
ANALYSE D'UN ARTICLE SCIENTIFIQUE

A PREPRINT

Youssef Barkaoui

August 31, 2025

Abstract

Dans cette partie du devoir, on entamera une analyse d'un article de choix qui traite une problématique donnée portant sur l'ACP ou utilisant l'ACP afin de résoudre la problématique. Mon choix de l'article tombe sur Face Recognition Using Eigenfaces.². Dans ce contexte, on introduisons les fondements théoriques de cette technique, ainsi les aspects pratiques présentes dans l'article choisie.

1 Introduction

L'approche Eigenface est considérée par beaucoup comme la première technologie de reconnaissance faciale fonctionnelle. Depuis son développement initial et sa publication, il y a eu de nombreuses extensions de la méthode originale et de nombreux nouveaux développements dans les systèmes de reconnaissance automatique de visage. L'idée en premier lieu d'utiliser l'analyse en composantes principales dans la reconnaissance faciale est proposée par Sirovich and Kirby⁴ et utilise en premier par M. Turk; A. Pentland¹ pour deux majeurs raisons :

- Extraire les informations faciales pertinentes, qui peuvent ou non être directement liées à l'intuition humaine des traits du visage. Une façon de le faire est de capturer la variation statistique entre les images de visage pour reconnaître chaque images dans l'ensemble d'entraînement.
- Représentez efficacement les images de visage i.e. réduire la complexité de calcul et d'espace donc chaque image de visage peut être représentée en utilisant le moindre nombre de dimensions capable de préserver ses informations.



Figure 1: Exemple du training set extrait du Yale dataset

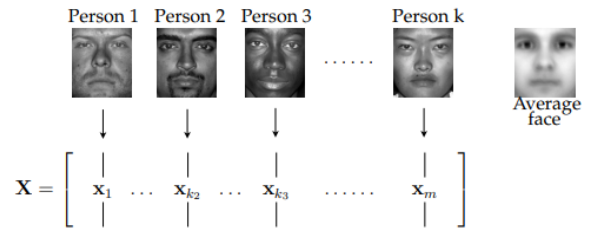


Figure 2: le visage moyen du training set

2 ACP pour la Reconnaissance faciale

Le processus de reconnaissance se resume dans les etapes suivantes:

1. Acquérir l'ensemble initial d'images de visage appelé *training set* de taille $N \times N$ en raison de simplification.
2. Calculez les faces propres à partir de l'ensemble d'apprentissage, en ne conservant que les valeurs propres les plus élevées. Ces images M définissent l'espace du

visage

soit l'ensemble des images $\Gamma_1, \Gamma_2 \dots \Gamma_M$. le visage moyen de l'ensemble est $\Psi = \frac{1}{M} \sum \Gamma_k$. et chaque visage difference par $\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$.

Suivant l'algorithme de l'ACP on procede au calcul des valeurs propres. le k^{eme} vecteur is u_k est le suivant,

$$\lambda_k = \frac{1}{M} (u_k^T \Phi_n)^2$$

Les vecteurs u_k, λ_k sont des vecteurs propres et des valeurs propres, respectivement, de la matrice de covariance

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T \\ = A \cdot A^T$$

avec $A = [\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_M]$

$$v_l = \sum_{k=1}^M u_{lk} \cdot \Phi_k$$

avec u_{lk} ses vecteurs propres.

3. Calculer un ensemble de poids basé sur l'image d'entrée et les M faces propres en projetant l'image d'entrée sur chacune des faces propres.

$$\Omega_k = v_k^T (\Gamma_k - \Psi)$$

$$\Omega^T = [\Omega_1 \Omega_2 \dots \Omega_M]$$

la matrice qui décrit la contribution de chaque face propre à la représentation de l'image de face d'entrée, en traitant les faces propres comme un ensemble de base pour les images de visage.

on détermine la classe visage d'appartenance k de l'image d'entrée i.e. trouver la meilleure ou la plus proche description de l'input en minimisant la quantité *distance*

$$\varepsilon_k = \|\Omega - \Omega_k\|$$

avec Ω_k la matrice représentant la k_{eme} classe de visage. avec $\|\cdot\|_N$ une distance de \mathbf{R}^N et d'habitude on utilise la distance euclidienne $d(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$ ou la distance de Manhattan $d_1(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$

4. Déterminez si l'image est un visage (connu ou inconnu) en vérifiant si l'image est suffisamment proche d'une image de test.

Un visage est classé comme appartenant à la classe k lorsque le minimum ε_k est inférieur à un certain seuil choisi θ_ε . Sinon, le visage est classé comme inconnu. seuil, généralement on pose le seuil :

$$\theta_\varepsilon = \max_{jk} \{|\Omega_j - \Omega_k|\}$$

- Si $\varepsilon = \min\{\varepsilon_k\} \geq \theta_\varepsilon$ alors l'image n'est pas reconnu
- Sinon l'image est un visage identifié dans l'ensemble de test et sa classe est $I = \operatorname{argmin}_k \varepsilon_k$

3 Conclusion

À la lumière du cours de l'ACP et cette brève analyse de l'article², on a découvert comment qu'une technique

apparemment simple ACP constitue le noyau de la méthode Eigenfaces qui demeure toujours une des méthodes de comparaison standard et de plusieurs vastes applications dans de nombreux domaines.

References

- [1] M. Turk; A. Pentland (1991). Eigenfaces for recognition, journal of cognitive neuroscience.
- [2] M. Turk; A. Pentland (1991). Face recognition using eigenfaces IEEE conference on computer vision and pattern recognition. pp. 586–591.
- [3] J. Hespanha N. Bellhumer and D. Kriegman. Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection., *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997.
- [4] L. Sirovich and M. Kirby. Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. *Journal of the Optical Society of America A*, 1987.