



MINISTÈRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPÉRIEUR ET DE
LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE
UNIVERSITÉ ABDELHAMID IBN BADIS MOSTAGANEM

Faculté des Sciences Exactes & Informatique
Département d'Informatique

MEMOIRE DE FIN D'ETUDES
Pour l'Obtention du Diplôme de Master en Informatique
Option : Ingénierie des Systèmes d'Information
Thème

Indexation d'une Base de Données MultiMédia
Spécialisée (Visages)

Présenté par :

- ✓ *Beloudane Amel*
- ✓ *Benkerdagh Saliha*

Encadré par:

- ✓ *Mr M. Ould Mammar*

Année Universitaire 2011/ 2012



Remerciement

Tout d'abord, louange à « Allah » qui nous a guidé sur le droit chemin tout au long du travail et nous a inspiré les bons pas et les justes reflexes. Sans sa miséricorde, ce travail n'aura pas abouti.

Ce projet de fin d'étude s'est déroulé au sein de l'université AbdelHamid Ibn Badis à Mostaganem.

En préambule à ce mémoire, on souhaite adresser nos remerciements les plus sincères aux personnes qui ont apporté leur aide et ont contribué à l'élaboration de ce mémoire ainsi qu'à la réussite de cette formidable année universitaire.

*On tient à remercier sincèrement Monsieur « Ould Mammar », qui, en tant qu'encadreur, s'est toujours montré à l'écoute et très disponible tout au long de la réalisation de ce mémoire, ainsi pour l'inspiration, l'aide et le temps qu'il a bien voulu nous consacrer et sans qui ce mémoire n'aurait jamais vu le jour.
« Merci pour tous ses conseils, ses persévérances et ses bienveillances »*

On saisie l'occasion pour remercier vivement tout le corps professoral et administratif de la Faculté des Sciences Exactes & Informatique.

Nos remerciements aussi aux membres de jury pour l'honneur qu'ils ont fait de bien vouloir analyser ce travail et apporter leurs suggestions.

Il nous est particulièrement agréable d'exprimer notre reconnaissance et nos vifs remerciements à nos parents, qui ont toujours su nous faire confiance et nous soutenir sans compter dans nos études

Et enfin, nous adressons une pensée toute particulière à tout ceux qui ont, un jour ou l'autre, croisé notre chemin, que ce soit l'université ou n'importe où dans ce petit monde.





Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

A mes très chers parents, pour leur soutien ; mon père qui s'est sacrifié afin que rien n'entrave le déroulement de mes études, ma mère qui n'a pas cessé de prier pour moi et de m'encourager dans les moments difficiles

- ❖ A mes chers frères Younes et Mohamed*
- ❖ A ma chère sœur Anissa*
- ❖ A toute la famille « Beloudane & Sekkil »*
- ❖ A mes chères amies « Saliha », « Djamila » et « Fatima »*
- ❖ A tous mes amis « Amira , Meyada, Affaf » et toute mes collègues de la promotion d'Informatique (2011 /2012).*

Merci à tous.

A.BELOUDANE





Dédicaces

Nous remercions tout d'abord ALLAH qui a dirigé et soutenu nos pas et nous a tout donné afin de réaliser ce travail.

Je dédie ce modeste travail

A mes chers parents

Tous les mots du monde ne sauraient exprimer l'immense amour que je vous porte, ni la profonde gratitude que je vous témoigne pour tous les efforts et les sacrifices que vous n'avez jamais cessé de consentir pour mon instruction et mon bien être

« Que Dieu le tout puissant vous garde et vous procure santé, bonheur et longue vie pour que vous demeuriez le flambeau illuminant le chemin de vos enfants. »

A mes chers frères

En leurs espérant le plein succès dans leur vie.

*A ma chère tante et toute ma famille et mes deux chères amies « Amel et Djamila » et leurs familles, tous mes amis et tous ceux qui me sont chers
Que Dieu vous garde!*

S.BENKERDAGH



<i>Problématique</i>	1
<i>Introduction Générale</i>	2
<i>Chapitre I : Généralité sur les Systèmes d'Indexation d'Images</i>	
Introduction.....	4
1. Généralités sur les images	4
1.1. Définition d'une image.....	4
1.1.1. L'image numérique :	5
1.1.2. L'image binaire	6
1.2. Les principaux attributs d'une image.....	6
1.2.1. La Couleur.....	6
1.2.1.1. Image à niveaux de gris.....	6
1.2.1.2. Image en couleurs	6
1.2.1.3. La luminance.....	6
1.2.2. La Forme	7
1.2.3. La Texture	8
1.3. Formats d'images :	8
2. Indexation Multimédia	9
2.1. Définitions.....	9
2.1.1. Indexation.....	10
2.1.2. Finalité de l'indexation	10
2.2. Recherche d'Image.....	11
2.2.1. La recherche par mots clés :	11
2.2.2. La recherche par le contenu	12
2.3. Les phases de l'indexation.....	12
2.3.1. Indexation logique	12
2.3.2. Indexation physique.....	13
2.4. Les méthodes d'indexation :	13
2.4.1. Indexation locale :	13
2.5. Les modèles d'indexation des images :.....	13
2.5.1. Le modèle booléen :	13
2.5.2. Le modèle vectoriel :	13
2.5.3. Le modèle probabiliste :	13
2.6. Méthodologie des systèmes d'indexation	14
2.6.1. Première classification.....	14
2.6.1.1. La recherche associative (search by association).....	14
2.6.1.2. La recherche cible (target search).....	14
2.6.1.3. La recherche de catégorie (category search).....	14
2.6.2. La deuxième classification :	14
2.6.2.1. La recherche par similarité.	14
2.6.2.2. La recherche par modélisation de la pertinence :	15
3. Indexation automatique	15
Conclusion	16

Chapitre II : La Biométrie et ses Enjeux

Introduction.....	17
1. Pour quoi la biométrie?	17
1.1. Définitions:.....	17
1.2.1. L'unicité:.....	18
1.2.2. Caractère public d'une donnée biométrique:	19
1.2.3. Mesure d'un système biométrique:.....	19
2. Présentation des Techniques.....	19
2.1. Morphologie.....	19
2.2. Comportement	23
2.3. Comparatif.....	25
Conclusion	25

Chapitre III : La Reconnaissance Faciale

Introduction.....	26
1. Les Systèmes de la Reconnaissance Faciale	26
1.1. Identification:	26
1.2. Vérification.....	27
2. Processus de la reconnaissance faciale	28
2.1. Acquisition d'image (Capture)	29
2.2. Détection du visage	29
2.3. Prétraitements.....	29
2.4. Extraction de caractéristiques	30
2.5. Comparaison des caractéristiques	30
3. Etat de l'art de la reconnaissance faciale	31
3.1. Méthodes globales	31
3.2. Méthodes locales	33
3.3. Méthodes hybrides.....	34
4. L'analyse en composantes principales (PCA)	35
4.1. Présentation de la méthode	35
4.2. Propriété de la PCA	35
4.3. Eigen faces (Visages propres).....	35
4.3.1. Les différentes étapes de la méthode Eigen Face :.....	36
5. Détection de visage (Face Tracking)	39
5.1. Algorithme de Viola et Jones	39
5.2. Descripteur de Haar	41
5.3. Classifieurs de Haar.....	42
5.4. Cascade de classifieurs	42
5.4.1. Apprentissage	42
5.4.2. Détection	43
Conclusion	43

Chapitre IV: Conception

Introduction.....	44
1. Environnement matériel et logiciel.....	44
1.1. Ressources utilisées.....	44
1.2. Le langage de programmation.....	44
1.3. Autres outils.....	45
1.3.1. OPENCV.....	45
1.3.2. Plus fort qu'une Bibliothèque ... un Framework.....	45
2. Architecture du logiciel.....	46
3. Analyse et Diagramme UML.....	48
3.1. Diagramme de cas d'utilisation.....	49
3.2. Diagramme de classe.....	50
3.3. Diagramme de séquence.....	51
3.4. Diagramme d'activité.....	52
Conclusion.....	53

Chapitre V: Implémentation et Mise en Œuvre

Introduction.....	54
1. Algorithmes intégrés.....	54
1.1. Viola-Jones et OpenCV.....	54
1.2. Organigramme de recherche.....	55
1.2.1. Décision d'identification finale.....	55
1.2.2. Distances utilisées.....	56
2. Les différentes bases de données de visage utilisées.....	56
2.1. AT&T (autrefois ORL).....	56
2.2. Yale.....	56
3. Le module graphique.....	57
3.1. L'interface principale.....	57
3.2. Détection de visage et Ajout (Acquisition de l'image).....	58
3.3. Visualisation des bases de données utilisées.....	59
3.4. Recherche d'une personne dans la base de données sélectionnée.....	59
4. Résultats d'apprentissage.....	62
4.1. ORL Database.....	62
4.2. Yale Database.....	63
Conclusion.....	63
<i>Conclusion et Perspective</i>	64
<i>Bibliographie</i>	66

Figure 1: Processus de la reconnaissance par empreinte digitale	20
Figure 2: Dispositif de reconnaissance par géométrie de la main	20
Figure 3: Source : (AAO) les composants de l'œil humaine	21
Figure 4: L'iris de l'œil humaine	21
Figure 5: Prise d'une photo de l'Iris	21
Figure 6: La rétine de l'œil humain.....	22
Figure 7: Les Eigenfaces.....	23
Figure 8: Spectre d'un signal Voix	24
Figure 9: Signature	25
Figure 10: Schéma d'identification du visage	27
Figure 11: Schéma de vérification du visage	27
Figure 12: Processus général d'un système de reconnaissance faciale	28
Figure 13: Exemple d'égalisation d'histogramme.....	30
Figure 14: Exemple de normalisation d'histogramme	30
Figure 15: Une classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale	34
Figure 16: Exemple de visages ORL	36
Figure 17: Un exemple des types de caractéristiques utilisées par Viola et Jones.....	41
Figure 18: Les deux premières caractéristiques de Haar dans Viola_Jones Cascade.....	42
Figure 19: Différents Modules d'OpenCV	45
Figure 20: Architecture général du logiciel.....	47
Figure 21: Schéma Bloc du système développé.....	48
Figure 22: Diagramme de Cas d'Utilisation.....	49
Figure 23: Diagramme de Classe de l'application.....	50
Figure 24 : Diagramme de Séquence pour la Détection de visage à partir de la WebCam et Ajout	51
Figure 25 : Diagramme de Séquence pour la Reconnaissance Faciale	52
Figure 26 : Diagramme d'Activité du logiciel	53
Figure 27 : Principe du fonctionnement de Haar Classifieur Cascade	54
Figure 28 : Organigramme de la méthode de reconnaissance faciale	55
Figure 29 : Interface Principale	57
Figure 30 : Lancement de la WebCam	58
Figure 31 : Détection de visage par la WebCam	58
Figure 32 : Sauvegarde du visage	58
Figure 33 : ORL Database	59
Figure 34 : Yale database	59
Figure 35 : Différents modules de l'onglet Reconnaissance Par PCA (1)	59
Figure 36 : Différents modules de l'onglet Reconnaissance Par PCA (2)	60
Figure 37 : Remplissage des paramètres	61
Figure 38 : Visualisation du module « Images Similaires »	61
Figure 39 : Visualisation du module « Eigenfaces »	62

Liste des Tableaux

Tableau 1: Etude comparative des méthodes biométriques. 25
Tableau 2: Les résultats d'identification par PCA sur la base ORL. 62
Tableau 3: Les résultats d'identification par PCA sur la base Yale..... 63

Liste des Formules

Équation 1: Moyenne des visages 36
Équation 2: Matrice résultante (Images centrées) 36
Équation 3: Matrice de covariance C 36
Équation 4: Représentation de ϕ_i 38
Équation 5: Choix de k (Seuillage) 38
Équation 6: Image intégrale 40
Équation 7: La fonction de descripteurs de Haar 41
Équation 8: Le classifieur de Haar..... 42
Équation 9: Distance Manhattan..... 56
Équation 10: Distance Euclidienne..... 56

PCA : *Principale Component Analysis (Analyse en Composante Principale)*

ADN : *Acide DésoxyriboNucléique*

PIN : *Personnal Identification Number*

AAO : *American Academy of Ophthalmology*

FAR : *False Acceptation Rate (taux de fausse acceptation)*

FRR : *False rejection Rate (taux de faux rejet)*

FER : *Failure to Enroll Rate (taux d'échec à l'enrôlement)*

MIT : *Massachusetts Institute of Technology*

CNIL : *Commission Nationale De L'informatique Et Des Libertés*

CCD : *Couple Charged Device*

CMOS : *Complementary Metal Oxide Semiconductor*

2-D PCA : *Two Dimentional PCA*

LDA : *Linear Discriminant Analysis (Analyse Discriminante Linéaire)*

ICA : *Independent Component Analysis (Analyse en Composante Indépendante)*

HMM : *Hidden Markov Models*

SVM : *Support Vector Machine (Machines à Vecteurs de Support)*

NN : *Neural Network (Réseaux de Neurone)*

LE2I : *Laboratoire Electronique, Informatique et Image*

GIPSA : *Grenoble Images Parole Signal Automatique (Laboratoire)*

LLE : *Locally linear Embedding*

BIC : *Bayesian Information Criterion*

AMM : *Active Appearance Models (Modeles Actifs D'apparence)*

LBP : *local binary pattern*

LFA : *Lacale Feature Analysis (Analyse de Caractéristiques Locales)*

EBGM : *Elastic Bunch Graph Matching :*

LG-PCA : *LogGabor PCA*

MinGW : *Minimalist GNU for Windows*

AT&T : *American Telephone & Telegraph (compagnie)*

Résumé:

La biométrie est la science qui étudie les méthodes d'authentification des individus, identification, ou même de chiffrement basées sur la reconnaissance de caractéristiques physiologiques de l'individu. Pour être efficaces dans leur exploitation Ces caractéristiques doivent bien entendu posséder certaines qualités intrinsèques pour permettre le développement d'un système fiable et robuste. Les qualités indispensables pour chaque caractéristique sont les suivantes : l'universalité, unicité, permanence, collectabilité et mesurabilité. Celles-ci assurent que chaque personne possède la caractéristique considérée, qu'elle est unique pour chaque individu, qu'elle ne change pas ou peu dans le temps, qu'il est possible d'en récolter un échantillon et de l'analyser.

La reconnaissance des visages, est une technologie biométrique très en vogue, importante pour l'authentification d'un individu. Elle est très utilisée dans les applications de contrôle d'accès. Dans la littérature, on trouve plusieurs méthodes globales, locales et hybrides de reconnaissance faciale. Le but de ce projet est d'introduire et d'expliquer une approche classique de reconnaissance connu sous le nom Eigenface en utilisant la PCA « *Principal Component Analysis* » ainsi que le « *classifieur de Haar* » pour la détection des visages, et surtout de présenter les résultats de l'ensemble testé par la méthode implémentée, ces tests ont été réalisés sur deux différentes bases de données en respectant les conditions suivantes: un éclairage uniforme pendant les deux phases d'apprentissage et de reconnaissance, et la prise de différentes poses pour chaque personne pendant la phase d'apprentissage.

Mots clés : Biométrie, authentification, identification, reconnaissance faciale, Eigenface, PCA, extraction de caractéristiques, mesure de similarité,...

Abstract:

Biometrics is the science that studies the methods of identity authentication, identification, or even encryption based on the recognition of physiological features of the individual. To be effective in their operations These features must have certain intrinsic qualities to allow the development of a reliable and robust system. The qualities needed for each feature are: universality, uniqueness, permanence, measurability and collectability. These ensure that everyone has the feature in question, it is unique for each individual, it does not change or slightly over time, it is possible to collect an analysis sample. Face recognition, is a biometric technology very popular, important for authentication of an individual. It is widely used in access control applications. In the literature, there are several global, local and hybrid methods of facial recognition. The aim of this project is to introduce and explain a classical recognition known as Eigenface using PCA "Principal Component Analysis" and the "Haar classifier" for face detection, and especially present the results of all tested set by the method implemented, these tests were performed on two different databases in the following conditions: uniform illumination during both phases of learning and recognition, and taking different poses for each person during the learning phase.

Keywords: biometrics, authentication, identification, face recognition, Eigenface, PCA, feature extraction, similarity measure, ...

Plusieurs techniques d'identification biométrique d'individus ont été développées au cours ces dernières années. Parmi elles, on distingue celle qui prend le visage comme une zone d'analyse pour faire la reconnaissance. Cette approche est un problème de reconnaissance des formes assez complexe. En effet, contrairement à certaines problématiques comme la reconnaissance des caractères manuscrits, le nombre de classes à distinguer est très élevé et chacune ne possède qu'un nombre restreint d'exemples. Ces conditions particulières nuisent à certaines techniques d'apprentissage automatique qui nécessitent un grand nombre de données pour un apprentissage efficace.

Grace aux travaux de plusieurs chercheurs, les machines peuvent actuellement différencier un visage humain d'un autre, et en particulier de chercher un visage dans une large base de visages. Un système qui permet la reconnaissance automatique de visages dans une image voit ces applications dans plusieurs domaines, à savoir : la surveillance dans les aéroports, la recherche des suspects dans le domaine criminologique, l'accès contrôlé aux sites privés, interactivité homme-ordinateur avancée, etc.

La reconnaissance de visage est une étape parmi quatre étapes de l'opération d'identification d'une personne par son visage. La chaîne d'identification est constituée donc, d'une phase de l'acquisition de l'image ou de la vidéo, détection du visage dans la scène, normalisation et enfin reconnaissance de l'identité de la personne.

La reconnaissance faciale est sujette à beaucoup de variations qui proviennent des conditions d'acquisition: environnement, éclairage, position par rapport au capteur. Et aussi de la coopération du sujet à être reconnu ou identifié: problèmes de poses, d'expressions, d'occultation d'une partie du visage. Dans un contexte de mobilité et pour une utilisation personnelle de la biométrie, ou pour une utilisation des services de l'ordre, on considère que la principale source de variation est le changement des conditions d'acquisition et plus particulièrement l'éclairage, sur lequel on a le moins de contrôle possible.

Aujourd'hui, l'accès aux documents dans les bases de données, d'archives et sur Internet s'effectue principalement grâce à des données textuelles : nom de l'image ou mots clés. Cette recherche est non exempte de faute plus ou moins graves : omission, orthographe, etc.

Les progrès effectués dans le domaine de l'analyse d'image et de l'apprentissage automatique permettent d'apporter des solutions comme l'indexation et la recherche à base des caractéristiques telles que la couleur, la forme, la texture, le mouvement, le son et le texte. Ces caractéristiques sont riches en informations, notamment, d'un point de vue sémantique; en se spécialisant plus dans les images pour y arriver à une catégorie très importante, cette catégorie concerne directement les êtres humains ; c'est l'ensemble des images de visage.

Les moyens classiques de vérification d'identité pour les contrôles d'accès : comme passeport, la carte d'identité, les mots de passe ou les codes secrets peuvent être facilement falsifiés .La solution apparaît pour remédier à ce problème est d'utiliser la biométrie. Cette dernière joue un rôle de plus en plus important dans les systèmes d'authentification et d'identification. Les processus de reconnaissance biométrique permettent la reconnaissance d'individus en se basant sur les caractéristiques physique et comportementale de l'individu. Différentes technologies ont été développées telle que: les empreintes digitale, l'iris, la voix, la main et le visage .Ce dernier constitue l'objectif principale de notre mémoire.

La reconnaissance des visages est l'une des techniques de la biométrie la plus utilisée, ceci est dû à ses caractéristiques avantageuses. En plus, cette technique est très efficace pour la situation non standard. C'est le cas où on peut avoir la coopération de l'individu à identifier.

Certes la reconnaissance des visages n'est pas la technique la plus fiable comparée aux autres techniques de biométrie, mais elle peut être ainsi si on peut trouver les bons attributs d'identification représentant le visage à analyser.

La reconnaissance des visages est pour nous une faculté naturelle, familière, bien plus que les signaux que nous utilisons aujourd'hui pour communiquer avec une machine. Par ailleurs le développement des algorithmes s'inscrit dans une démarche visant à rendre l'ordinateur plus "humain", et va de pair avec la reconnaissance vocale et celle gestuelle.

Cette reconnaissance connaît de nombreuses applications dans le domaine de la sécurité. Citons la restriction d'accès à un lieu ou une machine et la criminologie, pour lesquelles des systèmes sont déjà opérationnels.

Dans un système de reconnaissance de visage, ce dernier est soumis à un éclairage très varié en contraste et luminosité, un arrière plan. Cette forme à trois dimensions, lorsqu'elle s'inscrit sur une surface à deux dimensions, comme c'est le cas d'une image, peut donner lieu à des variations importantes. Le visage n'est pas rigide, il peut subir une grande variété de changements dus à l'expression faciale, l'âge, les coupes des cheveux, à l'usage de produits cosmétiques ...etc

Cette étude s'inscrit dans le cadre de l'indexation automatique des documents multimédia, la reconnaissance des formes, et la biométrie.

Le but de notre travail est l'identification des personnes, cette dernière est l'une des composantes les plus essentielles pour les applications d'interaction intelligente qui concerne les technologies de perception visant à l'amélioration des interactions homme-machine. Il s'agit aussi d'un système d'authentification d'identité par analyse du visage, cette dernière a pour but de vérifier l'identité d'un individu après que celui-ci soit identifié.

Afin de décrire le travail effectué, ce mémoire comporte les cinq principaux chapitres organisés comme suit :

Le premier chapitre décrit des généralités sur les systèmes d'indexation des images ainsi que les principes de base sur lesquels se fondent ses techniques. Nous présentons ensuite le domaine de la biométrie et ses enjeux. Nous enchaînons par la description de la technique de reconnaissance faciale ainsi que la méthode de classification choisie, l'idée principale de ce dernier est d'utiliser la méthode d'analyse en composante principale (PCA) pour l'extraction des caractéristiques de l'image de visage. Nos expériences ont été exécutées sur les deux bases de données ORL & Yale. La détection de visage par le classifieur de Haar constitue une part très importante dans ce chapitre.

Le quatrième chapitre discute les différents aspects de la conception de notre système. L'implémentation et la mise en œuvre de notre projet seront présentés dans le dernier chapitre.



Chapitre I :
*Généralité sur les
Systèmes d'Indexation d'Images*

« L'œil ne voit que la surface des choses. »

Obiwan Kenobi (enseignant, Jedi)

Chapitre I : Généralité sur les Systèmes d'Indexation d'Images

Sommaire

Introduction	4
1. Généralités sur les images	4
1.1. Définition d'une image	4
1.2. Les principaux attributs d'une image	6
1.3. Formats d'images :	8
2. Indexation Multimédia	9
2.1. Définitions	9
2.2. Recherche d'Image	11
2.3. Les phases de l'indexation	12
2.4. Les méthodes d'indexation :	13
2.5. Les modèles d'indexation des images :	13
2.6. Méthodologie des systèmes d'indexation	14
3. Indexation automatique	15
Conclusion	16

Introduction

Les bases de données gèrent de façon efficace les données de type texte mais sont mal adaptées aux données multimédia. Toutefois et afin de pouvoir inclure des images dans les bases de données, un type spécial a été ajouté dans les bases de données relationnelles : Il s'agit du type objet binaire (*BLOB*) dans lequel on peut mettre une image, un code exécutable ou n'importe quel objet informatique, quel que soit sa taille. Ce type ne permet pas de résoudre les problèmes de la recherche d'images, mais il permet de stocker les données multimédia : images, vidéos et sons dans la base. La plupart des bases de données ont donc la capacité de stocker des données multimédia, mais sans moyen pour les interroger dans le modèle lui-même. Une base d'images est donc une base de données contenant des images et/ou leur représentant construite selon un certain modèle dans le but de la stocker, de l'interroger, de l'enrichir, de la partager.

