

Algorithme de reconnaissance faciale par Analyse en Composantes Principales (ACP)

L'identification biométrique est un sujet passionnant, ce qui m'a poussé à explorer une méthode de reconnaissance faciale qui s'inscrit bien dans notre programme. Nous étudierons la méthode de reconnaissance faciale par Analyse en Composantes Principales.

Dans notre société ultra-connectée, la biométrie est un moyen de plus pour protéger nos données et nous identifier sur nos terminaux. La reconnaissance faciale est donc un enjeu sociétal.

Positionnement thématique (ETAPE 1)

*MATHEMATIQUES (Algèbre), INFORMATIQUE (Informatique pratique),
MATHEMATIQUES (Mathématiques Appliquées).*

Mots-clés (ETAPE 1)

Mots-Clés (en français)	Mots-Clés (en anglais)
<i>Analyse en Composantes Principales</i>	<i>Principal Component Analysis</i>
<i>vecteurs propres</i>	<i>eigenvectors</i>
<i>visages propres</i>	<i>eigen faces</i>
<i>projection orthogonale</i>	<i>orthogonal projection</i>
<i>biométrie</i>	<i>biometrics</i>

Bibliographie commentée

La reconnaissance faciale est une technique biométrique permettant d'identifier un visage humain pour accorder l'accès à un terminal. Elle fait partie de la classe des méthodes de reconnaissance biométriques qui sont uniques et permanentes. L'intérêt porté à la reconnaissance faciale remonte aux années 60 et est encore très grand aujourd'hui. La reconnaissance faciale peut se faire en 3 dimensions, avec des capteurs de profondeur par exemple, ou en 2 dimensions, ce que nous traiterons ici.

Ce TIPE a pour objectif l'implémentation d'une méthode simple et efficace de reconnaissance faciale. Pour ce faire, nous utiliserons la technique de reconnaissance faciale par Analyse en Composantes Principales (ACP). L'idée de cette méthode utilisant l'algèbre à des fins algorithmiques a été formulée initialement par Sirovich et Kirby en 1987 puis utilisée pour la classification des visages par deux élèves du Massachusetts Institute of Technology, Matthew Turk et Alex Pentland, en 1991 [1].

Ce TIPE fera l'objet l'implémentation de l'algorithme d'ACP en Python. Grâce à une base de données de visages, représentés par la matrice de leur pixels, nous construisons un espace engendré par les visages propres, qui sont les vecteurs propres des matrices de visages. Dans ce nuage de données, l'ACP permet de trouver les directions dans lesquelles la variabilité est la plus grande.

Nous définissons ainsi un hyper-espace orthogonal de visages de dimension bien plus petite que celle des visages mais contenant un grand nombre d'informations. Tout visage peut s'exprimer dans cette base. L'identification d'un nouveau visage se fera en projetant ce visage sur l'hyper-espace de visages propres de sorte à maximiser la variabilité [2]. La distance du visage à l'espace permettra de définir un facteur de sécurité au dessus duquel un nouveau visage pourra être considéré comme reconnu et accepté ou rejeté.

Cependant, la méthode de l'Analyse en Composantes Principales peut être simplement mise en échecs par des configurations de visages. En effet, l'ACP se révèle particulièrement inefficace face aux variations de pose des sujets, d'illumination de l'image ou encore d'expressions des individus [3]. Cette problématique avait déjà été posée par Bledsoe en 1966. [5]

Nous discuterons alors sur les améliorations possibles de cet algorithme [4] comme le choix de la dimension du l'hyperespace avec la méthode dite du coude [6], ou encore la méthode (PC)²A de Wu Zhou [7]. En effet, l'algorithme est d'autant plus rapide que le sous-espace des visages propres est de petite dimension, en gardant la problématique d'un nombre minimum de visages pour décrire la plus grande variabilité.

Enfin, pour s'affranchir de la problématique d'éclairage ou de pose, nous verrons la méthode de l'Analyse Discriminante de Fisher [8]. Cette dernière a permis l'obtention de bien meilleurs résultats qu'avec l'ACP, bien qu'elle comporte elle aussi des limites et des contraintes que nous exposerons [4].

Problématique retenue

Comment identifier un visage grâce à la méthode d'Analyse en Composantes Principales ? Quelles sont les limites de l'algorithme et les améliorations possibles dans le but d'augmenter son niveau de fiabilité ?

Objectifs du TIPE

- Étudier le principe de fonctionnement de l'ACP ainsi que des concepts mathématiques qui composent la méthode.
- Programmer l'algorithme d'ACP en Python et visualiser les différentes étapes.
- Proposer des optimisations aussi bien algorithmiques que mathématiques.
- Étudier les limites de la méthode et étudier quelques solutions.

Références bibliographiques (ETAPE 1)

- [1] M. TURK, A. PENTLAND : Eigenfaces for recognition : *Journal of Cognitive Neuroscience* 3
- [2] G. VAN-BEVER : De la reconnaissance faciale via l'analyse en composantes principales : <https://bssm.ulb.ac.be/data/books/Bssm-2011-Germain-Van-Bever.pdf>
- [3] B. CHU : Neutralisation des expressions faciales pour améliorer la reconnaissance du visage : https://bibli.ec-lyon.fr/exl-doc/TH_T2445_bchu.pdf

- [4] S. GUERFI : Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00623243/document>
- [5] W. BLEDSOE : Man-machine facial recognition : *Panoramic Recsearch Inc. California*
- [6] P.-L. GONZALEZ : L'ANALYSE EN COMPOSANTES PRINCIPALES (A.C.P.) : <https://maths.cnam.fr/IMG/pdf/A-C-P-.pdf>
- [7] X. TAN, S. CHEN, ZHOU, Z.-H.F. ZHANG : Face Recognition from a Single Image Per Person: A Survey : https://www.researchgate.net/publication/222672070_Face_Recognition_from_a_Single_Image_Per_Person_A_Survey
- [8] P. BELHUMEUR, J. HESPANHA, D. KRIEGMAN : Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection : <https://cseweb.ucsd.edu/classes/wi14/cse152-a/fisherface-pami97.pdf>

DOT

- [1] *Réalisation de l'algorithme d'Analyse en Composantes Principales en Python*
- [2] *Optimisation de l'algorithme du point de vue temporel*
- [3] *Constat des limites de l'algorithme*
- [4] *Recherches d'améliorations au niveau de la fiabilité*