

Projet ING1 Semestre 2  
16 Mars 2022

# Reconnaissance faciale par analyse par composantes principales

Courtél Alan, Giraud Hugo, Lartigue Thomas  
Mazeau Leo, Senderens Guillaume



## Table des matières

<b>1</b>	<b>Recontextualisation du projet</b>	<b>2</b>
<b>2</b>	<b>Explication de l'ACP</b>	<b>2</b>
2.1	Concept de l'ACP et ses outils . . . . .	2
2.2	Gestion de base d'images . . . . .	3
2.3	Principe de la réduction de la dimension . . . . .	3
2.4	ACP . . . . .	3
2.5	Obtenir une image à partir des vecteurs . . . . .	4
<b>3</b>	<b>Identification et reconnaissance de visages</b>	<b>4</b>
<b>4</b>	<b>analyse des résultats</b>	<b>5</b>
4.1	Résultats de la réduction (ACP) . . . . .	5
4.2	Détermination du seuil de reconnaissance . . . . .	8
4.3	Résultats de l'identification . . . . .	10
<b>5</b>	<b>Répartition des tâches</b>	<b>11</b>
<b>6</b>	<b>Conclusion</b>	<b>11</b>

---

## 1 Recontextualisation du projet

La reconnaissance faciale est à l'instar de la reconnaissance par empreinte digitale ou rétinienne, de plus en plus utilisée comme sécurité pour nos appareils personnels, car celles-ci sont de plus en plus fiables et permettent de limiter l'oubli de mots de passe parfois complexes. Ces reconnaissances biométriques utilisent les constantes physiologiques de chaque individu garantissant l'unicité de chaque mot de passe. Ces dernières sont facilement craquables si l'algorithme utilise des ressources limitées de mesure comme le sera le nôtre, cependant les systèmes les plus avancés emploient des algorithmes extrêmement complexes avec l'implémentation de machine learning qui se fiabilise après chaque opération. Dans notre cas, nous essaierons de construire un algorithme simple mais fonctionnel qui devra reconnaître une personne parmi d'autres avec des expressions faciales différentes. Pour cela nous utiliserons la méthode des eigenfaces par une Analyse en Composantes Principales afin de représenter un visage quelconque par un ensemble réduit d'images.

## 2 Explication de l'ACP

### 2.1 Concept de l'ACP et ses outils

L'Analyse en Composantes Principales (ou transformée de Karhunen-Loeve) est une méthode d'analyse de données sur 2 variables au maximum. Elle est utilisée dans l'objectif d'étudier le lien entre les différentes variables et de déterminer s'il existe une corrélation ou non entre ces dernières. Afin de déterminer le lien possible, nous calculons le produit scalaire des deux variables par exemple  $X_i$  et  $X_j$  puis à l'aide de la formule du cosinus, nous obtenons le coefficient de corrélation nommé  $r$ . Selon les valeurs de  $r$ , plusieurs résultats sont possibles :

- si  $|r| = 1$  alors les variables sont colinéaires ;
- si  $r = -1$  alors les variables sont corrélées négativement ;
- si  $r = 1$  alors les variables sont corrélées positivement ;
- si  $r = 0$  alors les variables ne sont pas linéairement corrélées

Une fois la preuve (ou non) d'un lien entre les variables, l'étape suivante est une représentation graphique d'un nuage de points à  $p$  dimensions. Les axes du sous-espace contenant le nuage de points sont appelés Composantes Principales. Le principe est simple : le premier axe capture le maximum d'informations possible. La composante suivante capture elle aussi le maximum d'informations mais doit respecter une contrainte bien précise : être orthogonale à la composante précédente.

N.B : Il y a autant de composantes principales que de variables initiales.

La dernière étape consiste à qualifier les observations du jeu de données. Un jeu de données est un tableau avec en ligne les observations et en colonne les

variables. On peut donc représenter chaque ligne du tableau comme un point dont les coordonnées sont les valeurs prises par les variables.

