

Reconnaissance faciale par Eigenfaces

Bouarah Romain

Langdorph Matthieu
Nathan Souffan

Ketels Lucas

24 avril 2020

1 Introduction

- Motivation
- Histoire

2 Calcul des eigenfaces

- Travail dans $\mathbb{R}^{N \times N}$
- Matrice de covariance
- Analyse en composantes principales
- Décomposition en valeurs singulières

3 Classification des visages

- Projection dans l'espace des visages
- Analyse de la projection

4 Application

- Techniques utilisées aujourd'hui
- Par les téléphones

5 Conclusion

- Risque de la reconnaissance faciale
- Références



Représentation matricielle des images

Définition

Une image de taille $N \times N$ est représentée par une matrice $N \times N$. Chaque coefficient représente un niveau de gris d'un pixel.



Transformation en un vecteur de $\mathbb{R}^{N \times N}$

On juxtapose simplement les colonnes de la matrice l'une en dessous de l'autre.

$$\begin{pmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \cdots & p_{1,N} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \cdots & p_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{N,1} & p_{N,2} & \cdots & p_{N,N} \end{pmatrix} \rightarrow \begin{pmatrix} p_{1,1} \\ p_{2,1} \\ \vdots \\ p_{N,1} \\ \vdots \\ p_{1,N} \\ \vdots \\ p_{N,N} \end{pmatrix}$$

Observation sur les images des visages

Question

Que dire de la position de nos images de visages dans l'espace $\mathbb{R}^{N \times N}$?

Observation sur les images des visages

Question

Que dire de la position de nos images de visages dans l'espace $\mathbb{R}^{N \times N}$?

Réponse

Nos images de visages ne sont pas si éloignées les unes des autres.



Définition de la Matrice de Covariance

Définition

La matrice de covariance d'un vecteur de p variables aléatoires

$\vec{X} = \begin{pmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_p \end{pmatrix}$ dont chacune possède une variance, est la matrice carrée dont le terme générique est donné par $a_{i,j} = \text{Cov}(X_i, X_j)$.



Encodons cette dispersion

Définition (Estimation de la Matrice de Covariance)

En partant d'un échantillon de réalisations indépendantes d'un vecteur aléatoire, une estimation de la matrice de covariance est donné par :

$$\text{Var}(\vec{X}) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\vec{X}_i - \vec{\mu})(\vec{X}_i - \vec{\mu})^T$$

où $\vec{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \vec{X}_i$ est le vecteur des moyennes empiriques.

Application à notre cas

Soit $I = [I_1, I_2, \dots, I_M]$ la matrice de l'ensemble de nos images.



Application à notre cas

Soit $I = [I_1, I_2, \dots, I_M]$ la matrice de l'ensemble de nos images.

- 1 On calcule le visage moyen $\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M I_i$.



Application à notre cas

Soit $I = [I_1, I_2, \dots, I_M]$ la matrice de l'ensemble de nos images.

- 1 On calcule le visage moyen $\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M I_i$.
- 2 Chaque visage diffère donc de la moyenne par le vecteur $\Phi_i = I_i - \Psi$.



Application à notre cas

Soit $I = [I_1, I_2, \dots, I_M]$ la matrice de l'ensemble de nos images.

- 1 On calcule le visage moyen $\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M I_i$.
- 2 Chaque visage diffère donc de la moyenne par le vecteur $\Phi_i = I_i - \Psi$.
- 3 On calcule la matrice de covariance

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T = \frac{1}{M} A A^T$$

où $A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M]$.



Observations sur la Matrice de Covariance

La matrice de covariance C est :



Observations sur la Matrice de Covariance

La matrice de covariance C est :

- symétrique réelle.



Observations sur la Matrice de Covariance

La matrice de covariance C est :

- symétrique réelle.
- définie semi-positive.



Introduction à l'Analyse en Composantes Principales

Principe

Transformer des variables liées entre elles en nouvelles variables décorrélées les unes des autres.



Introduction à l'Analyse en Composantes Principales

Principe

Transformer des variables liées entre elles en nouvelles variables décorrélées les unes des autres.

Définition (Eigenfaces)

La méthode développée par Turk et Pentland définit les *eigenfaces* comme les axes principaux de l'ACP.

Illustration Deux Dimensions

Des graphiques

