



UNIVERSITE D'ABOMEY CALAVI (UAC)

ECOLE DOCTORALE DES SCIENCES DE L'INGENIEUR

MASTER DE RECHERCHE en Télécommunications Réseaux
Informatiques

Rapport de Stage

Thème :

**Reconnaissance de visages de personnes de peau noire dans
les images numériques par la méthode des Eigenfaces**

Présenté Par :

Agnitè Maxim Wilfrid Straïker EDOH

Sous la direction de :

Prof. Marc Kokou Assogba

Maître de conférences des Universités du CAMES

Enseignant-Chercheur à l'EPAC

DEDICACES

Je dédie ce travail à :

- A Dieu tout-puissant,
- A mon père Basile EDOH pour son soutien sans cesse renouvelé,
- A ma mère GADEGBEKOU Anne-Marie épouse EDOH pour toute l'éducation,
- A mes frères et sœurs pour la complicité et le soutien.

Maxim EDOH.

REMERCIEMENTS

Je voudrais exprimer ma reconnaissance à toutes les personnes ayant contribué à la réussite de mes travaux de recherche.

Je pense particulièrement :

-au Prof. Marc Kokou Assogba pour avoir accepté de diriger mes travaux pour ce Master.

-au Dr Géraud AZEHOUN-PAZOU pour ses divers conseils.

-à l'ensemble du corps enseignant du Master TRI

-à toute ma famille pour son soutien indéfectible

-à tous mes collègues de la promotion de Master : BASSABI Adéfèmi, ZOHOUNGBE Jean Luc, YAKANON Jean, AHOUANDJINOUE Héribert, YAGBO Aristide, ZOUNON Eric et DOTONOU Cosme.

Résumé

La reconnaissance de visages a toujours été une tâche difficile en ce qui concerne les personnes de peau noire. D'autres facteurs qui contribuent à cette difficulté sont les paramètres comme la variation de posture, l'éclairage, le style de coiffure, le port de lunettes, de barbes, de moustaches, la vieillesse... Il est très important de s'en intéresser vu les nombreux champs d'applications (vérification de personnes, télésurveillance...). Dans ce travail, nous avons fait l'état de l'art de la plupart des méthodes de reconnaissance de visages. Une étape du processus de reconnaissance de visages étant la détection d'images, nous avons présenté les méthodes de détection de visages puis finalement les techniques de reconnaissance de visages dans une image. Nous avons appliqué à la base ORL (Olivetti Research Laboratory) et une liste d'images (ne contenant que les images de visages d'individus de peau noire), l'algorithme des Eigenfaces (visages propres). Un taux de reconnaissance de 75% est obtenu sur notre liste d'images.

Mots clés : reconnaissance de visages, détections de visages, Eigenfaces

Abstract

Face recognition has always been a difficult task on black skin people. Factors that contribute to this difficulty are parameters such as variation of posture, lighting, style of hairdressing, wearing of glasses, beards, mustaches, old age ... It is very important to be interested given the many fields of application (verification of people, remote surveillance ...). In this work, we have made the state of the art of most face recognition methods. One step of face recognition process being image detection, we presented face detection methods and finally face recognition techniques in an image. Then we applied to the ORL (Olivetti Research Laboratory) database and a list of images (containing only face images of black skinned individuals), the Eigenfaces algorithm. A recognition rate of 75% is obtained on our list of images.

Keywords: face recognition, face detection, Eigenfaces.

Liste des abréviations

AAM : Active Appearance Model

ACP : Analyse en Composantes Principales

ADL : Analyse Discriminante Linéaire

BIC : Bayesian Intra-personal Classifier

CIE : espace de couleur défini par la Commission internationale de l'éclairage (**CIE**)

DCT : Discrete Cosine Transform

EBGM : Elastic Bunch Graph Matching

FRGC : Face Recognition Grand Challenge

HMM : Hidden Markov Model

HSV : Hue Saturation Value (espace colorimétrique)

LBP : Local Binary Pattern

LFA : Local Feature Analysis

LG-PCA : Log-Principal Component Analysis

MLP : MultiLayer Perceptron

NN : Neural Network

ORL : Olivetti Research Laboratory

RGB : Red Green Blue

SVM : Support Vector Machines

TV : Télévision

YCrCb : Espace Colorimétrique en Vidéo

YES : espace colorimétrique efficace pour la reconnaissance faciale

YIQ : Espace colorimétrique en télévision analogique NTSC

Liste des tableaux

Tableau 1: Traits utilisés pour identifier un visage par la méthode géométrique.26

Liste des figures

Figure 1 : Le modèle type exploité par la méthode de Yang et Huang [15].....	20
Figure 2 : Localisation de visage : a) image originale ; b) segmentation de couleur ; c) groupement des composants connexes ; d) détermination des régions elliptiques [28].	24
Figure 3 : Généralisation des modèles de visages [28].....	25
Figure 4: Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale [40]	29
Figure 5: Exemple de variation d'éclairage	30
Figure 6: Exemple de variation de pose.....	30
Figure 7: Exemple de variation d'expression.....	31
Figure 8: Base AT&T (anciennement ORL).....	34
Figure 9: Liste de visages obtenus personnellement	34
Figure 10: Visage moyen	36
Figure 11: Quelques faces propres	37
Figure 12: Organigramme de l'algorithme de la méthode Eigenfaces	40
Figure 13: Visage reconnu par l'application des Eigenfaces sur la liste d'images	42
Figure 14: Visage reconnu par l'application des Eigenfaces sur la base AT&T	43
Figure 15: Visage avec barbe reconnu par l'application	44
Figure 16: Visage avec lunettes et chapeau reconnu par l'application	44
Figure 17: Visage un peu plus âgé avec barbe non reconnu par l'application	45
Figure 18: Courbe ROC de la technique PCA sur la liste de visages de peau noire.....	47

Table des matières

Introduction	11
Contexte	12
Objectifs	12
Proposition de solution au problème posé	12
I. Etat de l'art.....	15
II. La détection de visages.....	19
II.1- Méthodes de détection	19
II.1.1 Approches basées sur les connaissances	19
II.1.2 Approches basées sur les caractéristiques invariables.....	21
II.1.2.1 Couleur de la peau.....	21
II.1.2.2 Les caractéristiques faciales	23
II.1.2.3 Multi-caractéristiques.....	23
II.1.3 Approches basées sur la mise en correspondance	24
II.1.3.1 L'algorithme de correspondance	25
II.1.4 Approche basée sur l'apparence globale.....	25
II.2.1 Méthodes géométriques.....	26
II.2.2 Méthodes globales.....	27
II.2.2.1 Approche ACP.....	27
II.2.2.2 Approche Corrélation.....	27
II.2.2.3 Approche DCT.....	27
II.2.2.4 Approche neuronal	28
II.2.2.5 Analyse Discriminante Linéaire (ADL).....	28
II.2.3 Méthodes hybrides.....	29
II.2.4 Principales difficultés de la reconnaissance de visages.....	30
II.2.4.1 Changement d'illumination	30
II.2.4.2 Variation de pose.....	30
II.2.4.3 Expressions faciales	30
II.2.4.4 Présence ou absence des composants structurels.....	31
II.2.4.5 Occultations partielles	31
III. Matériels et méthode	32

III.1 Environnement de travail	33
III.2 Les bases de données standards	34
III.3 Application par la méthode de EigenFaces	35
III.3.1 Reconnaissance de visage par L'EigenFaces (EF)	35
IV. Résultats et discussion	42
➤ Performance du système d'identification.....	46
Conclusion et perspectives	48
BIBLIOGRAPHIE	49

Introduction

Identifier une personne à partir de son visage est une tâche aisée pour les humains. En effet, un être humain moyen atteint un taux de reconnaissance de 99%.

Bien que cela semble être une tâche triviale pour l'être humain, c'est une tâche très difficile pour les ordinateurs. Ceci définit la problématique de la reconnaissance automatique de visages, qui a engendré un grand nombre de travaux de recherche au cours des dernières années.

S'investir dans le domaine de la reconnaissance de visages est sans doute motivé par la multiplicité et la variété des champs d'application (haute sécurité, télésurveillance et contrôle d'accès...).

Dans le contexte particulier des personnes de peau noire, l'identification des visages (face tracking) n'est pas toujours effective. Dans les années 1970, le réalisateur Jean Luc Godard s'était plaint que les pellicules développées par Kodak étaient « racistes », car incapables de rendre la couleur exacte de la peau des personnes de peau noire[1]. L'entreprise a fini par modifier ses produits, qui avaient été développés en référence à l'image d'une femme de peau blanche.

Aujourd'hui encore, certaines caméras numériques ont des difficultés à reconnaître les contrastes sur une photo, quand il s'agit par exemple de prendre en photo une personne de peau noire et une personne de peau blanche. En 2009, HP avait été forcé de présenter ses excuses après avoir développé une webcam capable de suivre les mouvements du visage, mais qui ne détectait pas les personnes de peau noire [1].

Au regard de ces biais des algorithmes de reconnaissance faciale, il apparaît nécessaire d'étudier un algorithme capable de prendre en compte les personnes de peau noire.

Le présent travail se veut être une étude exploratoire en vue d'étudier la précision de la reconnaissance des visages dans le contexte des personnes de peau noire et de l'améliorer si possible. En effet, plusieurs facteurs clés influencent l'efficacité de cette reconnaissance. Il s'agira donc au cours de ce travail de contribuer à une meilleure efficacité de la reconnaissance de visage lorsqu'il s'agit des personnes de peau noire. L'atteinte de cet objectif passe par :

- la revue des méthodes utilisées,
- l'identification des facteurs d'inefficacité,
- la proposition d'algorithmes de reconnaissance.

Pour se faire, après l'introduction, nous présentons l'état de l'art dans le chapitre 1. Ensuite dans le chapitre 2, les généralités sur les méthodes de détection et de reconnaissance de visages utilisées jusque-là sont présentées. Dans le chapitre 3, nous avons les matériels et méthodes. Dans le chapitre 4, nous présentons les résultats et discussions. Les perspectives et conclusion terminent le document.

Contexte

Dans tous les domaines de sécurité et de contrôle d'accès, on utilise des mots de passe ou des clés qui se composent de chiffres ou de lettres. Mais, dans ces derniers temps avec l'avancement de la technologie, ces mots de passe sont devenus falsifiables et franchissables. C'est pour ça, que les chercheurs de différents domaines ont orienté leurs travaux sur des clés et mots de passe impossibles à falsifier, sûrs et surtout efficaces. La biométrie est devenue à la mode dans les domaines qui requiert un niveau élevé de sécurité et de contrôle.

Et parmi toutes les technologies biométriques qui existent, la reconnaissance des visages est l'une des technologies les plus utilisées et les plus adaptées. Elle reste la plus acceptable puisqu'elle correspond à ce que les humains utilisent dans l'interaction visuelle; et par rapport aux autres méthodes, la reconnaissance du visage s'avère plus avantageuse. C'est une méthode non intrusive, c'est-à-dire elle n'exige pas la coopération du sujet (en observant les individus à distance). Les capteurs utilisés sont peu coûteux (une simple caméra) contrairement à l'empreinte digitale et l'iris où le sujet devra être très proche du capteur et devra coopérer pour l'acquisition de l'image sans oublier le coût de l'équipement nécessaire pour l'acquisition (équipement spécial et coûteux). Malgré que certains disent que la reconnaissance de visages est une biométrie relativement peu sûre, sur le fait que le signal acquis est sujet à des variations beaucoup plus élevées que d'autres caractéristiques, comme la variation de l'éclairage, le changement de la position du visage, la présence ou l'absence de lunettes et autres; cependant, au cours de ces dernières années plusieurs techniques de traitements d'images sont apparues, telle que la détection du visage, la normalisation de l'éclairage, etc... Sans oublier le développement considérable des technologies des caméras numériques, ce qui néglige l'effet de ces problèmes.

Maintenant la reconnaissance de visages de personnes de peau noire quant à elle n'est pas beaucoup abordée selon nos connaissances, objet donc de notre étude.

Objectifs

L'objectif principal de notre travail est d'étudier les méthodes de reconnaissance de visage et d'en proposer pour la reconnaissance de personnes de peau noire de façon particulière.

Proposition de solution au problème posé

Les méthodes de reconnaissance faciale peuvent être séparées en deux grandes familles, les méthodes globales (ou holistiques) et les méthodes locales, basées sur des modèles. Le gros avantage des méthodes locales de reconnaissance de visages est qu'elles peuvent modéliser facilement les variations de pose, d'illumination ou encore d'expressions que peut subir un visage. Cependant, elles nécessitent souvent le placement manuel de nombreux points d'intérêts pour une bonne précision, et sont donc lourdes à mettre en œuvre.

La technique la plus connue est sans aucun doute l'analyse en composantes principales (PCA), également appelée transformée de Karhunen-Loeve. Le PCA fut d'abord utilisé afin de représenter efficacement des images de visages humains. En 1991, cette technique a été reprise dans le cadre plus spécifique de la reconnaissance faciale sous le nom de méthode des Eigen faces. C'est donc cette méthode que nous avons choisie et implémentée.

