



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche
scientifique

Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique

Filière : télécommunications

Option : Réseaux de télécommunications

Réf:.....

Mémoire de Fin d'Etudes
En vue de l'obtention du diplôme :

MASTER

Thème

Imagerie hyperspectrale appliquée à la reconnaissance du visage

Bahaz mohamed lamine

Soutenu le : 2020

Devant le jury composé de :

Mme : TERGHINI Ouarda

MCB Président

Mme : BARKAT Aicha

MCB Encadreur

Mme : ATAMNA Nora

MAA Examineur

Année universitaire : 2019/ 2020



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur et de la Recherche
scientifique

Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique

Filière : télécommunications

Option : Réseaux de télécommunications

MASTER

Thème

Imagerie hyperspectrale appliquée à la reconnaissance du visage

Présenté par : Bahaz mohamed lamine

Avis favorable de l'encadreur : BARKAT Aicha

Etudiant : Bahaz mohamed lamine signature

Avis favorable du Président du Jury

TERGHINI Ouarda

Signature

Cachet et signature



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
Ministère de l'enseignement Supérieur
et de la Recherche scientifique

Université Mohamed Khider Biskra
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrique

Filière : télécommunications

Option : Réseaux de télécommunications

MASTER

Thème

Imagerie hyperspectrale appliquée à la reconnaissance du visage

Proposé par : BARKAT Aicha

Dirigé par : BARKAT Aicha

Résumé

Au cours des deux dernières décennies, la science s'est énormément développée dans le domaine de la reconnaissance faciale, car elle a reçu beaucoup d'attention dans divers domaines, car elle s'est développée en termes de recherche fondamentale et d'applications dans le domaine de la vision par ordinateur et du développement de produits et d'applications afin que les systèmes de reconnaissance faciale aient atteint un certain niveau de qualité dans des conditions appropriées. Néanmoins, on constate parfois un manque de qualité, et cela est dû au manque d'éclairage postural etc., ce qui conduit à un manque de performance notable, qui a conduit au développement de technologies pour améliorer plus que l'image spectrale, qui est le sujet sur lequel la

note se concentre pour en savoir plus Ses caractéristiques et l'étendue de son efficacité dans ce domaine, où la thèse était divisée en trois chapitres

Le premier chapitre se concentre sur la reconnaissance des visages en général. Le deuxième chapitre se concentre sur l'image spectrale, tandis que dans le dernier chapitre nous avons fait des simulations en menant des expériences et en évaluant les résultats.

الملخص

على مدى العقدين الماضيين تطور العلم بشكل رهيب في مجال التعرف على الوجوه حيث اصبحت تحضى بكثير من الاهتمام في مختلف المجالات حيث تطورت من ناحية البحوث والتطبيقات الاساسية في مجال الرؤية الحاسوبية وتطوير المنتجات والتطبيقات بحيث وصلت انظمة التعرف على الوجوه الى مستوى معين في الجودة في ظروف ملائمة. مع ذلك نجد نقص في الجودة في بعض الاحيان وهذا راجع الى نقص الانارة الوضعية الخ مما يؤدي الى نقص الاداء بشكل ملحوظ مما ادى الى تطوير تكنولوجيات لتحسينها أكثر منها الصورة الطيفية وهو الموضوع التي تتمحور عليه المذكرة لتعرف أكثر على خصائصها ومدى فعاليتها في هذا المجال حيث قسمت الاطروحة على ثلاث فصول.

فصل الأول يتمحور على التعرف على الوجوه بشكل عام. الفصل الثاني يتمحور على الصورة الطيفية بينما في الفصل الاخير قمنا بعمل محاكات من خلال اجراء تجارب وتقييم النتائج.

Dédicace :

*Je dédie ce modeste travail à
mes chers parents A mes frères
et sœurs et toute la famille*

A tous mes professeurs

A tous mes amis et mes collègues

Je n'oublie pas les gens qui m'ont aidé

Mohamed Lamine Bahaz

Remerciement

En tout premier lieu, je remercie Allah tout puissant, de m'avoir donné la force pour survivre, ainsi que l'audace pour dépasser toutes les difficultés. Je tiens tout d'abord à témoigner toute ma reconnaissance à Mr BARKAT Aïcha professeur de l'Université de Mohamed Khider Biskra, pour son appui scientifique, sa disponibilité et ses conseils qu'il m'a apportés lors de l'encadrement de mon mémoire. Je tiens à exprimer mes remerciements à tous les membres du jury. J'aimerais exprimer ma gratitude à tous les enseignants, de l'université de Mohamed Khider Biskra, qui m'ont inculqué les fondements scientifiques tout au long de mon cursus universitaire je remercie également mes parents de m'avoir toujours soutenu pendant toutes mes années d'études. Mes sincères remerciements vont aussi à mes frères et à mes sœurs, et tous mes amis.

List de Figure.....	I
list de tableaux	II
liste de Abréviations.....	IV
Introduction Générale.....	2
I. Chapter 1 reconnaissance de visage.....	6
I.1 Introduction :	6
I.2 Les principaux obstacles à la reconnaissance faciale :	6
I.2.1 Intensité illumination:	6
I.2.2 La destination de capture a changé :	7
I.2.3 Expressions faciales :	8
I.2.4 Parties importantes du visage :	8
I.2.5 La présence d'obstacles à la reconnaissance faciale :	9
I.3 Méthodes de la reconnaissance de visages	12
I.3.1 Méthodes globales	12
I.3.2 Analyse en composantes principales (ACP) :	12
I.3.3 Analyse Discriminante Linéaire (ADL) :	13
I.3.4 Méthodes locales.....	13
I.3.5 Méthodes hybrides :	14
I.4 Conclusion:	15
II. Chapter 2 Etat de l'Art sur l'IHS en Reconnaissance de Visage	17
II.1 Introduction :	17
II.2 Imagerie hyperspectrale.....	17
II.3 L'histoire et le développement de l'IHS	18
II.4 Étude de l'imagerie HS	19
II.5 Principe de l'imagerie hyperspectrale	21
II.6 Représentation des données hyperspectrales.....	22
II.6.1 Espace spatial:	23
II.6.2 Espace spectral :	23
II.7 Les caractéristiques des images hyperspectrales.....	24

II.7.1	Résolution spatiale:	24
II.7.2	Résolution spectrale.....	25
II.7.3	Résolution radiométrique :	26
II.8	Domaines d'application	26
II.9	Problèmes utilise les données.....	27
II.10	Système reconnaissance de visage IHS.....	27
II.11	Performances d'un système RV	28
II.11.1	Extraction et normalisation des caractéristiques du visage.....	28
II.11.2	Performance d'un système d'identification :.....	31
II.11.3	Performance d'un système de vérification :	32
II.12	Techniques 2D de reconnaissance de visage :	33
II.12.1	Les méthodes globales :	33
II.12.2	Les techniques linéaires.....	33
II.12.3	L'analyse en composantes principales (ACP)	33
II.12.4	Analyse Discriminante Linéaire (LDA).....	36
II.12.5	Analyses des composants principaux multilatéra (multidimensionnel OBJETS TENDEURS)	38
II.13	ANALYSE DES COMPOSANTS PRINCIPAUX MULTILINEAIRES :	40
II.14	Conclusion :.....	41
III.	Chapter 3 Simulation et résultats	43
III.1	Introduction :.....	43
III.2	Environnement du travail.....	43
III.2.1	Environnement matériel :.....	43
III.2.2	Programme de travail.....	43
III.3	Bases de données hyperspectrales Visage « UWA-HSFD »	43
III.3.1	Description de la BDD UWA-HSFD.....	43
III.3.2	Protocole de la BDD UWA-HSFD	44
III.3.3	Configuration de notre BDD UWA-HSFD.....	45
III.4	Diagramme global.....	46