## 2.2 Gestion de base d'images

Nous aurons 2 dossiers contenant des images : le dossier d'entraînement contenant les images d'entraînement destiné à entraîner l'algorithme et affiner ses paramètres, le second dossier, celui de test contient des images absentes dans le dossier d'entraînement, ces images pourront être utilisées pour tester l'efficacité de la reconnaissance faciale, on pourra trouver dans ce dossier des personnes qui étaient dans la base d'entraînement et d'autres qui n'y étaient pas. Dans chaque dossier, il y a plusieurs photos avec des expressions variées du visage de chaque personne.

## 2.3 Principe de la réduction de la dimension

Si  $p > 3$ , il est impossible de visualiser le nuage de points. L'objectif de l'Analyse en Composante Principale est de trouver une projection du nuage de points en dimension 2 ou 3 de façon à perdre le moins possible d'informations. Le principe de l'Analyse en Composante Principale est de trouver des espaces de petites dimensions sur lesquels les projections des observations minimisent la déformation de la réalité. On cherche donc un sous-espace de  $\mathbb{R}^p$  de dimension  $q$  ( $q=2,3,\dots$ ) sur lequel projeter le nuage de points. Les axes de ce sous-espace sont des combinaisons linéaires des axes d'origine (i.e les variables). Les nouveaux axes sont appelés composantes principales.

## 2.4 ACP

- 1) Chaque visage est un vecteur  $(V_1, V_2, \dots, V_n)$ . Nous les regroupons dans une matrice. Nous normalisons les vecteurs en divisant chaque élément par la norme.
- 2) Nous calculons le visage moyen de l'ensemble de la base d'image.
- 3) Centrage : nous soustrayons les  $V_i$  avec le Visage moyen obtenu à l'étape d'avant.
- 4) On obtient la matrice des visages centrées, que l'on notera  $A$ .
- 5) On veut obtenir les valeurs et les vecteurs propres du produit matriciel  $AA^t$ .
  - On effectue le produit  $A^t A$ .
  - On calcule les valeurs propres  $\lambda_i$  et les vecteurs propres  $v_i$  de ce produit.
- 6) On obtient les vecteurs propres de  $AA^t$ , noté  $e_i : e_i = Av_i$ ,  $v_i$  est le vecteur propre de  $A^t A$ . Les valeurs propres restent identiques  $u_i = \lambda_i$ .

- 7) les  $e_i$  obtenues sont les vecteur eigenfaces.
- 8) On choisit un critère numérique  $\epsilon$  tel qu'il n'y ait que  $k$  vecteurs  $e_i$ .
- 9) Nous réalisons le projeté des visages dans la base des eigenfaces noté  $V'_1$  pour le visage 1 par exemple.

$$\begin{aligned} & \text{— } P_f(V_1) = \sum_{i=1}^k \alpha_i^{(1)} e_i \\ & \text{— } \alpha_i = \frac{V_1 \cdot e_i}{\|e_i\|^2} \text{ propres } v_i \text{ de ce produit.} \end{aligned}$$

On obtient notre nouveau visage  $V'_1 = \alpha_1^{(1)} e_1 + \dots + \alpha_k^{(1)} e_k$

- 10) On effectue pour les  $j$ -visage le même principe.
- 11) On regroupe les coefficients alpha dans une matrice. Nous avons ainsi effectué notre ACP *i.e* notre réduction.

## 2.5 Obtenir une image à partir des vecteurs

Une des difficultés rencontrées lors de la méthode est qu'après avoir centré et normalisé les vecteur visages, il fallait faire les étapes inverses pour rétablir une matrice d'entier entre 0 et 255 afin de pouvoir générer une image. La solution est d'ajouter le visage moyen aux visages projetés obtenus et puis de multiplier le vecteur par la constante  $255/\max v$ , où  $\max v$  est le maximum des valeurs du vecteur, ainsi la plus grande valeur devient 255 et le reste est multiplié par cette même constante, nous avons appelé ce processus, processus de dénormalisation. Une fois cela fait il suffisait de reconstituer une matrice  $50 \times 50$  pour regénérer une image.

## 3 Identification et reconnaissance de visages

L'identification d'une personne consiste à trouver l'image qui lui ressemble le plus, et ce, parmi les images de référence. A chaque visage de référence  $I^k$  est associé une identité  $\text{id}(k)$ .