Les raisons de la sélection de la méthode Eigenfaces pour la reconnaissance faciale sont:

- Son indépendance de la géométrie faciale,
- La simplicité de la réalisation,
- La possibilité de réalisation en temps réel même sans matériel spécial,
- La facilité et la rapidité de reconnaissance par rapport aux autres méthodes,
- Le taux de réussite plus élevé en comparaison avec d'autres méthodes.

Chapitre 1 :

Etat de l'art

I. Etat de l'art

Le premier système semi-automatisé de la reconnaissance faciale a été développé dans les années 1960, il nécessitait à l'administrateur de localiser les yeux, les oreilles, le nez et la bouche sur la photo et de saisir les distances calculées et les ratios à un point de référence commun, qui avaient ensuite été comparés aux données de référence.

Dans les années 1970, Goldstein, Harmon et Lesk [2] ont utilisé 21 marqueurs spécifiques tels que la couleur des cheveux et l'épaisseur de la lèvre pour automatiser la reconnaissance. Le problème avec ces deux premières solutions, c'est que les mesures et les emplacements ont été calculés manuellement.

En 1988, Kirby et Sirovich [3] ont appliqué l'analyse en composantes principales (ACP), une technique standard de l'algèbre linéaire. Cela a été considéré en quelque sorte comme une étape importante car elle a montré qu'au moins une centaine de valeurs ont été nécessaires pour coder convenablement et avec précision une image alignée et normalisée.

En 1991, Turk et Pentland [4] ont découvert que lorsque vous utilisez la technique Eigenfaces (ACP), l'erreur résiduelle peut être utilisée pour détecter un visage dans une image, une découverte qui a permis la reconnaissance faciale automatique en temps réel. Bien que l'approche fût quelque peu limitée par des facteurs environnementaux, elle a néanmoins créé un intérêt significatif pour promouvoir le développement des technologies de la reconnaissance faciale automatique. Cette technologie a été mise en essai en janvier 2001 lors de la finale du championnat de football américain SUPER BOWL en capturant des images de surveillance puis comparées à une base de données numérique [5].

Aujourd'hui la reconnaissance faciale est utilisée dans plusieurs domaines. La sécurité reste le domaine d'application principal. Dans ce domaine, la reconnaissance des visages est nécessaire à l'identification et à l'authentification. Un bon exemple de cet usage est l'aéroport de Francfort (Allemagne) où on utilise la reconnaissance pour automatiser le contrôle des passagers [43].

L'analyse des vidéos capturées par les systèmes de caméras externes gérés par les grandes villes est un autre exemple, un suspect peut être identifié [44].

Les agences de publicité sont en train de développer des panneaux d'affichage intelligents, qui grâce à la reconnaissance du visage des personnes qui passent adaptent le contenu affiché [45].

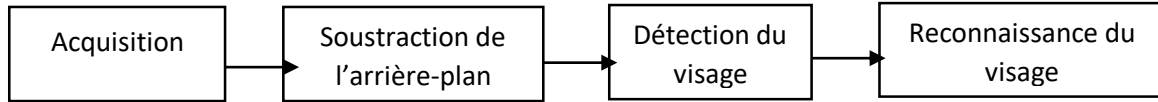
Google et Facebook ont implémenté des algorithmes pour identifier les personnes dans leurs bases de données de photos. En octobre 2013, Facebook a abandonné la reconnaissance faciale en Europe suite aux critiques visant cette technologie. Il est interdit de détecter les visages des gens sur les photos, cela met en péril leur vie privée. Aux Etats-Unis, cette technologie continue à se développer, elle est même utilisée par les agences gouvernementales (FBI) ou par des entreprises privées [6].

Au Brésil, la police a utilisé en 2014, lors de la coupe du monde, des lunettes équipées d'une caméra capable de filmer 400 images par seconde et les comparer avec une base de données numérique de 13 millions de photos [7].

La nouveauté dans la reconnaissance faciale arrive grâce au développement des nouvelles caméras de type 3D. Ces caméras obtiennent de meilleurs résultats que les

caméras classiques, parce qu'elles acquièrent une image tridimensionnelle de chaque visage.

Un système d'identification consiste à soustraire l'arrière-plan de l'image et suit les étapes ci-après [8]:



Le système conçu peut être fixe, c'est-à-dire qu'il peut être installé à un endroit sans aucun déplacement ultérieur. Cette condition est favorable à certains algorithmes, dont entre autres la soustraction de l'arrière-plan par modélisation statistique.

Par la suite, un module de détection du mouvement traite les images brutes fournies au système. Ce module, utilisant une technique simple mais efficace de soustraction de l'arrière-plan, génère des images ne contenant que les pixels représentant des changements d'activités. Ce premier filtrage des données vise donc à éviter une recherche exhaustive sur des régions sans intérêt.

Ces pixels sont ensuite regroupés pour former des ensembles qui sont analysés par le module de détection du visage. Ce dernier utilise une technique hybride ayant pour but de déterminer les coordonnées des yeux avec le plus d'exactitude possible. Ces informations sont nécessaires à la normalisation de l'image représentant le visage, afin de la rendre compatible à celles utilisées lors de l'apprentissage.

Finalement, cette image normalisée est présentée au module de reconnaissance du visage afin d'identifier la personne. Pour davantage de robustesse, ce module d'identification est basé sur une architecture multi-classifieurs utilisant des méthodes de reconnaissance variées.

Dans [9], la méthode de Viola et Jones a été utilisée pour la détection de visages car considérée comme étant l'une des plus importantes méthodes de détection d'objet. La méthode de Viola et Jones est notamment connue pour avoir introduit plusieurs notions reprises ensuite par de nombreux chercheurs en vision par ordinateur, à l'exemple de la notion d'image intégrale ou de la méthode de classification construite comme une cascade de classifieurs boostés.

Pour la reconnaissance des visages ou identification proprement dite, la méthode Eigenfaces a été utilisée car la méthode de reconnaissance faciale Eigenfaces emploie la technique de l'analyse en composante principale, qui marque une différence notable avec les méthodes plus classiques, appelées méthodes locales, qui se basent sur les particularités du visage analysé, et dont les défauts résident dans son manque de précision, ainsi que sa sensibilité aux informations qui ne sont pas pertinentes. La méthode qui a été utilisée est qualifiée de globale, puisque l'ensemble du visage est alors analysé. La technique de reconnaissance va donc utiliser la méthode d'analyse en composantes principales (également dite ACP).

Dans [10], Guodong Guo et al ont présenté les expériences de reconnaissance faciale à l'aide de machines vectorielles à support linéaire avec une stratégie de classification

d'arbre binaire. Guodong Guo et al pensent qu'il semble que les SVM peuvent être efficacement formés pour la reconnaissance faciale. Leurs résultats expérimentaux montrent que les SVM sont un meilleur algorithme d'apprentissage que l'approche centrale la plus proche pour la reconnaissance faciale.

Dans [11], Xiaoguang Lu et al ont présenté un système de reconnaissance faciale qui associe les scans 2.5D de poses arbitraires et d'expressions à une base de données de modèles 3D. Cette recherche est une première étape encourageante dans la conception d'un système capable de reconnaître des visages avec une pose et une illumination arbitraires.

Xiaoguang Lu et al ont appris qu'un modèle polygonal 3D en lui-même n'est pas suffisant pour résoudre cet objectif ambitieux; à la place, un travail supplémentaire est nécessaire pour incorporer la couleur et la texture afin d'améliorer les capacités de reconnaissance du système.

Dans [12], Lemmouchi Mansoura utilise les réseaux de neurones MLP pour la reconnaissance de visages. Cette méthode repose sur l'apprentissage d'un réseau de neurones discriminant. On utilise un seul réseau à qui on donne en entrée tous les pixels de l'image test et on aura en sortie la personne correspondante. On remarque que l'augmentation du nombre de neurones dans la couche cachée ne donne pas forcément un meilleur taux de reconnaissance. Le meilleur résultat est obtenu avec un nombre de neurones égal à 80 et une taille d'image égale à 15×15 .

Chapitre II :

Généralités sur les méthodes

de détection et de

reconnaissance d'images

II. La détection de visages

La détection de visage consiste à rechercher dans une image la position des visages et de les extraire sous la forme d'un ensemble d'images dans le but de faciliter leur traitement ultérieur. Un visage est considéré correctement détecté si la taille d'image extraite ne dépasse pas 20% de la taille réelle de la région faciale, et qu'elle contient essentiellement les yeux, le nez et la bouche [46][15].

Quelques appareils photos numériques récents emploient la détection de visages pour la mise au point automatique. Elle est également recherchée dans le domaine des économies d'énergie; les télévisions et les ordinateurs peuvent économiser l'énergie en réduisant l'éclat. Le système peut identifier la direction du visage de l'utilisateur de TV. Quand l'utilisateur ne regarde pas l'écran, l'éclat de TV est abaissé, et quand le visage revient à l'écran, l'éclat est augmenté [47].

Les premières difficultés rencontrées par les méthodes de détections de visages sont les variations de pose (vue de profil ou de face), d'expression, de rotation du visage, d'âge et d'illumination.

II.1- Méthodes de détection

Les premiers efforts de détection de visage remontent au début des années 1970, où les techniques heuristiques et anthropométriques ont été utilisées [13]. Ces techniques sont en grande partie rigides en raison de diverses hypothèses, comme : fond uni, visage frontal (un exemple type : la photo du passeport). Pour ces systèmes, toute modification des conditions de l'image signifiait un réglage fin sinon reconcevoir tout le système. En raison de ces problèmes, la recherche a stagné jusqu'en 1990 [14], lorsque la reconnaissance de visage et les systèmes de codage vidéo commencent à devenir une réalité. Les chercheurs ont présenté des mécanismes de segmentation robustes, notamment ceux qui utilisent le mouvement, la couleur, et les informations généralisées. L'utilisation des statistiques et des réseaux de neurones a également permis de détecter le visage dans des scènes encombrées et les différentes distances de l'appareil photo.

Avant l'année 2000, des centaines de méthodes de détection de visage ont fait leur apparition [15], [16]. Yang et al. [15] ont regroupé ces différentes méthodes en quatre catégories :

- approches basées sur les connaissances ;
- approches basées sur les caractéristiques invariables ;
- approches basées sur la mise en correspondance ;
- approches basées sur l'apparence globale.

II.1.1 Approches basées sur les connaissances

Pour ces approches, les règles sont dérivées à partir des connaissances des experts: comment un visage typique est formé et quels sont les facteurs qui constituent celui-ci? Il est facile de proposer des règles simples pour décrire les caractéristiques d'un visage et leur rapport spatial. Par exemple, un visage apparaît souvent dans une image avec

deux yeux qui sont symétriques entre eux, un nez et une bouche. Les rapports entre les caractéristiques peuvent être représentés par leurs distances et positions relatives. Mais, il est assez difficile de construire une règle juste qui contient seulement une classe de visages.

Une méthode type dans cette approche est celle introduite par Yang et al [15]. Ils ont employé une méthode hiérarchique (par une simple moyenne et un sous échantillonnage) pour détecter les visages. Leur système se compose de trois niveaux. Au niveau le plus élevé, tous les candidats possibles de visage sont trouvés en balayant une fenêtre sur l'image d'entrée et en appliquant un ensemble de règles à chaque endroit. Les règles à ce niveau sont des descriptions générales sur l'apparition du visage. Les règles codées qui sont utilisées pour localiser des candidats de visage dans la plus basse résolution sont :

- 1^{ère} règle : la partie centrale du visage a quatre cellules avec une intensité fondamentalement uniforme ;
- 2^{ème} règle : la pièce ronde supérieure d'un visage a une intensité fondamentalement uniforme;
- 3^{ème} règle : est-ce que la différence entre les valeurs grises moyennes de la partie centrale et la partie ronde supérieure est significative ?

L'image au niveau de la plus basse résolution est examinée pour détecter des candidats de visages et ceux-ci doivent être encore examinés à des résolutions plus fines.

- Au niveau 2, l'égalisation locale d'histogramme est appliquée sur les candidats de visage qui ont passé le niveau inférieur, suivi de la détection de contours.
- Au niveau 3, les régions des visages candidats sont alors examinées avec un autre ensemble de règles qui répondent aux organes faciaux tels que les yeux et la bouche. Les règles à des niveaux plus bas se fondent sur les détails des composants faciaux.



Figure 1 : Le modèle type exploité par la méthode de Yang et Huang [15]

Kotropoulous et Pitas [17] ont proposé une autre méthode basée sur un certain nombre de règles. Le point particulier ici est qu'ils appliquent une méthode de projection pour déterminer les visages candidats. Soit $I(x, y)$ la valeur d'intensité du pixel (x, y) de l'image. Le profil horizontal et le profil vertical sont définis comme :

$$HI(x) = \sum_{y=1}^n I(x, y) \quad (1)$$

$$VI(x) = \sum_{x=1}^m I(x, y) \quad (2)$$

Où m et n représentent respectivement la largeur et la hauteur de l'image.

Le profil horizontal d'une image d'entrée est obtenu d'abord, et puis on peut dire que les deux minimas locaux, déterminés en détectant les changements brusques, correspondent aux côtés gauche et droite de la tête. De même, le profil vertical est obtenu et les minimas locaux sont déterminés pour les endroits des lèvres de bouche, du bout de nez et des yeux. Ces caractéristiques détectées constituent un visage candidat. Ensuite, les règles de détection de sourcils/yeux, des narines/nez, et de la bouche sont employées pour valider ces candidats.