III.5 Conception du tenseur basé sur les caractéristiques locales47

III.6 Résultats48

III.7 Conclusion.....49

Conclusion générale50

Bibliographie.....51

Figure I-1. Exemple de variation d'éclairage.....	7
Figure I-2 La destination de capture a changé.....	8
Figure I-3 Exemples de variation d'expressio.	8
Figure I-4 Parties importantes du visag	9
Figure I-5 . La présence d'obstacles à la reconnaissance faciale	10
Figure I-6 Schéma général d'un système de reconnaissance de visage	10
Figure II-1 Principe de l'imagerie hyperspectrale [10]	19
Figure II-2De la vision numérique monochrome à l'imagerie hyperspectrale.....	20
Figure II-3 Concept d'Imagerie Hyperspectrale.....	21
Figure II-4 Illustration du cube hyperspectral	22
Figure II-5 Représentation spatiale : collection d'images quasi monochromatiques	23
Figure II-6 Représentation spectrale	24
Figure II-7 système reconnaissance de visage IHS.....	27
Figure II-8 Encodage des patrons de texture de l'algorithme LBP [22].....	30
Figure II-9 patrons de texture de l'algorithme LBP sous forme d'histogramme ...	30
Figure II-10 Pixel central g_c et ses P voisins uniformément repartis sur un rayon R	31
Figure II-11 Trois voisinages de tailles différentes utilisées dans le calcul de LBP [23]	31
Figure II-12 Seuil de décision et taux d'erreurs [19]	32
Figure II-13 Relation entre FAR et FRR [19].....	32
Figure II-14 Comparaison entre les projections de deux classes de points ("classe 1" et "classe 2") sur les axes principaux construits par (b) ACP et par (a) LDA [27]	38
Figure II-15 Illustration visuelle du déroulement en 1 mode d'un tenseur du troisième ordre [28]	39
Figure III-1 un visage cube hyperspectrale localement acquis de UWA-HSFD..	44
Figure III-2 Diagramme global [30]	46
Figure III-4 Représentation du tenseur d'ordre 4	47

Figure III-5 courbe ROC.....48
Figure III-6 Taux d'erreur.....49

Liste des Tableaux

Table III.1 Protocole configuration 45

IHS : Image Hyperspectral

CCD : Charge-Coupled Device Capteur photographique de type matriciel

Planetary Data System, Format d'archives pour des données scientifiques

AVIRIS: Airborne Visible/Infra Red Imaging Spectrometer

IFOV: Instantaneous Field of View

GIFOV: Ground Instantaneous Field of View

Acp (pca) : analyse en composant Principales

LDA : Analyse Discriminante Linéaire

LBP : local binary pattern

BDD : base de données

RGB : rouge vert bleu

MPCA : Analyse en composantes principales multilinéaire

EER : Taux d'erreur égal

VR : vérification rate

FAR: taux de fausse acceptation

Introduction générale

Dans le but d'améliorer les systèmes de sécurité avancés comme dans les aéroports, il devient possible d'employer des méthodes de reconnaissance de visages qui permettraient d'identifier rapidement des individus marqués dans une liste de contrôle (watch-list screening). Par contre, l'inscription de ces individus dans le système est souvent limitée par une quantité réduite d'images de référence. Dans la majorité des cas, seulement une image est disponible pour représenter un individu particulier, ce qui rend l'entraînement du système beaucoup plus complexe à cause de la limitation d'information. Pour profiter d'un système opérationnel et efficace, une analyse de performance de plusieurs algorithmes est alors nécessaire pour en retenir les meilleurs. Ainsi, le présent projet vise à explorer plusieurs des techniques formant l'état de l'art du domaine de la reconnaissance de visages afin d'en déduire des sources plus prometteuses pour le cas exploré. Plus particulièrement, des méthodes spécifiques de classification sont modélisées, puis sont progressivement améliorées, afin de tendre vers un système d'identification des individus ayant le plus grand taux d'exactitude. De plus, une quantité de temps notable est accordée à l'étude de performance des techniques d'extraction de caractéristiques de visages. Ainsi, il devient possible d'intégrer simultanément des descripteurs de visages plus représentatifs des individus de sorte à simplifier par la suite la tâche de classification et d'identification de ceux-ci. Au cours de cet article, une mise en contexte rapide des problématiques courantes en reconnaissance de visages sera présentée avant de passer à l'énonciation des objectifs. Les méthodes prévues pour l'évaluation des performances ainsi que les techniques étudiées seront présentées. Ensuite, les résultats obtenus à propos de chaque technique évaluée seront illustrés selon diverses mesures de performances, pour ensuite poursuivre avec une discussion sur l'état d'avancement du projet de recherche. Une proposition par rapport aux développements possibles sera L'imagerie hyperspectrale offre de nouvelles opportunités pour la discrimination entre les visages de personnes. Cependant l'extraction, compacte et discriminatoire de grande

Dimension de caractéristique cubes images hyperspectrales est une tâche difficile. Malgré une vaste recherche, la reconnaissance du visage est encore un problème difficile en raison du fait de la dissemblance intra-personne qui dépasse souvent les différences inter-personne en présence des variations d'éclairage et autres variantes. La plupart des recherches actuelles sont basées sur le

visage apparence capturé par les niveaux de gris ou RVB 2D d'images de visage habituellement acquises dans le spectre visible. La dimension inhérente des images 2D est souvent très faible et limite la capacité discriminative des algorithmes de reconnaissance de visage. Dans le but d'améliorer les systèmes de sécurité avancés comme dans les aéroports, il devient possible d'employer des méthodes de reconnaissance de visages qui permettraient d'identifier rapidement des individus marqués dans une liste de contrôle (watch-list screening). Par contre, l'inscription de ces individus dans le système est souvent limitée par une quantité réduite d'images de référence. Dans la majorité des cas, seulement une image est disponible pour représenter un individu particulier, ce qui rend l'entraînement du système beaucoup plus complexe à cause de la limitation d'information. Pour profiter d'un système opérationnel et efficace, une analyse de performance de plusieurs algorithmes est alors nécessaire pour en retenir les meilleurs. Ainsi, le présent projet vise à explorer plusieurs des techniques formant l'état de l'art du domaine de la reconnaissance de visages afin d'en déduire des sources plus prometteuses pour le cas exploré. Plus particulièrement, des méthodes spécifiques de classification sont modélisées, puis sont progressivement améliorées, afin de tendre vers un système d'identification des individus ayant le plus grand taux d'exactitude. De plus, une quantité de temps notable est accordée à l'étude de performance des techniques d'extraction de caractéristiques de visages. Ainsi, il devient possible d'intégrer simultanément des descripteurs de visages plus représentatifs des individus de sorte à simplifier par la suite la tâche de classification et d'identification de ceux-ci. Au cours de cet article, une mise en contexte rapide des problématiques courantes en reconnaissance de visages sera présentée avant de passer à l'énonciation des objectifs. Les méthodes prévues pour l'évaluation des performances ainsi que les techniques étudiées seront présentées. Ensuite, les résultats obtenus à propos de chaque technique évaluée seront illustrés selon diverses mesures de performances, pour ensuite poursuivre avec une discussion sur l'état d'avancement du projet de recherche. Une proposition par rapport aux développements possi

