

Reconnaissance faciale via l'analyse en composantes principales

Année scolaire 2022/2023
Professeur Fargeas Auréline

Bégo Liam, Lehmann Matthieu, Templier Timothée, Le Breton Paul

Table des matières

Bibliographie	4
Introduction	5
1. Objectif	6
2. Etat de l'art.....	6
3. Présentation de la base de donnée	7
4. Organisation du travail.....	9
5. Méthodologie	10
Langage de programmation et packages.....	10
Préparation des données	10
Analyse en composantes principales	11
Projection et comparaison des images	11
Évaluation de la performance	13
6. Individu moyen	14
7. Visages propres et interprétation.....	15
8. Améliorations et optimisations possibles	16
9. Analyse des individus masqués.....	17
Contexte	17
Problématique liée à la reconnaissance faciale	17
La base de données	18
Résultats et comparaison	18
Conclusion	21

Bibliographie

Source	Date	auteur
Computational and performance aspects of PCA-based face recognition algorithms	2001	H.Moon ; PJ Phillips
Cours AgroParisTech		C.Duby ; S.Robin
https://institut-europa.eu/la-reconnaissance-faciale-une-pluralite-de-methodes-une-pluralite-dusages-en-securite/	2022	Patrick Perrot
An Efficient Masked-Face Recognition Technique to Combat with COVID-19. Convergence of Deep Learning in Cyber-IoT Systems and Security	2022	Biswas, S

Introduction

La reconnaissance faciale est une technologie de reconnaissance de formes utilisée pour identifier une personne en analysant les caractéristiques de son visage. Cette technologie est apparue pour la première fois dans les années 1970, mais elle a été largement développée et utilisée depuis le début des années 2000.

La reconnaissance faciale utilise des algorithmes de traitement d'images pour identifier les caractéristiques uniques du visage d'une personne, telles que la distance entre les yeux, la forme du nez et la courbure des lèvres. Ces caractéristiques sont ensuite comparées à une base de données de visages pour identifier la personne. La reconnaissance faciale est utilisée dans de nombreuses applications, notamment la sécurité, l'identification des personnes, les services bancaires et les réseaux sociaux. Bien qu'elle puisse être une technologie utile dans certains cas, elle suscite également des préoccupations en matière de vie privée et de surveillance.

Dans le cadre de notre projet, nous avons développé un programme informatique capable d'identifier des individus à partir d'une photo en utilisant la méthode de reconnaissance faciale par l'Analyse en Composantes Principales (ACP). Cette méthode consiste à projeter des images de visages dans un espace de dimensions réduites en utilisant des vecteurs propres, afin de comparer la distance euclidienne entre les vecteurs de l'image d'un visage inconnu et ceux de l'ensemble de référence pour identifier la personne.

Pour ce faire, nous avons utilisé le package PIL (Python Imaging Library), qui permet de manipuler facilement des images. Nous avons utilisé un jeu de données contenant plusieurs personnes de tous âges, dans un premier temps sans masque, puis dans un second temps avec un masque. Notre objectif était de reconnaître une personne à partir de son image parmi les différentes photos de notre jeu de données.

Dans cette étude, nous nous intéresserons à la reconnaissance faciale sur une base de données de visages. Nous commencerons par définir l'objectif du sujet, avant de donner l'état de l'art sur la reconnaissance faciale et l'ACP. Par la suite, nous présenterons la base de données que nous avons utilisée et nous exposerons notre organisation de travail au cours du semestre. Dans la partie résultats et analyse, nous étudierons la performance de la reconnaissance faciale grâce à l'ACP. Enfin, nous présenterons les résultats de l'algorithme face à des visages masqués. Nous conclurons en synthétisant les résultats obtenus.

1. Objectif

Objectif : Résoudre un problème de reconnaissance faciale à l'aide d'un outils statistiques : l'analyse en composantes principales (ACP). Celui-ci utilise

abondamment l'algèbre linéaire et permet des liens inattendus entre les quantités abstraites que sont vecteurs et valeurs propres et celles, physiques, du positionnement d'observations dans l'espace.

L'objectif est multiple :

- Recherche bibliographique (sur les avancées de la reconnaissance faciale et les objectifs)
- Visualisation d'une base de données libre
- Extraction et calcul des marques de l'ACP
- Analyse descriptive des marques
- Prédiction de la reconnaissance faciale

Pour aller plus loin : quelle est la robustesse de la méthode sur une population de personnes portant un masque de protection contre la COVID-19.

2. Etat de l'art

La reconnaissance faciale est un domaine de l'informatique qui consiste à vérifier l'identité d'une personne à partir de ses caractéristiques faciales.

Cette technologie née dans les années 1970 connaît une croissance rapide depuis ces dernières années grâce aux nouveaux systèmes de sécurité et d'authentification liés aux appareils mobiles. Cependant, les systèmes de reconnaissance faciale peuvent aussi être utilisés dans la surveillance, la publicité, la recherche, etc.

Aujourd'hui, les systèmes de reconnaissance faciale modernes peuvent reconnaître les visages de manières très précises et rapides, même dans des conditions telles que l'éclairage ou la présence d'artefact cachant une partie du visage.

De plus, les systèmes de reconnaissance faciale actuels sont capables de gérer de grandes quantités de données et d'effectuer des tâches en temps réel, ce qui en fait un outil de choix pour la sécurité.

Cependant, la précision de ces systèmes peut varier en fonction de différentes facteurs tels que l'âge, le sexe ou encore la qualité des images.

La présence d'accessoires tels que les lunettes, les chapeaux, les masques ou autres peut rendre la tâche de reconnaissance faciale plus complexe, c'est pourquoi c'est un élément à prendre en compte.