Généralement, les techniques de cette approche sont convenables pour résoudre le problème de la localisation de visage dans les images qui ont un fond uniforme. Un inconvénient de cette approche est la difficulté rencontrée en traduisant des connaissances humaines en des règles bien définies. Si les règles prennent trop en considération les détails, elles peuvent ne pas détecter quelques visages qui ne vérifient pas toutes les règles. Si les règles sont trop générales, elles peuvent générer beaucoup de faux positifs. Par ailleurs, il est difficile de rendre cette approche capable de détecter des visages dans différentes positions puisqu'il peut introduire des règles qui seront trop générales. De plus, l'algorithme au sujet des visages fonctionne bien seulement en détectant des visages frontaux dans des scènes contenant un fond simple.

En résumé, ces méthodes se basent sur la connaissance des différents éléments qui constituent un visage et des relations qui existent entre eux. Ainsi, les positions relatives de différents éléments clés tels que la bouche, le nez et les yeux sont mesurées pour servir ensuite à la classification 'visage' 'nonvisage'. Le problème dans ce type de méthode est qu'il est difficile de bien définir de manière unique un visage. Si la définition est trop détaillée, certains visages seront ratés tandis que si la description est trop générale, le taux de faux positifs montera en flèche.

II.1.2 Approches basées sur les caractéristiques invariables

Ces algorithmes visent à trouver les caractéristiques structurelles qui existent même lorsque la pose, l'angle de vue, ou la condition d'éclairage changent, et à utiliser ces caractéristiques invariables pour localiser les positions des visages. Les caractéristiques souvent utilisées sont : la forme, la texture, la couleur de la peau, le contour, etc.

Il existe principalement trois familles d'approches basées sur les caractéristiques invariables. Les premières utilisent la propriété de la peau humaine pour capter des régions contenant des visages. La deuxième famille vise à détecter les composantes faciales et la troisième combine plusieurs caractéristiques de nature différentes. Dans ce qui suit nous allons présenter ces trois familles.

II.1.2.1 Couleur de la peau

Dans beaucoup d'applications de détection de visage, la couleur de la peau a été employée comme une caractéristique efficace pour réduire l'espace de recherche qui contient des candidats de visage. Bien que plusieurs personnes différentes aient une couleur de peau différente, plusieurs études ont montré que la différence principale se

trouve en grande partie entre leurs intensités plutôt que leurs chrominances [18], [19]. Plusieurs espaces de couleur ont été utilisés pour détecter des pixels. L'efficacité de la détection de ces pixels dépend du choix de l'espace de couleur. La segmentation des régions de couleur devient plus efficace seulement si le composant de chrominance est employé dans l'analyse. Par conséquent, on doit tout d'abord éliminer la variation du composant de luminance.

La recherche a prouvé que la couleur de peau est groupée dans une petite région de l'espace de chrominance. Un des espaces de couleur utilisé souvent est l'espace YCrCb. L'équation de transformation du RGB à l'espace de YCrCb est montrée ci-dessous [20]:

$$\begin{aligned} Y &= 0.299R + 0.587G + 0.114B \\ Cr &= -0.169R - 0.332G + 0.500B \\ Cb &= 0.500R - 0.419G - 0.081B \end{aligned} \quad (3)$$

La distribution de la couleur de peau est limitée dans une petite zone du plan de chrominance. Donc, on peut utiliser cette propriété pour détecter les pixels colorés par la couleur de peau. Expérimentalement, l'espace YCrCb de couleur est la plus efficace pour détecter ces pixels qui ont la couleur de peau. En outre, il y a d'autres espaces qui sont aussi utilisées. D. Saxe et R. Foulds utilisent l'espace HSV [21]. L'idée principale de leur algorithme est une méthode itérative d'identification de peau qui emploie l'intersection d'histogramme. Une pièce des pixels de couleur de peau initiale, appelée la graine de commande, est choisie par l'utilisateur et est employée pour lancer l'algorithme itératif. Pour détecter des régions de couleur de peau, leur méthode balaye l'image, une pièce à la fois, et présente l'histogramme de commande et l'histogramme courant de l'image pour la comparaison. D'autres espaces utilisées sont YIQ, YES, CIE, ...

L'information de couleur est un outil très efficace pour identifier des régions faciales et des traits faciaux spécifiques à condition que le modèle de couleur de peau soit correctement adapté pour différents environnements d'éclairage. Cependant, ces modèles ne sont pas efficaces dans le cas où le spectre de la source lumineuse change de manière significative. En d'autres termes, l'aspect de couleur est souvent instable aux changements du fond.

Seule la propriété couleur de peau n'est pas suffisante pour détecter ou localiser des visages. On peut savoir, si un pixel est un pixel de couleur de peau humaine, mais on ne peut pas savoir si ce pixel appartient à un visage. Donc, un système de détection de visage basé sur l'extraction des pixels de peau humaine doit avoir d'autres phases dans lesquelles l'information de teint est utilisée comme phase de prétraitement. Cependant, cette phase joue un rôle très important, puisqu'elle réduit la région de test.

K. Sandeep et A.N. Rajagopalan [22] ont proposé un système de détection de visage qui contient 3 phases de traitement. C'est un système typique basé sur l'information de couleur de peau humaine.

- Phase 1 est la classification des pixels de couleur de peau humaine (prétraitement).
- Phase 2 est l'analyse de connexité de ses points.
- Phase 3 utilise l'information de bord à la frontière du visage pour éviter les erreurs que la phase 1 génère.

Dans la phase 2, les pixels de couleur de la peau humaine dans l'image sont regroupés avec un voisinage de 8 connectés. Si un pixel de couleur de peau a un autre pixel de couleur de peau dans un quelconque de ses 8 endroits voisins, alors les deux pixels appartiennent à la même région. À ce stade, on a différentes régions et on doit classer chacune de ces régions comme un visage humain ou non. Ceci est fait en trouvant le centre de surface, la hauteur et la largeur de la région aussi bien que le pourcentage de la zone de peau dans le rectangle défini par les paramètres convenables. Le centre de surface est calculé en faisant du moyen tous les pixels dans cette région.

II.1.2.2 Les caractéristiques faciales

Leung et al. [23] ont développé une méthode probabiliste pour localiser un visage dans une scène encombrée qui se base sur la détection des caractéristiques locales et la comparaison de graphe des correspondances aléatoires (Random Graph Matching). Leur objectif est de formuler le problème de localisation de visage comme problème de recherche dont le but est de trouver la disposition de certaines caractéristiques faciales susceptibles de correspondre à un modèle de visage. Cinq caractéristiques (deux yeux, deux narines/ jonction de nez et lèvre) sont employées pour décrire un visage typique. Pour n'importe quelle paire de caractéristiques faciales du même type par exemple, paire de l'oeil gauche et l'oeil droit, la distance relative est calculée. Pour un ensemble d'images, les distances sont modélisées par une distribution gaussienne. Les caractéristiques faciales sont définies par la moyenne des réponses des filtres dérivés à multi-orientation et multi-échelle. La distribution spatiale des caractéristiques est apprise à partir d'une distribution gaussienne des distances mutuelles entre les éléments faciaux. La méthode consiste à balayer une image avec le filtre gaussien afin de localiser les traits du candidat selon leurs ressemblances. Ensuite, vérifier la correspondance entre le Random Graph Matching et l'image pour localiser le visage. Puisque les caractéristiques faciales ne peuvent pas apparaître dans des dispositions quelconques, les endroits prévus des autres caractéristiques sont estimés en utilisant un modèle statistique des distances mutuelles.

II.1.2.3 Multi-caractéristiques

Il existe de nombreuses méthodes qui combinent plusieurs caractéristiques faciales pour localiser ou détecter des visages. La plupart d'entre elles utilisent les caractéristiques globales telles que la couleur, la taille et la forme de visage. Celles-ci vérifient ensuite les visages candidats en utilisant les caractéristiques locales tels que les sourcils, le nez et les lèvres. Sobottka et Pitas [24] ont proposé une méthode de localisation du visage utilisant la forme et la couleur : d'abord, une segmentation de couleur dans l'espace HSV est effectuée pour localiser des régions de couleur de peau humaine. Ces régions sont déterminées en appliquant l'algorithme de croissance de région à une résolution brute de l'image segmentée. Puis, chaque région est choisie comme candidat de visage si sa forme est elliptique. L'avantage ici est que l'information de région est plus robuste contre le bruit et les changements de l'illumination. Enfin, les candidats de visage sont vérifiés en recherchant les caractéristiques faciales telles que les yeux et la bouche

extraites en se basant sur l'observation qu'ils sont plus foncés que le reste d'un visage (Figure 1.2)

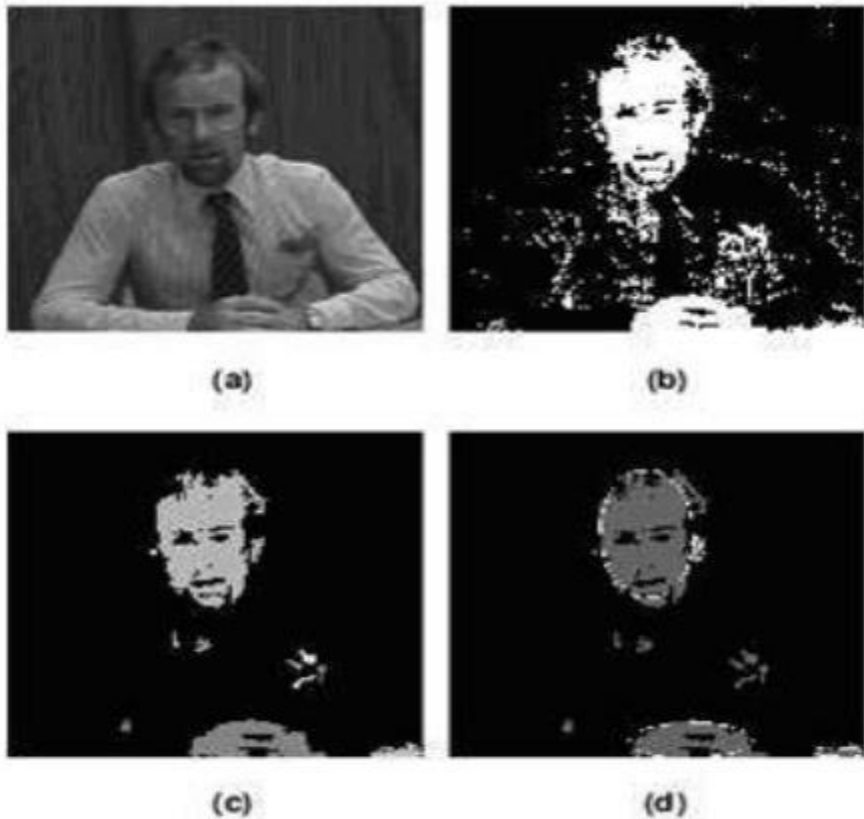


Figure 2 : Localisation de visage : a) image originale ; b) segmentation de couleur ; c) groupement des composants connexes ; d) détermination des régions elliptiques [28].

La symétrie du modèle de visage a été aussi appliquée pour la localisation de visage. Sarbert et Tekalp [25] ont proposé un algorithme qui exploite l'information de couleur, de forme et l'emplacement des caractéristiques faciales tel que les yeux, le nez et la bouche en utilisant une fonction de coût symétrique. Leur algorithme est scindé sur trois étapes :

- classification des régions de couleur de peau humaine : ils utilisent pour cela les canaux chromatiques dans l'espace de couleur YES ;
- classification des formes : dans cette étape, ils utilisent les vecteurs propres et les valeurs propres calculés à partir d'une matrice spatiale de covariance pour vérifier la présence d'une ellipse à la région de peau extraite. La distance de Hausdorff est ensuite utilisée en tant que moyen de comparaison, rapportant une mesure de ressemblance entre la forme de la région et le modèle d'ellipse ;
- localisation des caractéristiques faciales du visage : les centres des yeux sont localisés en utilisant des fonctions de coût. Ces facteurs sont utilisés pour tirer profit des symétries inhérentes liées entre le visage et les endroits des yeux. Ensuite, le bout du nez et le centre de la bouche sont repérés en utilisant la distance entre les deux centres des yeux.

II.1.3 Approches basées sur la mise en correspondance

Ici, les modèles de visage sont obtenus manuellement. En effet, les spécialistes extraient des visages manuellement, puis un modèle est défini comme une moyenne de tous ces visages. De plus, quelques spécialistes pivotent un peu les visages extraits avant de faire la moyenne pour obtenir un modèle plus efficace.

Par ailleurs, pour améliorer la qualité du modèle, quelques opérations de prétraitements telles que l'égalisation de l'histogramme sont appliquées. On passe par la suite à la suppression des zones du fond qui influent aussi la qualité du modèle de visage.

Luhong et al. [26] proposent une méthode qui utilise non seulement le modèle de visage mais aussi le modèle des yeux. La raison est qu'ils pensent que les yeux jouent un rôle très important dans la forme du visage. Donc, ils proposent d'utiliser deux types de modèles : tout d'abord, la mise en correspondance est appliquée avec les modèles des yeux, puis on passe à la mesure de similarité entre les modèles de visage et les candidats de visage qui passent la première vérification.