Ce mémoire traite un sujet de la reconnaissance des expressions faciales. Le premier chapitre est consacré à la présentation générale de la biométrie. Il décrit le principe de fonctionnement des systèmes biométriques et ses différentes modalités (morphologiques, comportementales, et biologiques), ensuite, les différentes techniques biométriques tels que les empreintes digitales, le visage, la rétine sont analysées en termes de leurs avantages et inconvénients. Après cela, nous nous intéresserons plus particulièrement sur le visage en examinant le principe de fonctionnement

de système de reconnaissance des expressions faciales. Puis nous avons décrit en particulier les différentes méthodes d'analyse des expressions faciales, basées sur l'analyse de l'apparence ou sur l'analyse géométrique du visage, ainsi que leur efficacité dans l'identification des émotions. Nous concluons le chapitre en sélectionnant deux des méthodes étudiées pour adoption dans la suite de l'étude. Le deuxième chapitre est consacré à l'étude des différentes étapes du système de reconnaissance faciale et les caractéristiques de chaque étape : prétraitement, extraction des caractéristiques, et classification, où nous allons donner une explication théorique des méthodes utilisées pour l'extraction des caractéristiques faciales : hyperspectrale et LBP et Pca, et les méthodes utilisées pour classifier les expressions faciales. Le dernier chapitre porte sur l'implémentation et conception de notre système, où nous présenterons la base de données utilisée, aussi un ensemble des tests est réalisées, en fonction des paramètres de l'étape de prétraitement, et selon le descripteur et le classifieur utilisés. À la fin de ce chapitre, nous présentons les résultats obtenus et discutés. Nous terminerons enfin par une conclusion générale dans laquelle nous résumerons le travail réalisé, et nous donnons quelques suggestions pour améliorer et développer ce système

Chapter I

I. Chapter 1 reconnaissance de visage

I.1 Introduction :

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 un probable carte d'identité biométrique. D'importantes 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 chaque année 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.[1]

I.2 Les principaux obstacles à la reconnaissance faciale :

Pour le cerveau humain, le processus de la reconnaissance de visages est une tâche visuelle de haut niveau. Bien que les êtres humains puissent détecter et identifier des visages dans une scène sans beaucoup de peine, construire un système automatique qui accomplit de telles tâches représente un sérieux défi. Ce défi est d'autant plus grand lorsque les conditions d'acquisition des images sont très variables. Il existe deux types de variations associées aux images de visages : inter et intra sujet. La variation inter-sujet est limitée à cause de la ressemblance physique entre les individus. Par contre la variation intra-sujet est plus vaste. Elle peut être attribuée à plusieurs facteurs que nous analysons ci-dessous.

I.2.1 Intensité illumination:

L'apparence d'un visage dans une image varie énormément en fonction de l'illumination de la scène lors de la prise de vue (voir figure 1.1). Les variations d'éclairage rendent la tâche de reconnaissance de visage très difficile. En effet, le changement d'apparence d'un visage dû à l'illumination, se révèle parfois plus critique que la différence physique entre les individus, et peut entraîner une mauvaise classification des images d'entrée. Ceci a été expérimentalement observé

par Adini et al. [Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction] dont ils ont utilisé une base de données de 25 individus. L'identification de visage dans un environnement non contrôlé reste donc un domaine de recherche ouvert. Les évaluations FRVT ont révélé que le problème de variation d'illumination constitue un défi majeur pour la reconnaissance faciale.



Figure I-1. Exemple de variation d'éclairage.

I.2.2 La destination de capture a changé :

Le taux de reconnaissance de visage baisse considérablement quand des variations de pose sont présentes dans les images. Cette difficulté a été démontrée par des tests d'évaluation élaborés sur les bases FERET (Face Recognition Technology) et FRVT. La variation de pose est considérée comme un problème majeur pour les systèmes de reconnaissance faciale. Quand le visage est de profil dans le plan image (orientation $< 30^\circ$), il peut être normalisé en détectant au moins deux traits faciaux (passant par les yeux). Cependant, lorsque la rotation est supérieure à 30° , la normalisation géométrique n'est plus possible (voir figure I.2).



Figure I-2 La destination de capture a changé.

I.2.3 Expressions faciales :

Un autre facteur qui affecte l'apparence du visage est l'expression faciale (voir figure 1.3). La déformation du visage qui est due aux expressions faciales est localisée principalement sur la partie inférieure du visage. L'information faciale se situant dans la partie supérieure du visage reste quasi invariable. Elle est généralement suffisante pour effectuer une identification. Toutefois, étant donné que l'expression faciale modifie l'aspect du visage, elle entraîne forcément une diminution du taux de reconnaissance. L'identification de visage avec expression faciale est un problème difficile qui est toujours d'actualité et qui reste non résolu. L'information temporelle fournit une connaissance additionnelle significative qui peut être utilisée pour résoudre ce problème



Figure I-3 Exemples de variation d'expressio.

I.2.4 Parties importantes du visage :

Le visage peut être partiellement masqué par des objets dans la scène, ou par le port d'accessoire tels que lunettes, écharpe... Dans le contexte de la biométrie, les systèmes proposés doivent être non intrusifs c'est-à-dire qu'on ne doit pas compter sur une coopération active du sujet. Par conséquent, il est important de savoir reconnaître des visages partiellement occultés.

Gross et al. [Third Workshop on Empirical Evaluation Methods in Computer Vision] ont étudié l'impact du port de lunettes de soleil, et du cache-nez occultant la partie inférieure du visage sur la reconnaissance faciale. Ils ont utilisé la base de données AR. Leurs résultats expérimentaux semblent indiquer que, dans ces conditions les performances des algorithmes de reconnaissance restent faibles



Figure I-4 Parties importantes du visage

I.2.5 La présence d'obstacles à la reconnaissance faciale :

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



Figure I-5 . La présence d'obstacles à la reconnaissance faciale

Nous avons mis en évidence les différentes difficultés inhérentes à la reconnaissance automatique de visages, ce qui nous a permis de bien définir les problématiques traitées. Notamment l'invariance à l'illumination. Les techniques utilisées aux différentes étapes de la reconnaissance de visage sont détaillées dans la section suivante va fin de mettre en évidence les particularités ainsi que les avantages et les inconvénients de chacune d'entre elles. Ceci nous permettra, par la suite, de mettre en avant les critères de performances qui vont guider le choix des solutions retenues dans le cadre de notre problématique.[2]

1.3 Architecture générale d'un système de reconnaissance de visage

Un système de reconnaissance de visage peut être considéré comme composé de 4 parties (figure 1.6)

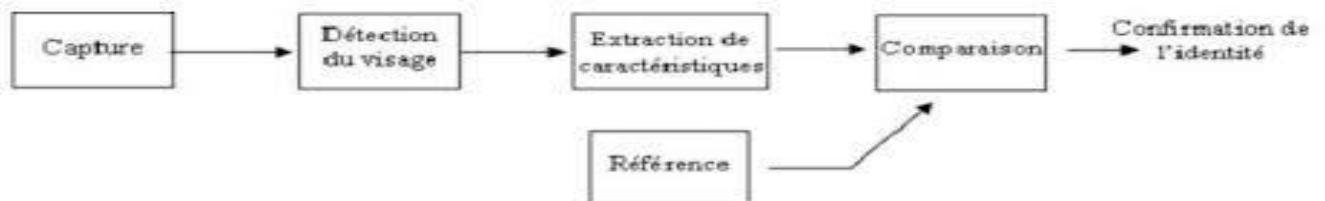


Figure I-6 Schéma général d'un système de reconnaissance de visage

Capture : C'est la première étape dans le processus. C'est aussi obtenir des informations et leur transfert vers l'unité de traitement. Elle 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. Il faut réussir à capter l'information pertinente sans bruit. Dans la reconnaissance de visage sur peut utiliser les capteurs 3D par exemple pour s'affranchir des problèmes de pose.

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). Cette étape est autant plus délicate autant 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. Ces 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 anisotropique ou la méthode retinex. 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. Tous ces prétraitements tendent à éliminer les variations de formes du visage (rotation, 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.

