nous finirons par une critique de la démarche de test de (PSG16, SG16).

### 1. Présentation des eigenfaces

Soit un ensemble d'images de visages. On transforme chaque image, qui est un signal discret à deux dimensions, en un vecteur à une dimension (on travaille avec des images en niveaux de gris). On calcule alors la matrice de variance-covariance de ces vecteurs. On appelle eigenfaces les vecteurs propres de cette matrice.

Plus formellement : soit l'ensemble d'images  $\{I_1, I_2, \dots, I_M\}$ . Les étapes pour trouver les eigenfaces sont :

1. Transformer chaque image  $I_i$ , qui est en deux dimensions, en un vecteur  $\Gamma_i$  à une dimension.
2. Calculer le vecteur moyen  $Y : Y = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i$ .
3. Soustraire le vecteur moyen  $Y$  de chaque vecteur  $\Gamma_i : \phi_i = \Gamma_i - Y$ .
4. Calculer  $C$ , la matrice variance-covariance des vecteurs  $(\phi_i)_{i=1}^M : C = A^T A$ , où la ligne  $i$  de  $A$  est  $\phi_i$ .
5. Calculer la matrice  $u$ , dont chaque colonne correspond à un vecteur propre de  $C$ . Les colonnes de  $u$  sont les eigenfaces.

### 2. Classification bayésienne

Soit un problème de classification où les individus sont représentés par la variable aléatoire  $X$  et les classes par la variable aléatoire  $Y$ . La classification bayésienne repose sur le fait de classer un individu  $x$  dans la classe  $y$  qui maximise la probabilité :  $P(Y = y|X = x)$ .

Le théorème de Bayes nous dit que :

$$P(Y = y|X = x) = \frac{P(X = x|Y = y) \times P(Y = y)}{P(X = x)}$$

Donc pour maximiser  $P(Y = y|X = x)$ , il suffit de maximiser  $P(X = x|Y = y) \times P(Y = y)$  (puisque  $P(X = x)$  ne dépend pas de  $y$  et nous cherchons à maximiser selon  $y$ ). On peut facilement estimer  $P(Y = y)$  (par un simple comptage dans l'échantillon par exemple). Le problème réside dans le calcul de  $P(X = x|Y = y)$  sachant que  $X$  est dans  $\mathbb{R}^d$ , c.a.d. que  $X = (X_1, X_2, \dots, X_d)$  où  $X_i \in \mathbb{R}$ .

L'hypothèse "naïve" sur laquelle se base la classification bayésienne est de supposer les variables aléatoires  $X_i$  indépendantes (d'où le nom "bayésien naïf" ou "naïve bayes" en anglais). Quand on fait cette hypothèse, il devient plus facile de calculer  $P(X = x|Y = y)$ . En effet :

$$P(X = x|Y = y) = P(X_1 = x_1, X_2 = x_2, \dots, X_d = x_d|Y = y) = \prod_{i=1}^d P(X_i = x_i|Y = y)$$

Il suffit alors d'estimer  $P(X_i|Y = y)$  pour chaque  $i \in \{1, 2, \dots, d\}$ , ce qui est bien plus facile à faire, et requière beaucoup moins de paramètres à estimer que dans le cas où on devrait estimer  $P(X|Y = y)$ . Les hypothèses les plus couramment utilisées sur  $P(X_i|Y = y)$  sont que la distribution est gaussienne ou binomiale.

## **Chapitre 2**

# **Notre implémentation**

## **Chapitre 3**

# **Étude de la robustesse du système**



# Conclusion

# Références

- E. B. Putranto, P. A. Situmorang, and A. S. Girsang. Face recognition using eigenface with naive bayes. In *2016 11th International Conference on Knowledge, Information and Creativity Support Systems (KICSS)*, pages 1–4, Nov 2016.