La reconnaissance faciale peut être effectuée à l'aide de différentes méthodes. L'analyse en composantes principales (ACP) est l'une des méthodes qui peut être utilisée pour la reconnaissance faciale. C'est cette méthode que nous avons utilisés dans le cadre de nos Travaux d'Etude et de Recherche

Cette méthode statistique, utilisée pour l'analyse des données, a été développée pour la première fois par le mathématicien Karl Pearson, en 1901.

L'ACP est une technique de réduction de dimensionnalité qui permet de projeter des données multidimensionnelles dans un espace de dimension réduite.

Elle est notamment utilisée pour trouver des corrélations entre des variables, réduire la dimensionnalité des données, améliorer la visualisation des données ou encore trouver des patterns pertinents cachés dans les données.

L'ACP peut être utilisée dans le domaine de la reconnaissance faciale pour extraire les caractéristiques les plus discriminantes des images (la position des yeux, le nez, la bouche, la forme du visage, etc.) dans le but de réduire le nombre de dimensions nécessaires pour décrire et identifier un visage.

Cette méthode est également utilisée dans d'autres domaines de l'analyse de données, tels que la biologie, la finance, la psychologie, la climatologie, etc.

Concrètement, cette méthode permet de trouver les combinaisons linéaires de variables qui maximisent la variance de données. Les variables que l'on obtient, appelées composantes principales, seront non corrélées, triées par ordre d'importance, permettant de repérer efficacement les données intéressantes.

C'est donc une technique qui permet d'améliorer la précision et la robustesse des systèmes de reconnaissance faciale en réduisant la dimensionnalité des données.

L'ACP est donc pertinente dans le domaine de la reconnaissance faciale car elle permet de traiter de grandes quantités de données en temps réel.

3. Présentation de la base de donnée

Pour réaliser notre code python et nous entraîner à réaliser la reconnaissance faciale via l'analyse en composantes principales, nous avons utilisé une base de données de visages nommée **AT&T Laboratories Cambridge**.

Cette base de données est disponible en libre accès depuis 1997.

Anciennement appelée *base de données ORL des visages*, elle contient un ensemble de 400 images collectées entre avril 1992 et avril 1994.

Elle contient donc les visages de 40 personnes (dont 4 femmes) différentes et chaque personne est représentée par 10 images, avec des angles ou des éclairages différents.

Les fichiers d'origine sont au format PGM, mesurant chacun 92 x 112 pixels, avec 256 niveaux de gris par pixel, ce qui facilite leur visualisation. Toutefois, nous avons décidé de convertir les fichiers au format JPG pour faciliter leur utilisation dans notre code python.

La base de données, aujourd'hui publique et libre d'accès, a d'abord été utilisée dans un projet de reconnaissance faciale mené en collaboration avec *Speech, Vision and Robotics Group* d'une Université de Cambridge.

Elle a en effet souvent été utilisée pour l'entraînement et l'évaluation de modèles de reconnaissance faciale, notamment pour l'analyse en composantes principales et la reconnaissance faciale basée sur les réseaux de neurones.



Nous avons sélectionné cette base de données en raison de la grande variété de poses et d'expressions faciales disponibles pour chaque sujet, ce qui la rend particulièrement pertinente pour la reconnaissance faciale dans des conditions réelles. De plus, nous avons remarqué que les images de cette base de données avaient été prétraitées, ce qui nous a permis d'avancer plus efficacement dans notre travail, étant donné que nous n'avons pas eu à effectuer de traitement préalable pour entraîner notre algorithme. Enfin, nous avons choisi cette base car les images proposées sont de qualité et ont une résolution élevée, ce qui améliore la précision de notre code Python.

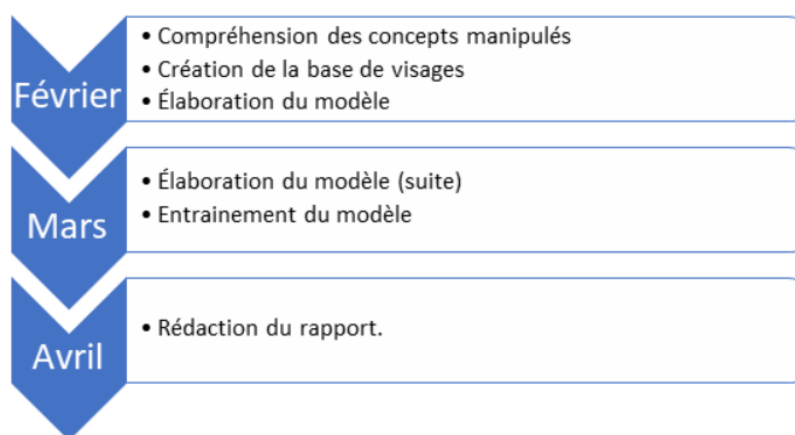
Il faut noter que des mises à jour de la base de données ont été effectuées depuis sa publication en 1997, mais nous avons choisi de travailler avec la version originale afin de limiter la taille de la base de données et de faciliter son utilisation.