La méthode la plus simple consiste à comparer la projection  $J_p$  du visage test  $J$  avec la projection  $J_p^k$  de chaque image de référence  $I^k$ . La dissimilitude entre les deux est quantifiée par la distance  $E_k(J_p)$  :

$$E_k(J) = \|J_p - J_p^k\|_2$$

En évaluant cette distance pour chaque visage de référence, nous pouvons déterminer le visage de référence  $I^k$  le plus proche du visage test  $J$  et déterminer son identité.

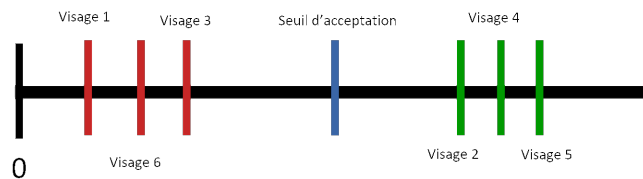


FIGURE 1 – Seuil de reconnaissance

Dans cette partie le but est de trouver un seuil. En dessous de ce seuil, le visage est détecté dans la base d'apprentissage et au-dessus de cette valeur le visage n'appartient pas à cette base. Pour cela nous allons calculer les distances entre un visage appartenant à la base et tous les visages de la base. Nous allons prendre le maximum de ces distances, a noté  $M$ . Ensuite, nous calculerons les distances entre un visage n'appartenant pas à la base et tous les visages de la base. Puis nous prendrons le minimum noté  $m$ . La valeur du seuil sera la moyenne du maximum des distances pour un visage dans la base, noté  $M$  et le minimum des distances pour un visage n'appartenant pas à la base, noté  $m$ .  $\text{Seuil} = (M + m)/2$ .

## 4 analyse des résultats

### 4.1 Résultats de la réduction (ACP)

#### 4.1 Résultats de la réduction (ACP)

---



FIGURE 2 – Base de donnée

#### 4.1 Résultats de la réduction (ACP)

---



FIGURE 3 – Visage Moyen

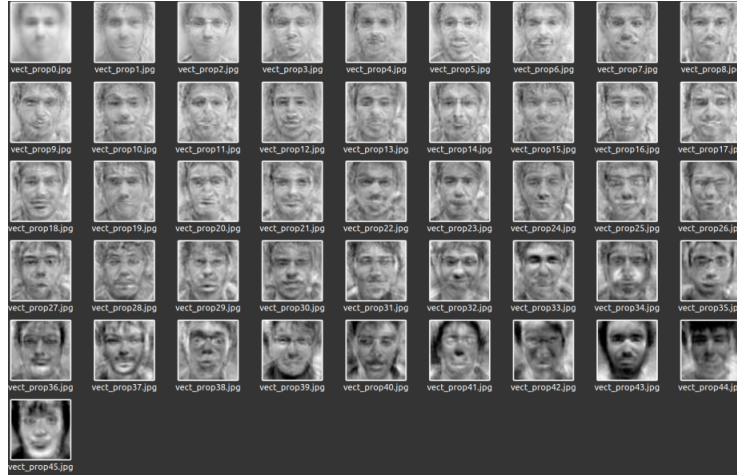


FIGURE 4 – Eigenfaces

Nous avons pris des photos de nos camarades avec plusieurs expressions de visages. Nous avons ainsi 46 photos de visages, au format 50x50 gris (photo ci-dessus).

Nous avons déterminé le visage moyen affiché dans le schéma ci-dessus.

Nous avons réduit notre modèle, voir 2.4 ACP, pour simplifier nos calculs en projetant le visage dans la base des vecteur de eigenfaces.

Pourcentage d'informations de la valeur propre en fonction de k ( numéro de la valeur propre) Pour déterminer notre k, nous avons utilisé la méthode dite du "Coude" sur le graphe ci-dessous. Nous prenons un k qui correspond au moment où la courbe commence à se stabiliser. Nous prenons la valeur  $k = 20$ . Le pourcentage d'information n'augmente plus assez pour rajouter des vecteurs propres dans la base des eigenfaces.