Les modèles de visage peuvent aussi être créés automatiquement par des algorithmes d'apprentissages artificiels. La figure 1.3 illustre comment on génère des modèles de visage selon la méthode de Luhong et al. [26].

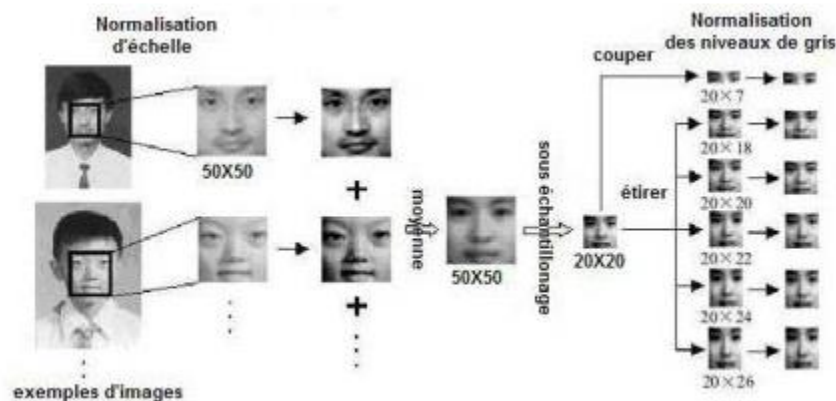


Figure 3 : Généralisation des modèles de visages [28]

Miao et al. [27] proposent des modèles de visage qui sont produits à partir de six composants de visage : 2 sourcils, 2 yeux, le nez et la bouche. Ces modèles sont construits en se plaçant sur les centres géométriques de ces composants. Ils sont appelés des modèles des centres géométriques.

II.1.3.1 L'algorithme de correspondance

L'idée cruciale de l'approche de mise en correspondance est la comparaison de la différence entre une fenêtre de l'image et un modèle de visage. Ce qui se traduit sur le plan pratique par le calcul de la fonction de corrélation entre cette fenêtre et le modèle.

II.1.4 Approche basée sur l'apparence globale

Ces méthodes utilisent le même principe que présenté au point précédent mais se basent sur des modèles appris à partir d'un ensemble d'essai. Ces méthodes présentent

l'avantage de s'exécuter très rapidement mais demandent un long temps d'entraînement. Les méthodes appartenant à cette catégorie ont montré de bons résultats par rapport aux trois autres types de méthodes [29]. On peut citer parmi celles-ci, la méthode basée sur les réseaux de neurones de Rowley et al. [30], la méthode de Schneiderman et Kanade [31] basée sur un classifieur de Bayes naïf ainsi que l'algorithme de Viola et Jones [32] fonctionnant en temps réel.

II.2 Techniques de reconnaissance de visages

La reconnaissance des visages humains a pris de l'ampleur vers la fin des années soixante dix pour devenir un domaine de recherche très actif. S'investir dans le domaine de la reconnaissance de visages est sans doute motivé par les champs d'application (contrôle des frontières, surveillance des lieux publics tels que les banques, les aéroports, les centres commerciaux, etc.).

L'identification d'une personne, qui peut être réalisée à partir d'une image de l'individu, plus particulièrement de son visage, est une tâche cognitive complexe. La vision numérique vise ainsi l'acquisition, le traitement et l'interprétation de ces images pour réaliser la reconnaissance des personnes. Ces systèmes sont particulièrement intéressants car ils permettent la surveillance silencieuse d'un endroit, sans requérir la coopération des individus.

II.2.1 Méthodes géométriques

Plusieurs travaux pour reconnaître les visages avec des traits tirés de face ont été développés par Kanade en 1973 [33]. Les traits utilisés mesurent les différents aspects des cheveux, sourcils, yeux, bouche, etc. Le système calcule la distance entre le visage inconnu et les visages de la base, le visage ayant la plus petite distance est celui qui correspond à l'inconnu. Les résultats ont montré que seuls 6 à 7 traits sont suffisants pour reconnaître la plupart des visages. Le tableau 1 suivant récapitule quelques traits utilisés pour la reconnaissance par la méthode géométrique (traits de face) [34].

Catégorie	Traits
Yeux	Formes, couleur, Distance entre les yeux
Bouche	Gabarit, Largeur, longueur, superficie de la bouche ouverte
Sourcils	Séparation, épaisseur
Cheveux	Intensité, forme, couleur
Lèvres	Largeur, forme, couleur
Joues	Intensité.
Nez	Longueur, largeur.
Distances	D (yeux, centre du nez), D (menton, bouche)...
Rapports	D (centre de la face, bouche)/D (menton, bouche)...

Tableau 1: Traits utilisés pour identifier un visage par la méthode géométrique.

L'algorithme le plus connu dans ces approches est EBGM (Elastic Bunch Graph Matching). L'avantage de ces méthodes locales sont qu'elles prennent en compte la particularité du visage en tant que forme naturelle à reconnaître et un nombre réduit de paramètres (de 9 à 14 distances au maximum à considérer), en exploitant les résultats de la recherche en neuropsychologie et psychologie cognitive sur le système visuel humain. La difficulté éprouvée c'est quand il s'agit de prendre en considération plusieurs vues du visage ainsi que le manque de précision dans la phase « extraction » des points qui constitue leur inconvénient majeur. Leurs techniques sont : **BIC** (Les Approches Bayésiennes), **AAM** (Modèle Actif d'Apparence), **LBP** (Local Binary Pattern), **SVM** (Machines à Vecteur de Support).

II.2.2 Méthodes globales

Cette classe regroupe les méthodes qui mettent en valeur les propriétés globales de la forme. Le visage est traité comme un tout. Parmi les approches les plus importantes réunies au sein de cette classe, on trouve:

II.2.2.1 Approche ACP

Son but est de capturer la variation dans une collection d'images de visages et d'utiliser cette information pour coder et comparer les visages (en termes mathématique: trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance de l'ensemble des images de visages). Le nombre possible de visages propres peut être approximé en utilisant seulement les meilleurs visages propres qui correspondent aux plus grandes valeurs propres. Cette approche rencontre le problème du coût des calculs élevé et celui de la détermination du nombre de visages propres utiles.

II.2.2.2 Approche Corrélacion

La technique de corrélation est basée sur une comparaison simple entre une image test et les visages d'apprentissage. Celui d'entre eux se trouvant à la plus faible distance du visage test sera sélectionné comme premier choix.

Plusieurs métriques peuvent être utilisées afin d'évaluer cette valeur comme par exemple les distances L1 (city-block) et L2 (euclidienne), la cross-corrélacion, la distance de Mahalanobis, etc. Ce processus de décision est communément appelé algorithme du K plus proche voisin.

Malgré sa grande simplicité, cette méthode n'offre cependant pas d'avantages particulièrement intéressants. En effet, elle n'utilise pas des informations de plus haut niveau, comme la variation d'éclairage et les changements physiques (p. ex.: barbe).

II.2.2.3 Approche DCT

L'utilisation de la transformée de cosinus discrète (Discrete Cosine Transform ou DCT) à des fins de reconnaissance de visage est assez récente. Similaire aux Faces propres d'un point de vue mathématique, elle est par contre beaucoup plus rapide, tant en phase d'apprentissage qu'en phase de reconnaissance.

Cela étant dit, chaque image de visage est représentée par un vecteur composé des premiers coefficients de la transformée DCT. Lorsqu'un visage est présenté au module, sa transformée est calculée et un certain nombre de coefficients est réalisée à l'aide de la distance L_1 ou avec d'autres métriques pertinentes.

II.2.2.4 Approche neuronal

Cette technique envisagée utilise des réseaux de neurones comme engin d'apprentissage et de reconnaissance. Pour débiter, une image brute (ou prétraitée) de dimensions fixes constitue habituellement la source d'entrées des réseaux. Les dimensions doivent être établies au préalable car le nombre de neurones sur la couche d'entrée en dépend.

Cela étant dit, plus les dimensions de l'image sont élevées, plus la complexité et le temps d'apprentissage augmentent.

Certains auteurs ont par ailleurs utilisé des variantes de la technique de base en modifiant les données d'entrée. Les coefficients de projections d'images dans un espace des visages (Eigen Faces) peuvent par exemple être utilisés comme source d'information. Cette méthode peut évidemment être étendue aux coefficients de DCT, de Fourier, etc.

II.2.2.5 Analyse Discriminante Linéaire (ADL)

Une autre méthode très connue est celle basée sur l'ADL (Analyse discriminante linéaire). L'objectif de la plupart des algorithmes basés sur l'ADL [35, 36], est de trouver les directions de projection les plus discriminantes dans l'espace propre, en maximisant le ratio entre les variations inter-personnelles et les variations intra-personnelles. Comme les variations intra-personnelles peuvent être petites (notamment quand il n'y a pas beaucoup d'images par individu), ce ratio est difficile à maximiser puisque il est déjà grand.

Ce problème est encore appelé Small Sample Size. Pour l'éviter, on peut utiliser tout d'abord l'ACP et ensuite l'ADL, et cette méthode est appelée Fisherfaces. Voilà pourquoi les méthodes basées sur l'ADL ne fonctionnent bien que lorsque beaucoup d'images par personne sont disponibles dans la base d'apprentissage. En revanche, quand il n'y a pas beaucoup d'images par personne, les méthodes basées sur l'ADL marchent moins bien que celles basées sur l'ACP [37].

Bien que les méthodes globales aient eu beaucoup de succès, leur inconvénient majeur réside dans le fait qu'elles utilisent uniquement des photos 2D d'apparence faciale. Or, on sait qu'une telle représentation est sensible aux changements d'expression, d'illumination et de poses. Une manière d'éviter ce problème consiste à utiliser des représentations faciales locales. En effet, les caractéristiques locales ne sont généralement pas aussi sensibles aux changements d'apparence que les caractéristiques globales.

Bien que ces méthodes globales linéaires basées sur l'apparence évitent l'instabilité des toutes premières méthodes géométriques qui ont été mises au point, elles ne sont pas assez précises pour décrire les subtilités des variétés (géométriques) présentes dans l'espace de l'image originale. Ceci est dû à leurs limitations à gérer la non-linéarité en reconnaissance faciale : les déformations de variétés non linéaires peuvent être lissées et les concavités peuvent être remplies, causant des conséquences défavorables.

Afin de pouvoir traiter ce problème de non-linéarité en reconnaissance faciale, de telles méthodes linéaires ont été étendues à des techniques non linéaires basées sur la notion mathématique de noyau (“kernel”) comme le Kernel PCA et le Kernel LDA [38].

II.2.3 Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides (ou méthodes de fusion) sont des approches utilisant à la fois des caractéristiques globales et des caractéristiques locales. Les facteurs clés qui influent les performances des méthodes de fusion comprennent le choix des caractéristiques pour la combinaison et la manière de les combiner de telle sorte que leurs avantages soient préservés et que leurs inconvénients soient évités.

Les caractéristiques locales et les caractéristiques globales ont des propriétés très différentes et peuvent offrir des informations complémentaires utiles à la tâche de classification.

Notons aussi que d’un certain point de vue, les méthodes locales peuvent être considérées comme des méthodes hybrides car des informations globales sont généralement prises en compte. Dans la méthode probabiliste locale [32] de nouveaux échantillons d’apprentissage sont d’abord produits pour chaque personne par méthode globale, puis une méthode locale est utilisée pour la reconnaissance.

L’analyse de caractéristiques locales (LFA : Local Feature Analysis) et les caractéristiques extraites par ondelettes de Gabor, sont des algorithmes hybrides typiques.

Plus récemment, l’algorithme LogGabor PCA (LG-PCA) [39] effectue une convolution avec des ondelettes de Gabor orientées autour de certains points caractéristiques du visage afin de créer des vecteurs contenant la localisation et la valeur d’amplitudes énergétiques locales ; ces vecteurs sont ensuite envoyés dans un algorithme PCA afin de réduire la dimension des données.

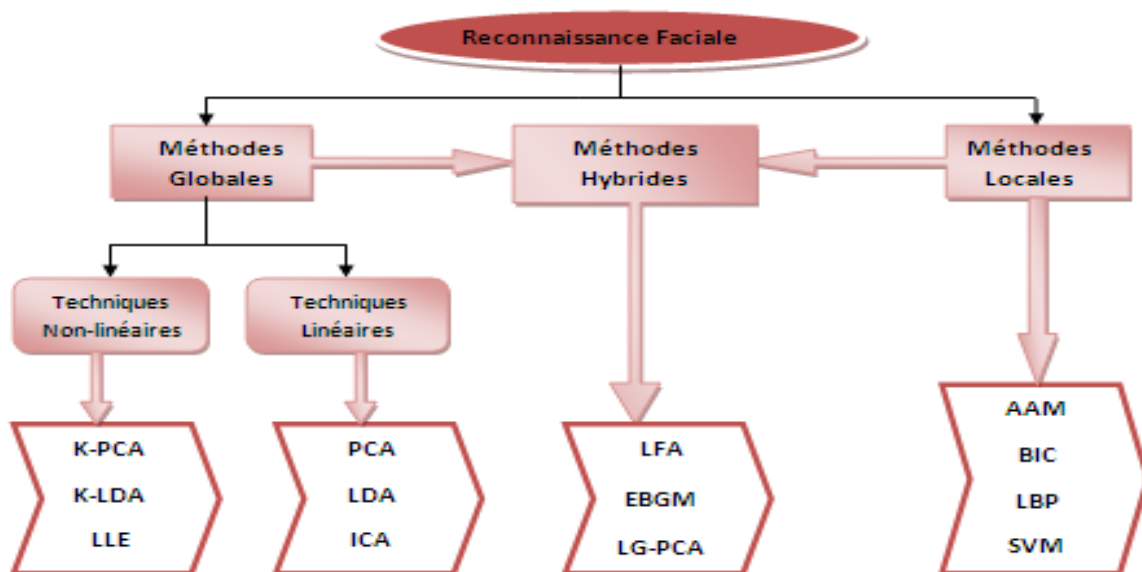


Figure 4: Classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale [40]

II.2.4 Principales difficultés de la reconnaissance de visages

II.2.4.1 Changement d'illumination

L'apparence d'un visage dans une image varie énormément en fonction de l'illumination de la scène lors de la prise de vue (voir figure 5). Les variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d'apparence d'un visage dû à l'illumination, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus, et peut entraîner une mauvaise classification des images d'entrée.