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, 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 leur géométrie. Mais cette procédure a montré ses limites. 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.

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.[3]

I.3 Méthodes de la reconnaissance de visages

I.3.1 Méthodes globales

Le principe de ces méthodes est de représenter une image faciale par un seul vecteur de grande dimension en concaténant les niveaux de gris de tous les pixels du visage. Cette représentation, appelée description basée sur l'apparence globale, a deux avantages. Premièrement, elle conserve implicitement toutes les informations de texture et de forme utiles pour différencier des visages. Deuxièmement, elle peut tenir compte des aspects d'organisation structurelle globaux du visage. Toutefois, son inconvénient majeur réside dans la dimension très grande de l'espace image qu'elle nécessite ce qui rend très difficile la classification. Pour traiter le problème des données de grande dimension, des techniques de réduction de la dimensionnalité peuvent être utilisées. L'une des techniques les plus courantes pour la reconnaissance de visages est la description par visages propres [3], qui est basée sur l'analyse en composantes principales (ACP)

I.3.2 Analyse en composantes principales (ACP) :

Une méthode très populaire, basée sur la technique ACP, est la méthode Eigenface [4]. Son principe est le suivant : étant donné un ensemble d'images de visages exemples, il s'agit tout d'abord de trouver les composantes principales de ces visages. Ceci revient à déterminer les vecteurs propres de la matrice de covariance formée par l'ensemble des images exemples. Chaque visage exemple peut alors être décrit par une combinaison linéaire de ces vecteurs propres. Pour construire la matrice de covariance, chaque image de visage est transformée en vecteur. Chaque élément du vecteur correspond à l'intensité lumineuse d'un pixel. Cette méthode sera présentée avec davantage de détails dans le chapitre suivant. L'ACP est une technique rapide, simple et populaire dans l'identification de modèle, c'est l'une des meilleures techniques. Les projections de l'ACP sont optimales pour la reconstruction d'une base de dimension réduite. Cependant, l'ACP n'est pas optimisée pour la séparabilité (discrimination) de classe. Une alternative qui est l'analyse discriminante linéaire LDA tient compte de ceci.

I.3.3 Analyse Discriminante Linéaire (ADL) :

Une autre méthode très connue est celle basée sur l'ADL (Analyse discriminante linéaire). L'objectif de la plupart des algorithmes basés sur l'ADL [5, 6], est de trouver les directions de projection les plus discriminantes dans l'espace propre, en maximisant le ratio entre les variations inter-personnelles et les variations intra-personnelles. Comme les variations intra-personnelles peuvent être petites (notamment quand il n'y a pas beaucoup d'images par individu), ce ratio est difficile à maximiser puisqu'il est déjà grand. Ce problème est encore appelé Small Sample Size. Pour l'éviter, on peut utiliser tout d'abord l'ACP et ensuite l'ADL, et cette méthode est appelée Fisherfaces. Voilà pourquoi les méthodes basées sur l'ADL ne fonctionnent bien que lorsque beaucoup d'images par personne sont disponibles dans la base d'apprentissage. En revanche, quand il n'y a pas beaucoup d'images par personne, les méthodes basées sur l'ADL marchent moins bien que celles basées sur l'ACP [5]. Bien que les méthodes globales aient eu beaucoup de succès, leur inconvénient majeur réside dans le fait qu'elles utilisent uniquement des photos 2D d'apparence faciale. Or, on sait qu'une telle représentation est sensible aux changements d'expression, d'illumination et de poses. Une manière d'éviter ce problème consiste à utiliser des représentations faciales locales. En effet, les caractéristiques locales ne sont généralement pas aussi sensibles aux changements d'apparence que les caractéristiques globales.

I.3.4 Méthodes locales

Les méthodes locales peuvent être classées en deux catégories, les méthodes basées sur les points d'intérêt et celles basées sur l'apparence du visage.

Méthodes locales basées sur les points d'intérêts :

On détecte tout d'abord les points d'intérêts et ensuite on extrait des caractéristiques localisées sur ces points d'intérêt. Les méthodes les plus anciennes en reconnaissance de visages appartiennent à cette catégorie. Elles s'appuient toutes sur l'extraction de caractéristiques géométriques spécifiques telles que la largeur de la tête, les distances entre les yeux, . . . Ces données sont ensuite utilisées par des classificateurs pour reconnaître des individus. Ces méthodes présentent les deux inconvénients suivants : les caractéristiques géométriques sont difficiles à extraire dans certains cas puisque la tâche de la détection précise de points caractéristiques n'est pas facile, en particulier dans les cas où des occultations ou des variations (pose, expression) de visages sont présentes, et les caractéristiques géométriques seules ne sont pas suffisantes pour

représenter réellement un visage, alors que d'autres informations utiles telles que les valeurs des niveaux de gris de l'image sont complètement écartées.

Ces deux limites ont engendré deux directions de recherche. La première se concentre sur les performances des détecteurs de points caractéristiques du visage. Dans Brunelli et Poggio [IEEE] Trans. Pattern Anal. Mach. Intell] ont proposé d'utiliser un ensemble d'apprentissage pour détecter la position de l'œil dans une image. Ils ont tout d'abord calculé pour chaque point des coefficients de corrélation entre l'image de test et les images de l'ensemble d'apprentissage et ensuite ils ont cherché les valeurs maximales. Rowley et al ont utilisé plusieurs détecteurs de traits spécifiques correspondant à chaque partie du visage, telles que les yeux, le nez, la bouche, Malgré toutes ces recherches, il n'existe pas encore de détecteur de points caractéristiques qui soit suffisamment précis. Dans la deuxième direction, les méthodes se concentrent sur des représentations plus élaborées des informations portées par les points caractéristiques du visage, plutôt que simplement sur des caractéristiques géométriques. Manjunath et al [in : Proceedings, IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition] ont proposé des algorithmes pour détecter et représenter des caractéristiques faciales à partir d'ondelettes de Gabor. Pour chaque point détecté, deux types d'information sont stockées : sa position et ses caractéristiques (les caractéristiques extraites en utilisant le filtre Gabor sur le point considéré). Pour modéliser la relation entre les points caractéristiques, un graphe topologique est construit pour chaque visage

I.3.5 Méthodes hybrides :

Les méthodes hybrides (ou méthodes de fusion) sont des approches utilisant à la fois des caractéristiques globales et des caractéristiques locales. Les facteurs clés qui influent les performances des méthodes de fusion comprennent le choix des caractéristiques pour la combinaison et la manière de les combiner de telle sorte que leurs avantages soient préservés et que leurs inconvénients soient évités. Les caractéristiques locales et les caractéristiques globales ont des propriétés très différentes et peuvent offrir des informations complémentaires utiles à la tâche de classification. Notons aussi que d'un certain point de vue, les méthodes locales peuvent être considérées comme des méthodes hybrides car des informations globales sont généralement prises en compte. Dans la méthode probabiliste locale [7] de nouveaux échantillons

d'apprentissage sont d'abord produits pour chaque personne par méthode globale, puis une méthode locale est utilisée pour la reconnaissance.