On classe les bases d'images en deux grandes catégories pour la recherche et l'indexation.

- Les **bases généralistes** sont des bases d'images de sujets très variés comprenant des familles d'images très différentes (par exemple couchers de soleil, montagne, plage, personnages, véhicules, bâtiments. . .).
- Les **bases spécialisées** sont des bases dans lesquelles on va trouver des images d'un domaine particulier (images médicales, images satellites, images architecturales, photos de visages...).

Les utilisateurs de diverses applications ont besoin d'appliquer des traitements sur un ensemble d'images qui ont comme particularité d'être similaires ou peu différentes et qui occupent beaucoup de place mémoire car ce sont des objets de grandes tailles.

1. Généralités sur les images [1]

1.1. Définition d'une image

L'image est une représentation d'une personne ou d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc.

Chapitre I : Généralité sur les Systèmes d'Indexation d'Images

C'est aussi un ensemble structuré d'informations, qui après affichage sur l'écran, a une signification pour l'œil humain. Elle peut être décrite sous la forme d'une fonction $I(x, y)$ de brillance analogique continue, définie dans un domaine borné, tel que x et y sont les coordonnées spatiales d'un point de l'image et I est une fonction d'intensité lumineuse et de couleur. Sous cet aspect, l'image est inexploitable par la machine, ce qui nécessite sa numérisation. [1]

1.1.1. L'image numérique :

L'image numérique est l'image dont la surface est divisée en éléments de tailles fixes appelés cellules ou pixels, ayant chacun comme caractéristique un niveau de gris ou de couleurs prélevées à l'emplacement correspondant dans l'image réelle, ou calculé à partir d'une description interne de la scène à représenter.

La numérisation d'une image est la conversion de celle-ci de son état analogique en une image numérique représentée par une matrice bidimensionnelle de valeurs numériques $f(x, y)$ où :

x, y : coordonnées cartésiennes d'un point de l'image.

$f(x, y)$: niveau de gris en ce point.

Pour des raisons de commodité de représentation pour l'affichage et l'adressage, les données images sont généralement rangées sous formes de tableau I de n lignes et p colonnes. Chaque élément $I(x, y)$ représente un pixel de l'image et à sa valeur est associé un niveau de gris codé sur m bits (2^m niveaux de gris ; $0 = \text{noir}$; $2^m - 1 = \text{blanc}$). La valeur en chaque point exprime la mesure d'intensité lumineuse perçue par le capteur.

- ✓ **Pixel** : C'est un mot anglais issu de la contraction de l'expression anglaise (Picture élément) le pixel est le plus petit point de l'image, il peut être représenté par un seul bit (noir ou blanc) mais plus souvent par 8 ou 24.
- ✓ **Taille de l'image** : L'image se présente sous forme de matrice, le nombre de ligne multiplié par le nombre de colonnes nous donne le nombre total de pixels. Ceci dit taille brute (sans compression), d'une image peut être calculée comme suit : La taille de l'image en octet est le nombre de colonnes(x)*le nombre de lignes(y)*le nombre d'octet nécessaire pour coder un pixel.

1.1.2. L'image binaire

Une image binaire est une image $M \times N$ où chaque point peut prendre uniquement la valeur 0 ou 1. Les pixels sont noirs (0) ou blancs (1).

- Zéro (0) représente le noir : intensité lumineuse nulle.
- Un (1) représente le blanc : intensité lumineuse maximale.

1.2. Les principaux attributs d'une image

1.2.1. La Couleur

La couleur est un des premiers descripteurs employés pour la recherche d'images, La couleur forme une partie significative de vision humaine, sans elle beaucoup de tâches journalières pourraient être très difficile. Nous pouvons distinguer efficacement les objets basés sur seule la couleur.

1.2.1.1. Image à niveaux de gris

Le niveau de gris est la valeur de l'intensité lumineuse en un point. La couleur du pixel peut prendre des valeurs allant du noir au blanc en passant par un nombre fini de niveaux intermédiaires. Donc pour représenter les images à niveaux de gris, on peut attribuer à chaque pixel de l'image une valeur correspondant à la quantité de lumière renvoyée. Cette valeur peut être comprise par exemple entre 0 et 255.

1.2.1.2. Image en couleurs

Même s'il est parfois utile de pouvoir représenter des images en noir et blanc, les applications multimédias utilisent le plus souvent des images en couleurs. La représentation des couleurs s'effectue de la même manière que les images monochromes avec cependant quelques particularités. En effet, il faut tout d'abord choisir un modèle de représentation. On peut représenter les couleurs à l'aide de leurs composantes primaires. Les systèmes émettant de la lumière (écrans d'ordinateurs,...) sont basés sur le principe de la synthèse additive: les couleurs sont composées d'un mélange de rouge, vert et bleu (modèle R.V.B).

1.2.1.3. La luminance

C'est le degré de luminosité des points de l'image. Elle est définie aussi comme étant le quotient de l'intensité lumineuse d'une surface par l'aire apparente de cette surface (Luminance= intensité lumineuse/m²), elle se mesure en candela par mètre carré (cd/m²).

Les caractéristiques d'une bonne luminance :

- Un bon contraste : il faut éviter les images où la gamme de contraste tend vers le blanc ou le noir; ces images entraînent des pertes de détails dans les zones sombres ou lumineuses.
- Absence de parasite.
- La brillance de l'image.

1.2.2. La Forme

La forme réfère à l'allure générale, la structure ou le contour des objets pris individuellement. Elle peut être un indice très important pour l'interprétation. Les formes aux bordures rectilignes se retrouvent généralement dans les régions urbaines, alors que les structures naturelles, telles que les bordures des forêts, sont généralement plus irrégulières, sauf dans les endroits où l'homme a construit une route ou effectué une coupe à blanc. Les fermes où les champs de culture irrigués par des systèmes d'arrosage automatiques présentent des formes circulaires.

La forme est un descripteur très important dans les bases d'images. Elle désigne l'aspect général d'un objet, son contour.

Les attributs de forme sont complémentaires de la description couleur. Nous distinguons deux catégories de descripteurs de formes :

- L'approche «contour» décrit une région au moyen des pixels situés sur son contour ('edges'). Elle fait classiquement référence aux descripteurs de Fourier et porte sur une caractérisation des frontières de la forme.
- L'approche «région» considère une région par rapport aux caractéristiques des pixels que cette région contient, elle fait classiquement référence aux moments invariants et est utilisé pour caractériser l'intégralité de la forme d'une région.

Ces attributs sont robustes aux transformations géométriques comme la translation, la rotation et le changement d'échelle

Les attributs de forme sont utilisés pour caractériser les objets dans les images. La plupart des travaux laissent de côté l'aspect segmentation, souvent nécessaire à l'extraction de ces objets. Or, la difficulté du problème est réelle, notamment dans le cadre de l'indexation, lorsqu'il s'agit de segmenter automatiquement l'intégralité d'une base d'images. C'est la raison pour laquelle la caractérisation locale de la surface d'intensité nous paraît être intéressante en tant qu'attributs de forme.

1.2.3. La Texture

Dans le traitement d'images, l'étude et l'analyse de textures joue un rôle très important qui suscite beaucoup d'intérêt dans la communauté du traitement du signal et des images, Il s'agit d'un domaine de recherche encore largement ouvert.

La texture permet l'identification des objets. En effet, nous verrons qu'il est presque inévitable, pour distinguer les différentes régions d'une image de même couleur, d'extraire une information texturale.

Quotidiennement, le terme de texture est employé pour caractériser la surface d'un objet. On lui associe généralement un adjectif qui sert à préciser l'aspect de cette surface. On parlera de la texture granuleuse de la peau de l'orange ou de la texture lisse de la cerise.

1.3. Formats d'images :

Un format d'image comprend en général :

- Un en-tête contenant :
 - Les informations nécessaires pour la reconstruction de l'image.
 - Information indispensable tel que la largeur de l'image
 - Des informations supplémentaires (ex type de codage, palette de couleur, abscisse et ordonnée d'origine à l'écran ...etc.
- Suivie des données de l'image : La structuration des données est différente pour chaque format d'image.

On distingue généralement deux grandes catégories d'images :

- *les images bitmap* (appelées aussi *images raster*) : il s'agit d'images pixellisées, c'est-à-dire un ensemble de points (pixels) contenus dans un tableau, chacun de ces points possédant une ou plusieurs valeurs décrivant sa couleur.
- *les images vectorielles*: les images vectorielles sont des représentations d'entités géométriques telles qu'un cercle, un rectangle ou un segment. Ceux-ci sont représentés par des formules mathématiques (un rectangle est défini par deux points, un cercle par un centre et un rayon, une courbe par plusieurs points et une équation). C'est le processeur qui sera chargé de "traduire" ces formes en informations interprétables par la carte graphique.

Pour les formats bitmap :

Chapitre I : Généralité sur les Systèmes d'Indexation d'Images

- GIF (Graphics Interchange Format) supporte jusqu'à 256 couleurs et permet la compression sans perte. Plus utilisé sur le web.
- JPEG (Joint Photo Graphic Experts Groups) puissante, flexible et une format de compression avec perte.
- TIFF (Tagged Image File Formats) est plus sophistiqué, supporte cinq types de compression (avec ou sans perte) l'un des formats les plus meilleurs, principalement à cause de sa flexibilité. La quantification des pixels se fait à 24 bits.
- BMP (bitmap Windows) format standard de Windows, pas de compression, surtout utilisé par le logiciel de dessin Paint.
- PGM (Portable GrayMap), ce format est utilisé pour les images en niveau de gris.

Pour les formats vectoriels :

- PS (post script Adobe) pour le langage description de page.
- HPGL (Hewlett Packard Graphic) pour le langage interprète.
- DRW (langage micrograf x drawing) pour le V* CAO art.
- DWF (AutoCAD) pour l'art graphique.

2. Indexation Multimédia

2.1. Définitions

C'est sur cet aspect que porte notre mémoire. L'indexation et les langages documentaires visent essentiellement à faciliter l'accès au contenu des documents et des informations. Comme le note Jennifer Rowley:

“Abstracting and indexing data are a vital component in the communication link between the originator of information and its ultimate consumer. Abstracts and indexes organize the literature so that a specialist can identify documents of interest easily. This has long been recognized as important in science and technology. More recently, organization of the literature has been recognized as important in business and management, the social sciences, economics, and various other areas within the arts and humanities.”

Mais, qu'est-ce que l'indexation ? Pourquoi indexe-t-on ? A quoi serve cette technique?

2.1.1. Indexation

On peut être frappé par l'absence d'une définition directe du concept d'indexation dans nos dictionnaires.

Par exemple, le Dictionnaire encyclopédique des sciences de l'information et de la communication de Lamizet et Silem (1997) [2] pour indexation renvoie au concept de langage documentaire et à celui d'index et poursuit immédiatement en présentant les critères qualitatifs de l'indexation tels que définis par Lancaster. Alors que le Dictionnaire encyclopédique de l'information et de la documentation édité par Calcaly (2001) [2], définit l'indexation par sa finalité ne notant que :

« L'indexation a pour but de faciliter l'accès au contenu d'un document ou d'un ensemble de documents à partir d'un sujet ou d'une combinaison de sujets (ou de tout autre type d'entrée utile à la recherche). Cela s'applique aussi bien à l'élaboration des index situés généralement en fin d'ouvrage qu'à l'usage des langages documentaires pour analyser le contenu d'une collection de documents et permettre par la suite, grâce aux fichiers ou à la banques de données ainsi alimentée, la recherche des informations répondant à une préoccupation particulière ».

L'Association Française de Normalisation (AFNOR) définit l'indexation comme étant :

« L'opération qui consiste à décrire et à caractériser un document à l'aide de représentations des concepts évoqués dans ce document, c'est-à-dire à transcrire en langages documentaires les concepts après les avoir extraits du document par analyse »

2.1.2. Finalité de l'indexation

L'indexation participe au double plan du traitement des documents et du repérage et de la transmission de l'information. Elle participe donc de fonction entrée (*input*) et de la fonction sortie (*output*) de la bibliothèque. L'indexation n'est pas une fin en soi ; on n'indexe pas pour le plaisir d'indexer. Elle conditionne la valeur et l'efficacité d'un service d'information. En effet, « on croit qu'une mauvaise indexation ou indexation insuffisante pourrait être directement reliée à une proportion allant jusqu'à 90% du bruit et du silence récoltés au moment du repérage »

L'indexation vise à :

- décrire brièvement et clairement le contenu d'un document ou d'une collection de documents ;
- structurer le contenu thématique d'un ensemble de documents. Il permet ainsi d'effectuer des rapprochements et des regroupements entre documents traitant de thématiques identiques ou reliées ;
- améliorer la fiabilité et la qualité du repérage de l'information contenue dans les documents primaires.

2.2. Recherche d'Image [3]

Deux approches de recherches sont envisagées :

2.2.1. La recherche par mots clés :

Les premiers systèmes de recherche d'images utilisaient des mots-clés associés aux images pour les caractériser. Grâce à cette association de mots-clés, il suffit d'utiliser les méthodes basées sur le texte pour retrouver les images contenant les mots-clés. Plusieurs moteurs de recherche proposent ces recherches d'images basées sur le texte. Ils s'appuient sur le principe simple que dans une page web, il y a une forte corrélation entre le texte et les images présentes.

Le principal problème de ces recherches par mots-clés est que le résultat peut être complètement hors sujet

- L'association de textes à l'image est une démarche réaliste pour de petites bases de données (taille inférieure à 10 000 images), mais est complètement impensable pour de grandes bases de données (nombre d'images supérieur à 10 000). En effet, le temps passé à l'association de mots-clés et la pertinence des mots-clés restent très subjectifs et très dépendants des personnes qui effectuent l'association.

Une solution consiste à ne pas utiliser les mots-clés et donc à considérer l'image et uniquement l'image pour effectuer les recherches. Cette méthode est la **recherche d'images par le contenu**. En règle générale, les systèmes de recherche d'images par le contenu fonctionnent par comparaison d'un vecteur descripteur d'une image requête avec les vecteurs descripteurs des images de la base selon une métrique donnée.

2.2.2. La recherche par le contenu

La recherche par le contenu consiste à rechercher les images en n'utilisant que l'image elle-même sans aucune autre information. On ne considère que l'image numérique c-à-d un tableau de pixels à deux dimensions. Une image couleur RVB possède trois composantes tandis qu'une image à niveaux de gris n'en possède qu'une seule. Un problème posé par cette approche est la quantité très élevée de points contenus dans une image. Il est donc nécessaire, d'une part pour réduire le temps de calcul et d'autre part pour comparer des images de taille différentes, de travailler avec un ensemble réduit d'attributs d'images. Ces attributs sont des informations spatiales, colorimétriques, géométriques ou statistiques, extraites de l'image, qui synthétisent au mieux l'information contenue dans celle-ci.

Ces attributs sont regroupés dans un vecteur V_i appelé **vecteur descripteur** de l'image i . V_i possède n composantes réelles (en général) qui sont les attributs extraits de l'image, $V_i \in \mathbb{R}^n$.

Pour décrire au mieux une image, il faut tenir compte des transformations géométriques qu'elle peut subir. Il faut donc trouver des descripteurs d'images invariants par rotation, translation et changement d'échelle pour assurer une indépendance de V_i vis-à-vis de ces transformations.

Au lieu de stocker les images elles-mêmes dans la base (ce qui peut poser des problèmes de taille de données dans les grandes bases d'images), on peut choisir de ne stocker dans la base que le descripteur de l'image et son URI (*Uniform Resource Identifier*), c'est-à-dire le chemin absolu pour la retrouver sur Internet ou sur un disque dur local. Ainsi, on dispose des descripteurs d'images pour comparer les images et on va les chercher seulement si on a besoin de les afficher par exemple. Cela diminue sensiblement la taille de la base de données et donc la vitesse d'accès aux informations stockées dans celle-ci. L'approche basée sur le contenu apporte beaucoup d'avantages car elle satisfait les conditions suivantes :

- Elle est indépendante par rapport à la langue de recherche.
- Sa description est moins subjective et parfois plus riche que le texte.
- elle est souvent plus efficace.

2.3. Les phases de l'indexation

Un système d'indexation comprend généralement deux phases de traitement :

2.3.1. Indexation logique

L'indexation logique consiste à extraire et à modéliser les caractéristiques de l'image qui sont principalement la forme, la couleur et la texture. Chacune de ces caractéristiques pouvant être considéré pour une image entière ou pour une région de l'image.

2.3.2. Indexation physique

L'indexation physique consiste à déterminer une structure efficace d'accès aux données pour trouver rapidement une information. De nombreuses techniques basées sur des arbres (arbre-B, arbre-R, arbre quaternaire,...) ont été proposées.

Pour qu'un système de recherche d'images soit performant, il faut que l'indexation logique soit pertinente et que l'indexation physique permette un accès rapide aux documents recherchés.

2.4. Les méthodes d'indexation :

Il existe deux méthodes pour indexer les images :

2.4.1. Indexation locale :

Cette méthode consiste à caractériser les images de manière locale en repérant les points d'intérêt de la scène (lieux où le signal change fortement) et à les caractériser.

2.4.2. Indexation globale :

Elle utilise des primitives d'images de type distribution de forme, de couleur, ou de texture. Ces distributions sont calculées sur toute l'image.

2.5. Les modèles d'indexation des images :

2.5.1. Le modèle booléen :

Les images sont caractérisées par une liste de descripteurs et la requête est une formule logique qui combine à la fois des descripteurs et des opérateurs logiques du type ET, OU, etc... En réponse, le système effectue une classification en deux classes correspondantes d'une part aux images qui satisfont la requête et d'autre part à celles qui ne la satisfont pas.

2.5.2. Le modèle vectoriel :

L'image requête et les images cibles, c'est-à-dire les images de la base sont représentées par un vecteur dans un espace d'attributs. Ce vecteur correspond à la concaténation des pondérations sur des descripteurs basiques. Une fonction de similarité (ou de dissimilarité) entre vecteurs est utilisée pour classer les images en fonction de leur adéquation à la requête.

2.5.3. Le modèle probabiliste :

Une probabilité de pertinence de l'image, en réponse à la requête, est attribuée à chacun des descripteurs. Sous hypothèse d'indépendance des descripteurs, il est possible de calculer la probabilité que l'image répond à la requête de l'utilisateur. Ce type de modèle fait

appel à une interaction utilisateur forte par l'intermédiaire, par exemple, des jugements de pertinence émis par l'utilisateur sur les propositions de résultats faites par le système.

Une fois les attributs extraits, il faut définir des structures permettant de les stocker, de les manipuler, de les classer et d'y accéder rapidement et sélectivement.

2.6. Méthodologie des systèmes d'indexation

2.6.1. Première classification

Une première classification des méthodes de recherche d'images peut être proposée en considérant le but visé par l'utilisateur. Cette classification, introduite par Cox distingue trois grandes catégories :

2.6.1.1. La recherche associative (search by association)

En premier lieu, la recherche associative est un type de recherche au but vague procédant par exploration de la base d'images. L'utilisateur ne possède pas dans ce cas d'exemple précis de ce qu'il recherche, il peut même ne pas savoir ce qu'il recherche. C'est l'exploration qui permet, au moyen d'une forte interaction système-utilisateur, de définir et d'affiner le but de la recherche.

2.6.1.2. La recherche cible (target search)

La recherche de cible à un but clairement défini, c'est de retrouver une image particulière, précise que l'utilisateur a en tête, par exemple la photographie d'un objet donné. Cette approche fait appel à un processus interactif permettant de converger vers l'image cherchée.

2.6.1.3. La recherche de catégorie (category search)

La recherche de catégorie a pour objectif de retourner une ou plusieurs ou bien toutes les images appartenant à une catégorie donnée. C'est l'utilisateur qui fixe les limites des catégories en interagissant avec le système.

2.6.2. La deuxième classification :

Une seconde classification des techniques de recherche d'images permet de distinguer deux grandes catégories :

2.6.2.1. La recherche par similarité.

On définit la recherche par similarité ou recherche par l'exemple, toute recherche initiée par un exemple fourni par l'utilisateur au système. Concrètement, la requête peut être une image-type, une région dans une image-type, un croquis, une requête hybride image-texte ou autre. La recherche se base sur une mesure de similarité ou de dissimilarité calculée

entre les images cibles et la requête. En conséquence, les images résultats retournées par le système sont proches de l'exemple, autrement dit, similaires à la requête au sens de la mesure adoptée. Cette approche est donc fortement dépendante de la requête, qui peut être vue comme un point d'ancrage dans l'espace de recherche pour le calcul de similarité, basée sur une fonction propre au système.

2.6.2.2. La recherche par modélisation de la pertinence :

La recherche par modélisation de la pertinence n'est généralement pas initiée par un exemple. Une valeur traduisant l'adéquation à la requête, généralement une probabilité, est affectée aux images. La densité de probabilité construite pour l'ensemble de la base est initialisée uniformément, puis mise à jour sur le principe du bouclage de pertinence. Les modes qui émergent de la densité de probabilité, au fil des itérations, correspondent théoriquement aux images recherchées.

3. Indexation automatique

L'indexation automatique est un domaine de l'informatique et des Sciences de l'information et des bibliothèques qui utilise des méthodes logicielles pour établir un index pour un ensemble de documents multimédia et faciliter l'accès ultérieur aux documents et à leur contenu.

Un index est en toute généralité, une liste de descripteurs à chacun desquels est associée une liste des documents et/ou passages de documents auxquels ce descripteur renvoie. Ce renvoi peut être pondéré. Lors de la recherche d'information d'un usager, le système rapprochera la demande de l'index pour établir une liste de réponses. [4]

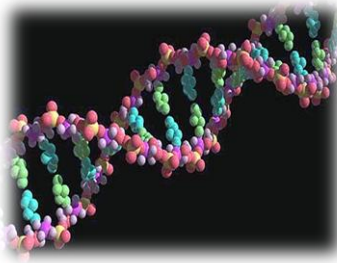
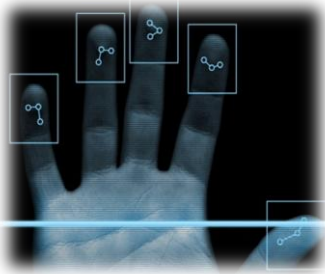
L'indexation automatique des documents multimédias a pour but de permettre, par le biais de techniques automatiques ou semi-automatiques, l'exploitation de collections de documents. L'apparition de ce domaine de recherche, en ce qui concerne les images et les documents audiovisuels.