4. Organisation du travail

Prévisions

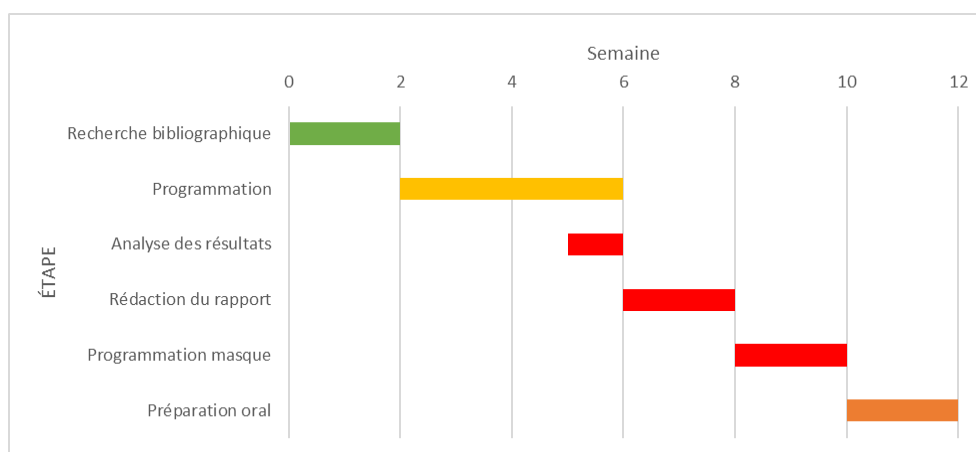
Pour mener à bien notre projet Reconnaissance faciale via l'analyse en composantes principales, nous avons organisé notre travail en plusieurs étapes clés.

Nous avons commencé par planifier notre travail en réalisant un calendrier comprenant les délais spécifiques pour chaque étape du projet. Nous avons ainsi pu nous assurer que nous disposions de suffisamment de temps pour mener à bien chaque étape du projet, tout en restant dans les délais impartis.



Lors de la planification de notre travail, nous avons aussi décidé de réaliser un graphique afin de visualiser les différentes étapes de notre travail de manière claire et organisée.

Nous avons identifié les différentes tâches à accomplir et nous les avons classées par ordre chronologique. Cette méthode nous a permis de visualiser la durée théorique et approximative des étapes et aussi de mieux comprendre les différents aspects de notre travail, afin d'organiser au mieux notre temps et nos ressources.



5. Méthodologie

Langage de programmation et packages

Dans le cadre de ce projet, nous avons choisi d'utiliser Python plutôt que R comme logiciel, car l'écosystème de Python dispose d'une bibliothèque plus riche dédiée au traitement d'images. Dans notre cas, nous avons utilisé le package PIL (Python Imaging Library) pour le chargement et la manipulation des images. Ce package offre des fonctionnalités avancées telles que la conversion de formats d'image, le redimensionnement, le recadrage... Il est extrêmement utile dans le cadre du traitement d'images, car il permet de préparer les données avant leur utilisation dans les modèles de reconnaissance faciale.

De plus, nous avons utilisé plusieurs autres packages tels que NumPy pour calculer les valeurs propres des matrices associées à chaque image d'un individu.

Le package OS quant à lui est un module de Python qui nous a aidé à la création de dossier et à l'importation de notre base de données au sein de notre code.

Nous avons également utilisé le package Matplotlib qui est une bibliothèque de visualisation de données. Ce package nous a été utile pour visualiser les images et donc d'afficher les résultats.

Le package Re nous a été utile pour définir une expression régulière permettant d'extraire des informations spécifiques à partir des noms des fichiers.

Nous avons également utilisé le module de Python Random, afin de sélectionner des échantillons aléatoires de notre base de données d'images afin de les utiliser pour l'entraînement et la validation de notre algorithme.

Enfin, le module Shutil nous a servi à manipuler les fichiers et les dossiers de manières avancées.

Préparation des données

Au cours du processus de traitement des données, les images des visages ont été redimensionnées pour obtenir une taille uniforme de 50x50 pixels. Cette étape cruciale garantit que toutes les images sont du même format et simplifie les traitements ultérieurs. De plus, cela permet d'éviter les erreurs potentielles liées à la comparaison de matrices de tailles inégales lors des calculs. Ainsi, la standardisation des dimensions des images contribue à une meilleure gestion des données et à une analyse plus précise des caractéristiques des visages.

Analyse en composantes principales

L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode de réduction de dimensionnalité utilisée pour simplifier les images de visages en niveaux de gris dans notre exemple. Chaque image est représentée par une matrice de pixels, et notre objectif est de réduire la complexité de ces images tout en conservant les informations clés nécessaires pour la reconnaissance faciale.

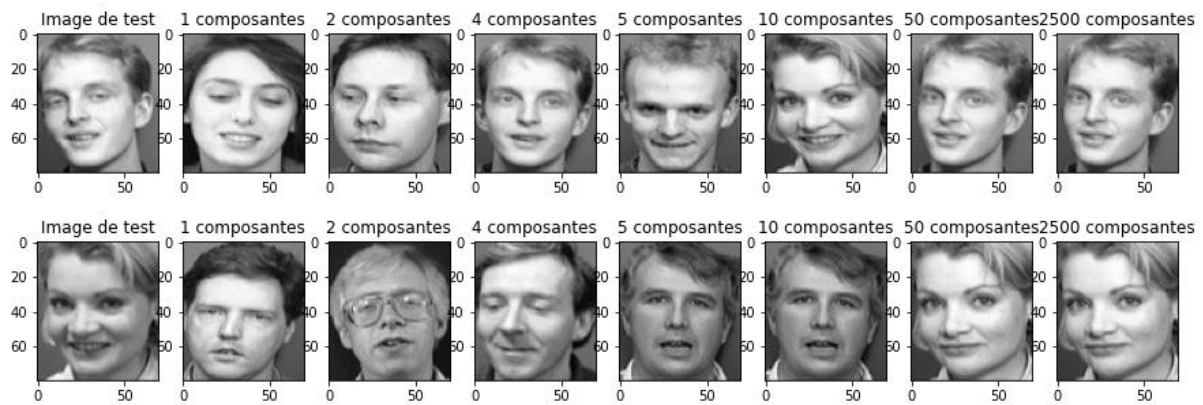
Pour ce faire, nous calculons les vecteurs propres et les valeurs propres de la matrice de covariance des images. Les vecteurs propres représentent les axes les plus importants (appelés composantes principales) sur lesquels les données varient le plus, tandis que les valeurs propres indiquent l'importance de chaque axe. En sélectionnant les composantes principales les plus importantes, nous sommes en mesure de réduire la dimensionnalité des données tout en conservant les caractéristiques essentielles des visages.