I.4 Conclusion:

Nous avons présenté les trois classes des techniques de reconnaissance 2D de visages en trois grandes catégories : les approches globales, les approches locales et les approches hybrides. Nous avons vu l'utilité de la reconnaissance des visages et nous donnons un aperçu sur les différentes méthodes et les systèmes existants de reconnaissance des visages humains. Dans le chapitre suivant nous déposons la méthode hyperspectrale en détail ainsi que ses différentes variantes

Chapter II

II. Chapter 2 Etat de l'Art sur l'IHS en Reconnaissance de Visage

II.1 Introduction :

Ce chapitre introduit le principe de l'imagerie hyperspectrale, les contraintes de l'espace et la compression de ce type d'images. Dans un premier temps, nous allons définir ce que sont les images hyperspectrales, la manière dont elles sont acquises et leurs particularités ainsi que les problèmes posés par leur nature. Nous étudierons ensuite les notions de bases nécessaires pour comprendre Les données multidimensionnelles sont générées quotidiennement dans de nombreuses applications. Ceci conduit à une forte demande d'utilisation des outils d'algèbre multilinéaire. Le but de ce chapitre est de présenter les bases d'algèbre multilinéaire qui seront utiles dans l'élaboration des techniques présentées dans cette thèse et aider les lecteurs à comprendre les concepts multilinéaires. Dans la première partie de ce chapitre, nous présentons, au travers des propriétés d'algèbre multilinéaire, des outils nécessaires à la compréhension de l'approche tensorielle et nous définissons ce que nous appelons « tenseur » avec un tel formalisme. Ensuite, nous étudions les trois types de base de projections multilinéaires, et leurs connexions sous-jacentes. Enfin, nous présentons le problème d'apprentissage de sous-espace selon les deux catégories (linéaire\multilinéaire), et nous examinons la réduction de la dimensionnalité par les techniques de sous-espaces multilinéaires

II.2 Imagerie hyperspectrale

L'imagerie hyperspectrale, également appelée spectroscopie d'imagerie, est l'acquisition d'une ensemble d'images représentant les informations contenues dans une grande partie du champ électromagnétique spectre. Contrairement à la vision humaine qui est limitée à certaines longueurs d'onde, ces spectres Les systèmes d'imagerie ont la capacité de visualiser le rayonnement électromagnétique allant de l'ultraviolet à l'infrarouge. Avec ces informations spectrales supplémentaires (ou couleurs), ces images présentent différenciation des couleurs améliorée par rapport à l'imagerie couleur conventionnelle. Cette nouvelle source de l'information implique une différence importante entre l'imagerie hyperspectrale et l'imagerie traditionnelle la principale différence est que les images hyperspectrales sont constituées de centaines de bandes dans la visible gamme et d'autres parties du spectre électromagnétique Par conséquent, l'imagerie hyperspectrale peut détecter un rayonnement dans une gamme spectrale où les yeux humains ne

peuvent pas. L'imagerie hyperspectrale est liée à l'imagerie multispectrale, cependant, il existe une différence importante entre le nombre de bandes spectrales étroites dans des gammes de longueurs d'ondes variées (visible, infrarouge,...etc.) C'est une technologie en plein développement qui permet d'accéder à de nombreuses informations sur les propriétés physiques des objets observés comparativement à l'imagerie couleur classique. L'imagerie hyperspectrale est utilisée dans de multiples domaines comme la géologie, l'écologie, l'urbanisme, la foresterie, l'agriculture, dans le domaine militaire ou encore en science des planètes et astrophysique. Les images hyperspectrales sont acquises par des spectro-imageurs associés à des microscopes (étude d'échantillon), à des satellites (études de la surface terrestre) ou encore à des sondes spatiales (études de la planète Mars par exemple).

II.3 L'histoire et le développement de l'IHS

L'histoire et le développement de l'IHS Le développement de l'imagerie hyperspectrale peut être considéré comme la suite des progrès de l'imagerie de télédétection classique. La télédétection, telle que nous la connaissons actuellement, a une très longue histoire qui a commencé à la fin du 19ème siècle. A cette époque-là des ballons et des cerfs-volants portaient les appareils photographiques. L'invention de l'avion a donné l'occasion de développer l'usage des photos aériennes. Pendant la première guerre mondiale, on utilisait la télédétection comme méthode d'acquisition de données et d'informations sur la position et sur la situation des ennemis [9]. Au fur et à mesure des progrès de la photographie (utilisation de nouveaux films pour enregistrer les images colorées) naissait l'imagerie spectrale. Le résultat de l'interprétation des images acquises grâce à cette technique photographique a montré l'avantage de ces nouvelles vues. Les parties du spectre auxquelles l'œil humain n'est pas sensible peuvent maintenant être acquises grâce à des filtres spéciaux : les films photographiques et d'autres types de capteurs comme la technologie IHS. L'avantage d'une vue différente de la terre a été encore accentué par la possibilité d'obtenir des informations existant dans d'autres régions que celle du visible. L'ère de l'IHS a commencé avec la cartographie aéroportée des mines entre 1970 et 1980. L'IHS est disponible grâce aux développements de la physique du solide. Le progrès dans l'industrie optoélectronique conduit à l'innovation technologique du CCD en 1969. Cette invention fut un facteur clé pour le développement de la technologie hyperspectrale. En 1989, NASA/JPL a réalisé une avancée majeure en mettant en œuvre le système AVIRIS (Airborne Visible/Infra Red Imaging

Spectrometer). L'AVIRIS était un capteur hyperspectral avancé, porté par un U-2. Il a acquis des données d'imagerie dans 220 canaux spectraux sur une gamme spectrale de 400 à 2500 nm. Suite à ce programme, d'autres capteurs hyperspectraux ont été développés et rendus opérationnels. Aujourd'hui, trois capteurs hyperspectraux spatiaux sont actifs : MightySat-II des forces aériennes des Etats- Unis, Hyperion et Atmospheric Corrector. Les deux derniers sont à bord du satellite Earth Observing-1 (EO-1), qui a été lancé dans le cadre de programme millénaire de NASA [EO1/NASAJ, Plusieurs programmes non gouvernementaux ont été également développés, parmi lesquels le capteur CASI (Compact Airborne Spectrographic Imager) qui est le plus employé [9].

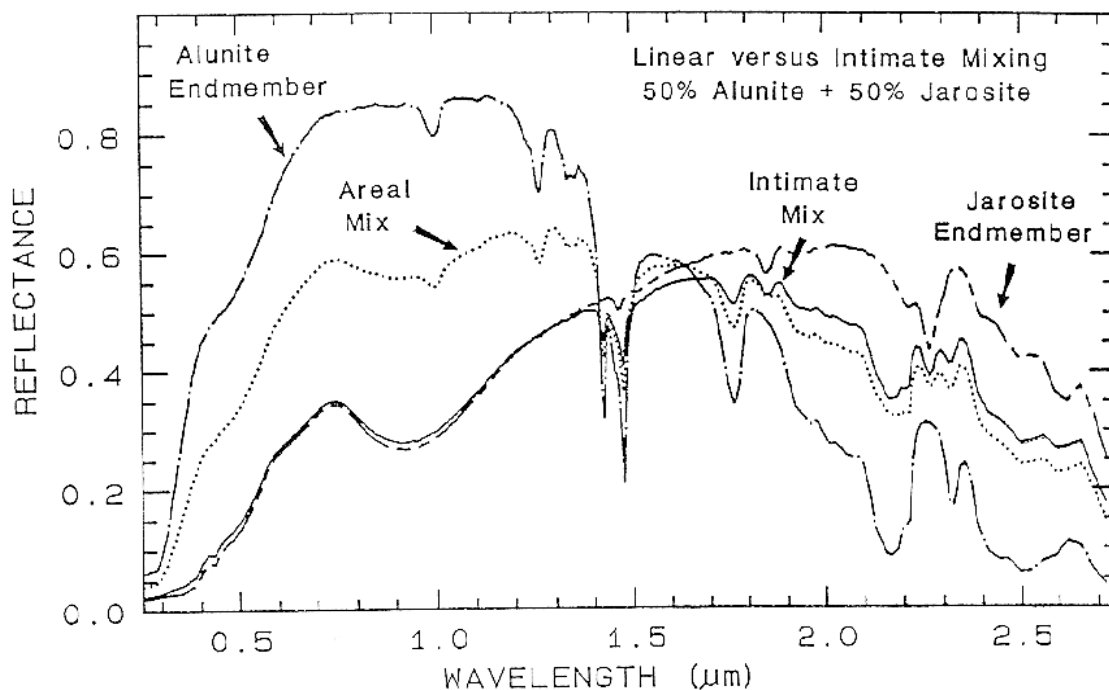


Figure II-1 Principe de l'imagerie hyperspectrale [10]