Figure 5: Exemple de variation d'éclairage

II.2.4.2 Variation de pose

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation $< 30^\circ$), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30° , la normalisation géométrique n'est plus possible (voir figure 6).



Figure 6: Exemple de variation de pose

II.2.4.3 Expressions faciales

Un autre facteur qui affecte l'apparence du visage est l'expression faciale (voir figure 7). La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance.

L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu.



Figure 7: Exemple de variation d'expression

II.2.4.4 Présence ou absence des composants structurels

La présence des composants structurels telle que la barbe, la moustache, ou bien les lunettes peut modifier énormément les caractéristiques faciales telles que la forme, la couleur, ou la taille du visage. De plus, ces composants peuvent cacher les caractéristiques faciales de base causant ainsi une défaillance du système de reconnaissance. Par exemple, des lunettes opaques ne permettent pas de bien distinguer la forme et la couleur des yeux, et une moustache ou une barbe modifie la forme du visage.

II.2.4.5 Occultations partielles

Le visage peut être partiellement masqué par des objets dans la scène, ou par le port d'accessoire tels que lunettes, écharpe... Dans le contexte de la biométrie, les systèmes proposés doivent être non intrusifs c'est-à-dire qu'on ne doit pas compter sur une coopération active du sujet. Par conséquent, il est important de savoir reconnaître des visages partiellement occultés. Gross et al [41] ont étudié l'impact du port de lunettes de soleil, et du cache-nez occultant la partie inférieure du visage sur la reconnaissance faciale. Ils ont utilisé la base de données AR [42]. Leurs résultats expérimentaux semblent indiquer que, dans ces conditions, les performances des algorithmes de reconnaissance restent faibles.

Chapitre III :

Matériels et méthode

Dans ce chapitre, nous présentons l'environnement de travail et la méthode utilisée qui est celle des Eigenfaces, son formalisme mathématique puis son algorithme.

III.1 Environnement de travail

Afin de mener à bien ce projet, nous avons utilisé un ensemble de matériels dont les principales caractéristiques sont les suivantes :

-Processeur : Intel(R) Core™ i3-5005U @2.4 Ghz

- RAM : 4.00 Go

-OS : Windows 10 64 bits.

-Simulateur : Matlab version R2014a

-Banque d'images : Nous avons utilisé une base de données AT&T Cambridge (anciennement ORL) et une liste de visages obtenus personnellement et constituée uniquement de personnes de peau noire.





Figure 8: Base AT&T (anciennement ORL)



Figure 9: Liste de visages obtenus personnellement

III.2 Les bases de données standards

Plusieurs bases de données contenant des informations qui permettent l'évaluation des systèmes de reconnaissance de visages sont disponibles sur le marché. Toutefois, ces bases de données sont généralement adaptées aux besoins de quelques algorithmes spécifiques de reconnaissance, chacune d'elle a été construite avec des conditions d'acquisition d'images de visages diverses (changements d'illumination, de pose, d'expressions faciales) ainsi que le nombre de sessions pour chaque individu.

Les bases les plus anciennes (ORL et YALE) sont souvent les plus utilisées et permettent de comparer plus facilement de nouvelles méthodes à celles de l'état de l'art. Les plus récentes (Color FERET, FRGC, CVL, AR et IV2) contiennent plus de personnes et sont donc utiles pour des évaluations à plus grande échelle. D'autres bases de visages sont disponibles et destinées à des évaluations adaptées à certaines variabilités du visage telles que les bases UMIST, BANCA, PF01, Yale et PIE. Ces trois dernières bases disposent d'un nombre important de poses différentes mais renferment seulement quelques dizaines de personnes acquises lors d'une seule session.

III.3 Application par la méthode de EigenFaces

III.3.1 Reconnaissance de visage par L'EigenFaces (EF)

L'utilisation des méthodes statistiques appliquées à la modélisation et à la reconnaissance de visage est largement répandue. Kirby et Sirovich ont d'ailleurs utilisé la transformée K-L (c.-à-d. : Karhunen-Loève) afin de décoder des visages et ainsi réduire la dimensionnalité de leur représentation. En 1991, Turk et Pentland introduisirent le concept d'Eigenfaces à des fins de reconnaissance. Basée sur une analyse en composantes principales (ACP), la méthode des EF repose sur une utilisation des premiers vecteurs propres comme visages propres, d'où le terme Eigen faces.

Son principe est le suivant : étant donné un ensemble d'images de visages exemples, il s'agit tout d'abord de trouver les composantes principales de ces visages. Ceci revient à déterminer les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par l'ensemble des images exemples. Chaque visage exemple peut alors être décrit par une combinaison linéaire de ces vecteurs propres. Pour construire la matrice de covariance, chaque image de visage est transformée en vecteur. Chaque élément du vecteur correspond à l'intensité lumineuse d'un pixel.

L'ACP est une technique rapide, simple et populaire dans l'identification de modèle, c'est l'une des meilleures techniques. Les projections de l'ACP sont optimales pour la reconstruction d'une base de dimension réduite. Cependant, l'ACP n'est pas optimisée pour la séparabilité (discrimination) de classe. Une alternative qui est l'analyse discriminante linéaire LDA tient compte de ceci.

Cet algorithme s'appuie sur des propriétés statistiques bien connues et utilise l'algèbre linéaire. Il est relativement rapide à mettre en œuvre mais il reste sensible aux problèmes d'éclairage, de pose et d'expression faciale.

L'idée principale consiste à exprimer les M images d'apprentissage selon une base de vecteurs orthogonaux particuliers, contenant des informations indépendantes d'un vecteur à l'autre. Ces nouvelles données sont donc exprimées d'une manière plus appropriée à la reconnaissance du visage. Nous voulons extraire l'information caractéristique d'une image de visage, pour l'encoder aussi efficacement que possible afin de la comparer à une base de données de modèles encodés de manière similaire. En termes mathématiques, cela revient à trouver les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par les différentes images de notre base d'apprentissage.

Nous allons chercher à trouver les visages propres ; tout d'abord, nous devons prendre un nombre M de visages d'apprentissage. Chacune de ces images, qui sont en pratique des matrices N*N sont alors transformées en un unique vecteur colonne de longueur N².
Matrice N*N initiale :

$$\begin{pmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} & \alpha_{1i} & \alpha_{1N} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} & \alpha_{2i} & \alpha_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ \alpha_{N1} & \alpha_{N2} & \alpha_{Ni} & \alpha_{NN} \end{pmatrix}$$

Transformée en :

$$\begin{pmatrix} \alpha_{11} \\ \vdots \\ \alpha_{N1} \\ \vdots \\ \alpha_{1N} \\ \vdots \\ \alpha_{NN} \end{pmatrix}$$

Nous devons par la suite déterminer le visage moyen, déduit des M visages d'apprentissages.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (4)$$



Figure 10: Visage moyen

Ce visage moyen va servir dans l'analyse d'images, on soustrait en effet ce visage moyen aux visages d'apprentissages, ce qui nous laisse alors les informations propres à ce visage, nous récupérons alors dans ϕ_i uniquement les informations qui sont particulières à ce visage d'apprentissage.

$$\phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (5)$$

où ϕ_i représente le $i^{\text{ème}}$ visage auquel on a soustrait le visage moyen. A présent, nous devons calculer la matrice de covariance D. Elle correspond à

$$D = QQ^T \quad (6)$$

avec

$$Q = [\phi_1, \phi_2, \phi_3, \dots, \phi_M]$$

Nous devrions calculer les vecteurs propres d_i de la matrice D. Mais cela représente pour nous N^2 vecteurs propres de dimension N^2 chacun.

C'est à présent que nous allons réduire l'information en limitant les composantes avec lesquelles nous travaillerons, en accord avec le principe de l'analyse en composantes principales.

Nous allons donc considérer la matrice $E = Q^T Q$ dont nous trouverons les vecteurs propres e_i . Cette matrice est de taille $M \times M$ étant donné que nous aurons M vecteurs propres de taille M chacun. Le passage de la matrice D à la matrice E n'est pas anodin,

nous utilisons en effet le fait que les vecteurs propres de ces deux matrices sont liés de manière assez proche. En effet, nous avons comme relation,

$$Ee_i = Q^T Q e_i = \lambda_i e_i \quad (7)$$

avec λ_i la valeur propre associée au vecteur propre e_i .
En multipliant cette équation par la matrice Q , il vient :

$$Q E e_i = Q Q^T Q e_i \quad (8)$$

Nous voyons alors apparaître la matrice D :

$$Q E e_i = D Q e_i = \lambda_i Q e_i \quad (9)$$

Nous en déduisons donc qu'avec e_i vecteur propre de la matrice E associé à la valeur propre λ_i , nous avons par conséquent $Q e_i$ est un vecteur propre de la matrice D associé à la même valeur propre λ_i . Ainsi nous avons d_i vecteur propre de D avec:

$$d_i = Q e_i \quad (10)$$

Ce sont les valeurs propres qui leur sont associées qui nous permettent ensuite de classer les vecteurs propres en fonction de leur capacité à caractériser les variations entre les images. Lorsque l'on les visualise (ces vecteurs sont à l'origine des matrices de taille $N*N$), les faces propres sont ce que l'on pourrait appeler des images aux airs fantomatiques. Mais gardons à l'esprit que ce sont les vecteurs propres de la matrice de covariance des images d'apprentissage des visages.



Figure 11: Quelques faces propres

Les M vecteurs propres que nous avons alors obtenus nous permettront donc d'approximer au mieux les visages d'apprentissage en utilisant les visages propres de plus grande importance. L'avantage de réduire le nombre de visages propres est d'une part de nécessiter de moins d'espace mémoire, mais aussi de réduire les calculs, leur

temps d'exécution; cependant nous perdons sans aucun doute de l'information et donc l'information moins précise, mais les résultats ne s'en verront pas vraiment modifiés, étant donné que nous ne nous donnons qu'une mission d'identification. Nous ne cherchons pas à reconstruire le visage du sujet à partir de nos visages propres, mais seulement à le reconnaître.

Parmi les M vecteurs propres trouvés, nous allons seulement conserver un nombre L , qui seront les plus significatifs. Nous allons trouver maintenant le poids associé à chacun des visages propres. Les images servant à l'apprentissage, auquel on a enlevé l'image moyenne, sont en fait combinaison linéaire des visages propres.

$$\Phi_i = \sum_{i=1}^L P_i d_i \quad (11)$$

Pour trouver le poids associé, nous faisons pour chacune des coordonnées correspondant à un visage d'apprentissage

$$P_i = d_i^T \phi_i \quad (12)$$

Ce qui nous permet d'obtenir pour chacun des M visages d'apprentissages un vecteur π_i , où i représente le i ème visage, et qui nous informe sur le coefficient appliqué à chacun des visages propres.

$$\Pi_i = \begin{pmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_L \end{pmatrix} \quad (13)$$

Passons à présent au travail à effectuer pour la reconnaissance d'un visage d'un sujet. Une fois l'image prise, l'image (vecteur colonne Γ) obtenue est soustraite à l'image moyenne Ψ :

$$\Phi = \Gamma - \Psi \quad (14)$$

Puis nous trouvons les coordonnées de cette image dans l'espace réduit des faces propres

$$P_i = d_i^T \Phi_i \quad (15)$$

Ce qui nous donne :

$$\Pi_i = \begin{pmatrix} P_1 \\ P_2 \\ \vdots \\ P_L \end{pmatrix} \quad (16)$$

Il nous faut maintenant interpréter la projection de l'image à analyser pour identifier le sujet. Pour cela nous allons utiliser une mesure de distance particulière, la distance de

Mahalanobis. L'intérêt de cette distance réside dans le fait qu'elle va accorder un poids moins important aux composantes bruitées, et qu'elle permet de séparer efficacement les axes pour lesquels l'information peut être mieux classifiée.

Elle est définie par :

$$d(a, b) = \sqrt{(a - b)^T Q^{-1} (a - b)} \quad (17)$$

avec Q covariance des variables.

