

# Rapport du TP3 du Projet de Calcul Scientifique et Analyse de données

Sajid Badr Samran Fatima Zohra Tyoubi Anass

Département Sciences du Numérique - Première année  $2019\mbox{-}2020$ 

## Contents

1	Exe	ercice 1 : analyse en composantes principales	4
2	Exe	ercice 2 : projection des images sur les eigenfaces	5
3	Exe	ercice 3 : application à la reconnaissance de visages	6
	4.1 4.2 4.3	estions sur la reconnaissance de visages  Evaluation de la reconnaissance :	6 6 7 7
	1 2	· ·	3 4
	3	affichage des 12 individu reconstruit	5
	4	RMSE en fonction du nombre de composantes principales	5
	5	Reconnaissance des visages	6
	6	Résultat d'une requête sur une base de visages	6
	7	Reconnaissance des visages en couleur	7
	8	Résultat d'une requête sur une base de visages en couleur	7

### Introduction

Vous disposez de n images de visages d'un ensemble d'individus. Chaque individu est photographié sous le même nombre de postures faciales (gauche, face, trois quart face, etc.). Chacune de ces n images en niveaux de gris est stockée dans une matrice bidimensionnelle de taille 480–640. Ces n images constituent les images d'apprentissage. En les véctorisant, vous pouvez donc représenter ces images par des vecteurs colonnes de Rp, où p=480–640 = 307200 est le nombre de pixels commun à toutes les images. Alors que dans le TP1, chaque pixel d'une image couleur constitue un point de R3, ici c'est chaque image qui constitue un point d'un espace affine Rp de dimension très élevée.



Figure 1: Affichage des 4 premiers individus dans les 6 postures

.

#### 1 Exercice 1 : analyse en composantes principales

Cette exercice vise à calculer les axes principaux des images d'apprentissage à partir des vecteurs propres associés aux n - 1 valeurs propres non nulles de la matrice de variance/covariance  $\Sigma$  des données.

- Calcul de l'individu moyen, il s'agit de la moyenne de X.
- Centrage des données : Soustraire l'individu moyen de X.
- Calcul de la matrice  $\Sigma_2$  ( de taille  $n \times n$ ): On calcule la matrice  $\Sigma_2$  au lieu de  $\Sigma$  est due à la taille Gigantesque de  $\Sigma$  ( de taille  $p \times p$  avec p = 307200) et comme on a vue au TP1 calculer les valeur propre de  $\Sigma$  peut être fait par calcule de ceux de  $\Sigma_2$ . On a

$$\Sigma_2 = \frac{1}{n} X_C \cdot X_C^T \tag{1}$$

- Calcul des vecteurs/valeurs propres de la matrice  $\Sigma_2$ : On utilise pour cela la fonction eig.
- Tri par ordre décroissant des valeurs propres de  $\Sigma_2$ : On utilise pour cela la fonction sort et avec l'option 'descend'.
- Tri des vecteurs propres de  $\Sigma_2$  dans le même ordre.
- Elimination du dernier vecteur propre de  $\Sigma_2$ .
- Vecteurs propres de  $\Sigma$  ( déduits de ceux de  $\Sigma_2$  ) :

$$W = X_C \cdot W_1 \tag{2}$$



Figure 2: Affichage de l'individu moyen et 15 Eigenfaces

.

## 2 Exercice 2: projection des images sur les eigenfaces

Une fois connues les n-1 eigenfaces, on peut calculer les composantes principales. Cette exercice permet d'afficher les images d'apprentissage reconstruites à l'aide des q premières eigenfaces et des q premières composantes principales, pour  $q \in [0, n-1]$ .

• Composantes principales des données d'apprentissage :

$$W = X_C \cdot W \tag{3}$$

• Images d'apprentissage reconstruites :

$$X_{reconstruit} = W_q \cdot C_q^T + X_m \tag{4}$$

 $W_q$ : q premières eigenfaces.

 $C_q$ : q premières composantes principales.



Figure 3: affichage des 12 individu reconstruit

• Calcule de la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne :

$$RMSE = \sqrt{E(X - X_{reconstruit}^T)^2}$$
 (5)

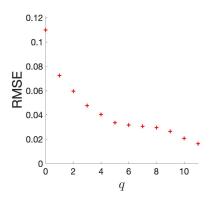


Figure 4: RMSE en fonction du nombre de composantes principales

.

#### 3 Exercice 3 : application à la reconnaissance de visages

Cette exercice permet de tirer aléatoirement une image de test, parmi les 37 personnes et les 6 postures faciales disponibles dans la base de données, et de chercher de quelle image d'apprentissage cette image est la plus proche, donc à quel individu elle correspond.

- Calcule des N premières composantes principales des images d'apprentissage.
- Calcule des N premières composantes principales de l'image de test :

$$C_{image} = (image_{test} - X_m) \cdot W \tag{6}$$

Remarque : La suite, détérmination de l'image d'apprentissage la plus proche, est traitée dans la question 4 de la partie Evaluation de la reconnaissance.

## 4 Questions sur la reconnaissance de visages

#### 4.1 Evaluation de la reconnaissance :

Exercice 4 : La détérmination de l'image d'apprentissage la plus proche se fait par la configuration d'un classifieur vue en cours et en TP4.

- Le type de classifieur choisi est 3ppv.
  - Calcul des distances entre les vecteurs de test et les vecteurs d'apprentissage (voisins).
  - On ne garde que les indices des K + proches voisins.
  - On compte le nombre de voisins appartenant à chaque classe en utilisant la fonction histc.
  - On recherche la classe contenant le maximum de voisins.
  - Assignation de la classe du voisin : Si l'image test a le plus grand nombre de voisins dans plusieurs classes différentes, alors on lui assigne celle du voisin le + proche, sinon on lui assigne l'unique classe contenant le plus de voisins.



Figure 5: Reconnaissance des visages

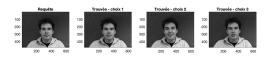


Figure 6: Résultat d'une requête sur une base de visages

Exercice 5 : Pour tester la qualité de notre classifieur on construit la matrice de confusion.

• Pour N = 18: Le taux d'erreur est donné par : 4.50e-03

#### 4.2 Discussion:

Exercice 6 : Comme la taille de la matrice  $\Sigma_2$  n'est pas assez grande l'utilisation de eig est plus recommandé que pour le calcule des couple propres.

Exercice 7 : L'utilisation des algorithmes subspace iteration est recommandés et surtout la version v3 pour les matrices de taille Gigantesque car elle ne calculent pas tous les couples propres et donc plus rapide et efficace.

#### 4.3 Question supplémentaire :

En travaillant sur tout ou partie de la Base d'Apprentissage et avec un changement dans le code car il s'agit d'une matrice de 3 dimension, on remarque que la reconnaissance des visages est toujours pértinante et donne des résultats adéquats.



Figure 7: Reconnaissance des visages en couleur

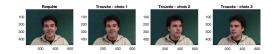


Figure 8: Résultat d'une requête sur une base de visages en couleur