II.4 Étude de l'imagerie HS

Une définition formelle de l'IHS est donnée par : "L'imagerie hyperspectrale consiste à acquérir des spectres pour tous les pixels d'une image, où un spectre est une mesure contiguë d'une distribution de longueur d'onde, avec une résolution suffisante pour résoudre la variabilité naturelle du système d'intérêt précise cette définition en distinguant i ms T'imagerie couleur et multispectrale par trois caractéristiques principales (voir figure II.1) Les systèmes couleurs ou multispectraux enregistrent une image de scène dans 3 ou au plus 10 bandes spectrales alors que

les systèmes IHS acquièrent des centaines de bandes contigües. Les systèmes multispectraux ont une résolution spectrale (longueur d'onde centrale divisée par la largeur de la bande spectrale) de l'ordre de 10, alors qu'elle est de l'ordre de 100 pour les systèmes IHS. Alors que les systèmes multispectraux acquièrent les images dans des bandes de longueur d'onde larges et irrégulièrement espacées, les systèmes IHS ont des bandes spectrales contigües et régulièrement espacées permettant d'obtenir un spectre quasi- continu pour chaque pixel [11]

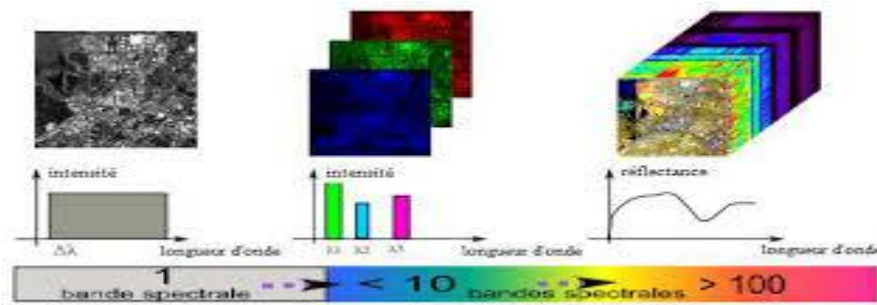


Figure II-2 De la vision numérique monochrome à l'imagerie hyperspectrale

Donc images IHS donne information plus détaillée des propriétés spectrales d'une scène et permettent de faire une identification et une discrimination plus précises des objets que les capteurs multispectraux (figure II.2). Plus encore, le passage de l'imagerie multispectrale à l'imagerie hyperspectrale est souvent déerite comme le pasage ae domaine de la discrimination aux domaines de la quantification et de l'identification [11]

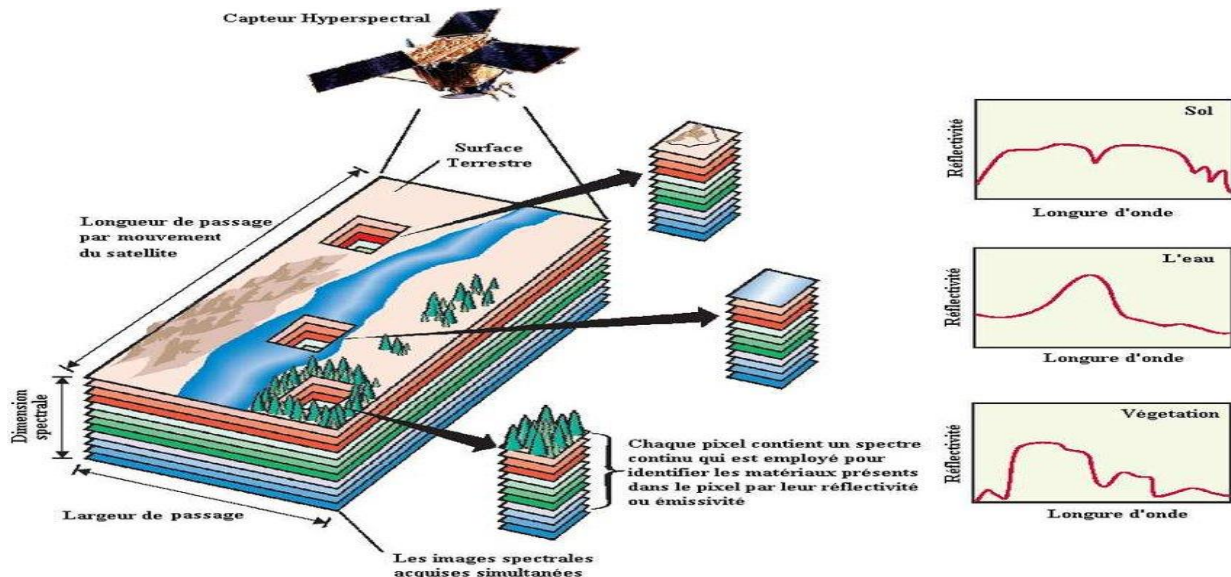


Figure II-3 Concept d'Imagerie Hyperspectrale

II.5 Principe de l'imagerie hyperspectrale

Le principe de l'imagerie hyperspectrale (IHS) est de mesurer la valeur des rayonnements qui parviennent au détecteur, et ceci pour chaque longueur d'onde et pour une gamme spectrale suffisamment large. Chang [12] précise cette définition en distinguant l'IHS de l'imagerie couleur et multispectrale par trois caractéristiques principales :

- Les systèmes couleurs ou multispectraux enregistrent une image de scène dans 3 ou au plus 10 bandes spectrales alors que les systèmes IHS acquièrent des centaines de bandes contiguës ;
- Les systèmes multispectraux ont une résolution spectrale (longueur d'onde centrale divisée par la largeur de la bande spectrale) de l'ordre de 10, alors qu'elle est de l'ordre de 100 pour les systèmes IHS

- Alors que les systèmes multispectraux acquièrent les images dans des bandes de longueur d'onde larges et irrégulièrement espacées, les systèmes IHS ont des bandes spectrales contiguës et régulièrement espacées permettant d'obtenir un spectre quasicontinu pour chaque pixel.

Alors A partir de cette définition, l'imagerie hyperspectrale peut se voir comme un système de télédétection parfait et idéal qui s'est établi comme une technique avancée capable d'aider à interpréter la terre et ses environnements de manière physique, chimique et biologique Cette

technique d'acquisition simultanée des données d'imagerie en quelques centaines de canaux spectraux contigus, permet de produire des spectres de réflectivité pour chaque pixel de l'image [13].

II.6 Représentation des données hyperspectrales

Une image hyperspectrale peut être décrite comme un cube de données à trois dimensions, avec deux dimensions spatiales et une troisième dimension spectrale, de la manière suivante :

- la largeur de ce cube, mesurée en nombre de pixels, est le nombre total de détecteurs utilisés dans le système d'imagerie et est liée à la résolution spatiale.

- la longueur de ce cube mesuré également en pixels, est un nombre défini de lignes enregistrées par le capteur.