Nous cherchons donc :

$$m = \min \| \Pi - \Pi_i \| \quad (18)$$

Puis, nous comparons la valeur de m trouvée à une valeur seuil Δ , qui aurait dû être déterminée à partir d'essai sur des images choisies aléatoirement, puis en comparant ces valeurs aux valeurs obtenues avec des visages d'apprentissage, et déterminer si oui ou non l'image analysée correspond à un visage présent dans la base de données. Le choix de ce seuil dépend de trop nombreuses conditions (prise de vue des images, niveau de précision souhaité pour la reconnaissance, etc..).

III.3.2 Algorithme

En résumé, dans le processus de reconnaissance, un visage propre est formé pour l'image de visage donné, et les distances euclidiennes entre ce visage propre et les visages propres précédemment stockés sont calculées. Le visage propre avec la plus petite distance euclidienne est celle à laquelle la personne ressemble le plus.

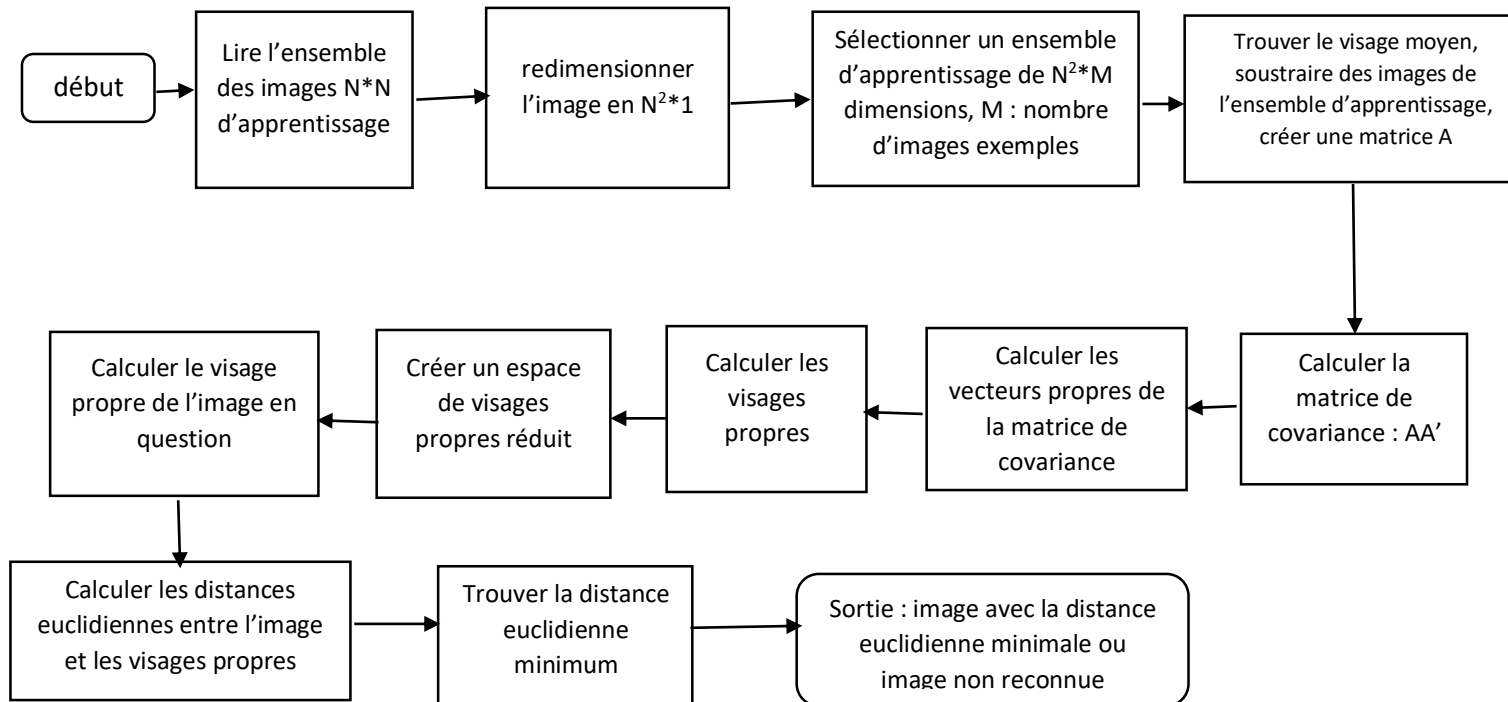


Figure 12: Organigramme de l'algorithme de la méthode Eigenfaces

Chapitre IV: Résultats et discussions

IV. Résultats et discussion

La base de données AT&T est une base constituée de 10 photos différentes de la même personne et de 40 personnes différentes donc au total 400 images. On remarque qu'il y a une seule personne de peau noire. Le déroulement de notre programme de reconnaissance sur cette base, reconnaît effectivement l'image originale dans une 1^{ère} correspondance. Deux autres correspondances de personnes différentes sont les meilleures correspondances avec les plus grandes valeurs propres (proches du visage original).

La liste de visages de personnes obtenue personnellement est une liste composée de personnes de peau noire uniquement. Il s'agit d'une liste de 58 personnes différentes avec certaines obtenues avec une orientation différente.

L'exécution du programme de reconnaissance de visages sur la liste de visages de personnes de peau noire donne le résultat ci-après :

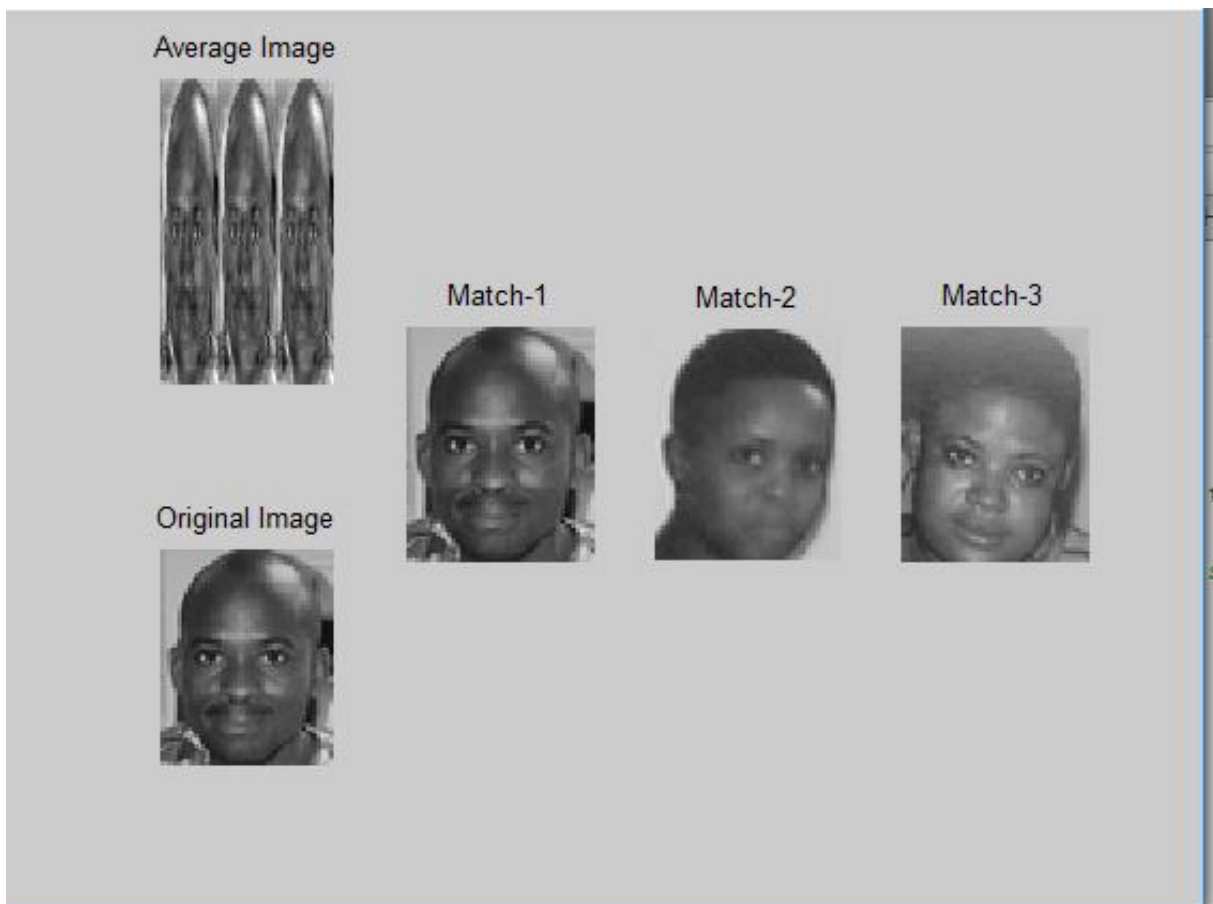


Figure 13: Visage reconnu par l'application des Eigenfaces sur la liste d'images

Son application sur la base de données AT&T avec l'image de la seule personne de peau noire à reconnaître donne comme résultat :

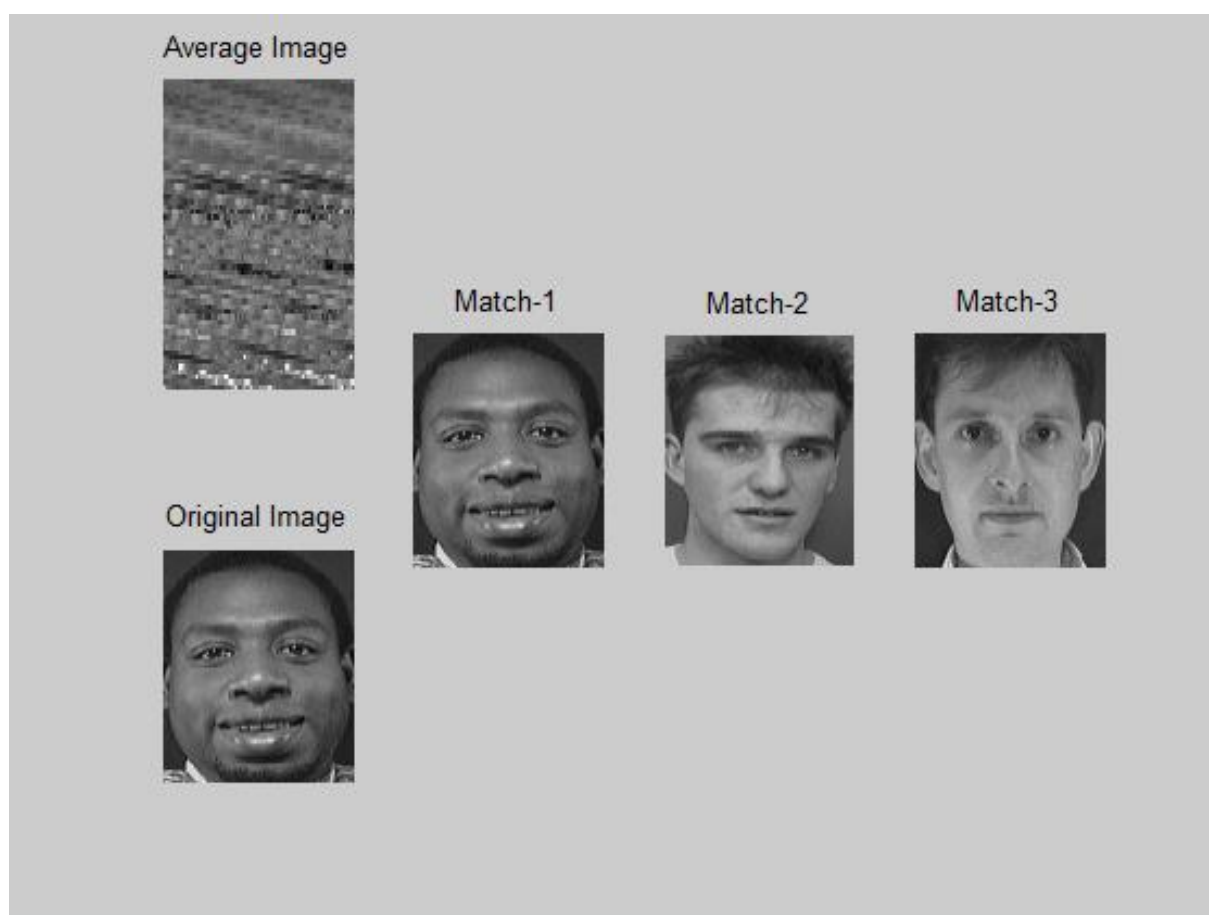


Figure 14: Visage reconnu par l'application des Eigenfaces sur la base AT&T

On constate que le visage moyen ne montre presque pas du tout l'apparence du visage de la seule personne noire recherchée au niveau de la base AT&T. Quant à la liste de personnes de peau noire, on peut distinguer dans l'image fantomatique à peu près le visage de la personne de peau noire candidate à la reconnaissance. Etant donné que le système n'a appris qu'à reconnaître des visages de personnes de peau blanche, le visage de la seule personne de peau noire est comme du bruit.

Pour les deux figures, le visage dans l'image originale est reconnu correctement dans une première correspondance. Les deux autres correspondances sont des images ressemblantes, de fausses correspondances.

La figure 15 ci-dessous représente un visage de personne de peau noire avec barbe de la liste de visages reconnu correctement par notre application en première correspondance. Les deux autres correspondances ne ressemblent pas beaucoup à la première correspondance surtout la 3è.