Nous remarquons sur le graphe ci-dessous, qui représente l'erreur de reconstruction d'un visage en fonction de k, que pour  $k = 20$ , l'erreur de reconstruction est de 0.08. La valeur de k choisie va nous permettre de réduire nos visages et tout en conservant le maximum d'informations possibles. Erreur de reconstruction pour un visage en fonction de la valeur de k ( numéro des vecteurs propres)



## 4.2 Détermination du seuil de reconnaissance

---

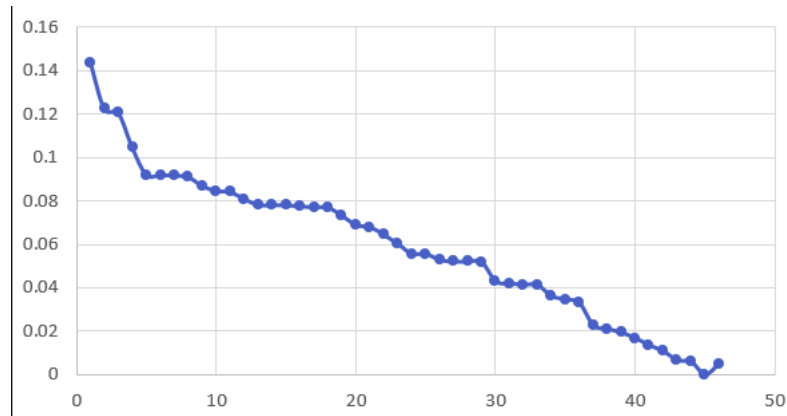


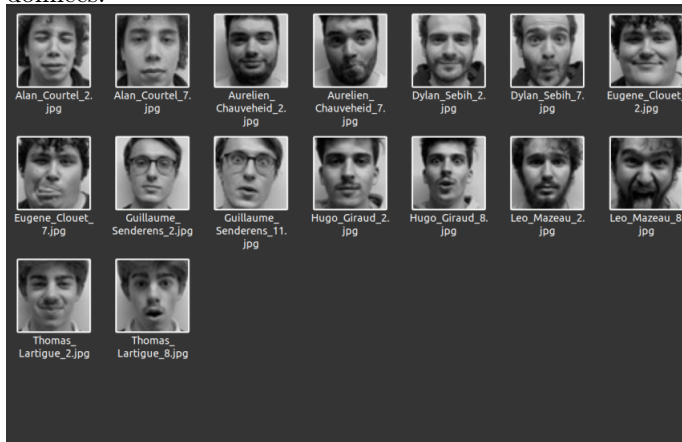
FIGURE 5 – Méthode du coude

L'erreur de reconstruction est une valeur numérique qui représente la distance entre un visage projeté et le visage original correspondant.

## 4.2 Détermination du seuil de reconnaissance



Les photos ci-dessus correspondent aux visages n'appartenant pas à la base de données.



Les photos ci-dessus correspondent aux visages appartenant à la base de test, mais n'appartenant pas spécifiquement à la base d'apprentissage.