- enfin, la profondeur est le nombre de canaux spectraux et représente la résolution spectrale de l'image

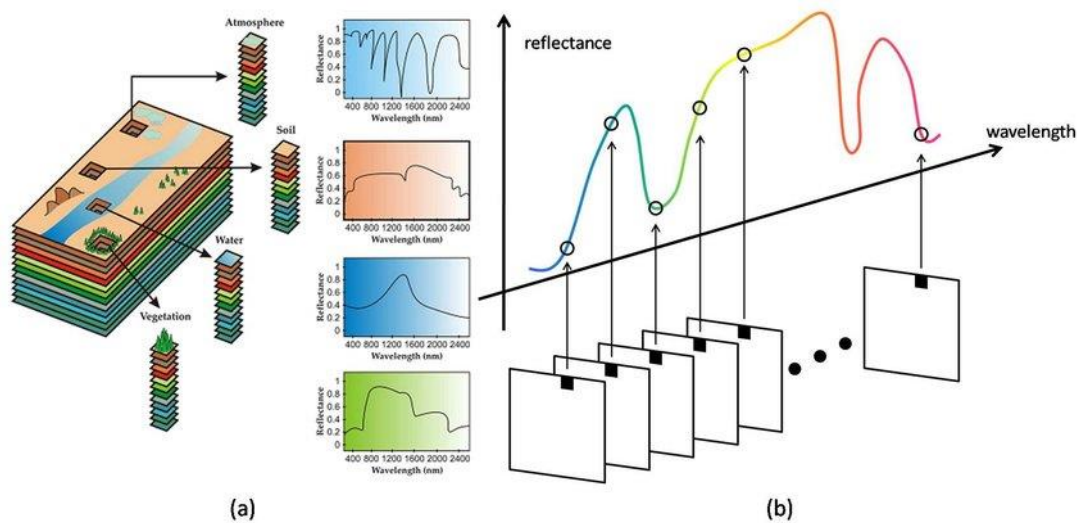


Figure II-4 Illustration du cube hyperspectral

Le cube hyperspectral ainsi acquis contient une source d'information considérable. Alors que la visualisation d'une image couleur, acquise suivant trois bandes spectrales, est facilement réalisable, il n'en est pas de même pour l'image hyperspectrale. La représentation de telles données nécessite donc de chercher d'autres espaces de représentation qui sauront tirer parti de l'information la plus appropriée en fonction de l'application visée. Les espaces couramment utilisés sont :

II.6.1 Espace spatial:

L'espace spatial (ou espace image) des données IHS est valorisé en considérant le cube hyperspectral comme étant une concaténation de I_3 images de dimension $I_1 \times I_2$. Une telle représentation est illustrée à la figure. 1.11. On note la matrice : $R(:,:,i_3) = \{r_{i_3 i_2} : 1 < i_1 < I_1, 1 < i_2 < I_2\}$ la i_3 ième image spectrale, avec $i_3 = 1, \dots, I_3$. Chacune des images obtenues est une image quasi-monochromatique qui contient l'information associée à une longueur d'onde donnée [14]

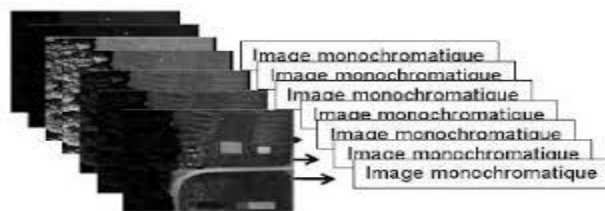


Figure II-5 Représentation spatiale : collection d'images quasi monochromatiques

II.6.2 Espace spectral :

L'espace spectral des données hyperspectrales est valorisé en considérant le cube hyperspectral comme étant une concaténation de $I_1 \times I_2$ spectres. Une telle représentation est illustrée à la figure.1.4. Ainsi chaque vecteur pixel est une réalisation d'un vecteur de variable aléatoire :

$$r = (r_1, r_2, \dots, r_{I_3})^T \text{ avec } I_3 \text{ le nombre de bandes spectrales. [14]}$$

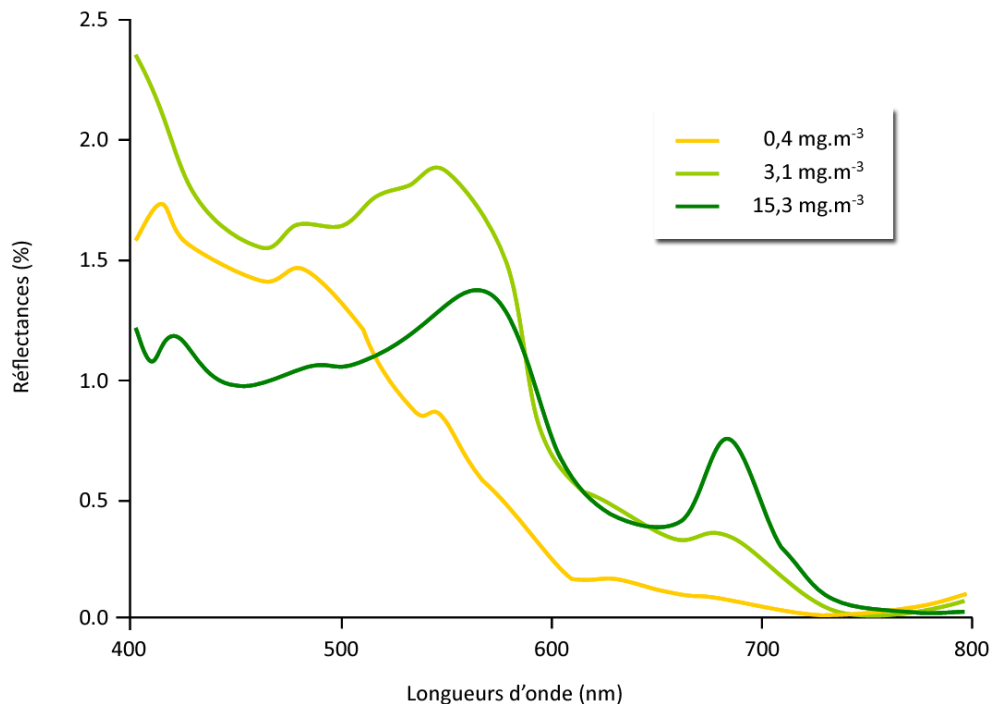


Figure II-6 Représentation spectrale

II.7 Les caractéristiques des images hyperspectrales

La formation d'une image spectrale est indépendante de la technologie d'imagerie, car le concept d'imagerie est valide quelle que soit la taille minimale de la région visualisée. Autrement dit, un système hyperspectral peut utiliser un détecteur simple, une ligne ou une matrice de détecteurs. Les radiances concernant la région sont enregistrées par un détecteur individuel. Pour un système d'imagerie, il existe certaines caractéristiques principales basées sur les différentes capacités du système d'imagerie qui définissent les propriétés de ses images. Il s'agit des caractéristiques spatiales, spectrales et radiométriques des images :

II.7.1 Résolution spatiale:

La caractéristique spatiale d'une image se décrit par la résolution spatiale. Elle a été définie comme le pouvoir de discrimination de deux objets. En d'autres termes, elle

correspond à la taille du plus petit objet identifiable dans l'image. Elle dépend de la taille du détecteur. Cette taille du détecteur, dans le système électro-optique du capteur, détermine un paramètre qui s'appelle le champ de vue instantané ou IFOV. La projection d'un pixel sur la Terre correspond au pas d'échantillonnage spatial minimum qui est connu comme le champ de vue instantané terrestre ou GIFOV. Il peut être appelé, sur le modèle du mot pixel, groundel, et est souvent assimilé à la résolution spatiale du capteur. La taille des détecteurs se mesure normalement en microns, alors qu'IFOV est un angle et se mesure en radians. Par contre, GIFOV est sur la Terre et se mesure en mètres et dépend également de l'altitude du véhicule porteur du capteur. Dans le cas où IFOV est suffisamment petit, l'équation cidessous permet de définir le rapport entre GIFOV et IFOV pour une prise de vue verticale [15]

$$\text{GIFOV} = (h/f) * \text{IFOV}$$

Où h est l'altitude du capteur ou de son véhicule et f est la distance focale de système optique du capteur. Dans les systèmes d'imagerie numériques actuels, la résolution spatiale est très variable en fonction de l'application de l'imagerie : elle peut aller de quelques dizaines de centimètres à quelques centaines de mètres. Ce paramètre est un paramètre coûteux à améliorer [15]