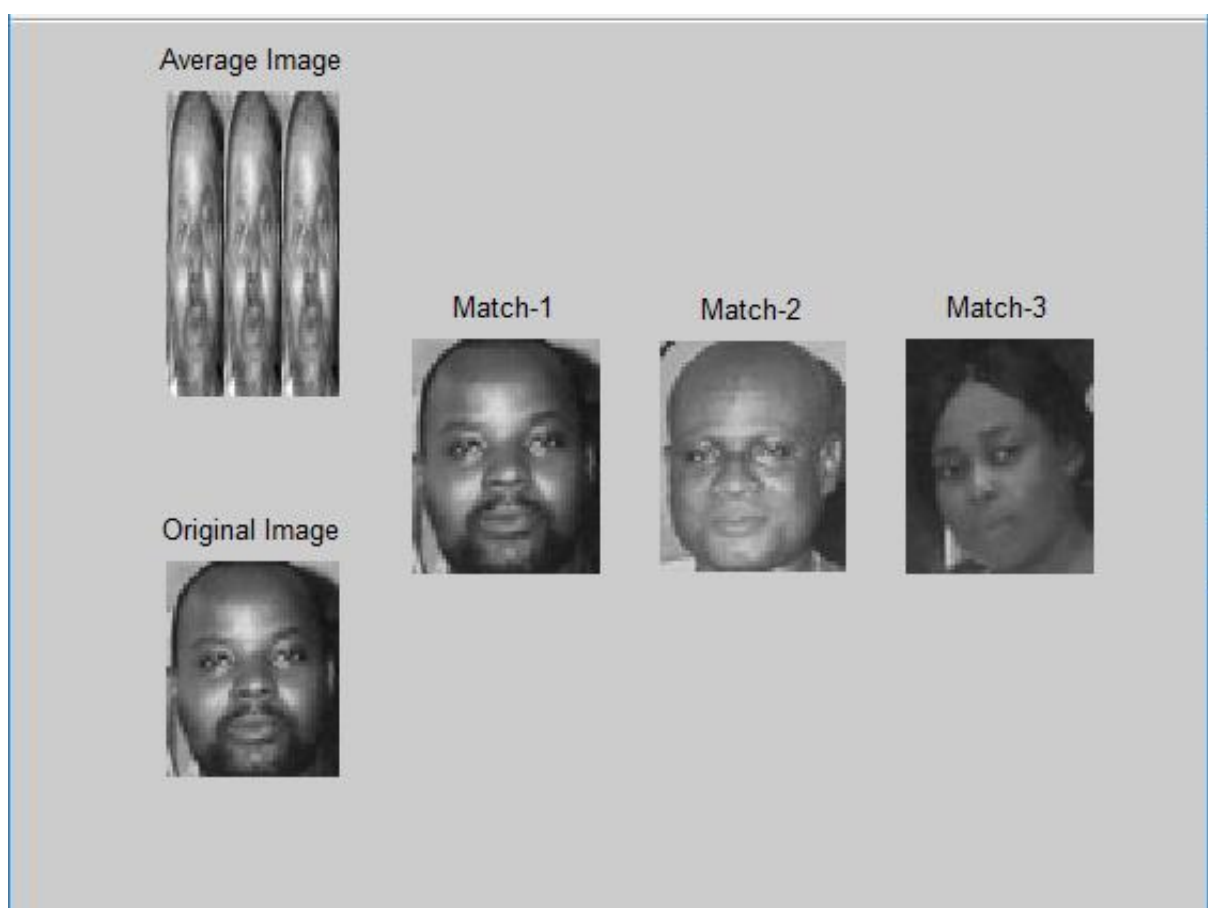


Figure 15: Visage avec barbe reconnu par l'application

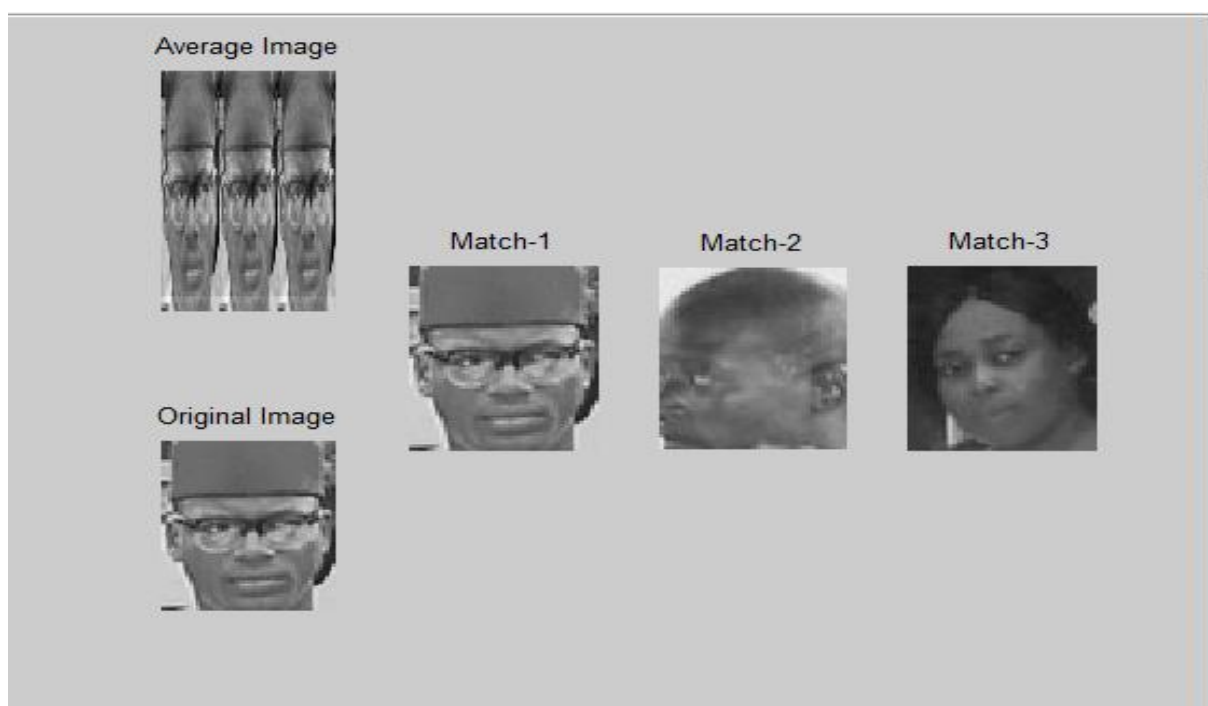


Figure 16: Visage avec lunettes et chapeau reconnu par l'application

La figure 16 quant à elle présente un visage de personne de peau noire avec lunettes et chapeau reconnu correctement par notre application dans la première correspondance. Les deux autres correspondances ne ressemblent pas beaucoup à l'image originale.

Les résultats de simulation ont pu donc montrer que parfois il peut y avoir échec dans certaines correspondances d'images avec l'image originale recherchée.

Pour un visage non présent dans la base de données avec la même personne de peau noire avec barbe et plus âgé, on n'a pas la vraie correspondance avec le visage de la même personne présente dans la base de données.

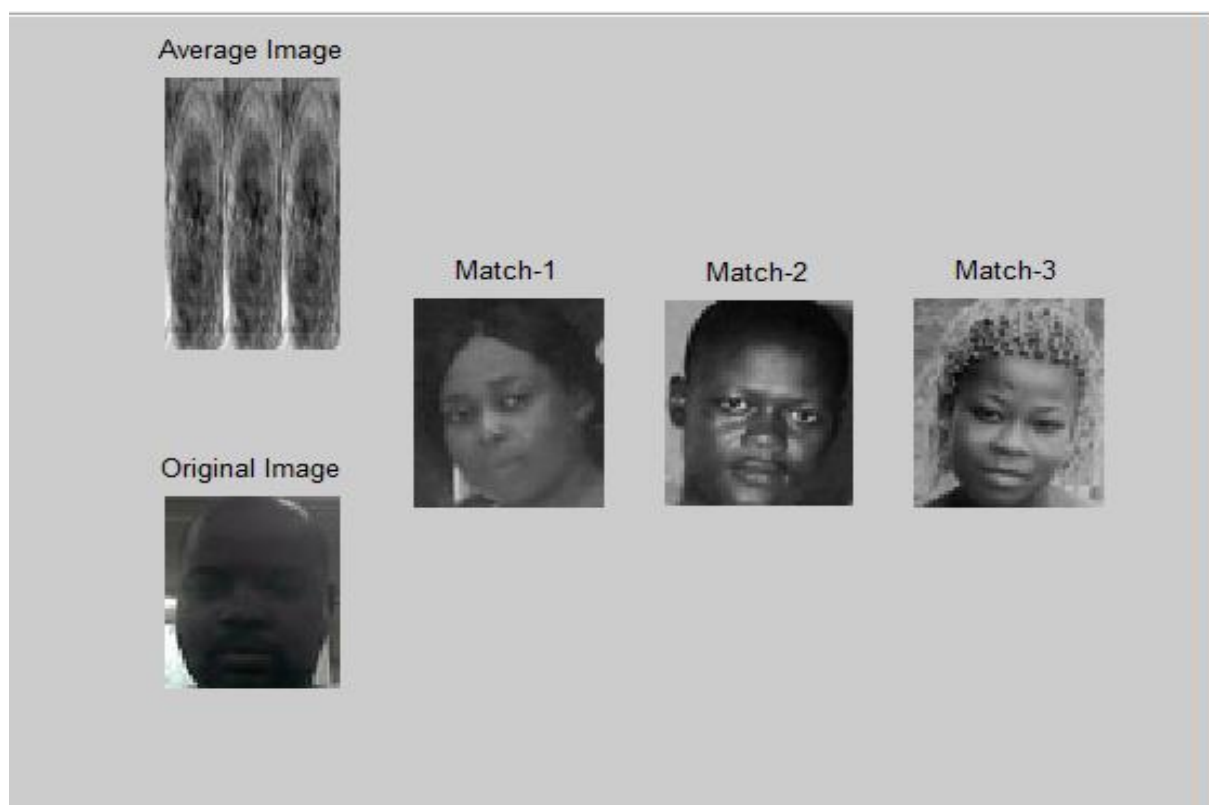


Figure 17: Visage un peu plus âgé avec barbe non reconnu par l'application

Nous savons que l'âge dénote sur la performance des méthodes de reconnaissance de visages. Cela montre les faiblesses de la méthode des Eigenfaces sur la reconnaissance des personnes de peau noire.

➤ **Performance du système d'identification**

Pour évaluer les performances d'un système d'identification, on calcule le taux de reconnaissance du système. L'erreur commise par ce type de système est d'attribuer à l'individu présenté une identité autre que la sienne. Les performances de ces systèmes sont mesurées à l'aide du taux de reconnaissance (TR) correct.

$$TR = \frac{\text{nombre d'images reconnues}}{\text{nombre d'images de test}} * 100 = \frac{\text{nombre d'images correctement identifiées}}{\text{nombre total d'images}} * 100$$

Pour notre liste d'images de personnes de peau noire, on trouve un taux de reconnaissance de 75%.

Afin de comprendre comment déterminer la performance d'un système biométrique, il nous faut définir clairement **trois critères principaux** :

1. Le premier critère s'appelle le **taux de faux rejet** ("False Reject Rate" ou **FRR(TFR)**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées être reconnues mais qui sont rejetées par le système,

2. Le deuxième critère est le **taux de fausse acceptation** ("False Accept Rate" ou **FAR (TFA)**). Ce taux représente le pourcentage de personnes censées ne pas être reconnues mais qui sont tout de même acceptées par le système,

3. Le troisième critère est connu sous le nom de **taux d'égale erreur** ("Equal Error Rate" ou **EER (TEE)**). Ce taux est calculé à partir des deux premiers critères et constitue un point de mesure de performance courant. Ce point correspond à l'endroit où $FRR = FAR$, c'est-à-dire le meilleur compromis entre les faux rejets et les fausses acceptations.

Selon la *nature* (*authentification* ou *identification*) du système biométrique, il existe deux façons de **mesurer la performance** en termes de Taux de Fausse Acceptation **TFA** et taux de faux rejet **TFR**, définis comme suit:

$$TFR = \frac{\text{nombre des clients rejetés (FR)}}{\text{nombre total d'accès clients}}$$

$$TFA = \frac{\text{nombre des imposteurs acceptés (FA)}}{\text{nombre total d'accès imposteurs}}$$

Une vérification parfaite d'identité (**FA=0** et **FR=0**) est non réalisable dans la pratique. Cependant, n'importe lequel de ces deux taux (**TFA, TFR**) peut être réduit à une petite valeur arbitraire en changeant le seuil de décision, avec l'inconvénient d'augmenter l'autre. Une seule mesure peut être obtenue en combinant ces deux taux d'erreurs dans le taux erreur totale (**TET**) ou son complément, le taux de réussite total (**TR**) :

$$TET = \frac{\text{nombre de fausses acceptations (FA)} + \text{nombre de faux rejets (FR)}}{\text{nombre total d'accès}}$$

TR=1-TET

Cependant, un soin devrait être pris en utilisant une seule mesure. En effet, cette seule mesure (**TET** ou **TR**) pourrait être fortement pondérée par l'un ou l'autre type d'erreurs (**TFA** ou **TFR**), dépendant seulement du nombre d'accès qui ont été utilisés en obtenant ce type d'erreur. Le **TET** sera toujours plus près de l'erreur (**TFA** ou **TFR**) qui a été obtenue en utilisant le plus grand nombre d'accès dans son type. Lorsque le système opère en *mode authentication*, on utilise ce que l'on appelle une **courbe ROC** (pour "**R**eceiver **O**perating **C**haracteristic" en anglais). La courbe **ROC** trace le taux de faux rejet en fonction du taux de fausse acceptation. Plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant, c'est-à-dire possédant un taux de reconnaissance global élevé. La performance globale d'un système de vérification d'identité est mieux caractérisée par sa courbe caractéristique de fonctionnement (ou ROC), qui représente le **TFA** en fonction du **TFR**.