Nous projetons ensuite les images d'entraînement et l'image de test sur ces composantes principales sélectionnées pour obtenir une représentation réduite. Cette projection permet de transformer les images en un format simplifié, facilitant ainsi la reconnaissance faciale. Pour identifier le visage sur l'image de test, nous calculons les distances euclidiennes entre l'image de test projetée et les images d'entraînement projetées. La meilleure correspondance est déterminée en fonction de la distance la plus courte, ce qui nous permet d'identifier la personne sur l'image de test.

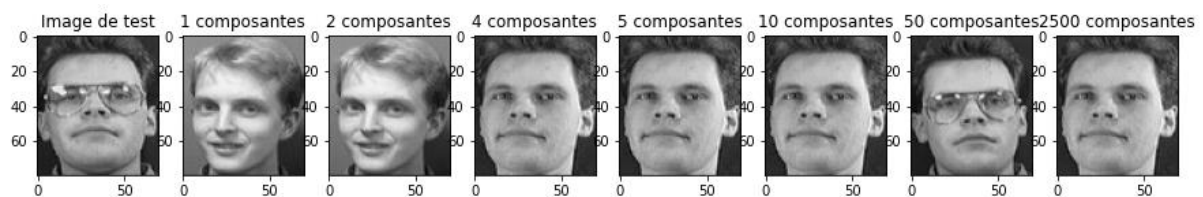
Projection et comparaison des images

Lorsque nous effectuons ces analyses nous avons pour objectif de déterminer les composantes les plus significatives pour expliquer la variation des données. Les composantes qui ont les valeurs propres les plus élevées sont considérées comme les plus importantes, car elles expliquent une plus grande partie de la variation totale dans les données. Dans le contexte de la reconnaissance faciale, cela signifie que nous cherchons à identifier les composantes qui sont les plus informatives pour la reconnaissance des visages, telles que celles qui contiennent des informations sur les traits caractéristiques du visage.

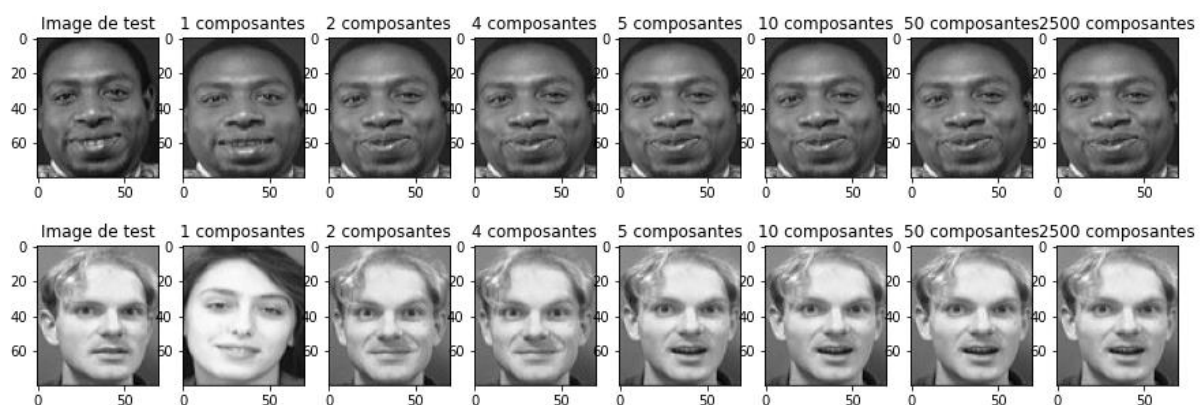
Voici quelques résultats que nous avons obtenus en utilisant 1, 2, 4, 5, 10, 50 et enfin toutes les composantes. L'image de test est une image aléatoire parmi l'échantillon d'image d'une personne.



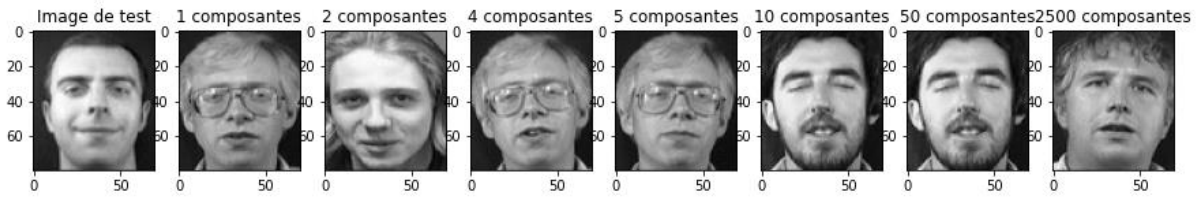
On remarque sur ces deux premiers exemples que l'analyse peine à détecter le bon visage avec peu de composantes. Alors qu'avec 50 composantes ou plus, la personne est bien identifiée.