Conclusion

Comme toute nouvelle technologie, l'indexation automatique des documents multimédias se présente sous deux aspects : possibilité de nouvelles applications, mais mise en cause de manières de faire antérieures. En matière d'emploi, si la première piste ouvre des opportunités, la deuxième suscite légitimement des craintes. Qu'en est-il dans le cas présent ?

L'indexation automatique offre des possibilités tout à fait prometteuses en terme de manipulation de grands volumes de données, car elle permet de réaliser des tâches simples comme la détection de copie. Pour de nombreuses autres tâches, les algorithmes sont loin d'offrir des performances, en qualité des résultats, qui permettent d'envisager une documentation complètement automatique. Il y a là des raisons profondes et sérieuses : les langues naturelles ont été un des premiers objets d'étude de l'informatique, et leur traitement reste très loin d'être parfaitement maîtrisé. La perception d'un document fait appel à tout un univers culturel, social et personnel qui a un fort impact sur cette perception. Et qui est très difficile à appréhender et à manipuler par ordinateur.

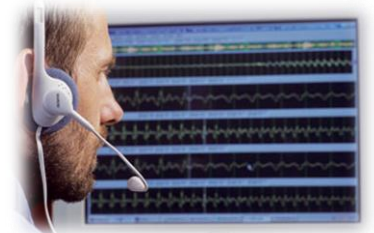
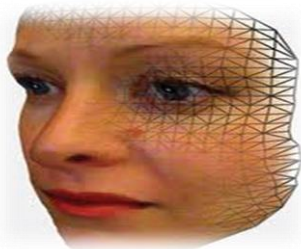
Un autre facteur intervient aussi : le volume de documents multimédias générés et stockés augmente à une folle allure. Il est à craindre que la recherche n'avance pas aussi vite en ce moment. Que ce soit sur le web ou à la télévision, sans parler de numérisation de fonds plus anciens, c'est plutôt la noyade qui nous guette que la pénurie de matière. C'est cela, plus que l'émergence de l'indexation automatique, qui risque de changer l'environnement d'utilisation de ces documents, que ce soit par des documentalistes, des spécialistes de médias (journalistes, analystes, créateurs, diffuseurs, etc.) ou par le grand public. Puissent-ils tous trouver dans la boîte à outils de l'indexation automatique les moyens dont ils ont besoin pour faire face à cet afflux et réellement en profiter.



Chapitre I: La Biométrie et ses Enjeux

« Le système ne voit que la surface des composants. »

Programmeur anonyme.



Sommaire

Introduction	17
1. Pour quoi la biométrie?	17
1.1. Définitions:	17
1.2. Caractéristique communes des systèmes biométriques:	18
1.2.1. L'unicité:	18
1.2.2. Caractère public d'une donnée biométrique:	19
1.2.3. Mesure d'un système biométrique:	19
2. Présentation des Techniques	19
2.1. Morphologie	19
2.2. Comportement	23
2.3. Comparatif	25
Conclusion	25

Introduction

La biométrie est une science qui s'est développée depuis le début du siècle passé. Elle a été employée au début pour identifier les criminels. Cette technique initiée par **A.Bertillon**¹ en 1903 s'appuyait sur des mesures anthropométriques du corps caractérisant les personnes. La découverte de l'unicité pour chaque personne de celle-ci par **Johann Christoph Andreas Mayer**², est une étape importante dans la diffusion de ce procédé d'identification auprès des services de polices et de sécurité pour authentifier les signatures faites à l'époque par l'empreinte et pour le contrôle dans les prisons. Ensuite, on a exploré d'autres modalités biométriques comme la voix, l'iris, la forme de la main, etc. La modalité la plus naturelle de se reconnaître entre les êtres humains est le visage. Elle est sujette à de nombreuses études pour comprendre ce mécanisme de reconnaissance et comment l'homme arrive à différencier les visages. Et depuis le début de ce siècle, en conséquence d'une politique sécuritaire renforcée, les états ont sollicité les industriels pour le développement et l'amélioration des différentes modalités biométriques en particulier le visage. En effet, la biométrie sous la forme d'une image numérisée du visage et d'une empreinte digitale s'est introduite dans plusieurs documents officiels: passeport, visa, carte d'identité. Les industriels ont diversifié l'emploi de la biométrie dans l'espoir de rendre les appareils électroniques plus conviviaux et plus sécurisés. On trouve dans le marché de nos jours des téléphones mobiles, des ordinateurs, terminaux paiement intégrant des fonctionnalités de biométrie. [5]

1. Pour quoi la biométrie? [6]

1.1. Définitions:

Un système de contrôle biométrique est un système automatique de mesure basé sur la reconnaissance de caractéristiques propres à un individu: physique, comportement ...

Le mot biométrie utilisé dans le domaine de la sécurité est une traduction de l'anglais *biometrics* qui correspond en fait au mot anthropométrie.

Le mot français biométrie définit "l'étude mathématique des variations biologiques à l'intérieur d'un groupe déterminé"

¹ **Alphonse Bertillon**, Professeur de démographie à l'École d'anthropologie, chef des travaux de la statistique municipale, Paris (1853, 1914).

² Anatomiste allemand, (1747–1801)

La biométrie est basée sur l'analyse de données des individus et peut être classée en trois grandes catégories:

- ✓ Analyse basée sur l'analyse morphologique (Empreinte digitale, forme de la main, traits du visage, réseau veineux de la rétine, iris de l'œil, voix, etc.)
- ✓ Analyse de traces biologiques. (Odeur, salive, urine, sang, ADN, etc.)
- ✓ Analyse basée sur l'analyse comportementale. (Dynamique du tracé de signature, frappe sur un clavier d'ordinateur).

Tout d'abord il est important de définir les termes employés.

Il est rappelé que l'identité d'un individu est l'ensemble des données de fait et de droit qui permettent d'individualiser quelqu'un. De là:

- ✓ La vérification de l'identité conduit à l'identification;
- ✓ La preuve de l'identité conduit à l'authentification.

Identification: La vérification de l'identité est faite à partir d'une pièce d'identité (document officiel): ni l'iris de l'œil, ni l'empreinte, ni la voix ne peut donner l'identité. Les personnes faisant l'objet d'une identification déposent leurs identités.

La vérification de l'identité demande une base de référence, le but est de vérifier que l'identité de l'individu qui se présente existe bien dans la base de référence.

Authentification: L'authentification est réalisée en deux temps:

- Vérification de l'identité : La personne déclare son identité en se présentant au contrôle d'accès.
- Preuve de l'identité : Les éléments biométriques (empreintes, voix, visage, iris ...) de la personne sont comparés avec le gabarit de cette personne, afin de vérifier si son identité est bien la bonne.

1.2. Caractéristique communes des systèmes biométriques:

1.2.1. L'unicité:

Pour identifier ou authentifier une personne au sein d'une population donnée, il est nécessaire que la donnée biométrique utilisée soit unique à cette personne. L'empreinte digitale, la rétine et l'iris sont réputés pour présenter des caractéristiques uniques au sein de

très larges populations. En particulier, ces techniques permettent de distinguer les vrais jumeaux, et l'empreinte digitale est reconnue juridiquement comme identifiant d'un individu.

1.2.2. Caractère public d'une donnée biométrique:

Un code personnel (PIN) est secret et doit le rester pour qu'un système de contrôle d'accès fonctionne. Une caractéristique biométrique n'est pas secrète. Elle peut être plus ou moins facilement capturée et imitée. Un système de contrôle d'accès biométrique doit donc prendre en compte cette menace et éliminer les artefacts construits pour le tromper.

1.2.3. Mesure d'un système biométrique:

Un système biométrique n'utilise pas toute l'information contenue dans l'image ou le signal capté. Il en extrait certaines caractéristiques, ce qui réduit la quantité d'information, donc la capacité du système à reconnaître l'unicité d'une donnée.

Sa robustesse dépend du nombre de critère retenus et de la méthode de modélisation (ou de calcul) utilisée.

Un système biométrique est alors mesuré par deux paramètres:

- Le taux de fausse acceptation, qui est la probabilité de confusion d'identité (FAR)
- Le taux de faux rejet, qui est la probabilité de ne pas reconnaître une identité lors d'un essai (FRR)

Un troisième paramètre mesure l'utilité du système. C'est le taux d'échec à l'enrôlement (FER) qui traduit la probabilité d'absence d'une caractéristique biométrique pour un individu dans une population.

2. Présentation des Techniques

Il existe plusieurs caractéristiques physiques qui se révèlent être uniques pour un individu, et il existe également pour chacune d'entre elles plusieurs façons de les mesurer: [7]

2.1. Morphologie

- **Empreintes digitales (finger-scan):** la donnée de base dans le cas des empreintes digitales est le dessin représenté par les crêtes et sillons de l'épiderme. Ce dessin est unique et différent pour chaque individu. En pratique, il est quasiment impossible

d'utiliser toutes les informations fournies par ce dessin (trop nombreuses pour chaque individu), on préférera donc en extraire les caractéristiques principales telles que les bifurcations de crêtes, les "îles", les lignes qui disparaissent, etc... Une empreinte complète contient en moyenne une centaine de ces points caractéristiques (les "minuties"). Si l'on considère la zone réellement scannée, on peut extraire environ 40 de ces points. Pourtant, là encore, les produits proposés sur le marché ne se basent que sur une quinzaine de ces points. Il est statistiquement impossible de trouver 2 individus présentant les mêmes points caractéristiques, même en considérant une population de plusieurs dizaines de millions de personnes.

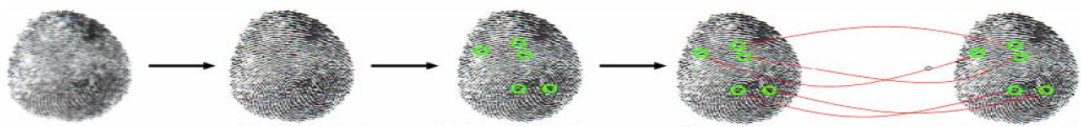


Figure 1: Processus de la reconnaissance par empreinte digitale

Les techniques utilisées pour la mesure sont diverses : capteurs optiques (caméras CCD/CMOS), capteurs ultrasoniques, capteurs de champ électrique, de capacité, de température...

Ces capteurs sont souvent doublés d'une mesure visant à établir la validité de l'échantillon soumis (autrement dit, qu'il s'agit bien d'un doigt) : mesure de la constante diélectrique relative de l'échantillon, sa conductivité, les battements de cœur, la pression sanguine, voire une mesure de l'empreinte sous l'épiderme...

- **Géométrie de la main / du doigt (hand-scan):** ce type de mesure biométrique est l'un des plus répandus, notamment aux Etats Unis. Cela consiste à mesurer plusieurs caractéristiques de la main (jusqu'à 90) tel que la forme de la main, longueur et largeur des doigts, formes des articulations, longueurs inter-articulations, etc... La technologie associée à cela est principalement de l'imagerie infrarouge; d'une façon générale, le système présente des FAR assez élevés, surtout entre personnes de la même famille ou bien encore des jumeaux.



Figure 2: Dispositif de reconnaissance par géométrie de la main

- **Iris (iris-scan):** pour les 2 techniques suivantes, il faut tout d'abord faire la distinction entre l'iris et la rétine :

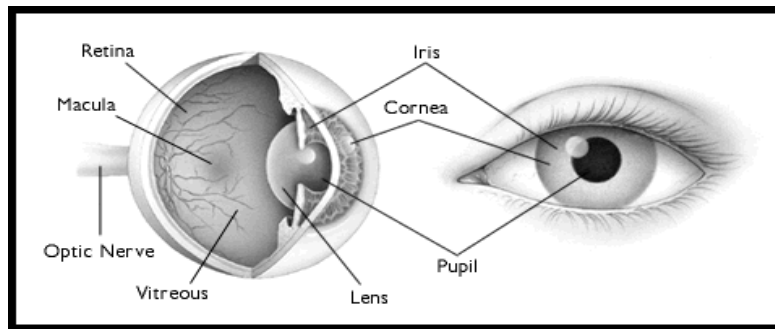


Figure 3: Source : (AAO) les composants de l'œil humaine

Autrement dit, l'étude de l'iris va se porter sur la partie de l'œil visible ci-dessous :



Figure 4: L'iris de l'œil humaine

En ce qui concerne l'iris, l'individu se place en face du capteur (caméra CCD/CMOS) qui scanne son iris. Celui-ci représente quelque chose de très intéressant pour la biométrie car il est à la fois toujours différent (même entre jumeaux, entre l'œil gauche et le droit, etc...), indépendant du code génétique de l'individu, et très difficilement falsifiable. En effet, l'iris présente une quasi-infinité de points caractéristiques (que certains comparent en nombre à ceux de l'ADN), qui ne varient pratiquement pas pendant la vie d'une personne contrairement à la couleur de l'iris qui, elle, peut changer. Mais cela n'a aucune influence car les images d'iris obtenues par les capteurs sont en noir et blanc. Le seul problème de cette technique est lié à la mesure en elle-même, qui peut être source d'erreurs ou de problèmes. Ainsi, on peut quasiment dire que le nombre de problèmes rencontrés lors de cette mesure augmente proportionnellement avec la distance entre l'œil et la caméra.

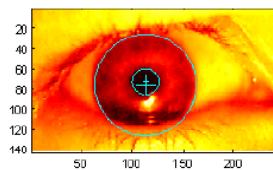


Figure 5: Prise d'une photo de l'Iris

D'autres problèmes se posent à cause des reflets (nécessité d'avoir un éclairage restreint et maîtrisé), et lors de la détection de faux yeux (photos) et autres fraudes. Pour ces dernières, on

peut faire appel à certaines caractéristiques dynamiques de l'œil qui prouveront son authenticité : réactivité de la pupille (dilatation/rétraction) par rapport à la quantité de lumière, étude de l'iris dans l'infrarouge et l'ultraviolet, etc...

- **Rétine (retina-scan):** cette mesure biométrique est plus ancienne que celle utilisant l'iris, mais elle a été moins bien acceptée par le public et les utilisateurs, sans doute à cause de son caractère trop contraignant : la mesure doit s'effectuer à très faible distance du capteur (quelques centimètres), qui effectue ensuite un balayage de la rétine. Il est physiquement impossible d'effectuer une mesure rétinienne à une distance de 30cm ou plus sur un sujet mobile comme on peut le voir dans certains films. Cette méthode requiert des sujets coopératifs et entraînés.



Figure 6: La rétine de l'œil humain

Pourtant cette technique semble être tout aussi fiable que celle de l'iris; elle se base sur le fait que le schéma et le dessin formé par les vaisseaux sanguins de la rétine (la paroi interne et opposée de l'œil) est unique pour chaque individu, différent entre jumeaux et assez stable durant la vie de la personne. La mesure peut ainsi fournir jusqu'à 400 points caractéristique du sujet, que l'on peut comparer aux 30 à 40 points fournis par une empreinte digitale! En conclusion, la mesure rétinienne est la plus difficile à utiliser mais également la plus dure à contrefaire.

- **Visage (facial-scan):** il s'agit ici de faire une photographie plus ou moins évoluée pour en extraire un ensemble de facteurs qui se veulent propres à chaque individu. Ces facteurs sont choisis pour leur forte invariabilité et concernent des zones du visage tel que le haut des joues, les coins de la bouche, etc... On évitera d'autre part les types de coiffures, les zones occupées par des cheveux en général ou toute zone sujette à des modifications durant la vie de la personne.

Il existe plusieurs variantes de la technologie de reconnaissance du visage. La première est développée et supportée par le MIT et se nomme "Eigenface". Elle consiste à décomposer le visage en plusieurs images faites de nuances de gris, chacune mettant en évidence une caractéristique particulière :

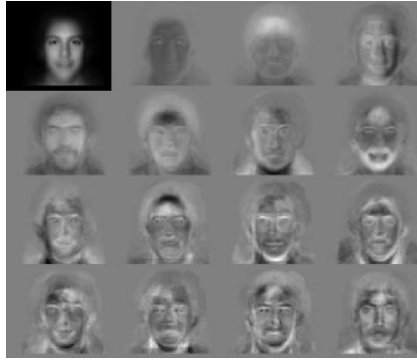


Figure 7: Les Eigenfaces

Une autre technique appelée "feature analysis" se base sur la précédente en y rajoutant des informations sur les distances inter-éléments, leurs positions, etc... Elle se dit plus souple quant aux éventuelles modifications pouvant survenir : angle de prise de vue, inclinaison de la tête, etc... Viennent ensuite des techniques moins utilisées à l'heure actuelle, basée sur des réseaux neuronaux, sur des méthodes plus techniques et moins souples.

La plupart des systèmes d'identification du visage utilisent du matériel classique du marché: un ordinateur et une caméra pour capturer l'image. L'image est enregistrée dans une base de données. Comme pour tous les contrôles biométriques, cette méthode nécessite quatre étapes:

- Capture de l'image
- Extraction des traits caractéristiques
- Comparaison avec l'existant.
- Prise de décision.
- **Système et configuration des veines (vein pattern-scan):** cette technique est habituellement combinée à une autre, comme l'étude de la géométrie de la main. Il s'agit ici d'analyser le dessin formé par le réseau des veines sur une partie du corps d'un individu (ex: la main) pour en garder quelques points caractéristiques.

2.2. Comportement

Outre les caractéristiques physiques, un individu possède également plusieurs éléments liés à son comportement qui lui sont propres :

- **Dynamique des frappes au clavier (keystroke-scan):** les frappes au clavier sont influencées par plusieurs choses; tout d'abord, selon le texte que l'on tape et, de manière plus générale selon sa nature, on aura tendance à modifier sa façon de taper

au clavier. C'est d'ailleurs un des moyens utilisés par certaines attaques (timing attacks) pour essayer d'inférer le contenu ou la nature du texte tapé de façon à remonter jusqu'à un mot de passe par exemple. Ces techniques sont assez satisfaisantes mais restent néanmoins statistiques.

Ensuite, le facteur comportemental entre en jeu, et ce facteur va être différent pour chaque individu. Les facteurs sont à peu de chose près identiques à ceux évoqués précédemment : ce sont les durées entre frappes, la fréquence des erreurs, durée de la frappe elle-même... La différence se situe plus au niveau de l'analyse, qui peut être soit statique et basée sur des réseaux neuronaux, soit dynamique et statistique (comparaison continue entre l'échantillon et la référence).

- **Reconnaissance vocale (voice-scan):** la reconnaissance par voix utilise les caractéristiques vocales pour identifier les personnes en utilisant des phrases mot de passe « pass-phrase ». les données utilisées par la reconnaissance vocale proviennent à la fois de facteurs physiologiques et comportementaux. Ils ne sont en général pas imitables. Un téléphone ou un microphone peut être utilisé comme dispositif d'acquisition, ce qui rend cette technologie relativement économique et facilement réalisable, cependant elle peut être perturbée par des facteurs extérieurs comme le bruit de fond.



Figure 8: Spectre d'un signal Voix

- **Dynamique des signatures (signature-scan):** ce type de biométrie est à l'heure actuelle peu utilisé mais ses défenseurs espèrent l'imposer assez rapidement pour des applications spécifiques (documents électroniques, rapports, contrats...). Le procédé est habituellement combiné à une palette graphique (ou équivalent) munie d'un stylo. Ce dispositif va mesurer plusieurs caractéristiques lors de la signature, tel que la vitesse, l'ordre des frappes, la pression et les accélérations, le temps total, etc... Bref tout ce qui peut permettre d'identifier une personne de la façon la plus sûre possible quand on utilise une donnée aussi changeante que la signature.



Figure 9: Signature

2.3. Comparatif

Techniques	Avantages	Inconvénients	Physique/Logique ³
Empreintes digitales	Coût Ergonomie Moyenne Facilité de mise en place. Taille du capteur	Qualité optimale des appareils de mesure (fiabilité). Acceptabilité moyenne. Possibilité d'attaque (rémanence de l'empreinte...)	P/L
Forme de la main	Très ergonomique Bonne acceptabilité	Système encombrant. Coût. Perturbation possible par des blessures et l'authentification des membres d'une même famille.	P
Visage	Coût Peu encombrant. Bonne acceptabilité.	Jumeaux. Psychologie, religion. Déguisement... Vulnérable aux attaques	P
Rétine	Fiabilité. Pérennité.	Coût. Acceptabilité faible. Installation difficile.	P
Iris	Fiabilité.	Acceptabilité très faible.	P
Voix	Facile.	Vulnérable aux attaques.	P/L
Signature	Ergonomie.	Dépendance de l'état émotionnel de la personne. Fiabilité.	L
Frappe au clavier	Ergonomie	Dépendant de l'état physique de la personne.	L

Tableau 1: Etude comparative des méthodes biométriques.

Conclusion

La biométrie vise à mettre en lumière les nouveaux enjeux qui accompagnent l'utilisation des systèmes technologiques d'identification.

Cette analyse n'a pas la prétention d'être complète ou de traiter de façon définitive l'ensemble des questions sur le sujet, mais de marquer un pas en avant dans une réflexion qui nous interpelle collectivement et individuellement.

Enfin, perdons une fois pour toute cette image de technologie ultra sûre faussement propagée par les médias. La biométrie n'est nullement une «solution miracle et universelle».

³ La colonne « Physique/logique » précise l'usage le plus courant de chaque technique.



Chapitre I II: La Re connaissance Faciale

« Le monde change si vite, et nous courrons tous derrière pour le rattraper. Alors, comment peut-on avoir la plus petite idée de ce qui va se passer ? »

Pr. Grant (paléontologue du jurassique)

Sommaire

Introduction	26
1. Les Systèmes de la Reconnaissance Faciale	26
1.1. Identification:	26
1.2. Vérification.....	27
2. Processus de la reconnaissance faciale	28
2.1. Acquisition d'image (Capture)	29
2.2. Détection du visage	29
2.3. Prétraitements	29
2.4. Extraction de caractéristiques	30
2.5. Comparaison des caractéristiques	30
3. Etat de l'art de la reconnaissance faciale	31
3.1. Méthodes globales	31
3.2. Méthodes locales	33
3.3. Méthodes hybrides.....	34
4. L'analyse en composantes principales (PCA)	35
4.1. Présentation de la méthode	35
4.2. Propriété de la PCA	35
4.3. Eigen faces (Visages propres).....	35
5. Détection de visage (Face Tracking)	39
5.1. Algorithme de Viola et Jones	39
5.2. Descripteur de Haar	41
5.3. Classifieurs de Haar.....	42
5.4. Cascade de classifieurs	42
Conclusion	43

Introduction

La reconnaissance de visages humains est considérée actuellement comme l'une des tâches les plus importantes pour relever le défi en reconnaissance des formes. La facilité et la précision avec lesquelles nous pouvons identifier nos amis et nos ennemis, même dans des conditions défavorables, sont des capacités des plus étonnantes du système visuel humain, le but de la reconnaissance de visages est de concevoir des systèmes informatiques capables d'égaliser les êtres humains dans ce domaine.

S'investir dans le domaine de la reconnaissance de visages est sans doute motivé par la multiplicité et la variété des champs d'applications de celui-ci (télé-surveillance et vérification d'identités, chirurgie plastique, langage des signes ...). L'intérêt pour ce domaine s'explique aussi par le fait que par rapport aux autres filières de la reconnaissance des formes (reconnaissance de l'écriture, de la voix, etc.), la reconnaissance de visages n'a pas atteint un niveau aussi avancé que ces autres filières. Ceci s'explique avant tout par la complexité de la forme en question « le visage » comparée avec les autres formes.