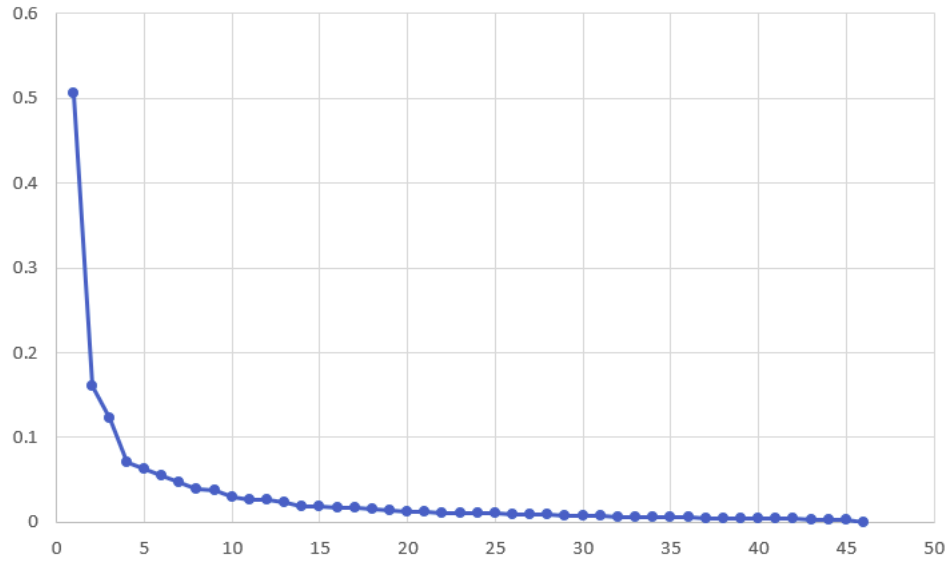


FIGURE 6 – Méthode du coude (1)

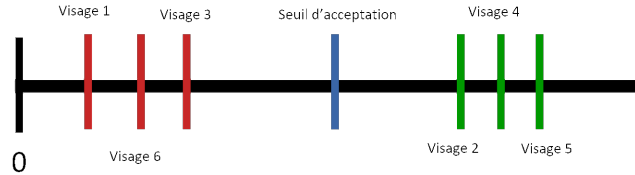


FIGURE 7 – Seuil de reconnaissance

- L'axe : représente des valeurs de distance minimal entre un visage testé et tout les visages de la base d'apprentissage
- Les traits rouges : visages appartenant à la base d'apprentissage
- Les traits verts : visages n'appartenant pas à la base d'apprentissage

Nous avons calculé le minimum des distances pour chacun de ces visages (inclus dans la base et exclus de la base). Nous avons pris le max des minimums des distances pour les visages n'appartenant pas et le minimum de minimum des distances pour les visages appartenant à la base et nous avons fait la moyenne. Nous avons ainsi obtenu notre valeur du seuil.

### 4.3 Résultats de l'identification

Test	Résultat	Visage ?	Valeur de l'écart
Alan Courtel 7	Alan Courtel 1	Reconnu	0,9778
Aurelien Chauveheid 2	Aurelien Chauveheid 4	Reconnu	0,9789
Aurelien Chauveheid 7	Aurelien Chauveheid 6	Reconnu	0,9746
Dylan Sebi 2	Dylan Sebi 5	Reconnu	0,9748
Dylan Sebi 7	Dylan Sebi 4	Reconnu	0,9734
Eugene Clouet 2	Eugene Clouet 1	Reconnu	0,9769
Eugene Clouet 7	Eugene Clouet 5	Reconnu	0,9718
Guillaume Senderens 2	Guillaume Senderens 3	Reconnu	0,9703
Guillaume Senderens 11	Guillaume Senderens 10	Reconnu	0,9745
Hugo Giraud 2	Hugo Giraud 1	Reconnu	0,9756
Hugo Giraud 8	Hugo Giraud 4	Reconnu	0,9708
Léo Mazeau 2	Léo Mazeau 6	Reconnu	0,9727
Léo Mazeau 8	Léo Mazeau 7	Non-reconnu	0,9885
Thomas Lartigue 2	Thomas Lartigue 3	Reconnu	0,971
Thomas Lartigue 8	Thomas Lartigue 6	Reconnu	0,9783

FIGURE 8 – Identification

Une fois le seuil de reconnaissance établi, nous avons pu lancer la fonction d'identification du visage sur chaque visage de la base de test, composée de visages de personnes ayant contribué à la base d'apprentissage, mais les images mêmes n'étaient pas dans la base d'apprentissage. Chaque visage de test a été correctement identifié et marqué comme tel sauf 1 visage. Ce qui nous donne un taux de réussite de  $15/16=93.75\%$ . Le visage qui n'a pas été reconnu a malgré tout identifié la bonne personne car le visage le plus proche correspond, mais la distance calculée ayant dépassé le seuil engendre le résultat du visage non reconnu. Quand nous regardons ce visage, il s'agit d'une grimace très prononcée et le fait que le code ne l'ait pas identifié comme correct nous a permis de mieux comprendre le phénomène.