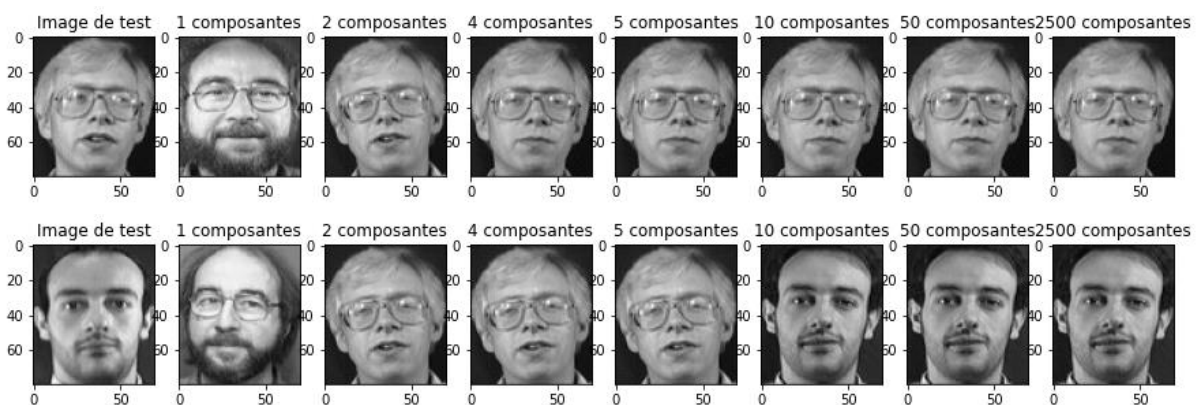
Cet exemple nous montre l'intervention des artefacts dans l'analyse. En effet, l'image test comporte des lunettes. L'analyse identifie relativement rapidement la bonne personne et lorsqu'elle a 50 composantes détecte que la personne a des lunettes. Cependant avec toutes les composantes les lunettes ne deviennent plus pertinentes. On peut ajouter que le but de la reconnaissance faciale est de repérer la bonne personne peu importe les artefacts.



Ces deux exemples nous montrent que l'ACP marche très bien sur ces visages car avec 2 composantes uniquement la personne a été bien identifiée. Cela peut-être dû à la singularité de leurs visages par rapport au reste de la base de données.



Ici on remarque que l'analyse ne marche tout simplement pas à identifier la personne peu importe le nombre de composantes mise en place. Cela peut-être dû à l'angle de la photo qui est différent des autres de cette personne.



Ces deux exemples mettent en lumière la proximité de certains visages. En effet, on observe qu'avec peu de composantes le deuxième visage est assimilé à un autre qui semble-t-il est différent, il a des lunettes et pas de barbe. Les première composantes ne permettent donc pas de détecter les artefacts du visage mais plutôt le fond de la photo et la forme du visage.

Évaluation de la performance

Dans ce projet, nous avons exploré l'utilisation des méthodes de décomposition en composantes principales (ACP) pour la reconnaissance faciale. Notre objectif principal était d'analyser les performances de cette méthode en utilisant un nombre différent de composantes principales pour la projection des images. Nous avons évalué l'efficacité de l'ACP en notant chaque résultat obtenu pour chaque nombre de composantes principales utilisées, en vérifiant si le visage identifié correspondait au visage attendu. Cette évaluation nous a permis d'obtenir un indicateur de performance pour chaque nombre de composantes, fournissant ainsi des informations précieuses sur l'efficacité de la méthode en fonction du nombre de caractéristiques conservées. En examinant les résultats, nous avons pu déterminer quelle quantité d'informations était nécessaire pour obtenir une performance optimale en matière de reconnaissance faciale.

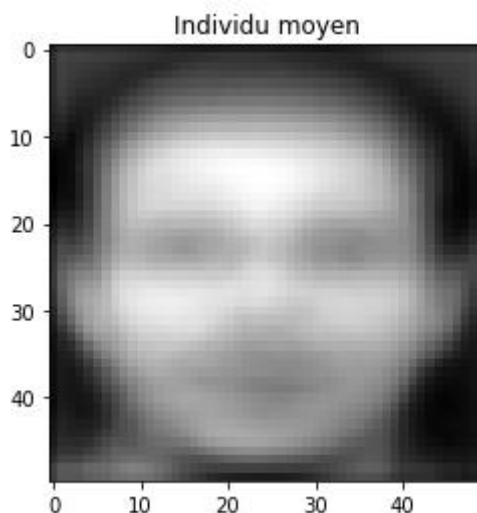
Afin d'interpréter correctement les résultats de performance obtenus, nous avons évalué l'efficacité du modèle en fonction du nombre de composantes principales utilisées. Voici les résultats pour différents nombres de composantes :

- 1 composante : 10% de précision
- 2 composantes : 50% de précision
- 4 composantes : 82,5% de précision
- 5 composantes : 92,5% de précision
- 10 composantes : 92,5% de précision
- 50 composantes : 100% de précision
- 2500 composantes : 100% de précision

Ces résultats montrent que l'augmentation du nombre de composantes principales conduit généralement à une amélioration de la performance du modèle. Cependant, il est intéressant de noter que la précision reste la même entre 5 et 10 composantes, ce qui indique que l'utilisation de plus de 5 composantes n'améliore pas significativement les résultats. Cependant il est intéressant de noter que les 7,5% d'erreurs ne sont pas forcément sur les mêmes visages donc le fait de prendre plus de composantes peut engendrer des erreurs que l'on peut appeler "bruits".

De plus, la précision atteint 100% avec 50 composantes, suggérant que le modèle peut identifier correctement tous les visages avec cette quantité d'information. Finalement, l'utilisation de 2500 composantes, qui correspond à toutes les informations disponibles, n'améliore pas davantage les performances, puisque la précision reste à 100%.