1. Les Systèmes de la Reconnaissance Faciale [5]

Les systèmes de reconnaissance peuvent être divisés en deux types selon leur fonctionnalité:

1.1. Identification:

Ayant un flux d'image, ou une image qui contient un visage, l'identification est la reconnaissance à partir d'une base de données sans autre connaissance à priori de l'identité de la personne. Cette tâche donne lieu à une comparaison de type 1-To-N : on compare une image du flux avec les images enregistrées dans la base de données (figure 10). Une application est la reconnaissance de personnes enregistrées dans une base de données. Cette application est sujette à des contraintes de temps de calcul d'où l'enregistrement de caractéristiques du visage au lieu de l'image entière. Aussi l'enregistrement d'une base de données de visage est conditionné, en France par l'autorisation de la CNIL cautionne la projection des données personnelles. Cette autorisation n'est donnée qu'en fonction du fort besoin de sécurité nécessité par l'application.

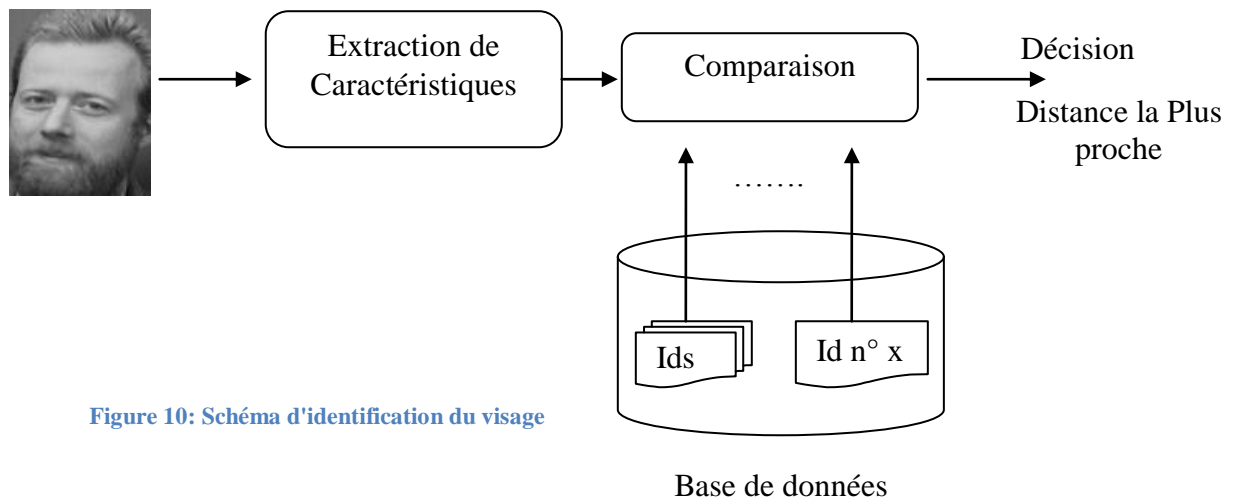


Figure 10: Schéma d'identification du visage

1.2. Vérification

Ayant un flux d'image, ou une image qui contient un visage, la vérification est la reconnaissance de visage à partir d'une image de référence enregistrée au préalable dans une puce ou un fichier. C'est une vérification de l'identité revendiquée c'est à dire que la personne déclare au préalable son identité (figure 11). Cette tâche donne lieu à une comparaison 1-To-1. Une des applications est le contrôle ou vérification d'identité à l'entrée des Etats-Unis par exemple (le nouveau passeport biométrique). La référence biométrique peut alors être enregistrée dans une base de données mais aussi sur une carte à puce détenue par la personne. Dans ce cas la CNIL émet un avis moins restrictif à l'utilisation de la biométrie. Ainsi on peut trouver des appareils électroniques personnels utilisant la biométrie tels que les ordinateurs portables, les coffres forts, les téléphones etc.

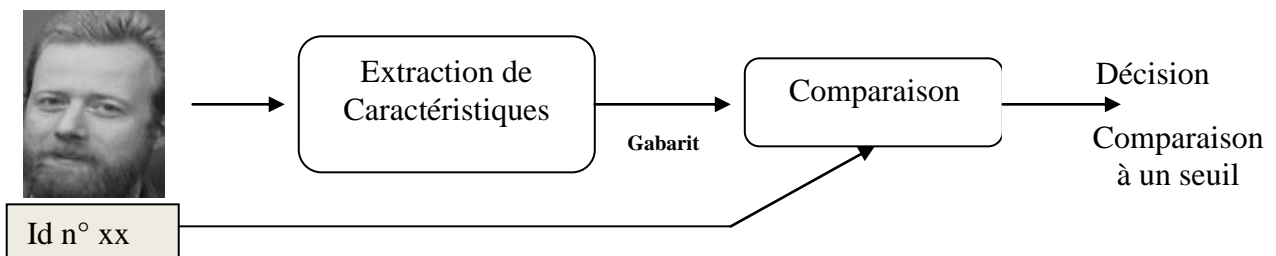


Figure 11: Schéma de vérification du visage

2. Processus de la reconnaissance faciale

Les recherches sur la reconnaissance de visage ont commencé au début des années 70. Elles ont connu un essor récemment pour des raisons sécuritaires. On note en effet un intérêt croissant de la part des états et des industriels pour ce domaine de recherche qui s'est

manifesté par l'introduction de l'image de visage numérisée dans les documents officiels tels que le passeport et une probable carte d'identité biométrique.

Différentes bases de données de visage ont été collectées afin de tester les performances des algorithmes de reconnaissance et des compétitions à l'échelle mondiale sont organisées régulièrement pour évaluer les avancées réalisées dans ce domaine. Mais la biométrie de reconnaissance de visage connaît des challenges techniques assez importants du fait que le visage est sujet à de multiples variations liées soit aux conditions d'acquisition (problème d'illumination) soit aux poses et à l'expression. [8]

Dans ce qui suit on va décrire le processus général d'un système de reconnaissance faciale.

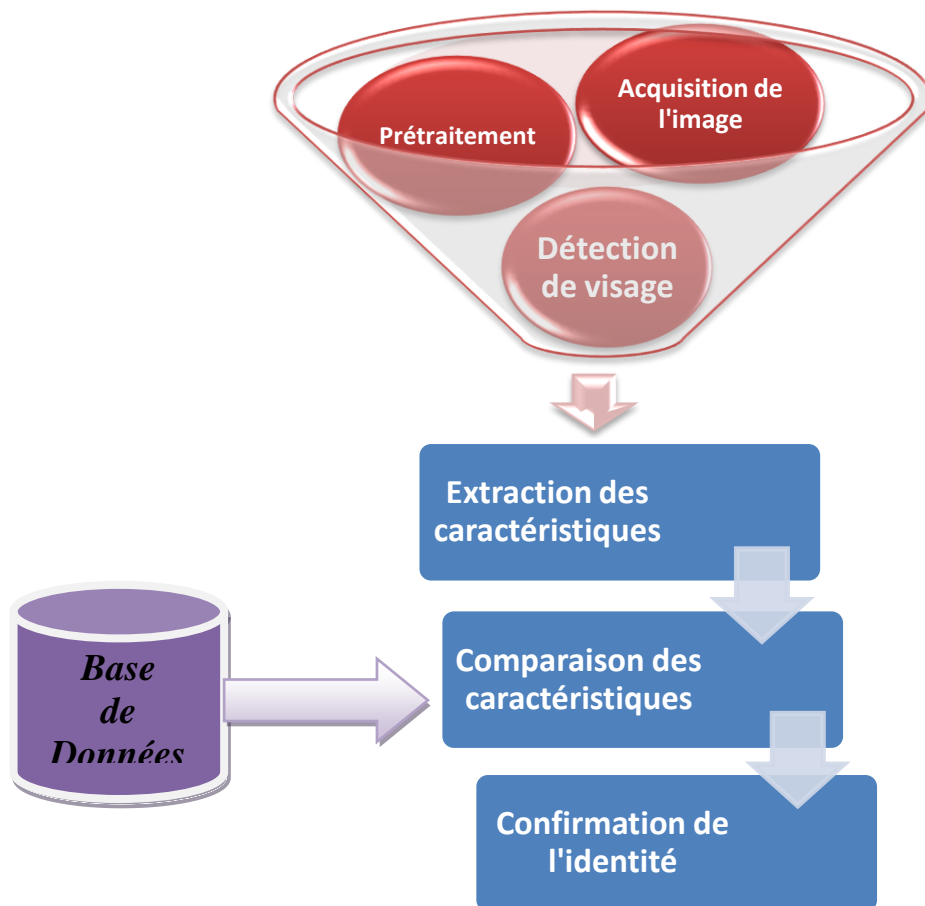


Figure 12: Processus général d'un système de reconnaissance faciale

2.1. Acquisition d'image (Capture)

C'est la première étape dans le processus. Elle permet l'acquisition des informations et leurs transferts vers l'unité de traitement. C'est une étape très importante dans les systèmes de reconnaissance. En effet, avoir des images de bonne qualité en référence améliore les performances de reconnaissance et fait réussir à capter l'information pertinente sans bruit. Il

existe plusieurs types de capteurs pour l'acquisition du visage qui se classe selon leur mode de fonctionnement, leurs domaines de sensibilité spectrale et leurs modes d'acquisition. On trouve sur le marché les capteurs classiques d'images à 2D tels que: les CCD (Couple Charged Device) ou CMOS pour capturer des images dans le spectre visible et/ou proche-infrarouge. Il existe des capteurs qui nous donnent une image avec l'information 3D, cela se fait par des scanners 3D, où la mesure de la profondeur est réalisée grâce à un rayon laser balayant la scène ou par stéréo vision. Chaque type de capteur présente des avantages et des inconvénients. Dans la reconnaissance de visage on peut utiliser les capteurs 3D par exemple pour s'affranchir des problèmes de pose. Mais leur prix excessif ne permet pas une utilisation à grande échelle. Les capteurs en proche infrarouge sont utilisés pour éliminer les problèmes de l'illumination.

2.2. Détection du visage

Après avoir capturé la scène contenant un visage, la deuxième étape consiste à l'extraire de l'image. Cela peut se faire par détection de la couleur de la peau, ou par des méthodes détectant les différentes caractéristiques du visage par des descripteurs locaux (AdaBoost) [32]. Cette étape est d'autant plus délicate que l'image acquise contient plusieurs objets de visage ou un fond non uniforme qui crée une texture perturbant la bonne segmentation du visage. Cette étape est dépendante de la qualité des images acquise. Après la segmentation du visage, on peut filtrer ou améliorer la qualité par des prétraitements qui sont appliqués au visage extrait. On peut effectuer des normalisations géométrique et photométrique.

2.3. Prétraitements

Les prétraitements sont nécessaires pour éliminer ou limiter les variations de pose ou d'illumination. Un prétraitement photométrique tend à uniformiser l'éclairage dans une image et ainsi minimiser l'influence de l'illumination; Cela peut être effectué soit par des méthodes simples telle que l'égalisation d'histogramme, une correction gamma ou par des méthodes plus complexes tel que le lissage anisotropique⁴ [9] ou la méthode retinex⁵. Une normalisation géométrique est un ajustement du visage pour qu'il ait une dimension donnée et qu'il soit horizontal. La taille du visage est généralement donnée par la distance inter-oculaire. Les deux figures qui suivent montrent deux exemples de prétraitement.

⁴ Il s'agit de la reconstruction de données manquantes dans une image couleur contenant de la texture par une interpolation spatiale intelligente des pixels connus de l'image.

⁵ Méthode utilisée pour la réduction des effets d'ombres sur les images.



Figure 13: Exemple d'égalisation d'histogramme



Figure 14: Exemple de normalisation d'histogramme

Tous ces prétraitements tendent à éliminer les variations de formes de visage (rotations, taille) et à avoir une image uniformément éclairée. Ainsi, l'image du visage ressemble à une image acquise dans de bonnes conditions, comparable à celles de l'image de référence. On diminuera donc les chances d'un faux rejet.

2.4. Extraction de caractéristiques

Le but est d'extraire les caractéristiques du visage qui peuvent le rendre à la fois différent de celui des autres personnes et robuste aux variations de la personne elle-même. C'est l'information nécessaire pour que le visage d'une personne ne ressemble pas à celui d'une autre personne et en même temps qu'il ressemble à lui-même dans d'autres conditions d'acquisition. Au début des travaux sur la reconnaissance de visage [10] [11], on a estimé qu'une représentation du visage devait passer par l'utilisation de la bouche, des yeux, du nez, de leurs positions relatives et de leurs géométries. Mais cette procédure a montré ses limites [12]. Il faut alors une analyse plus poussée du visage pour trouver d'autres caractéristiques. Dans certaines méthodes, on n'utilise d'ailleurs que la détection des yeux pour normaliser le visage et on fait ensuite une étude globale du visage en appliquant les algorithmes PCA, LDA, ICA, etc.

2.5. Comparaison des caractéristiques

Selon les caractéristiques extraites précédemment, les algorithmes de comparaison diffèrent. On trouve dans la littérature plusieurs approches: calcul de distance, calcul de similarité. D'autres méthodes se basent sur la classification des caractéristiques par un seul classifieur (SVM, classifieur bayésien, etc.) ou par plusieurs (Adaboost).

3. Etat de l'art de la reconnaissance faciale

Les méthodes de reconnaissance faciales peuvent être séparées en deux grandes familles, les méthodes globales (ou holistiques) et les méthodes locales, basées sur des modèles. Le choix a été fait de se concentrer sur ces deux types d'approches fondamentales et de n'aborder ni les réseaux neuronaux (NN) [13] (plus adaptés à la détection des visages), ni les modèles cachés de Markov (HMM) [14] (plus utilisés en reconnaissance de la parole) car ces deux dernières techniques rencontrent des problèmes lorsque le nombre d'individus augmente (les calculs deviennent très importants) ; de plus elles ne conviennent pas pour les systèmes de reconnaissance basés sur une seule "image modèle" car de nombreuses images par personne sont nécessaires pour entraîner les systèmes afin de configurer leurs paramètres de façon "optimale". Cependant, on pourra se référer aux travaux des équipes françaises du LE2I [14] [16] et du GIPSA [17] [18], qui les ont respectivement appliquées aux images de visage et aux signaux de parole.

3.1. Méthodes globales

Les méthodes globales sont basées sur des techniques d'analyse statistique bien connues. Il n'est pas nécessaire de repérer certains points caractéristiques du visage (comme les centres des yeux, les narines, le centre de la bouche, etc.) à part pour normaliser les images. Dans ces méthodes, les images de visage (qui peuvent être vues comme des matrices de valeurs de pixels) sont traitées de manière globale et sont généralement transformées en vecteurs, plus faciles à manipuler.

L'avantage principal des méthodes globales est qu'elles sont relativement rapides à mettre en œuvre et que les calculs de base sont d'une complexité moyenne. En revanche, elles sont très sensibles aux variations d'éclairément, de pose et d'expression faciale. Ceci se comprend aisément puisque la moindre variation des conditions de l'environnement ambiant entraîne des changements inéluctables dans les valeurs des pixels qui sont traités directement.

Ces méthodes utilisent principalement une analyse de sous-espaces de visages. Cette expression repose sur un fait relativement simple : une classe de "formes" qui nous intéresse (dans notre cas, *les visages*) réside dans un sous-espace de l'espace de l'image d'entrée. Par exemple, considérons une petite image de 64×64 , en niveaux de gris codés sur 8 bits (donc de 0 à 255). Cette dernière possède 4096 pixels qui peuvent exprimer un grand nombre de classes de formes, comme des arbres, des maisons ou encore des visages.

Nous pouvons distinguer deux types de techniques parmi les méthodes globales :

Les *techniques linéaires* et les *techniques non linéaires*.

Les techniques linéaires projettent linéairement les données d'un espace de grande dimension (par exemple, l'espace de l'image originale) sur un sous-espace de dimension inférieure. Malheureusement, ces techniques sont incapables de préserver les variations des visages.

Dans un sous-espace linéaire, les distances euclidiennes et plus généralement les distances de Mahalanobis qui sont normalement utilisées pour faire comparer des vecteurs de données, ne permettent pas une bonne classification entre les classes de formes "visage" et "non-visage" et entre les individus eux-mêmes. Ce facteur crucial limite le pouvoir des techniques linéaires pour obtenir une détection et une reconnaissance du visage très précises.

La technique linéaire la plus connue et sans aucun doute est l'analyse en composantes principales (PCA), également appelée *transformée de Karhunen⁶-Loeve⁷*. La PCA fut d'abord utilisé afin de représenter efficacement des images de visages humains [19]. En 1991, cette technique a été reprise dans le cadre plus spécifique de la reconnaissance faciale sous le nom de méthode des Eigenfaces [20].

Cependant, la PCA classique nécessite que les images de visage soient mises sous formes de vecteurs, ce qui a pour effet de détruire la structure géométrique de l'image. Pour ne pas perdre les informations de voisinage lors du passage de l'image en vecteur, une méthode PCA bi-dimensionnelle (2-D PCA) [21] a été étudiée. Cette méthode prend en entrée des images et non plus des vecteurs.

Il existe d'autres techniques également construites à partir de *décompositions linéaires* comme l'analyse discriminante linéaire (LDA) [22].

Tandis que la PCA construit un sous-espace pour représenter de manière "optimale" (mathématiquement parlant) seulement "l'objet" visage, la LDA construit un sous-espace discriminant pour distinguer de façon "optimale" les visages de différentes personnes. Elle permet donc d'effectuer une véritable séparation de classes. Des études comparatives (par exemple, montrent que les méthodes basées sur la LDA donnent généralement de meilleurs résultats que les méthodes basées sur la PCA. L'algorithme ICA, quant à lui, est une généralisation de l'algorithme PCA avec lequel il coïncide dans le cas de données gaussiennes. L'algorithme ICA est basé sur le concept intuitif de *contraste* et permet

⁶ **Kari Karhunen**, est un probabiliste et un statisticien finlandais, (1915–1992)

⁷ **Michel Loève**, est un mathématicien et statisticien français et américain, de langue française. (1907-1979)

d'éliminer la redondance statistique des données de départ. Ce dernier a été rendu célèbre notamment avec l'expérience de la "cocktail party" qui met en avant la résolution d'un problème de séparation (décorrélation) de sources audio. *Bartlett et al.* ont fourni deux architectures différentes pour l'ICA : une première architecture (ICA I) qui construit une base d'images statistiquement indépendantes et une deuxième architecture (ICA II) qui fournit une représentation en code factoriel des données.

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. Ici, une projection non linéaire (réduction de dimension) de l'espace de l'image sur l'espace de caractéristiques est effectuée ; les variétés présentes dans l'espace de caractéristiques résultant deviennent simples, de même que les subtilités des variétés qui sont préservées.

3.2. Méthodes locales

Les méthodes locales, basées sur des modèles, utilisent des connaissances a priori que l'on possède sur la morphologie du visage et s'appuient en général sur des points caractéristiques de celui-ci. **Kanade**⁸ présenta un des premiers algorithmes de ce type [23] en détectant certains points ou traits caractéristiques d'un visage puis en les comparant avec des paramètres extraits d'autres visages. Ces méthodes constituent une autre approche pour prendre en compte la non-linéarité en construisant un espace de caractéristiques local et en utilisant des filtres d'images appropriés, de manière à ce que les distributions des visages soient moins affectées par divers changements. Les approches Bayésiennes (comme la méthode BIC), les machines à vecteurs de support (SVM), la méthode des modèles actifs d'apparence (AAM) ou encore la méthode "local binary pattern" (LBP) ont été utilisées dans ce but. Toutes ces méthodes ont l'avantage de pouvoir modéliser plus facilement les

⁸ **Takeo Kanade** (né en 1947), un informaticien japonais. Professeur à l'Université Carnegie Mellon, il est l'un des spécialistes parmi les plus reconnus en vision par ordinateur.

variations de pose, d'éclairage et d'expression par rapport aux méthodes globales. Toutefois, elles sont plus lourdes à utiliser puisqu'il faut souvent placer manuellement un assez grand nombre de points sur le visage alors que les méthodes globales ne nécessitent de connaître que la position des yeux afin de normaliser les images, ce qui peut être fait automatiquement et de manière assez fiable par un algorithme de détection [24].

3.3. Méthodes hybrides

Les méthodes hybrides permettent d'associer les avantages des méthodes globales et locales en combinant la détection de caractéristiques géométriques (ou structurales) avec l'extraction de caractéristiques d'apparence locales. Elles permettent d'augmenter la stabilité de la performance de reconnaissance lors de changements de pose, d'éclairage et d'expressions faciales.

L'analyse de caractéristiques locales (LFA) et les caractéristiques extraites par ondelettes de Gabor (comme l'Elastic Bunch Graph Matching, EBGM), sont des algorithmes hybrides typiques. Plus récemment, l'algorithme LogGabor PCA (LG-PCA) 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. La figure suivante fournit une classification des algorithmes principaux de reconnaissance faciale.

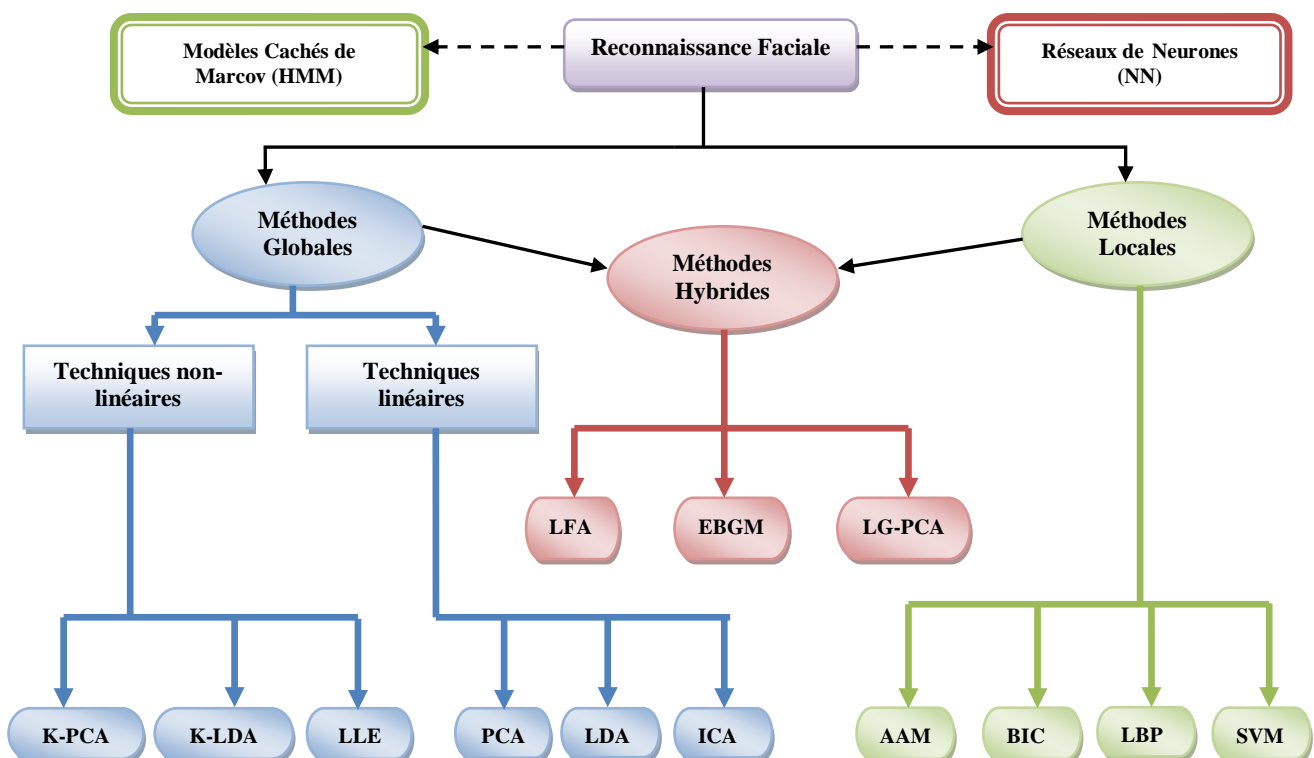


Figure 16: Une classification des algorithmes principaux utilisés en reconnaissance faciale

Notre étude s'appuie sur la reconnaissance de visage par l'analyse en composantes principales (PCA) qu'on va entamer dans le point suivant.