➤ Courbe et interprétation

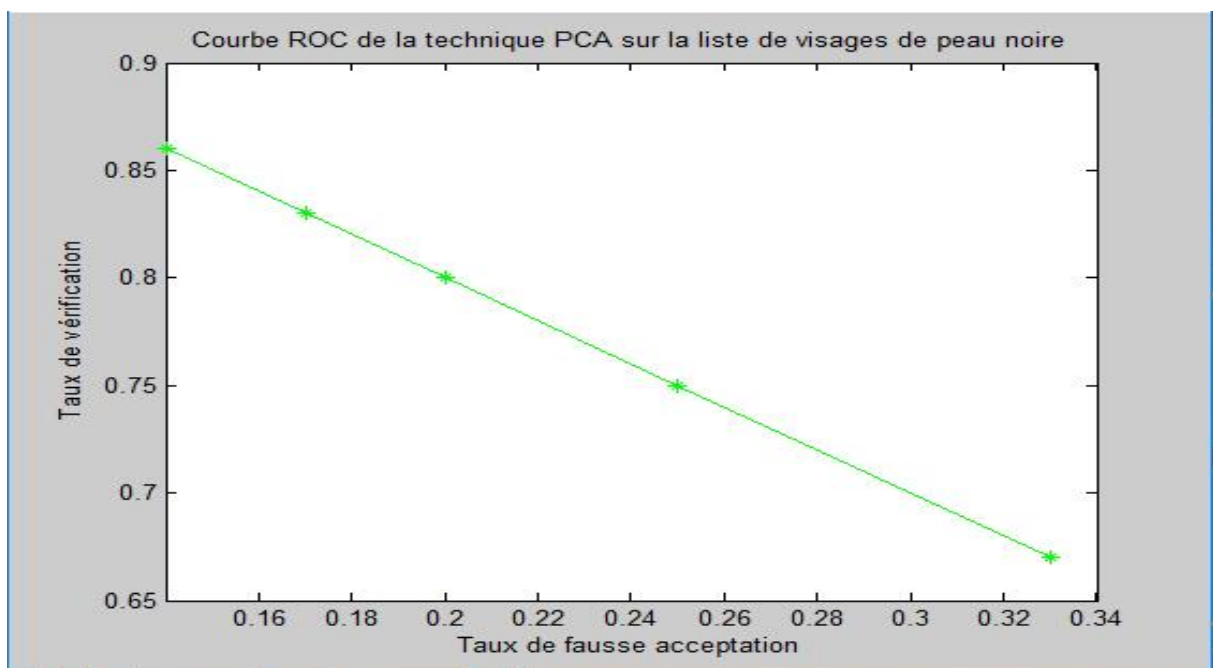


Figure 18: Courbe ROC de la technique PCA sur la liste de visages de peau noire

Cette figure représente la courbe ROC de la technique PCA sur la liste de visages de peau noire. Cette courbe décroît jusqu'à prendre peu à peu la forme de l'axe des abscisses. Puisque plus cette courbe tend à épouser la forme du repère, plus le système est performant donc nous concluons que notre implémentation de la méthode des Eigenfaces pour reconnaître les personnes de peau noire est performante.

Conclusion et perspectives

La détection étant une étape préalable à celle de reconnaissance, un état de l'art de la détection de visages a été fait. La méthode des Eigenfaces étant une méthode globale parce qu'étant basée sur le visage global a été choisie par rapport aux méthodes géométriques. Nous avons fait passer la base de données de visages AT&T et une liste d'images de personnes de peau noire à l'implémentation des Eigenfaces élaborée à cet effet. La précision de reconnaissance n'a pas été aussi élevée que cela pour les personnes de peau noire (75%).

En perspectives :

-Pour surmonter les facteurs de variabilité (éclairage, pose, occultation), la reconnaissance 3D de visages constitue une alternative prometteuse surtout depuis l'apparition de dispositifs d'acquisition 3D performant. L'avantage principal des approches basées modèle 3D réside dans le fait que le modèle 3D conserve toutes les informations sur la géométrie de visage, ce qui permet d'avoir une représentation réelle de ce dernier.

-Pour le biais causé par les expressions faciales aussi, des méthodes 3D expression ont été développées dans la littérature et permettront de surmonter un tant soit peu ce problème.

WEBOGRAPHIE

- [1] <http://www.lefigaro.fr/secteur/high-tech/2015/07/02/32001-20150702ARTFIG00144-la-technologie-de-reconnaissance-faciale-est-elleraciste.php>. accédé le 10/05/2018
- [6] Fabien Soyez, Janvier 2013. Reconnaissance faciale : plus vraiment de la sciencefiction. CNET France.
<<http://www.cnetfrance.fr/news/reconnaissance-faciale-plus-vraiment-de-la-science-fiction-39786494.htm>>.
- [7] Robin Yapp, avril 2011. Brazilian police to use robocop-style glasses at world cup. The Telegraph.
<<http://www.telegraph.co.uk/news/worldnews/southamerica/brazil/8446088>>.
- [20] “YCbCr,” *Wikipédia*. 21/01/2017.
- [34] Site Internet: <http://www.grappa.univ-lille3.fr/polys/apprentissage/sortie006.htm> accédé le 21/05/2018.
- [47] Commercial Security Devices (page consultée le 01/06/2018).
<<http://www.commercialSecuritydevises.com/fr/détection-de-visage.html>>

BIBLIOGRAPHIE

- [2] A. J. Goldstein, L. D. Harmon and A. B. Lesk, Identification of Human Faces, Proc.IEEE, May 1971, vol.59, No. 5, 748-760.
- [3] L. Sirovich and M. Kirby, A Low -Dimensional Procedure for the Characterization of Human Faces, J. Optical Soc. Am. A, 1987, vol.4, No. 3, 559-524.
- [4] M. A. Turk and A. P. Pentland, Face Recognition using Eigenfaces, Proc. IEEE, 1991, 586-591.
- [5] National Science and Technology Council (NSTC). Committee on Technology. Face Recognition. 7 Aout 2006, 10p.
- [8] A. Lemieux, Système d'identification de personnes par vision numérique, Mémoire de Magister, Université Laval, Québec, 2003
- [9] Khefif Bouchra, Mise au point d'une application de reconnaissance faciale, Mémoire de Magister, Université Abou Bakr Belkaid-Tlemcen, Algérie, 2013
- [10] Guodong Guo, Stan Z. Li, and Kapluk Chan, Face Recognition by Support Vector Machines, ACM Digital Library, 2000.
- [11] Xiaoguang Lu, Dirk Colbry, and Anil K. Jain, Three-Dimensional Model Based Face Recognition, First International Conference, ICBA 2004, 2004.
- [12] Lemmouchi, Bansoura, Identification des visages humains par réseaux de neurones, Mémoire de Magister, Université de Batna, Algérie, 2012.
- [13] T. Sakai, M. Nagao, and T. Kanade, *Computer analysis and classification of photographs of human faces*. Kyoto University, 1972.
- [14] M. C. Burl and P. Perona, "Recognition of planar object classes," in *Proceedings CVPR IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1996, pp. 223–230.
- [15] M.-H. Yang, D. J. Kriegman, and N. Ahuja, "Detecting faces in images: a survey," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 24, no. 1, pp. 34–58, Jan. 2002.
- [16] E. Hjelm\ a as and B. K. Low, "Face detection: A survey," *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 83, no. 3, pp. 236–274, 2001.
- [17] C. Kotropoulos and I. Pitas, "Rule-based face detection in frontal views," in *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1997. ICASSP-97., 1997 IEEE International Conference on*, 1997, vol. 4, pp. 2537–2540.
- [18] H. P. Graf, E. Cosatto, D. Gibbon, M. Kocheisen, and E. Petajan, "Multi-modal system for locating heads and faces," in *Automatic Face and Gesture Recognition, 1996., Proceedings of the Second International Conference on*, 1996, pp. 88–93.
- [19] H. P. Graf, "Locating faces and facial parts," in *International Workshop an Automatic Face-and Gesture-Recognition*, 1995, pp. 41–46.
- [21] D. Saxe and R. Foulds, "Toward robust skin identification in video images," in *Automatic Face and Gesture Recognition, 1996., Proceedings of the Second International Conference on*, 1996, pp. 379–384.
- [22] K. Sandeep and A. N. Rajagopalan, "Human Face Detection in Cluttered Color Images Using Skin Color, Edge Information.," in *ICVGIP*, 2002.
- [23] T. K. Leung, M. C. Burl, and P. Perona, "Finding faces in cluttered scenes using random labeled graph matching," in *Computer Vision, 1995. Proceedings., Fifth International Conference on*, 1995, pp. 637–644.

- [24] K. Sobottka and I. Pitas, "Face localization and facial feature extraction based on shape and color information," in *Image Processing, 1996. Proceedings., International Conference on*, 1996, vol. 3, pp. 483–486.
- [25] E. Saber and A. M. Tekalp, "Frontal-view face detection and facial feature extraction using color, shape and symmetry based cost functions," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 19, no. 8, pp. 669–680, 1998.
- [26] L. –. Liang and H. –. Ai, "Face detection based on template matching and neural network verification," *Acta Electron. Sin.*, vol. 29, no. 6, pp. 744–747, 2001.
- [27] J. Miao, B. Yin, K. Wang, L. Shen, and X. Chen, "A hierarchical multiscale and multiangle system for human face detection in a complex background using gravity-center template," *Pattern Recognit.*, vol. 32, no. 7, pp. 1237–1248, 1999.
- [28] M. khammari, "Détection et suivi de visages en temps Réel sur Flux Vidéo," Université Badji Mokhtar-Annaba, Algérie, 2015.
- [29] Wenlong Zheng and Suchendra M. Bhandarkar. « Face detection and haking using a boosted adaptative particle filter. » *Journal of visual communication and Imog Representation*, 20(1) : 9-27, 2009.
- [30] H. A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade. « Neural Network-based face detection. » *IEEE Transachen on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 20(1) : 23-38, 1998.
- [31] H. Schneidermane and T. Kanade. « Probabilistic modeling of local appearance and spacial relation ships for object recognition. » *Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE Computer Society Conférence on 0* :45, 1998.
- [32] Paul Viola and Michael Jones. « Robust real-time object detection. » In *Second international work shop on statistical and computation theories of vision*, Vancouver, Canada, July 13 2001.
- [33] A.Boutarfa" Reconnaissance de Formes 3D par approche Neuronale Associant la transforme de Hough en Robotique Mobile Application à la productique", Thèse Doctorat Es Sciences en Electronique industrielle, option: contrôle, 2006
- [35] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. *IEEE Trans. PAMI*, 1997.
- [36] A. M. Martinez and A. C. Kak. Pca versus lda. *IEEE Trans. PAMI*, 23(2) : 228-233, 2001.
- [37] Martinez, A. 2002. Recognizing imprecisely localized, partially occluded and expression variant faces from a single sample per class. *IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell.* 24, 748-763.
- [38] S. Mika, G. Ratsch, J. Weston, B. Schölkopf, and K.-R. Müller. "Fisher Discriminant Analysis With Kernels". In : *Neural Networks for Signal Processing IX*, pp. 41–48, 1999.
- [39] V. Perlibakas. "Face recognition using Principal Component Analysis and Log-Gabor Filters". March 2005.
- [40] OUAMANE Hanane, « Identification de reconnaissance faciale avec des expressions », Mémoire de Master en Télécommunication, Université Mohamed Khider Biskra, Algérie, 2012.
- [41] H. Greenspan, J. Goldberger, I. Eshet. Mixture model for facecolor modeling and segmentation, *Pattern Recognition Lett.* 22 (14) 1525–1536, 2001.
- [42] A.M Martínez, R. Banavente. The AR face database. Tech. Report 24 CVC Barcelone, Espagne, June 1998.

- [43] Martin Willich, 2nd End-User Group Meeting on 3D Face Recognition, February 2008, Berlin.
- [44] S. Rogerson, Smart CCTV. IMIS, February 2002, vol.12, No. 1.
- [45] Shan Li and David Saino, August 21, 2011. Advertises strait using facial recognition to tailor pitches. Los Angeles Times.
<<http://www.articles.latimes.com/2011/aug/21/business/la-fi-facial-recognition-20110821/2>>.
- [46] Boudjellal. S. Détection et identification de personne par méthode biométrique. Mémoire de Magister : Electronique-Téledétection. Tizi-ouzou : Université Mouloud Mammeri, 95p.