6. Individu moyen



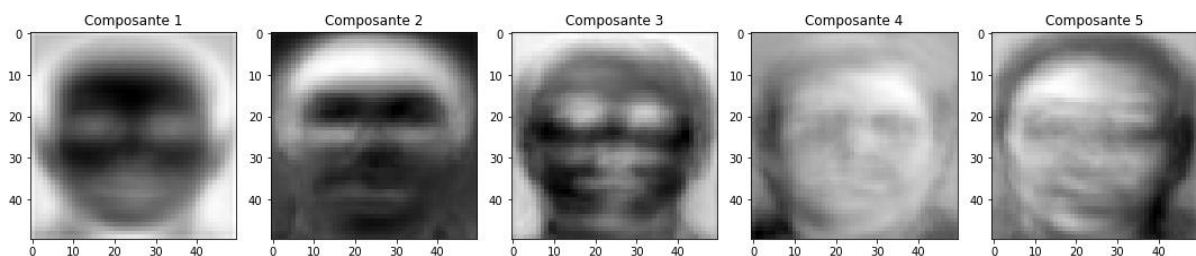
La représentation de l'individu moyen de notre base de données met en évidence les caractéristiques communes à l'ensemble des images de visages. Il est intéressant de constater que les zones des yeux et de la bouche sont particulièrement marquées. Cela signifie que ces régions présentent une plus grande cohérence entre les différentes images et sont essentielles pour décrire un visage typique dans la base de données.

En revanche, les cheveux et le fond de la photo ont peu d'importance dans l'individu moyen. Les cheveux peuvent varier considérablement d'une personne à l'autre en termes de couleur, de longueur et de style, ce qui rend difficile la détermination d'une caractéristique moyenne représentative. De plus, les cheveux sont souvent moins contrastés par rapport aux zones des yeux et de la bouche, et leur apparence peut être influencée par divers facteurs tels que l'éclairage ou la perspective.

Le fond de la photo, quant à lui, est généralement incohérent entre les différentes images et n'apporte aucune information pertinente sur les visages. Il est donc logique que l'individu moyen n'accorde que peu d'importance à cette zone.

En somme, la représentation de l'individu moyen met en lumière les caractéristiques faciales communes, telles que les yeux et la bouche, qui sont cruciales pour décrire un visage typique dans la base de données. En revanche, les cheveux et le fond de la photo, qui sont moins cohérents et moins informatifs, ont moins d'importance dans cette représentation. Cette analyse met en évidence l'importance des régions clés du visage pour la reconnaissance faciale et permet d'améliorer notre compréhension des caractéristiques distinctives des visages dans notre base de données.

7. Visages propres et interprétation



La figure ci-dessus représente sous forme d'image les vecteurs propres associés aux valeurs propres les plus élevées, avec à gauche la plus grande.

Les visages propres captent les caractéristiques principales et les variations de l'ensemble des images de visages. Chaque visage propre représente un motif qui se retrouve fréquemment dans les images du jeu de données. Plus la valeur propre associée à un visage propre est élevée, plus cette caractéristique est importante pour représenter la variabilité des images de visages.

On remarque ici donc que les cheveux n'interviennent pas dans les deux premiers visages mais sont plus présents dans les deux dernières. On retrouve donc les suppositions que l'on avait faites lors de l'analyse du visage moyen.

8. Améliorations et optimisations possibles

Dans notre base de données, tous les visages sont soigneusement alignés, ce qui garantit que les yeux se trouvent à peu près aux mêmes positions sur chaque image. Lors de la construction d'une base de données de visages, l'alignement des visages et une luminosité adéquate sont des aspects cruciaux à prendre en compte pour assurer une distinction précise des zones importantes du visage.

Dans le contexte de la reconnaissance faciale à des fins de sécurité, un système fiable et robuste est essentiel. Ainsi, il est important de choisir un nombre de composantes principales appropriées pour garantir l'identification correcte des individus. Un nombre élevé de composantes peut aider à assurer que l'on identifie effectivement la bonne personne. Cependant, il est également crucial de ne pas choisir un nombre trop élevé de composantes pour éviter de rejeter à tort l'hypothèse concernant la personne la plus proche. Trouver un équilibre optimal entre ces deux considérations est crucial pour assurer l'efficacité et la fiabilité du système de reconnaissance faciale.

9. Analyse des individus masqués

Dans cette partie, nous allons étudier l'impact du port du masque sur les individus dans le contexte de la reconnaissance faciale à l'aide de la méthode de l'ACP et évaluer comment cette technique performe face à cette nouvelle problématique.

Contexte

La pandémie de Covid-19 a contraint un grand nombre de pays à imposer le port du masque obligatoire pour réduire la propagation du virus. Cette mesure a eu un impact significatif sur les systèmes de reconnaissance faciale, car les masques couvrent une partie importante du visage, notamment le nez et la bouche, qui sont des éléments clés pour l'identification d'une personne. Les masques ont rendu la tâche de reconnaissance plus difficile en masquant ces informations essentielles, ce qui peut entraîner une dégradation des performances de l'algorithme.

Les algorithmes traditionnels de reconnaissance faciale ont dû être adaptés pour tenir compte de cette nouvelle réalité, où les individus portent souvent des masques lorsqu'ils se trouvent dans des espaces publics. Dans cette section, nous allons explorer comment la méthode d'ACP est affectée par la présence de masques sur les visages et quelles adaptations pourraient être nécessaires pour améliorer les performances de cette technique dans un tel contexte.

Problématique liée à la reconnaissance faciale

Le port du masque a eu des répercussions notables sur la reconnaissance faciale, une technologie de plus en plus répandue dans de nombreux domaines de notre vie quotidienne. L'ajout d'un masque sur le visage d'un individu peut rendre difficile, voire impossible, l'identification par les systèmes de reconnaissance faciale existants. Les entreprises et les développeurs ont dû faire face à ce défi et adapter leurs technologies en conséquence.