4. L'analyse en composantes principales (PCA)

4.1. Présentation de la méthode

L'Analyse en Composantes Principales (PCA) est une méthode d'analyse des données et plus généralement de la statistique multi-variée, qui consiste à transformer des variables liées entre elles (dites "corrélées" en statistique) en nouvelles variables indépendantes les unes des autres. Ces nouvelles variables sont nommées "composantes principales", ou axes. Elle permet au praticien de réduire l'information en un nombre de composantes plus limité que le nombre initial de variables. Il s'agit d'une approche à la fois géométrique (représentation des variables dans un nouvel espace géométrique selon des directions d'inertie maximale) et statistique (recherche d'axes indépendants expliquant au mieux la variabilité - la variance - des données). Lorsqu'on veut alors **compresser** un ensemble de N variables aléatoires, les n **premiers axes** de la PCA sont un **meilleur choix**, du point de vue de l'inertie ou la variance expliquée. [25]

4.2. Propriété de la PCA

La principale propriété de la PCA est que les nouvelles variables (nuage de points), sont dé-corrélé c'est-à-dire qu'on peut discriminer les différentes variables originales.

Pour vérifier cela on aura qu'à calculer la matrice de covariance des nouvelles variables.

4.3. Eigen faces (Visages propres)

La reconnaissance de visages par Eigen faces est une approche de type « image ». Chaque image de visage est considérée comme un vecteur dans un espace ayant autant de dimensions que de pixels dans l'image. Les caractéristiques de l'image sont extraites par la méthode précédente : la PCA pour réduire la dimensionnalité de l'espace.

Cette approche a été originellement proposée par **Turk**⁹ et **Pentland**¹⁰ en 1991. [26]

⁹ **Matthew Turk**, un professeur dans l'université de Californie, Santa Barbara, Département informatique et les arts des médias et de technologie. Parmi ses recherches la vision par Ordinateur.

¹⁰ **Alex Pentland**, un pionnier dans l'ingénierie organisationnelle, les systèmes mobiles d'information et de calcul des sciences sociales. L'axe de ses recherches est sur les flux de l'information au service et les incitations au sein des réseaux sociaux.

4.3.1. Les différentes étapes de la méthode Eigen Face :

Nous verrons dans ce qui suit les principales étapes de la méthode Eigen Face.

Etape1 :

Cette étape consiste à définir les images des personnes, soit M le nombre d'image allant de I_1, I_2, \dots, I_M . Ces images doivent être centré et de même taille.



Figure 16: Exemple de visages ORL

Etape2 : Cette étape consiste à représenter chaque image I_i par un vecteur Γ_i , pour cela on va superposer les colonnes de chaque image.

Etape 3 : Cette étape consiste à calculer la moyenne des visages et de les représenter sous forme de vecteur Ψ .

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i$$

Équation 1: Moyenne des visages

Etape 4 :

Cette étape consiste à enlever la moyenne de la matrice d'image, en d'autres termes : enlever tous ce qui est commun aux individus. Soit Φ la matrice résultante obtenue comme suit :

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$$

Équation 2: Matrice résultante (Images centrées)

Etape 5 :

Cette étape consiste à construire la matrice de covariance C de la matrice Φ .

La matrice de covariance représente l'interaction entre les individus.

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T (N^2 \times N^2) \quad \text{Où } A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M] \quad \text{de taille } (N^2 \times M)$$

Équation 3: Matrice de covariance C

Etape 6 : Cette étape consiste à calculer les vecteurs propres qui constitueront notre espace d'étude. Ces vecteurs u_i seront tirés de la matrice de covariance $C = AA^T$.

Cependant, cette matrice est très grande donc non praticable, à ce niveau, nous allons procéder à une déviation qui nous permettra de détourner le problème.

Considérons la matrice $A^T A (M \times M)$, si on essaye de calculer les valeurs propres de cette dernière, on remarquera qu'elles correspondent aux M plus grandes valeurs propres de la matrice C . De plus il existe un lien entre les vecteurs propres de chacune des deux matrices qui est le suivant: $u_i = Av_i$.

Avec : u_i : sont les vecteurs propres de C ($\|u_i\| = 1$); v_i : sont les vecteurs propres de $A^T A$

On notera que pour la matrice AA^T on aura N^2 valeurs et vecteurs propres. Et pour la matrice $A^T A$ on aura M valeurs et vecteurs propres.

Ainsi, les M valeurs propres de $A^T A$ correspondent aux M plus grandes valeurs de la matrice AA^T (en correspondance avec leurs vecteurs propres).

Les vecteurs propres associés aux valeurs propres les plus grandes contiennent l'information la plus significative de l'ensemble des images ayant servi à les construire (composantes de plus grand écart type)

Etape 7 :

Cette étape est assez simple à réaliser, elle consiste à prendre K vecteurs propres correspondant aux K plus grandes valeurs propres.

Représentation des visages propres :

Une fois les vecteurs de base trouvés, il ne reste plus qu'à déterminer la représentation des visages dans notre nouvel espace, pour cela on procède comme suit :

Chaque visage centré sera représenté comme étant une combinaison linéaire des K vecteurs propres choisis.

$$\phi_i - mean = \sum_{j=1}^K w_j u_j \quad \text{Où : } w_j = u_j^T \phi_i$$

Donc chaque visage d'apprentissage ϕ_i sera représenté dans l'espace comme suit :

$$\Omega_i = \begin{bmatrix} w_1^i \\ w_2^i \\ \vdots \\ w_k^i \end{bmatrix} \quad i = 1, 2, \dots, M$$

Équation 4: Représentation de ϕ_i

Comment choisir la dimension de l'espace :

Le problème qui reste à résoudre est le choix de K , la dimension de l'espace.

Pour cela on aura besoin d'un seuil (pourcentage) dit de quantité d'information. Le but est de pouvoir représenter une certaine quantité d'information en un minimum de vecteurs de base. D'où le K sera tiré de la formule suivante :

$$\frac{\sum_{i=1}^K \lambda_i}{\sum_{i=1}^N \lambda_i} > SEUIL$$

Équation 5: Choix de k (Seuillage)

L'analyse en composantes principales (PCA) est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de données, en réduisant sa dimension. Elle est utilisée pour représenter efficacement les images de visages, qui peuvent être approximativement reconstruites à partir d'un petit ensemble de poids et d'une image de visage standard (Eigen picture). Ces poids sont obtenus en projetant l'image dans un espace de visage engendré par les visages propres (Eigen faces). Ainsi au lieu de stocker un vecteur image de taille Résolution R , on stocke un vecteur de taille N inférieur ou égal au nombre d'image d'apprentissage M qui est inférieur de façon considérable à R . Dans l'approche PCA la normalisation d'éclairage est toujours indispensable [27].

Les visages propres sont des images de la même taille que les images d'apprentissage et qui montrent des visages ayant un aspect fantomatique. Mathématiquement, elles sont les composantes principales de la distribution des visages, ou les vecteurs propres (Eigen vectors) de la matrice de covariance de l'ensemble des images de visage. Chaque image de visage de l'ensemble d'apprentissage peut être exactement représentée en terme de combinaison linéaire des Eigen faces et du visage moyen [28].

Le nombre possible des Eigen faces est égal au nombre d'images de visage dans l'ensemble d'apprentissage. Néanmoins les visages peuvent être approximés, en utilisant seulement les

meilleurs Eigen faces (ayant les plus larges valeurs propres qui représentent en fait, la plupart de variance dans l'ensemble d'image de visage) qui définissent le "Low Dimensional Space", permettant ainsi de diminuer les calculs.

Dans le cas où on ne prend que les k ($k < M$) grandes valeurs propres (Eigen values) et les vecteurs propres qui leurs sont associés, on réduit encore plus la mémoire de stockage et le temps de calcul, mais on réduit aussi les performances dû à la négligence d'une partie de l'information. Et finalement on utilise une distance (Euclidienne, Manhattan,...) comme une mesure de similarité [29]. Une variante de PCA, plus utilisé dans la communauté du traitement du signal est connue sous le nom de transformée de Karhunen-Loeve. [30]

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

5. Détection de visage (Face Tracking)

Pour le cas de Face Tracking, on a choisi d'utiliser une des techniques les plus utilisées: la méthode de **Viola et Jones**. [31]

5.1. Algorithme de Viola et Jones

La méthode de Viola et Jones est une approche basée sur l'apparence, qui consiste à parcourir l'ensemble de l'image en calculant un certain nombre de caractéristiques dans des zones rectangulaires qui se chevauchent. Elle a la particularité d'utiliser des caractéristiques très simples mais très nombreuses. Une première innovation de la méthode est l'introduction des images intégrales, qui permettent le calcul rapide de ces caractéristiques. Une deuxième innovation importante est la sélection de ces caractéristiques par boosting, en interprétant les caractéristiques comme des classifieurs. Enfin, la méthode propose une architecture pour combiner les classifieurs boostés en un processus en cascade, ce qui apporte un net gain en temps de détection.

La méthode, en tant que méthode d'apprentissage supervisé, est divisée en deux étapes : une étape d'apprentissage du classifieur basé sur un grand nombre d'exemples positifs (c'est-à-dire

les objets d'intérêt, par exemple des visages) et d'exemples négatifs, et une phase de détection par application de ce classifieur à des images inconnues.

Cet algorithme est un algorithme de boosting, c'est-à-dire qu'il classifie une zone de l'image comme visage ou non-visage à partir de plusieurs classifieurs faibles (c'est-à-dire ayant un taux de bonne classification légèrement meilleur qu'un classifieur aléatoire). Ces classifieurs faibles, inspirés des ondelettes de Haar, consistent à sommer des pixels sur certaines zones (rectangulaires) de l'image et à les soustraire sur d'autres (on trouve ainsi par exemple un classifieur faible dont le but est de détecter des yeux en sommant sur les yeux et en soustrayant entre). Afin de réduire le coût computationnel de ces sommations, Viola & Jones ont introduit les « images intégrales » : C'est une représentation sous la forme d'une image, de même taille que l'image d'origine, qui en chacun de ses points contient la somme des pixels du rectangle situés au-dessus de lui et à sa gauche. Plus formellement, l'image intégrale ii au point (x, y) est définie à partir de l'image i par :

$$ii(x + y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x' + y')$$

Équation 6: Image intégrale

Les classifieurs faibles sont ensuite agrégés à l'aide de l'algorithme AdaBoost. [32]

Afin d'accélérer le traitement, l'algorithme de Viola-Jones utilise plusieurs classifieurs « forts » en cascade, et les agrège par unanimité : dès qu'un classifieur classifie une zone de l'image comme non-visage, le traitement de cette zone s'arrête et celle-ci est classifiée comme non-visage.

Un des problèmes que soulève cette méthode est que les classifieurs faibles (et donc les classifieurs forts) sont définis pour une taille de visage donnée. Or en pratique les visages susceptibles d'apparaître sur une image ont une taille quelconque. Le traitement est donc réalisé de manière pyramidale.

Un deuxième problème est l'agrégation des résultats. En effet, en faisant glisser une fenêtre de détection sur l'image, le même visage est susceptible d'être détecté plusieurs fois, pour des décalages de quelques pixels de la fenêtre. Afin de palier ce problème, l'algorithme regroupe

les fenêtres se chevauchant de plus d'une certaine proportion, et en retourne une fenêtre « moyenne ».

Une des principales limitations de cet algorithme est qu'il n'est pas invariant aux rotations, ce qui impliquera de faire un prétraitement pour redresser l'image de la caméra avant de lancer l'algorithme.

5.2. Descripteur de Haar [33]

Les descripteurs de Haar sont des fonctions permettant de connaître la différence de contraste entre plusieurs régions rectangulaires contiguës dans une image. La valeur du descripteur est calculée par:

$$f_t = \sum_t p_t \text{Blanche} - \sum_t p_t \text{Noire}$$

Équation 7: La fonction de descripteurs de Haar

Ces descripteurs sont classifiés en trois sortes: 2rectangles, 3rectangles et 4 rectangles descripteurs. Les régions blanches ont des poids positifs et les noires des poids négatifs.

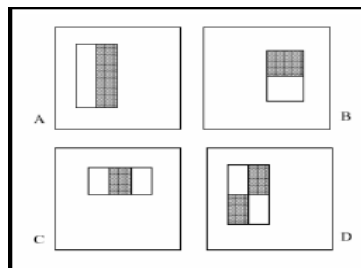
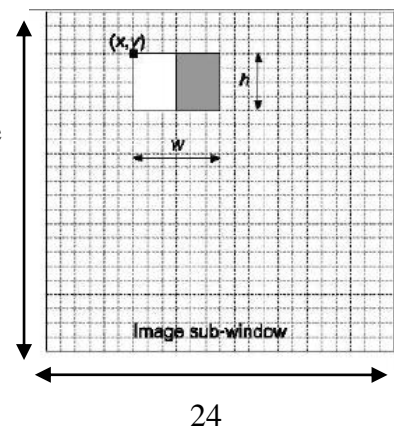


Figure 17: Un exemple des types de caractéristiques utilisées par Viola et Jones.

Caractéristiques

- Le nombre de rectangles (2,3, ou 4)
- La position (le sommet supérieur gauche) (x, y) de chaque rectangle. 24
- La largeur w et la hauteur h de chaque rectangle avec:

$$0 < x, x+w < w ; 0 < y, y+h < h$$
- Les poids positifs de chaque rectangle.



5.3. Classifieurs de Haar

Avec les descripteurs de Haar, on forme des classifieurs faibles.

Un classifieur $h(x)$, composé d'un descripteur f , d'un seuil θ et d'une parité p , donne une prédiction sur la classe à qui appartient x (1 pour visage et 0 pour non visage).

$$h(x, f, p, \theta) = \begin{cases} 1 & \text{si } pf(x) < p\theta \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

Équation 8: Le classifieur de Haar

On utilise ensuite un algorithme AdaBoost visant à combiner plusieurs classifieurs faibles pour obtenir un classifieur fort plus efficace. Voici les deux descripteurs de Haar les plus discriminants:



Figure 18: Les deux premières caractéristiques de Haar dans Viola_Jones Cascade.

5.4. Cascade de classifieurs

5.4.1. Apprentissage

L'apprentissage est réalisé sur un très large ensemble d'images positives (c'est-à-dire contenant l'objet) et négatives (ne contenant pas l'objet). Plusieurs milliers d'exemples sont en général nécessaires. Cet apprentissage comprend :

- Le calcul des caractéristiques pseudo-Haar sur les exemples positifs et négatifs ;
- L'entraînement de la cascade : à chaque étage de la cascade, un classifieur fort est entraîné par AdaBoost. Il est construit par ajouts successifs de classifieurs faibles entraînés sur une seule caractéristique, jusqu'à l'obtention de performances conformes aux taux de détection et de fausse alarme souhaités pour l'étage.

5.4.2. Détection

La détection s'applique sur une image de test, dans laquelle on souhaite déceler la présence et la localisation d'un objet. En voici les étapes :

- parcours de l'ensemble de l'image à toutes les positions et échelles, avec une fenêtre de taille 24×24 pixels, et application de la cascade à chaque sous-fenêtre, en commençant par le premier étage :
 - calcul des caractéristiques pseudo-Haar utilisées par le classifieur de l'étage courant,
 - puis calcul de la réponse du classifieur,
 - passage ensuite à l'étage supérieur si la réponse est positive, à la sous-fenêtre suivante sinon,
 - et enfin l'exemple est déclaré positif si tous les étages répondent positivement ;
- fusion des détections multiples : l'objet peut en effet générer plusieurs détections, à différentes positions et échelles ; cette dernière étape fusionne les détections qui se chevauchent pour ne retourner qu'un seul résultat.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons évoqué les différentes méthodes de la reconnaissance faciale ; ses étapes ainsi que la méthode d'Analyse en Composante Principale. Cette dernière est adaptée pour reconnaître les visages « Eigen faces » qui est considéré comme un procédé très robuste pour distinguer les visages de différentes personnes, tout en diminuant le volume des données utilisés via les vecteurs de caractéristiques. Et Finalement, on a présenté l'algorithme de détection de visages connu sous le nom « *classifieur de Haar* ».



Chapitre IV: Conception

« La vie trouve toujours un chemin, c'est parfois dur, c'est parfois pénible, mais enfin... c'est comme ça. »

Pr. Malcolm (Mathématicien chaoticien)

Sommaire

Introduction.....	44
1. Environnement matériel et logiciel.....	44
1.1. Ressources utilisées	44
1.2. Le langage de programmation	44
1.3. Autres outils	45
1.3.1. OPENCV.....	45
1.3.2. Plus fort qu'une Bibliothèque ... un Framework	45
2. Architecture du logiciel	46
3. Analyse et Diagramme UML	48
3.1. Diagramme de cas d'utilisation	49
3.2. Diagramme de classe	50
3.3. Diagramme de séquence.....	51
3.4. Diagramme d'activité	52
Conclusion	53

Introduction

Ce chapitre est essentiellement consacré aux grandes lignes qui visent à réaliser l'objectif de ce thème, et les outils exploités pour le développement du logiciel tels que le choix du langage de programmation, l'environnement de programmation, le matériel utilisé, le modèle conceptuel et les principales fonctions de traitement à utiliser.

1. Environnement matériel et logiciel

1.1. Ressources utilisées

Les ressources physiques utilisées sont :

- ❖ Processeur pentium® dual-core T4200 d'une fréquence de 2.0GHZ.
- ❖ Une mémoire vive d'une capacité de 2GO.
- ❖ Une carte graphique de 732 MB.

Et pour ce qui est du coté soft :

- ❖ Système d'exploitation : Windows 7.
- ❖ Langage de programmation : C++.

1.2. Le langage de programmation

Le langage de programmation choisi dans notre travail est le C++ qui reste un des langages les plus utilisés dans le domaine de la reconnaissance des formes. Cela est dû au fait que le langage C a un compilateur très performant permettant de générer un code très rapide et qu'il comporte des structures des instructions de haut niveau.

Le C++ est le descendant du *langage C*. Ces deux langages, bien que semblables au premier abord, sont néanmoins différents. Le C++ propose de nouvelles fonctionnalités, comme la programmation orientée objet (POO). Elles en font un langage très puissant qui permet de programmer avec une approche différente du langage C. Ainsi, un programme écrit en C en respectant la norme ANSI est portable (sans changements) sur n'importe quel système d'exploitation disposant d'un compilateur C : Windows, UNIX, MAC OS, etc.

Le C++ permet la programmation sous de multiples paradigmes comme la programmation procédurale, la programmation orientée objet et la programmation générique.

1.3. Autres outils

1.3.1. OPENCV

- ✓ OpenCV est la compression de Open Source Computer Vision Library. Autrement dit, il s'agit d'une librairie de traitement d'images et de vision par ordinateur en langage C/C++, optimisée, proposée par Intel pour Windows et Linux.
- ✓ Elle est « Open Source ».
- ✓ Elle comprend un très grand nombre d'opérateurs classiques.

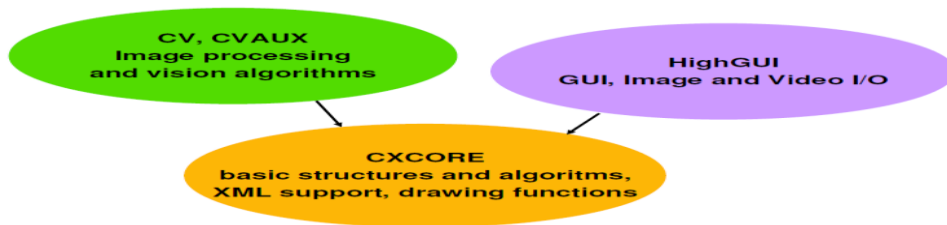


Figure 19: Différents Modules d'OpenCV

1.3.2. Plus fort qu'une Bibliothèque ...un Framework

Qt est en fait bien plus qu'une bibliothèque. C'est un ensemble de bibliothèques. Le tout est tellement énorme qu'on parle d'ailleurs plutôt de **framework** : un ensemble d'outils pour développer des programmes plus efficacement.

Qt est donc constituée d'un ensemble de bibliothèques, appelées "modules". On peut y trouver entre autres ces fonctionnalités :

- **Module GUI** : c'est toute la partie création de fenêtres.
- **Module OpenGL** : Qt peut ouvrir une fenêtre contenant de la 3D gérée par OpenGL.
- **Module de dessin** : pour dessiner dans les fenêtres (en 2D), le module de dessin est très complet !
- **Module réseau** : Qt fournit une batterie d'outils pour accéder au réseau, que ce soit pour créer un logiciel de Chat, un client FTP, un client Bittorrent, un lecteur de flux RSS...
- **Module SVG** : possibilité de créer des images et animations vectorielles, à la manière de Flash.

- **Module de script** : Qt supporte le Javascript (ou ECMAScript), qu'on pourra réutiliser dans différentes applications pour ajouter des fonctionnalités, sous forme de plugins par exemple.
- **Module XML** : pour le XML, c'est un moyen très pratique d'échanger des données avec des fichiers formés à l'aide de balises.
- **Module SQL** : permet un accès aux bases de données (MySQL, Oracle, PostgreSQL...).

➤ L'IDE Qt Creator :

Qt Creator est un environnement de développement intégré multiplateforme faisant partie du Framework Qt. Il est donc orienté pour la programmation en C++.

- Il intègre directement dans l'interface un débogueur, un outil de création d'interfaces graphiques, des outils pour la publication de code sur Git et Mercurial. Qt Creator utilise sous Linux le compilateur gcc et MinGW par défaut sous Windows.

➤ Intégration d'OpenCv avec Qt :

Tout d'abord il faut ajouter la variable « C:\OpenCV2.1\bin » aux variables d'environnement (path du système).