---

## 5 Répartition des tâches

Individu	Heures	Phase 1	Phase 2	Phase 3	Phase 4
Alan	25h	UML, fonction Normaliser et Visage moyen	Compréhension de l'ACP et ses étapes, import de la librairie Jama, génération des eigenfaces, capture des eigenfaces et eigenvalues pour affichage	Projection de simages pour plusieurs valeurs de k	Mise en format csv des objets obtenus, détermination du seuil de reconnaissance, création de l'interface
Guillaume	20h	Compréhension et rédaction du 1er livrable, fonction normaliser et visage moyen	Compréhension de l'ACP et ses étapes, aide code partie ACP	Aide à la détermination de la valeur de k au calcul de l'erreur de reconstruction	Détermination du seuil de reconnaissance, rédaction du livrable
Hugo	17h	Prise et Construction de la BDD de photos, code vecteurToMatrix	Fonctions d'affichages	Fonction erreur quadratique	Creation de l'interface
Thomas	15h	Mise en forme Latex	Fonction de conversion matrice à image		Création de l'interface
Leo	15h	Mise en forme Latex	Aide aux fonctions de conversion		Création de l'interface

## 6 Conclusion

En conclusion, ce projet nous a permis à nous 5 de mettre en lien plusieurs notions apprises cette année en cours telles que la programmation en Java, la Data Exploration ainsi que l'Analyse Numérique (MI) et la Topologie (MF). De plus cela a développé en nous le sens du travail en équipe, une qualité essentielle dans notre futur métier d'ingénieur. Finalement, nous avons pu répondre aux besoins et ce, malgré les difficultés rencontrées.

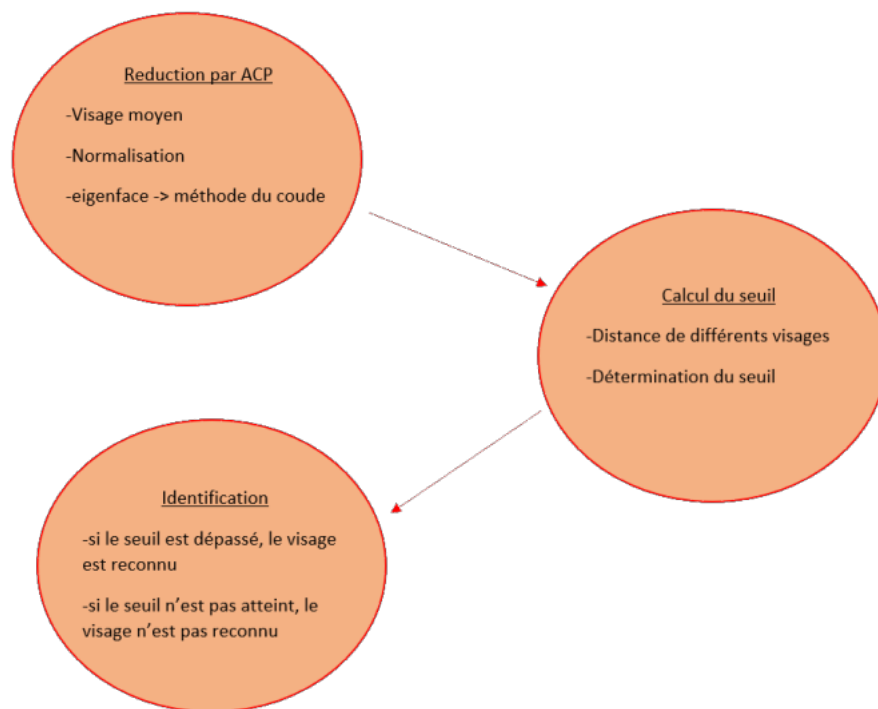


FIGURE 9 – Schéma-Bilan

## Références

- [1] Cours Data Explo – ING1 - DUJOL Romain, JOURDAN Astrid.
- [2] Cours JAVA – ING1 - KOTTI MASMOUDI Maroua.
- [3] Reconnaissance Faciale Par Methode ACP Hybride, RANDRIAMAHAN-  
DRY Vonjinirina Eric