L'un des exemples les plus frappants est celui d'Apple et de son système de déverrouillage FaceID sur les iPhones. Cette technologie repose entièrement sur la reconnaissance faciale pour permettre aux utilisateurs de déverrouiller leurs appareils de manière rapide et sécurisée. Cependant, avec l'apparition de la pandémie de Covid-19 et l'obligation de porter des masques, de nombreux utilisateurs ont rencontré des problèmes pour déverrouiller leurs téléphones en utilisant FaceID. Le système n'était pas conçu pour fonctionner avec des visages partiellement masqués, ce qui a entraîné des difficultés pour les utilisateurs et une baisse de la satisfaction client.

Face à cette situation, Apple et d'autres entreprises ont travaillé dur pour améliorer leurs algorithmes de reconnaissance faciale et les adapter à la nouvelle réalité des visages masqués. Ces efforts ont permis de mettre au point des solutions innovantes, telles que l'ajustement de l'accent mis sur les parties visibles du visage, comme les yeux, ou l'intégration de nouvelles techniques de traitement d'image pour mieux distinguer les caractéristiques faciales malgré le masque. Bien que ces avancées aient permis d'améliorer la situation, la reconnaissance faciale avec des visages

masqués reste un défi de taille pour les développeurs et les chercheurs en intelligence artificielle.

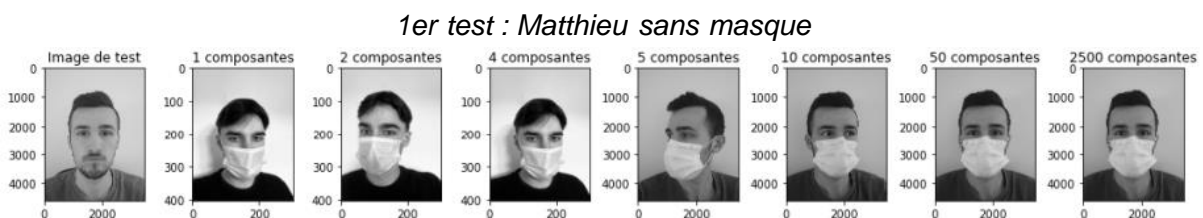
Dans ce contexte, il est essentiel d'étudier l'impact du port du masque sur les performances de la méthode PCA en matière de reconnaissance faciale et d'explorer les adaptations possibles pour améliorer les performances de cette technique dans un monde où le port du masque est devenu courant.

La base de données

Pour répondre à la problématique posée par les visages masqués, nous avons dû créer notre propre base de données, en l'absence de ressources facilement accessibles contenant des images de personnes portant des masques. Nous avons donc élaboré une base de données personnalisée composée de 4 visages, chacun correspondant à l'un d'entre nous.

Dans cette base de données, chaque visage est représenté entre 3 et 7 fois, ce qui porte le nombre total d'images à 20 photos. Afin de simplifier l'importation et le traitement des images, nous avons choisi de les capturer en noir et blanc. Cette décision nous permet non seulement de réduire la taille des fichiers et de faciliter la manipulation des données, mais aussi de nous concentrer sur les caractéristiques structurelles du visage plutôt que sur les informations de couleur, qui peuvent être moins pertinentes pour la reconnaissance faciale avec des visages masqués.

Résultats et comparaison

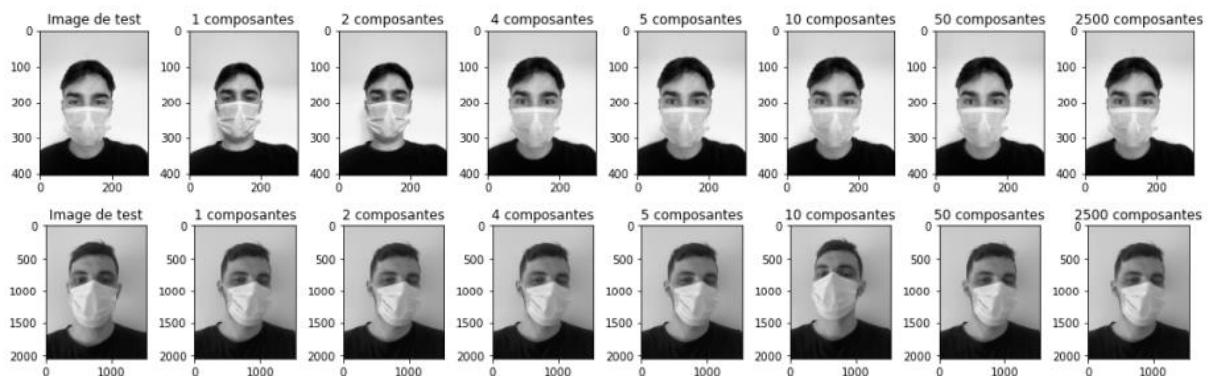


Lors du premier test, l'image de base représentait Matthieu sans masque. La reconnaissance faciale a rencontré des difficultés pour identifier correctement Matthieu. Les 4 premières composantes principales ont suggéré Paul avec un masque comme correspondance, ce qui pourrait être dû à la similitude entre les deux profils et les informations capturées par ces composantes.

Cependant, à partir de la cinquième composante principale, le programme a réussi à identifier Matthieu. En augmentant le nombre de composantes, l'identification s'est progressivement affinée pour finalement trouver le profil correspondant exactement à celui présent sur la photo initiale.