Puis ajouter au programme principal .pro les lignes suivantes:

Pour linux :

```
unix: LIBS += -lcv -lhighgui -lxcvcore ...etc
```

Pour Windows:

```
win32: LIBS += -Lc:/OpenCV2.1/lib/ -lcv210
```

```
win32: LIBS += -Lc:/OpenCV2.1/lib/ -lhighgui210
```

```
win32: LIBS += -Lc:/OpenCV2.1/lib/ -lxcvcore210
```

```
... l'ensembles des bibliothèques utilisés dans le projet
```

```
win32: INCLUDEPATH += c:/OpenCV2.1/include/opencv
```

```
win32: DEPENDPATH += c:/OpenCV2.1/include/opencv
```

2. Architecture du logiciel

L'organigramme représente l'architecture conceptuelle de l'application, il décrit les différentes étapes que l'application utilise :

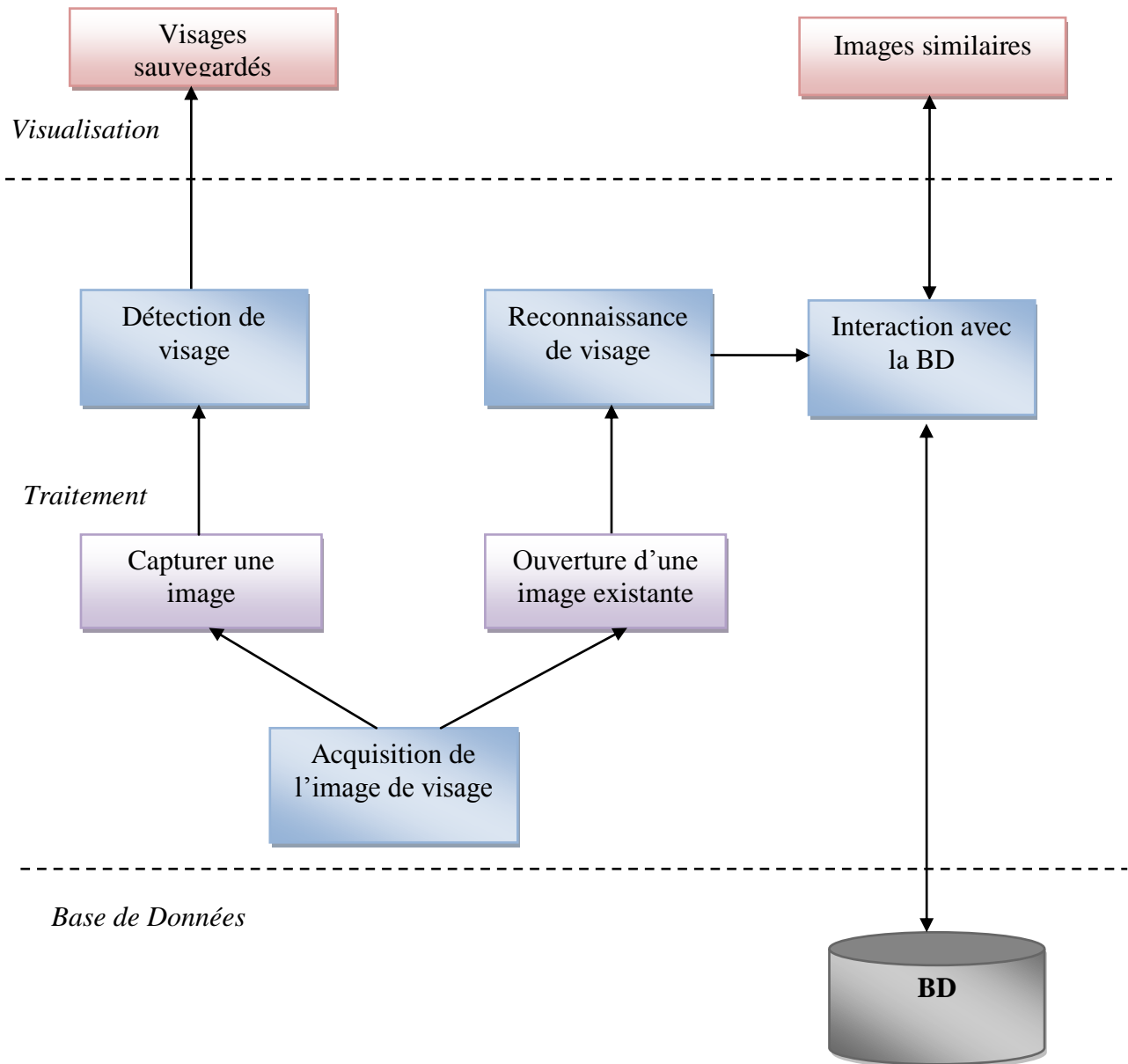


Figure 20: Architecture générale du logiciel

Le système que nous proposons admet deux modes de fonctionnement : Ajout et Identification. Il est constitué de trois sous-systèmes: celui de traitement, et ceux d'identification et base de données. Le dernier sous-système est intégré dans le deuxième. La Figure 19 montre son schéma bloc.

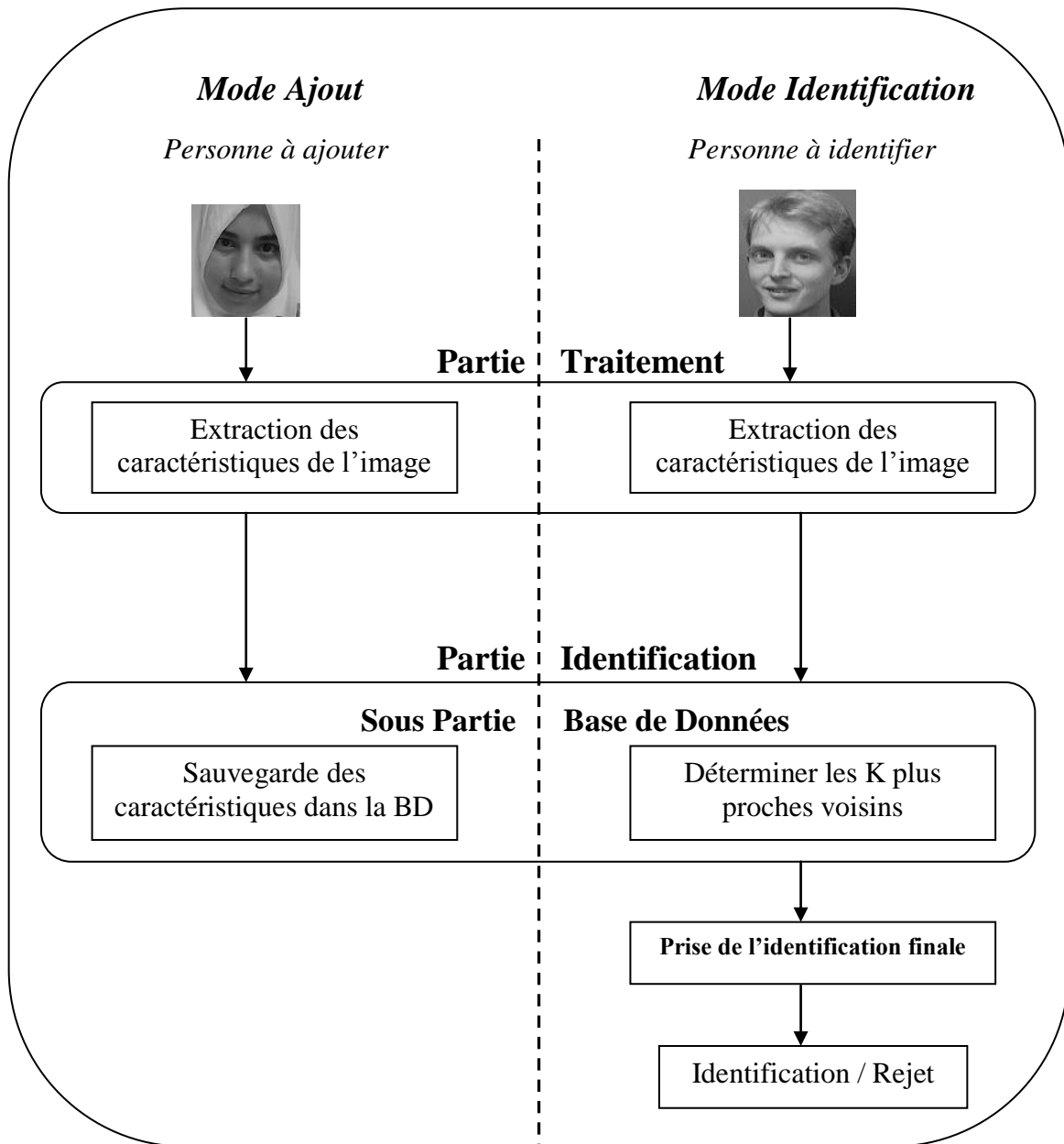


Figure 21: Schéma Bloc du système développé.

3. Analyse et Diagramme UML

UML est un langage de modélisation permettant d'entamer un projet en utilisant la technologie objet qui a démarré vers les années 90. On peut le confédérer comme une boîte à outils qui offre des techniques de modélisation décrites par un langage. UML (*Unified Modeling Language*) est aussi un langage pour visualiser, spécifier, construire et documenter les abstractions d'un système logiciel.

3.1. Diagramme de cas d'utilisation

Ce diagramme représente les fonctions du système (décrire le comportement du système) du point de vue des utilisateurs.

C'est un moyen simple et facilement compréhensible pour exprimer les besoins des utilisateurs. Il permet aussi de recenser les grandes fonctionnalités d'un système.

- L'élaboration de ce diagramme se fonde sur des entretiens avec les utilisateurs.

➤ Analyse du système

- ❖ **Acteur** : L'utilisateur
- ❖ **Système** : analyse des visages.
- ❖ **Cas d'utilisation** : Reconnaître un visage dans une base de données Multimédia.

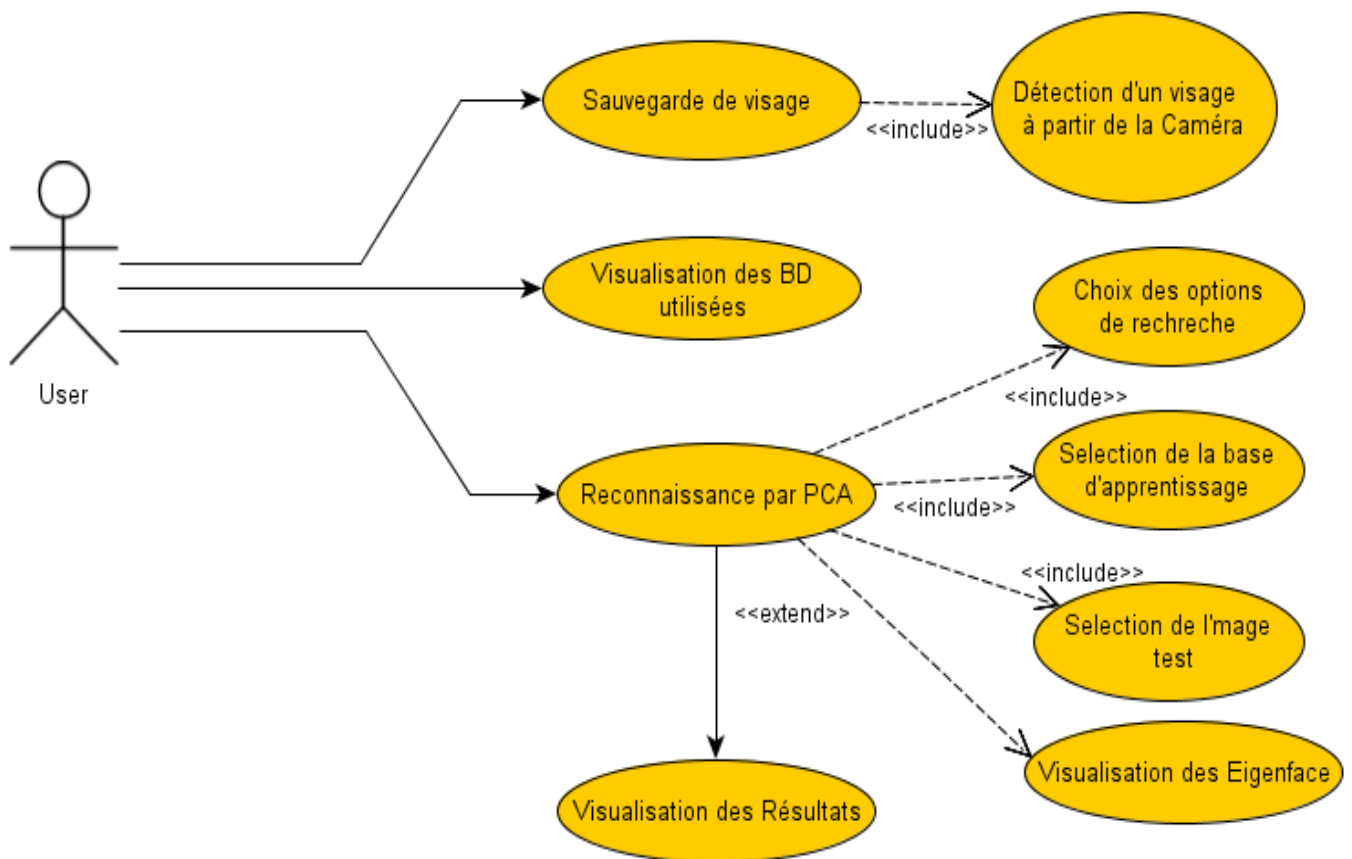


Figure 22 : Diagramme de Cas d'Utilisation.

3.2. Diagramme de classe

Le diagramme de classe est un élément important dans une démarche de conception orientée objet. Il représente les différentes entités (les classes d'objet) intervenant dans le système.

En identifiant les concepts importants de l'application, nous avons réalisé le diagramme de classes suivant pour représenter ces concepts et leurs associations.

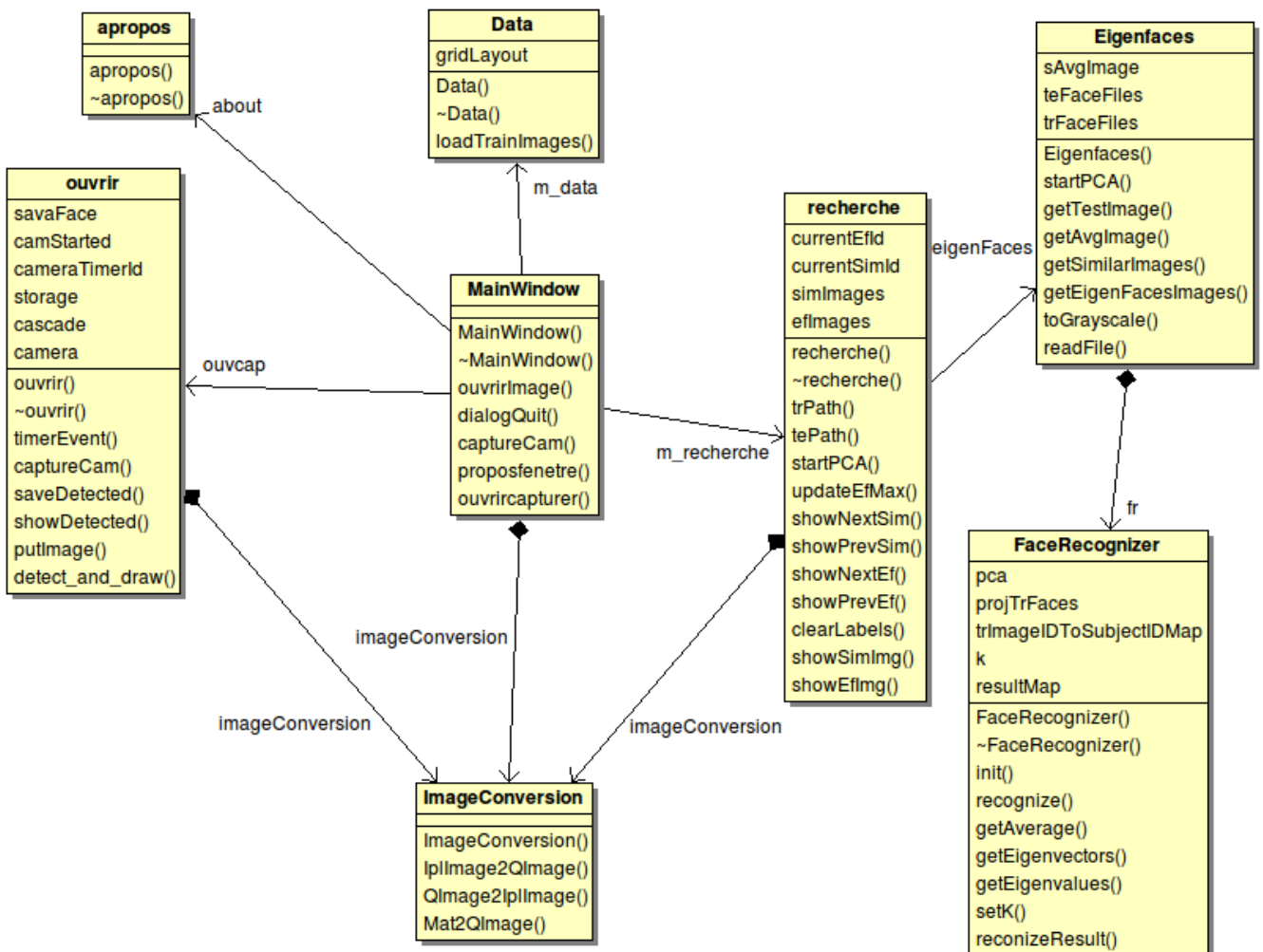


Figure23 : Diagramme de Classe de l'application.

3.3. Diagramme de séquence

C'est une représentation temporelle des objets et de leurs interactions.

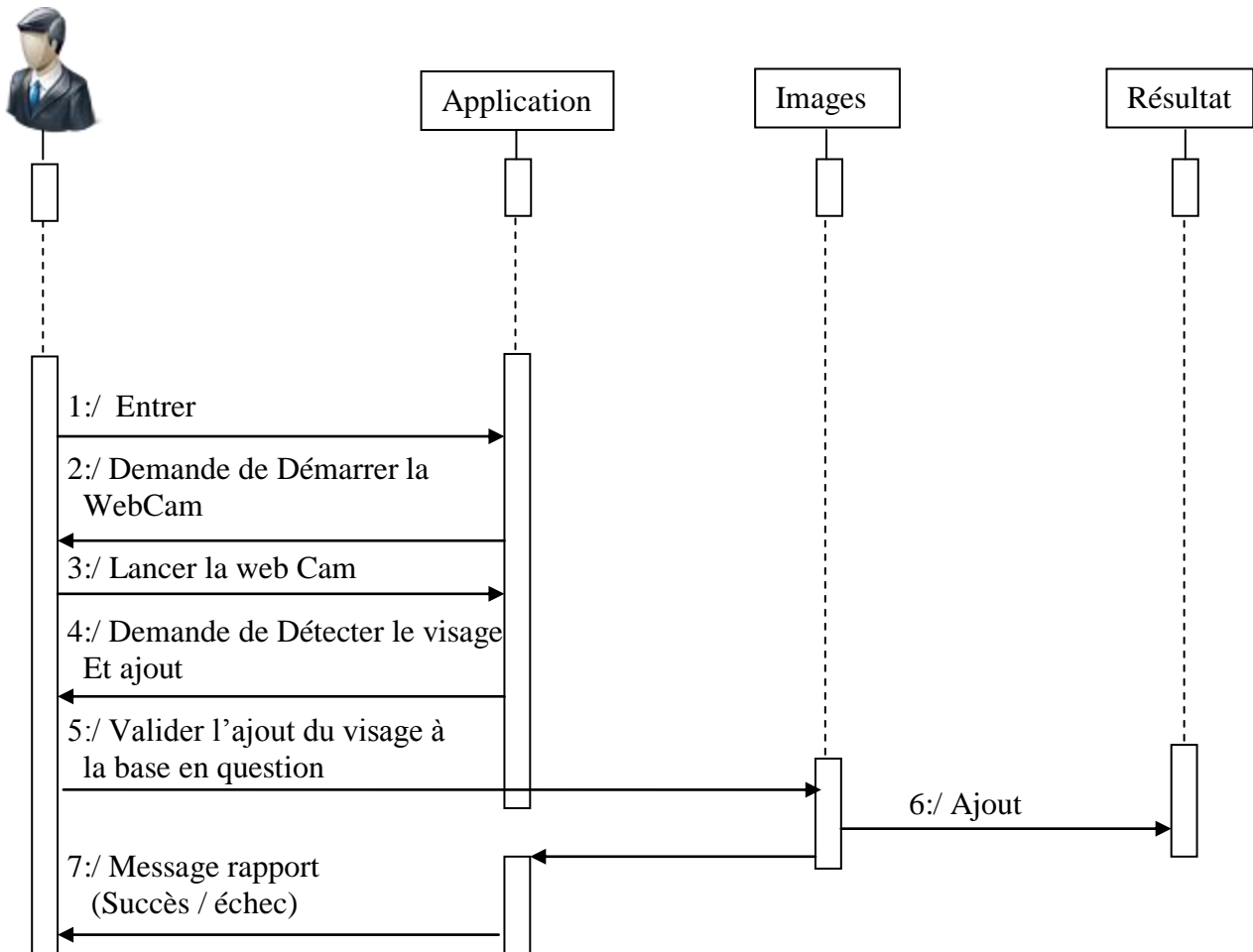


Figure 24: Diagramme de Séquence pour la Détection de visage à partir de la WebCam et Ajout.

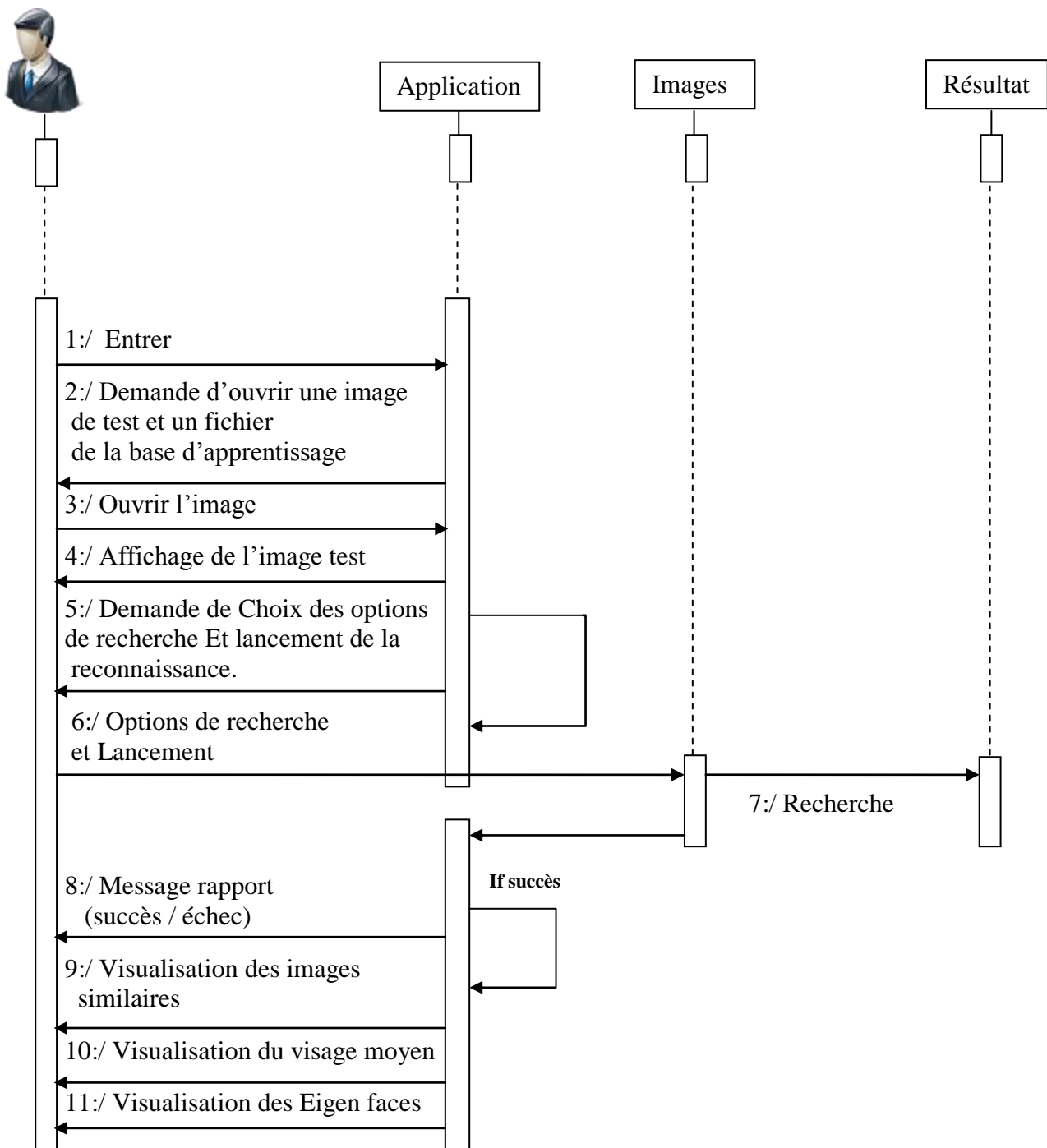


Figure 25: Diagramme de Séquence pour la Reconnaissance Faciale.

3.4. Diagramme d'activité

Le diagramme d'activité est un diagramme états-transitions simplifié pour lequel les états se réduisent à des simples actions ou activités et dont les transitions se déclenchent automatiquement avec éventuellement des gardes.

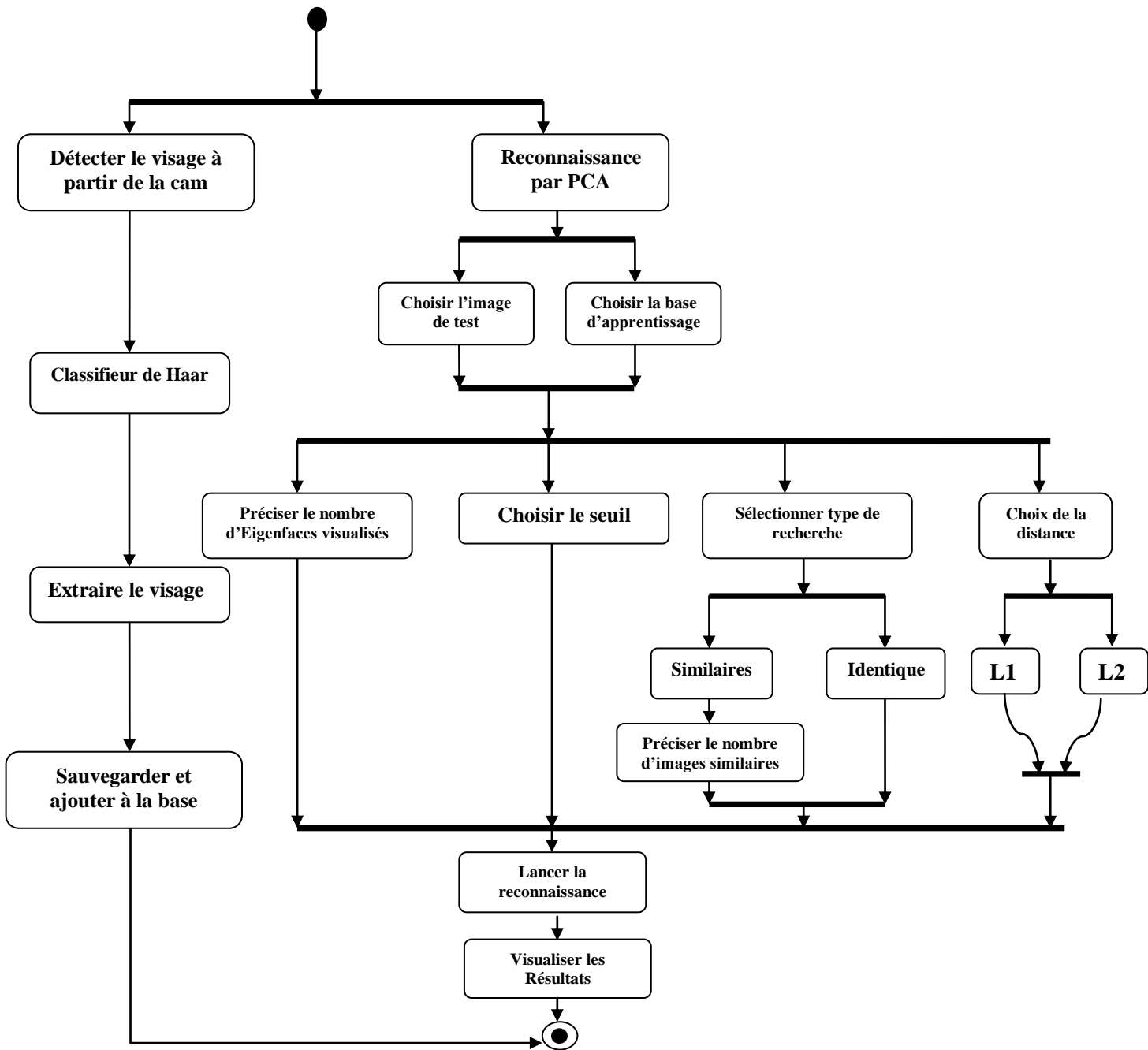


Figure 26: Diagramme d'Activité du logiciel.

Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre, l'architecture du logiciel, l'implémentation et la conception de notre application. Le diagramme UML utilisé décrit la façon d'intégration d'une méthode de reconnaissance faciale dans notre application. La mise en œuvre de cette technique et les résultats préliminaires obtenus par notre système seront discuté dans le chapitre suivant.



Chapitre V:

Implémentation

et

Mise en œuvre

Sommaire

Introduction.....	54
1. Algorithmes intégrés	54
1.1. Viola-Jones et OpenCV	54
1.2. Organigramme de recherche.....	55
1.2.1. Décision d'identification finale.....	55
1.2.2. Distances utilisées	56
2. Les différentes bases de données de visage utilisées	56
2.1. AT&T (autrefois ORL).....	56
2.2. Yale	56
3. Le module graphique.....	57
3.1. L'interface principale	57
3.2. Détection de visage et Ajout (Acquisition de l'image)	58
3.3. Visualisation des bases de données utilisées.....	59
3.4. Recherche d'une personne dans la base de données sélectionnée	59
4. Résultats d'apprentissage	62
4.1. ORL Database	62
4.2. Yale Database.....	63
Conclusion	63

Introduction

Après avoir survolé la littérature de la reconnaissance de visage, il s'agit maintenant de mettre en œuvre les étapes explicitées dans les chapitres précédents pour obtenir une application de « reconnaissance faciale ». Ce chapitre porte sur la construction d'une application qui permet de détecter les visages en utilisant le *classifieur de Haar* et de les traiter tout en intégrant la méthode (*PCA*) dans une interface graphique accueillante et conviviale. Dans cette partie, on présente les résultats de l'ensemble des tests qu'on a effectué sur différentes bases de données en utilisant cette méthode sous différentes conditions.

1. Algorithmes intégrés

1.1. Viola-Jones et OpenCV

Plusieurs bases de classifieurs sont fournies par défaut avec OpenCV, notamment pour détecter des visages de face ou de profil. Deux bases détectent les visages de face, les bases « *haarcascade_frontalface_default.xml* » et « *haarcascade_frontalface_alt.xml* ». Nous utilisons la deuxième, car la détection est plus rapide (de l'ordre de 50%). Nous utilisons plusieurs paramétrages fournis par OpenCV, notamment le fait de s'arrêter dès qu'un visage a été détecté, et de commencer par rechercher les visages les plus grands.

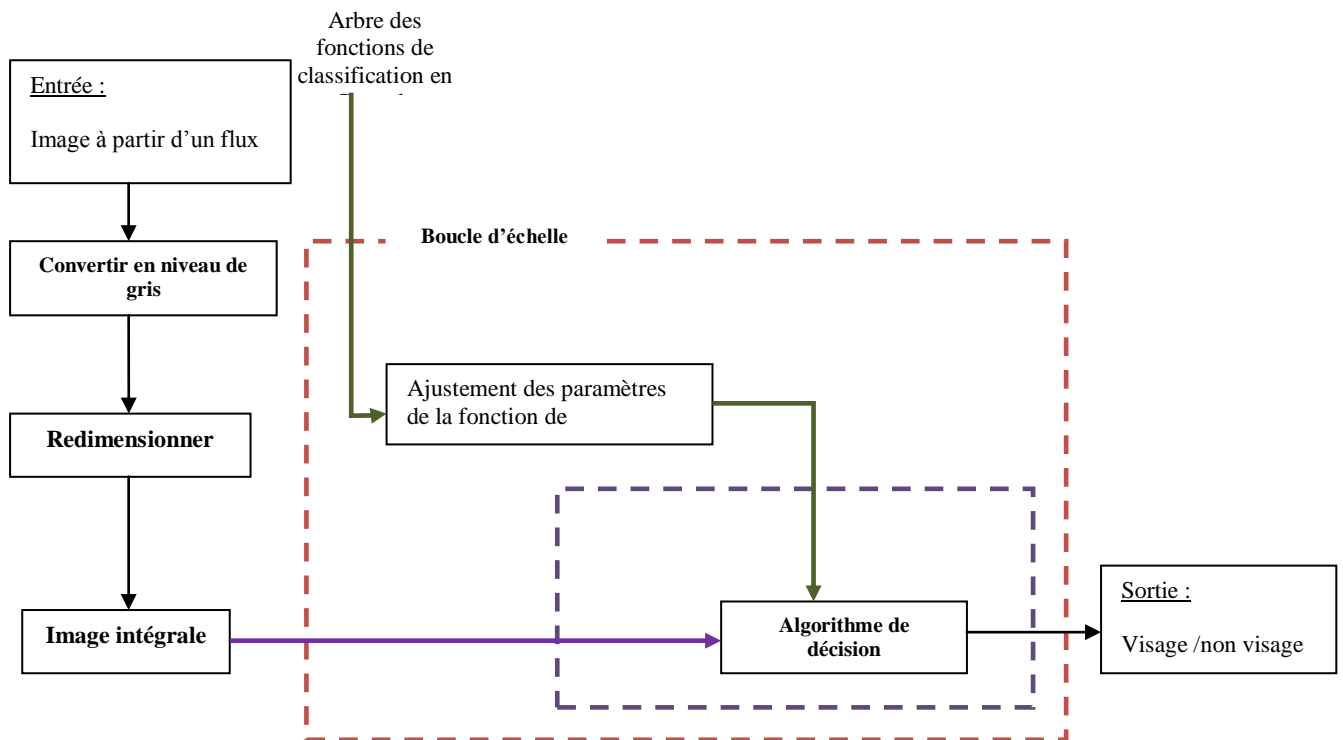


Figure 27: Principe du fonctionnement de Haar Classifieur Cascade.

1.2. Organigramme de recherche

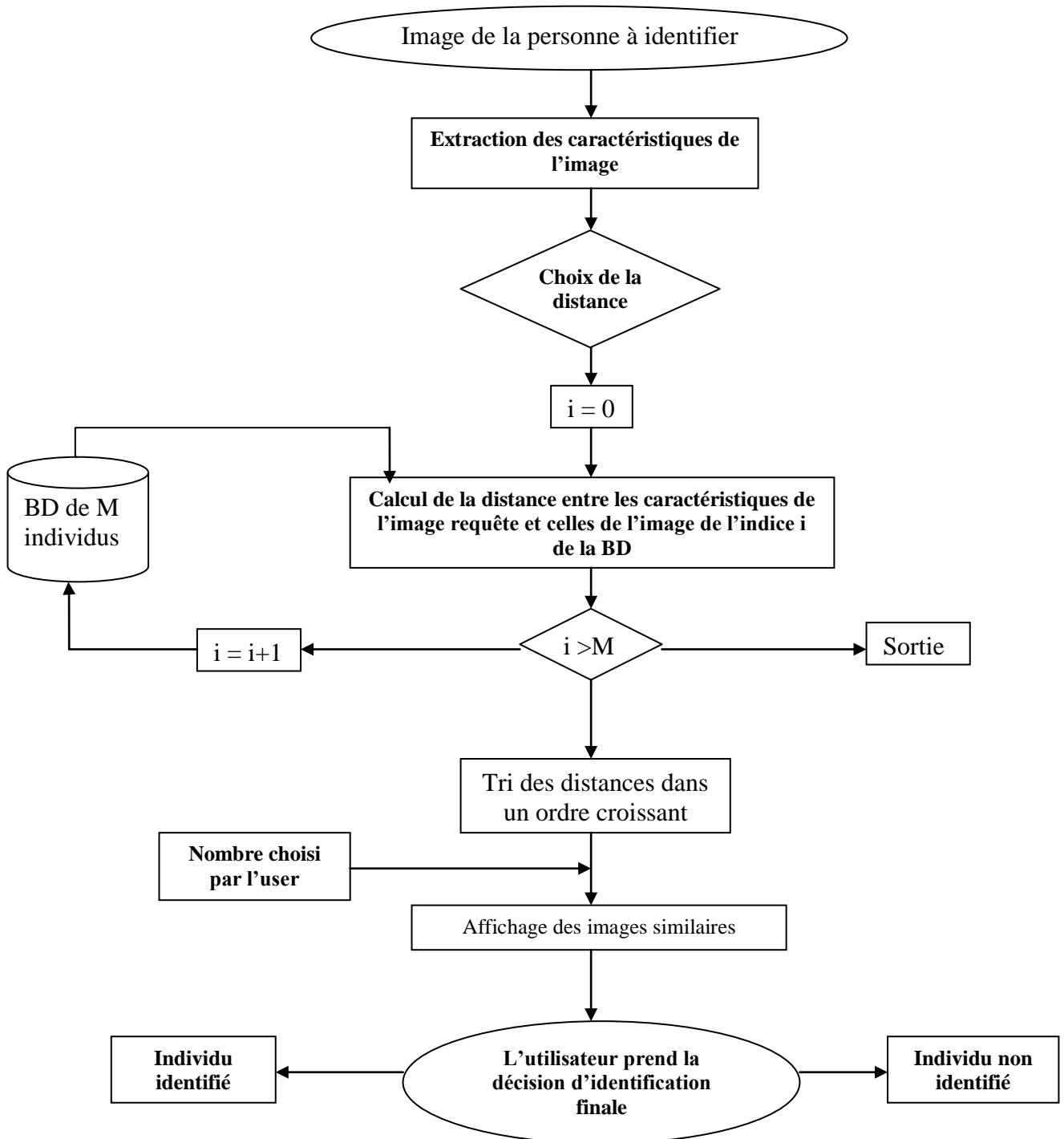


Figure 28: Organigramme de la méthode de reconnaissance faciale.

1.2.1. Décision d'identification finale

Les images des K individus qui ressemblent le plus à l'individu test sont affichées sur écran dans une liste ordonnée en commençant par le plus ressemblant. A cette étape, la décision finale d'identification est laissée à l'opérateur humain. C'est à ce dernier de valider l'identification (personne identifiée ou non).

1.2.2. Distances utilisées

Nous allons aborder les distances utilisées dans le cadre de la mesure de similarité dans notre application. Dans les formules suivantes nous allons utiliser quelques notions spécifiques afin de faciliter la compréhension, celles-ci sont définies comme suit :

- I_r représente l'image requête et V_r son vecteur d'attributs ;
 - I_p représente l'image de la base et V_p son vecteur d'attributs.
- ✓ **Distance Manhattan (L1)**

Elle est donnée par la formule suivante :

$$d(I_r, I_p) = \sum_{i=1}^N |V_r(i) - V_p(i)|$$

Équation 9: Distance Manhattan

- ✓ **Distance Euclidienne (L2)**

Elle est donnée par la formule suivante :

$$d(I_r, I_p) = \sqrt{\sum_{i=1}^N |V_r(i) - V_p(i)|^2}$$

Équation 10: Distance Euclidienne

2. Les différentes bases de données de visage utilisées [7]

2.1. AT&T (autrefois ORL)

Cette base contient des images de visage de 40 personnes, avec 10 images pour chacune. Pour la plupart des sujets, les 10 images ont été tirées à différentes heures et avec différentes conditions d'éclairage, mais toujours sur un fond foncé. La taille d'image est 92 x 112.

Les limitations de cette base de données sont: le nombre limités de personnes, la non conformité des conditions d'éclairage d'une image à une image. Et la non assignation de toutes les images par les différentes expressions faciales, rotation de la tête, ou conditions d'éclairage.

2.2. Yale

Elle se compose de 165 images de visages frontales en niveau de gris de 15 personnes, avec 11 images pour chacune. On trouve 3 angles d'éclairage différents: gauche, centre, et droit, il existe des images avec lunettes et sans lunettes. La base offre des images incluant

différentes expressions faciales: normal, heureux, triste, somnolent, étonnant, et clignotement de l'œil.

Les limitations de cette base de données sont: le nombre limité de personnes, les positions exactes des sources d'éclairage ne sont pas indiquées, il n'y a aucune variation d'angle de pose et les facteurs environnementaux (tels que la présence ou l'absence de la lumière ambiante) ne sont pas également décrits.

Et comme format d'image on a opté pour le choix PGM ; cela est dû à sa nature qui est en niveau de gris.

3. Le module graphique

3.1. L'interface principale

Cette interface comprend un menu vertical à gauche de la fenêtre. Ce dernier facilite l'interaction entre l'opérateur et l'application vu son auto explication.

Lors du lancement de l'application une fenêtre d'**à-propos** va être s'afficher.

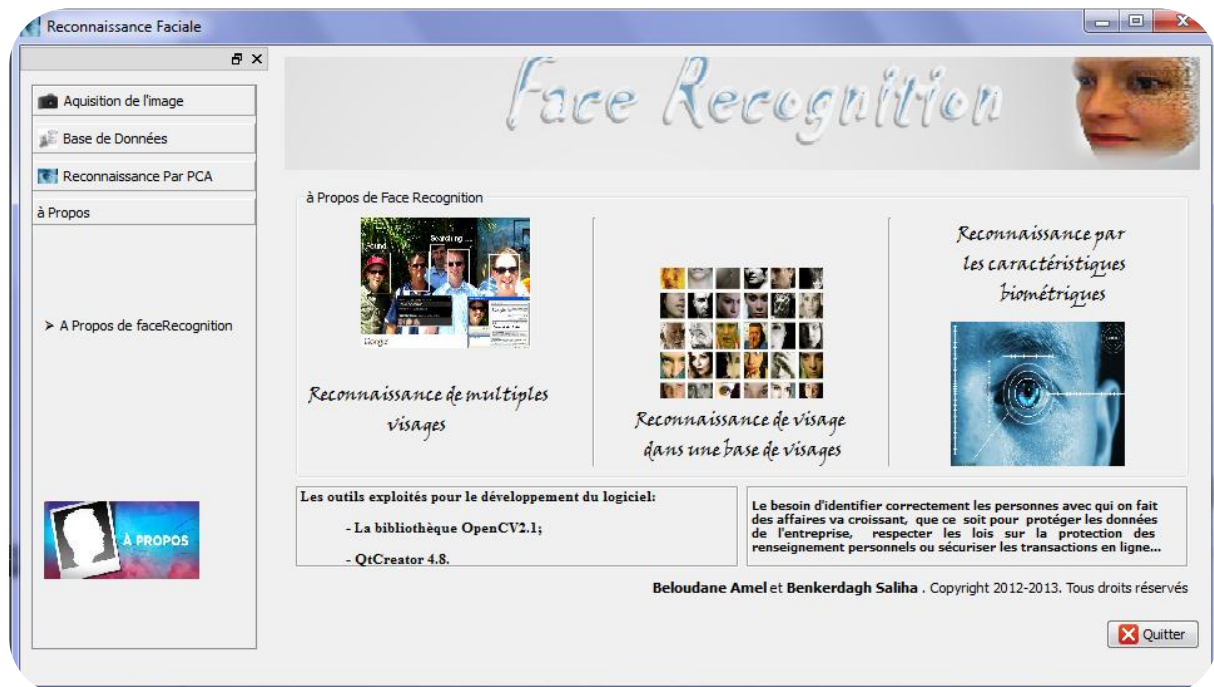


Figure 29: Interface Principale.

3.2. Détection de visage et Ajout (Acquisition de l'image)

Pour détecter un visage d'une personne à partir de la webcam, l'utilisateur clique sur le bouton « Démarrer » dans la zone à droite pour lancer cette dernière.

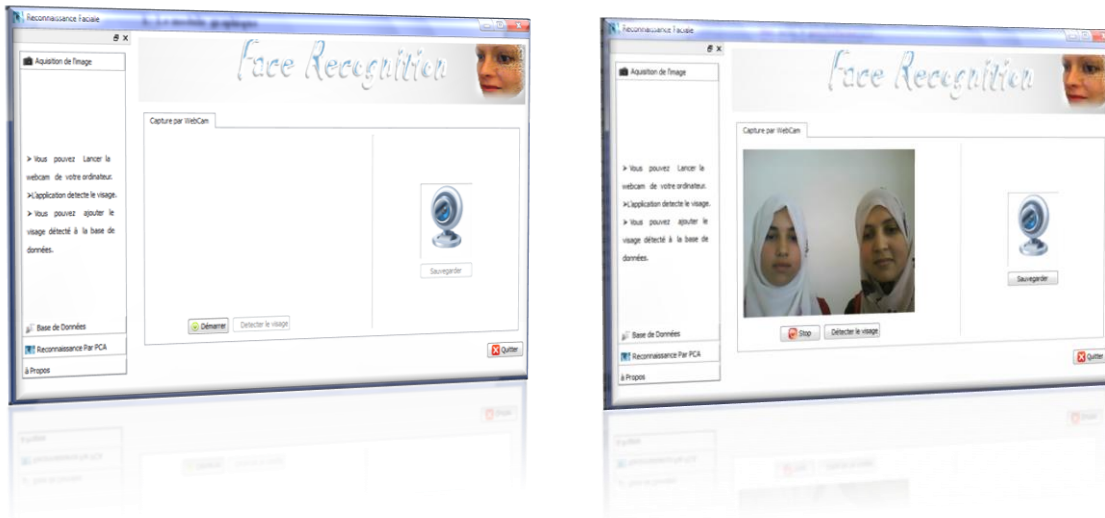


Figure 30: Lancement de la WebCam.