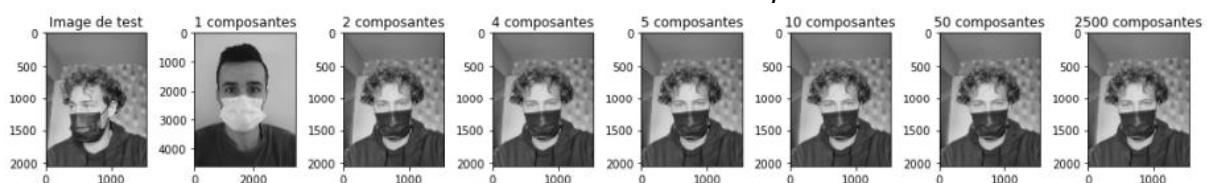
Ces résultats montrent l'importance de choisir un nombre adéquat de composantes principales pour améliorer la performance de la reconnaissance faciale. Dans ce cas, un nombre plus élevé de composantes a permis d'identifier correctement Matthieu malgré les difficultés initiales rencontrées. Cette analyse souligne également les défis posés par les visages masqués et la nécessité d'adapter les méthodes de reconnaissance faciale pour répondre à ces nouvelles contraintes.

2ème et 3ème test



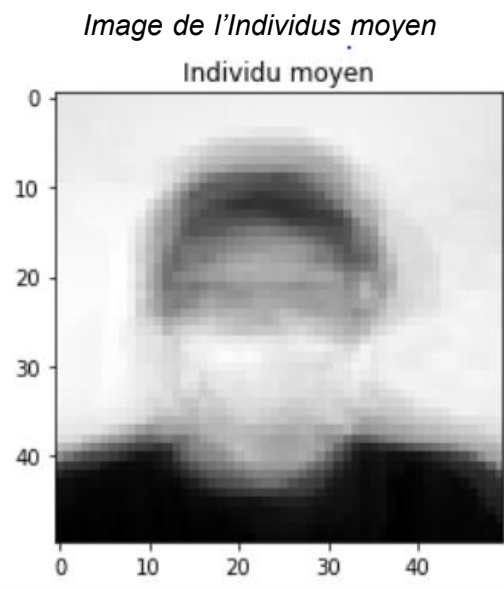
Les tests 2 et 3 ont montré des résultats plus prometteurs pour la reconnaissance faciale de personnes masquées. Dans ces cas, la méthode a fonctionné correctement dès la première composante principale pour identifier Liam et Paul avec leurs masques respectifs. Les résultats étaient immédiatement précis, ce qui indique que la méthode de reconnaissance faciale basée sur les composantes principales est capable de gérer efficacement certaines situations impliquant des visages masqués. Cependant, il est important de noter que les performances peuvent varier en fonction des individus et des conditions de l'image. Comme démontré dans le premier test, des difficultés peuvent survenir dans certains cas, et il peut être nécessaire d'ajuster le nombre de composantes principales pour obtenir des résultats plus précis. Néanmoins, les tests 2 et 3 démontrent le potentiel de cette méthode pour la reconnaissance de personnes portant des masques, à condition de choisir judicieusement le nombre de composantes principales utilisées.

Test 4 : Timothée avec masque



Le test 4, portant sur la reconnaissance de Timothée portant un masque, a donné des résultats plus surprenants. Bien que Timothée ne soit présent que trois fois dans la base de données, avec un profil physique et un décor distincts, ainsi qu'un masque noir unique, le programme a suggéré Matthieu lorsqu'il utilise seulement une composante principale. Cependant, le programme a réussi à identifier correctement Timothée avec les autres composantes principales.

Il est possible que la première composante principale se concentre davantage sur la partie inférieure de l'image, en tenant compte uniquement du t-shirt noir porté par les deux individus, ce qui pourrait expliquer l'identification erronée de Matthieu. Cette situation souligne l'importance de choisir le nombre de composantes principales approprié pour améliorer la précision de la reconnaissance faciale et d'avoir un nombre d'image d'entraînement suffisant pour chaque personne, et met en évidence les limitations potentielles de cette méthode lorsqu'elle est appliquée à des individus portant des masques ou présentant des caractéristiques similaires dans certaines parties de l'image.



En calculant à nouveau pour les images de notre base de données incluant les visages masqués, nous obtenons un nouvel individu moyen. Ce profil moyen reflète les caractéristiques communes de l'ensemble des visages, y compris les masques. Bien que l'image résultante soit plus floue en raison de la diversité des visages et des masques, elle offre toujours une représentation globale des traits faciaux moyens de notre échantillon.

Cela démontre que la méthode de l'individu moyen peut être appliquée même lorsque les images de la base de données présentent des variations telles que des masques. Toutefois, il est important de noter que cette représentation moyenne pourrait ne pas être aussi précise ou informative que celle obtenue à partir d'une base de données de visages sans masque, en raison de l'impact des masques sur la reconnaissance faciale et les composantes principales extraites.

Conclusion

En conclusion, nous pouvons dire que l'analyse en composantes principales est une méthode efficace pour la reconnaissance faciale car elle permet de réduire la dimensionnalité des images tout en conservant les caractéristiques essentielles des

visages. La projection des images sur les composantes principales permet de transformer les images en un format simplifié, facilitant ainsi la reconnaissance faciale.

Les résultats obtenus ont montré que la performance de la reconnaissance faciale dépend du nombre de composantes principales utilisées. Il est donc important de sélectionner un nombre optimal de composantes pour obtenir une performance optimale.

Enfin, on peut dire que l'ACP présente certaines limitations, notamment en termes de performances de reconnaissance sur des images de qualité médiocre ou encore quand la luminosité n'est pas optimale. Pour aller plus loin, on pourrait explorer d'autres méthodes de reconnaissance faciale qui pourraient potentiellement surmonter ces limitations et améliorer la précision de la reconnaissance faciale dans des conditions plus difficiles.