Puis un rectangle rouge va entourer le visage et en détectant le visage en cliquant sur le bouton « Détecter le visage ».

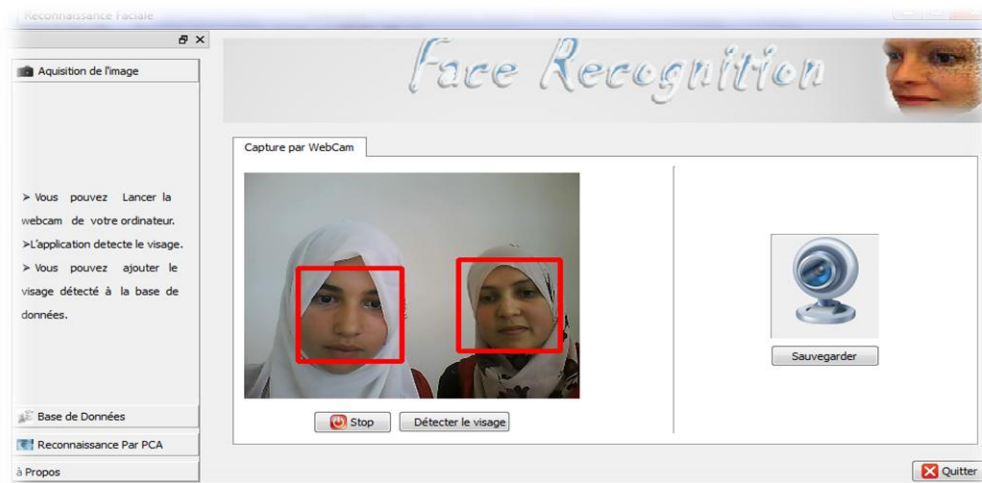


Figure 31: Détection de visage par WebCam.

Finalement on clique sur le bouton « Sauvegarder » pour ajouter le visage à l'emplacement désiré.

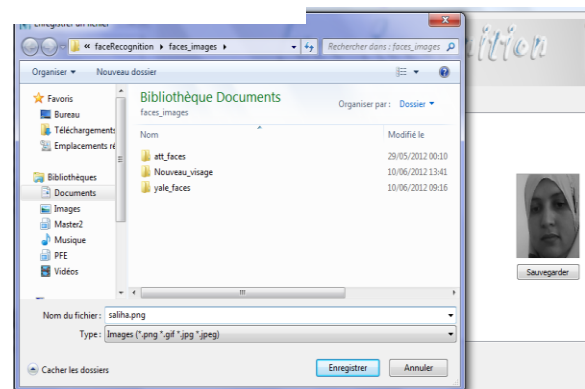


Figure 32: Sauvegarde du visage.

3.3. Visualisation des bases de données utilisées

On peut visualiser les deux bases en cliquant sur l'onglet « Base de Données » :



Figure 33: ORL Database.



Figure 34: Yale Database.

3.4. Recherche d'une personne dans la base de données sélectionnée

- Pour faire la reconnaissance du visage par PCA :

Tout d'abord sélectionner « Reconnaissance du visage par PCA » dans le menu à gauche ensuite choisir les options voulues :



Figure 35: Différents modules de l'onglet Reconnaissance Par PCA (1)

Chapitre V : Implémentation et mise en Œuvre

- ✓ le **Type de recherche** de l'image est soit :
 - Identique : pour visualiser l'image la plus similaire à partir de la base.
 - Similaire : pour visualiser les N images ayant une distance minimale (ordonnée).
- Le N (nombre des images similaires) est choisi par l'utilisateur.
- ✓ Pour les paramètres internes du PCA :
 - **Seuil** : autrement dit le nombre de composantes k à utiliser pour la reconstruction de l'image test.
 - **Choix de la distance** :
 - ❖ Distance Euclidienne
 - ❖ Distance Manhattan

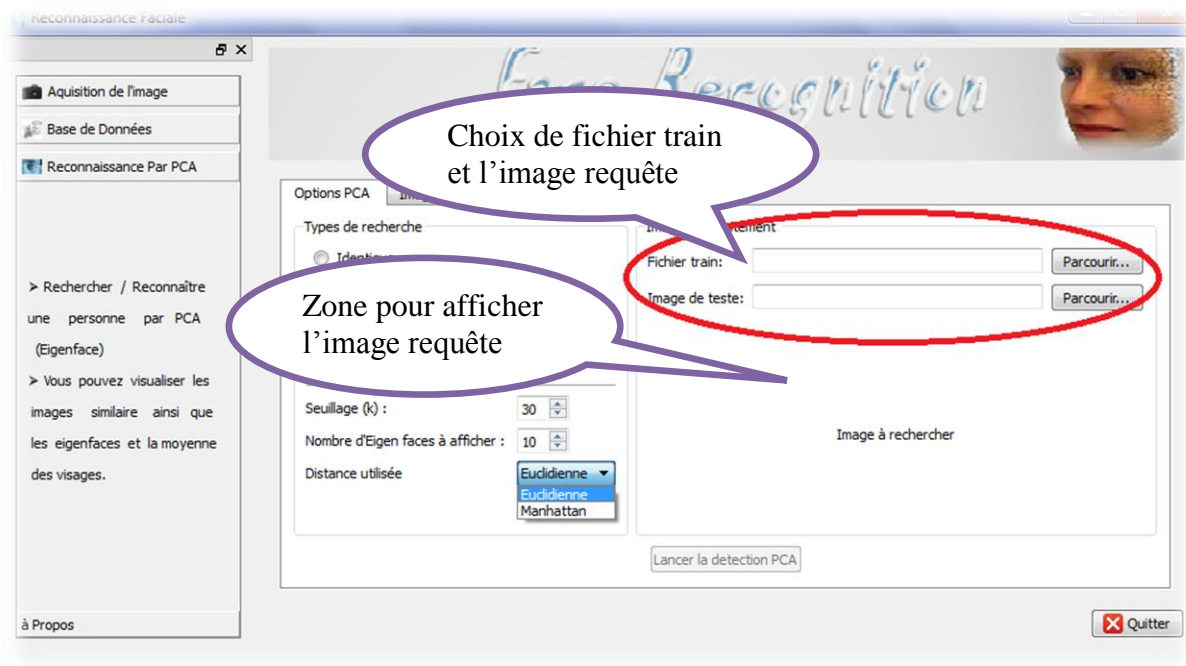


Figure 36: Différents modules de l'onglet Reconnaissance Par PCA (2)

- ✓ Dans la zone images de traitements :
 - Spécifier le fichier d'apprentissage dans « *fichier train* »
 - Choisir l'image de test dans « *Image de test* »

Après avoir fourni ces paramètres, on remarque à ce stade là que l'opération de lancement de la reconnaissance par PCA devient accessible :

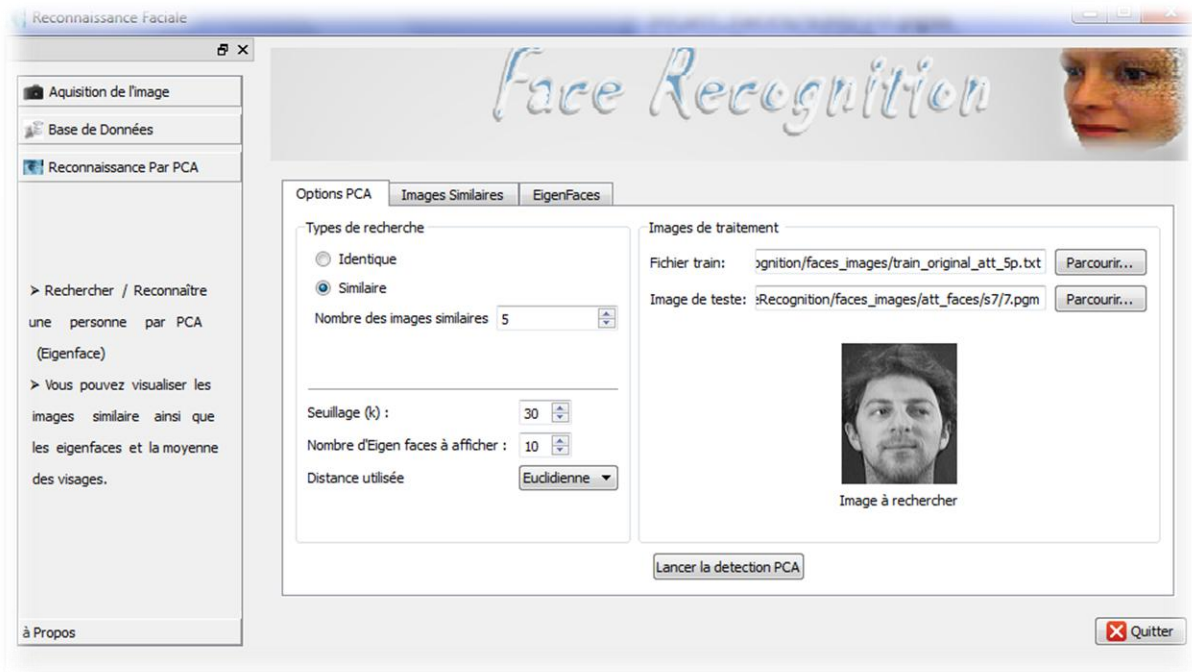


Figure 37: Remplissage des paramètres.

Les images similaires obtenues sont regroupées sous l'onglet « **Images Similaires** »:



Figure 38: Visualisation du module « Images Similaires ».

Il est possible de visualiser l'ensemble des Eigenfaces ainsi que l'image Moyenne sous l'onglet « **Eigenfaces** »:

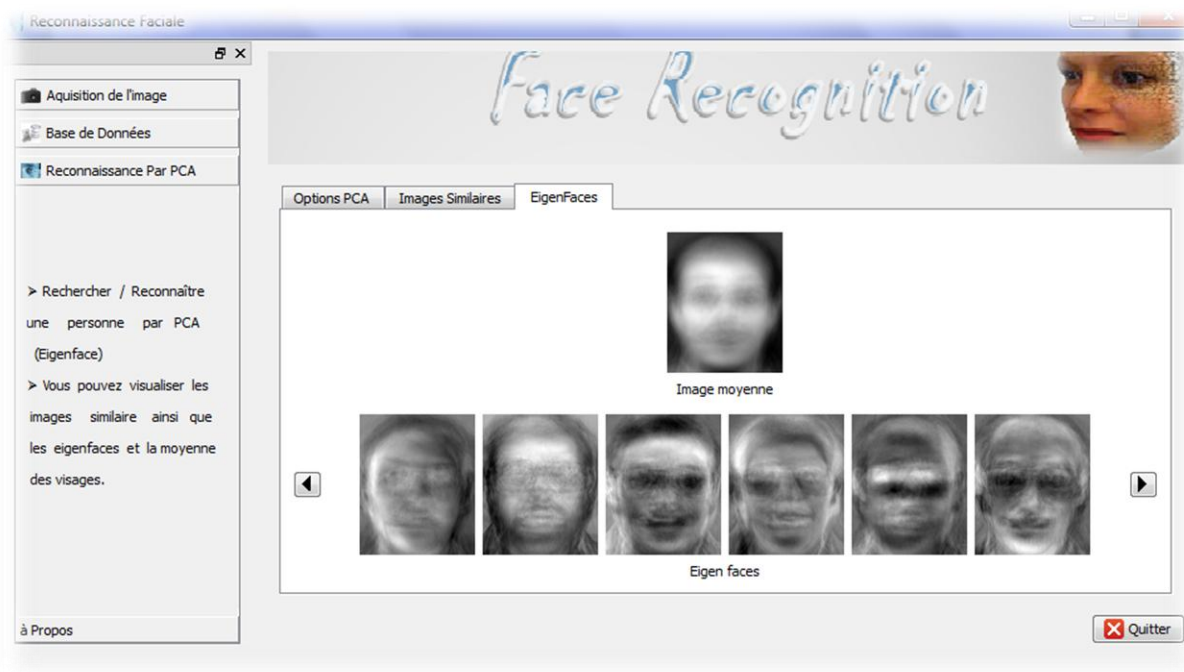


Figure 39: Visualisation du module « EigenFaces ».

4. Résultats d'apprentissage

- **Le taux de reconnaissance** c'est la probabilité avec laquelle une personne enregistrée dans la base de données est correctement reconnu.

Les tableaux suivants illustrent les taux de reconnaissance des différents tests effectués sur les deux bases de visages :

4.1. ORL Database

Base d'apprentissage (Training Set)		30%		50%		100%	
		(120 visages : 40 personnes, 3 posture par personne)		(200 visages : 40 personnes, 5 posture par personne)		(400 visages : 40 personnes, 10 posture par personne)	
Base de Test		15 visages (7 e Train, 8 e Train)		20 visages (10 e Train, 10 e Train)		40 visages e Train	
Seuil (S)	$3 \leq S \leq \text{TailleTr}$	Distance	L2	64%	61.3%	67%	
			L1	62.17%	59.2%	54.32%	
	$1 \leq S \leq 3$		L2	22.22%	12.6%	17.92%	
			L1	19.42%	11.4%	17%	

Tableau 2: Les résultats d'identification par PCA sur la base ORL.

4.2. Yale Database

Base d'apprentissage (Training Set)		27,27% (45 visages : 15 personnes, 3 posture par personne)		45,45% (75 visages : 15 personnes, 5 posture par personne)		100% (165 visages : 15 personnes, 11 posture par personne)	
Base de Test		22 visages (11 € Train, 11 ¢ Train)		35 visages (18 € Train, 17 ¢ Train)		82 visages € Train	
Seuil (S)	$18 \leq S \leq \text{TailleTr}$	Distance	L2	75,75%	67.61%	71.02%	
			L1	74.17%	66.85%	69.58%	
	$2 \leq S < 18$		L2	65,75%	61.62%	53.65%	
			L1	63,75%	58.48%	49.35%	
	S = 1		L2	60%	30.57%	20.12%	
			L1	58.43%	30.50%	19.37%	

Tableau 3: Les résultats d'identification par PCA sur la base Yale.

L'ensemble des tests effectués a permis de conclure, qu'avec la PCA en utilisant la distance *Euclidienne* et un bon seuillage permet d'obtenir des performances optimales, tout en ayant plusieurs postures par personne.

Cette méthode offre à la fois la rapidité, la simplicité, des performances de classification aussi meilleures.

Conclusion

Ce chapitre était consacré à la description des détails de la réalisation de notre système pour la reconnaissance faciale. L'efficacité de cette méthode est liée à la richesse aux bases d'apprentissage utilisées, au nombre de composantes du PCA, mais aussi aux paramètres choisis pour l'apprentissage.

Le logiciel a été réalisé en utilisant des outils performants, quant à L'interface a été montée d'une manière auto explicative pour faciliter l'utilisation du logiciel.

Conclusion

Le but de ce projet est de donner un panorama des méthodes les plus significatives en reconnaissance de visages. Tout d'abord, nous avons fait un bref bilan sur les systèmes d'indexation multimédia, par la suite on a présenté les grandes lignes de l'évolution de la reconnaissance faciale. Comme déjà évoqué dans l'introduction, la PCA est la méthode la plus connue pour l'extraction des caractéristiques faciales, qui est une étape indispensable dans les systèmes de reconnaissance de visages, les résultats sont décrits sur deux bases de visages, la détection de visage a été élaborée d'une manière très légère, ainsi que les protocoles d'évaluation qui ont été utilisés dans ce travail ont été présentés.

Vu la naissante nécessité d'utiliser des applications de contrôle d'accès, la reconnaissance de visages a émergé comme un secteur actif de recherches, enjambant des disciplines telles que le traitement d'image, l'identification de modèle, et la vision par ordinateur...

Dû à sa nature facile à utiliser, la reconnaissance faciale restera un outil puissant malgré l'existence d'autres méthodes biométriques de reconnaissance.

L'algorithme de PCA reste une des approches les plus fiables et les plus simples, offrant à la fois de bonne performance de classification des personnes connues.

Malgré tous les progrès qui ont été réalisés, les problèmes de pose et d'éclairage, et de l'identification dans des environnements extérieurs restent des challenges qui susciteront les efforts des chercheurs.

Perspectives

Actuellement, il y'a une nouvelle tendance qui arrive et qui commence à susciter les efforts, c'est le multimodale, dans lequel on combine plusieurs technologies biométriques, plusieurs algorithmes de reconnaissance, ainsi l'utilisation de divers classificateurs pondérés permet l'amélioration des performances de reconnaissance.

Il est clair que le sujet traité est assez important et présente une utilité vitale au bon fonctionnement des activités humaines. Nous souhaitons qu'il puisse être complété par d'autres fonctionnalités telles que :

- ✓ L'utilisation d'autres méthodes de reconnaissance comme LDA, ICA, HMM, ...
- ✓ La combinaison avec d'autres technologies biométriques comme l'empreinte digitales ou l'iris.
- ✓ L'amélioration d'apprentissage, du test et évaluation sur d'autres bases de données entre autre les bases de données en couleurs.

Finalement, l'interprétation de notre application mérite toute l'attention, et on espère que cela va être entamé plus tard avec de nouveaux outils et applications, pour pouvoir résoudre les problèmes de reconnaissance faciale.

- [1] **A.Hamadi & Limam** : « Développement d'un Système de Reconnaissance de Visages ». Université Abdelhamid Ibn Badis ;Mostaganem. Département d'Informatique. 2008
- [2] Document disponible à :
http://www.ebad.ucad.sn/fadis/cours/M1.I.5/Module1_Cours_M_5.htm
- [3] **J.Landr **: « Analyse Multi-Resolution Pour La Recherche Et L'indexation D'image Par Le Contenu Dans Les Bases De Donnees Images-Application A La Base D'images Paleontologique Trans'tyfi al ». Universit  de Bourgogne, Instrument et Informatique de l'Image, 2005
- [4] « Indexation automatique ». Document disponible   :
<http://www.techno-science.net/?onglet=glossaire&definition=286>
- [5] **Walid Hizem** : « Capteur Intelligent pour la Reconnaissance de Visage », Universit  Pierre et Marie Curie-Paris6 ; D partement Electronique/Informatique, 2009
- [6] « Techniques de Contr le d'Acc s par Biom trie », Commission Techniques de S curit  Physique, juin 2003
- [7] **Reda Jourani**: « Reconnaissance de visages », Universit  Mohammed V-Agdal, D partement d'Informatique / T l communications, 2006
- [8] **S.Z. LI and A.K. Jain** : « Handbook of Face Recognition ». Springer, 2005.
- [9] **R. Gross and V. Brajovic** : « An image preprocessing algorithm for illumination invariant face recognition ». In 4th International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (AVBPA). Springer, June 2003.
- [10] **R. Brunelli and T. Poggio** : « Face recognition : Features versus templates ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 15(10) :1042_1052, 1993.
- [11] **A.J. Goldstein, L.D. Harmon, and A.B. Lesk** : « Identification of human faces ». *Proceedings of the IEEE*, 59(5) :748_760, May 1971.
- [12] **I.J. Cox, J. Ghosn, and P.N. Yianilos** : « Feature-based face recognition using mixture distance ». *Computer Vision and Pattern Recognition, 1996. Proceedings CVPR '96, 1996 IEEE Computer Society Conference on*, pages 209_216, Jun 1996.
- [13] **S. Lin, S. Kung, and L. Lin** : « Face Recognition/Detection by Probabilistic Decision-Based Neural-Network ». *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 8, No. 1, pp. 114–132, January 1997.
- [14] **A. Nefian and M. Hayes** : « Face Detection and Recognition Using Hidden Markov Models ». In : *International Conference on Image Processing (ICIP)*, pp. 141–145, 1998.

- [15] **F. Smach, M. Atri, J. Miteran, and M. Abid** : « *Design of a Neural Networks Classifier for Face Detection* ». *Journal of Computer Science, Sciences Publications*, Vol. 2, No. 3, pp. 261–268, 2006.
- [16] **F. Yang and M. Paindavoine** : « *Implementation of a RBF neural network on embedded systems : Real time face tracking and identity verification* ». *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 14, No. 5, pp. 1162–1175, September 2003.
- [17] **E. Bailly-Baillié** : « *The BANCA Database and Evaluation Protocol* ». In : *Proceedings of Fourth International Conference on Audio- and Video-Based Authentication (AVBPA)*, pp. 625 – 638, 2003.
- [18] **L. Girin** : « *Joint matrix quantization of face parameters and LPC coefficients for low bit rate audiovisual speech coding* ». *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, Vol. 12, No. 3, pp. 265–276, 2004.
- [19] **M. Kirby and L. Sirovich** : « *Application of the Karhunen-Loeve Procedure for the Characterization of Human Faces* ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 12, No. 1, 1990.
- [20] **M. Turk and A. Pentland** : « *Eigenfaces for recognition* ». *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol. 3, No. 1, pp. 71–86, 1991.
- [21] **A. K. Jain and A. Ross** : « *Multibiometric systems* ». *Communications of the ACM, special issue on multimodal interfaces*, Vol. 47, No. 1, pp. 34–40, January 2004.
- [22] **P. Belhumeur, J. Hespanha, and D. Kriegman** : « *Eigenfaces vs. Fisherfaces : Recognition Using Class Specific Linear Projection* ». *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, pp. 711–720, 1997.
- [23] **T. Kanade** : « *Picture Processing System by Computer Complex and Recognition of Human Faces* ». In : *Doctoral dissertation, Kyoto University*, November 1973.
- [24] **S. Arca, P. Campadelli, and R. Lanzarotti** : « *A Face Recognition System Based On Automatically Determined Facial Fiducial Points* ». *Pattern Recognition*, Vol. 39, No. 3, pp. 432–443, 2006.
- [25] **M. Anouar Mellakh** : « *Reconnaissance des Visages en Conditions Dégradés* », Université d'Evry-Val d'Essonne, Département Electronique/Physique, 2009
- [26] **Turk M. and Pentland A.** : « *Eigenfaces for recognition* ». *Journal of Cognitive Neuroscience*, vol. 3, iss. 1, pag.71-86, 1991.
- [27] « *Principal components analysis* ». Document disponible à : http://en.wikipedia.org/wiki/Principal_components_analysis

[28] **A. S. Tolba, A.H. El-Baz, and A.A. El-Harby** : « *Face Recognition : A Literature Review* », *international journal of signal processing volume 2 number 2 2005 issn 1304-4494*

[29] **Cherng Jye Liou** : « *A Real Time Face Recognition System* », *DSP/IC Design Lab, Department of Electrical Engineering, National Taiwan University, June 1997.*

[30] **Alex Chirokov** : « *Karhunen-Loeve, for face recognition* ». *Matlab code disponible à <http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/loadFile.do?objectID=6995&objectType=file>*

[31] **P.Viola and M.Jones**: « *Rapid object detection using a boosted cascade of simple features* ». *In CVPR, volume I, pages 511_518, 2001*

[32] **Y.Freund and R.Schapire**: « *Experiments with a new boosting algorithm* ». *In International Conference on Machine Learning, pages 148_156, 1996.*

[33] « *Détection et reconnaissance de visages par réseaux de Neurones multi-couches* » : Document disponible à :

http://innovation.globe-expert.info/Newspaper/Working/Client1/Economie/Historique/dig_b8c118e28c47809287d521a7e7f63682.pdf