II.7.2 Résolution spectrale

Dans le système optique du capteur, les rayonnements reçus se divisent en différentes longueurs d'ondes. Un grand nombre de divisions (de bandes spectrales) serait idéal, mais plus la bande spectrale est étroite et plus l'énergie des rayonnements reçus par le détecteur est faible et induit une diminution du rapport Signal/Bruit. La technologie du solide est toujours en train d'évoluer, et permet de développer de nouveaux détecteurs, en utilisant des matériels plus sensibles afin d'enregistrer des canaux spectraux plus étroits. De cette façon, la résolution spectrale est définie comme la largeur $\Delta\lambda$ minimum d'un canal spectral. Dans l'IHS, on insiste plutôt sur cette caractéristique de système et d'image, ce qui est légèrement différent de la définition donnée par l'imagerie multispectrales où la résolution spectrale peut être considérée comme le nombre de canaux. Pour l'IHS, la résolution est donc le nombre de canaux spectraux étroits et contigus. Dans ce cas, la largeur de chaque bande est normalement entre 10 et 14 nm. C'est pourquoi, dans le cas où la gamme

spectrale couverte par le capteur est continue, le nombre total de canaux spectraux peut s'obtenir par l'équation

$$N_{\text{bandes}} = \text{Gamme spectrale}$$

D'un point de vue mathématique, si on imagine la restauration d'une fonction après échantillonnage, il est évident que plus le pas d'échantillonnage est petit et plus la restauration sera précise. Nous pouvons restaurer de la même manière la réflectivité spectrale qui est une fonction de longueur d'onde avec le pas d'échantillonnage considéré comme la résolution spectrale

II.7.3 Résolution radiométrique :

Le flux de la radiance qui arrive sur chaque détecteur, pour une longueur d'onde spécifique est une valeur analogique. Maintenant une question se pose : comment cette valeur peut-elle être convertie en valeur d'intensité utilisable par les ordinateurs numériques. La question peut être considérée comme un problème de quantification dans laquelle nous convertissons les valeurs de flux de radiance entre le minimum et le maximum sur une gamme de valeurs discrètes. Ces valeurs discrètes déterminent les niveaux gris de chaque pixel. La résolution radiométrique se mesure normalement en nombre de bits. L'équation (I.3) définit le nombre N de niveaux de gris par rapport au nombre de bits n :

$$N = 2^n$$

Par exemple, pour un capteur qui a une résolution radiométrique de 10 bits, nous avons des pixels avec des valeurs de gris compris entre 0 et 1023. Avec cette caractéristique qui est normalement élevée dans le cas de l'IHS, il est probable que deux matériaux très similaires apparaissent avec des valeurs légèrement différentes. Bien que cette probabilité soit petite, elle est importante à prendre en considération [14]

II.8 Domaines d'application

Les images HS fournissent donc une information plus détaillée des propriétés spectrales d'un scène et permettent d'accéder à une identification et une discrimination plus précises des objets imagés que les capteurs multispectraux. De fait, l'émergence depuis le milieu des années 1990 de cette technologie a permis d'envisager un large spectre d'applications [16]. La miniaturisation très

récente des dispositifs d'acquisition d'imagerie HS permet d'accroître encore le champ des applications potentielles [17]. Les principales applications de l'imagerie HS sont :

- *la médecine
- * le contrôle de production
- *la surveillance de sites industriels
- * l'agro-alimentaire
- *l'agriculture

II.9 Problèmes utilise les données

Bien que les potentialités de la technologie hyperspectrale apparaissent relativement grandes, l'exploitation de ces données est une procédure complexe et difficile. En effet, les particularités des données hyperspectrales (et leur grande dimensionnalité en particulier) ne permettent pas l'utilisation des algorithmes de classification ou de segmentation classiquement utilisés en imagerie couleur ou multispectrale. Ces particularités nécessitent en effet le développement d'algorithmes de traitement dédiés, qui permettent, d'une part, de s'affranchir du phénomène touchant les espaces de grande dimension (effet de Hughes ou malédiction de la dimensionnalité [18]) et d'autre part, de prendre en compte les dimensions spectrale et spatiale des données

II.10 Système reconnaissance de visage IHS

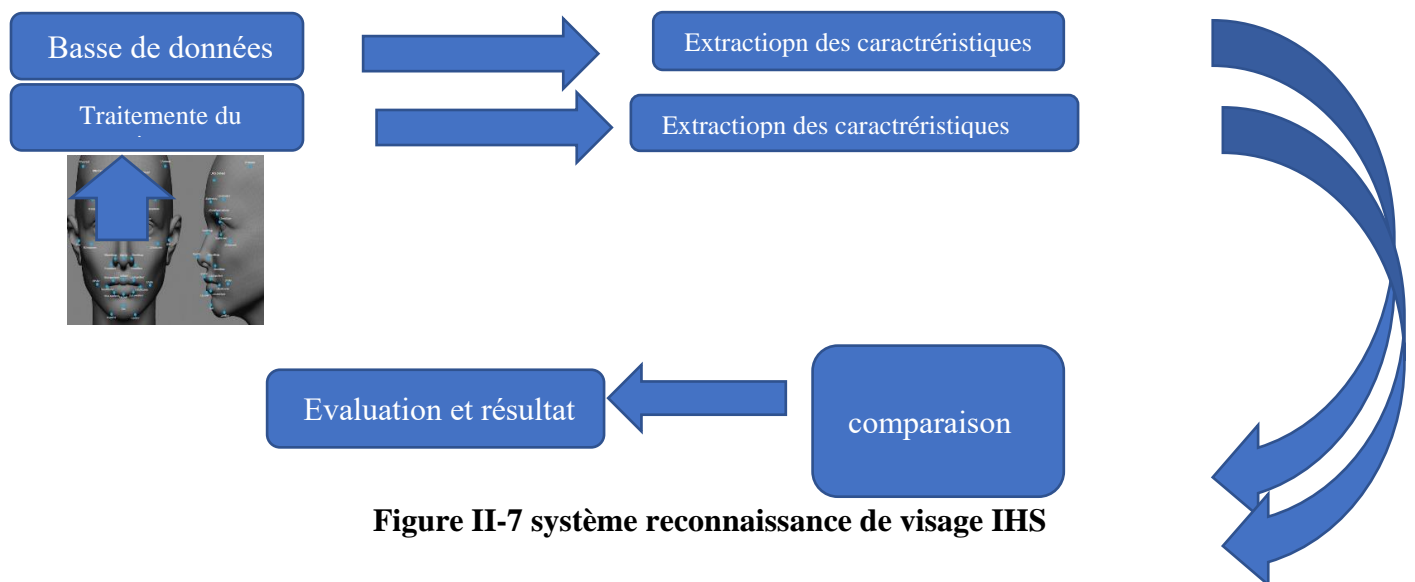


Figure II-7 système reconnaissance de visage IHS

II.11 Performances d'un système RV

Étant donné que les systèmes de surveillance deviennent de plus en plus étendus dans les milieux urbanisés, l'apport de techniques automatisées performantes est requis. Cette automatisation permet de répondre à l'accroissement du nombre de caméras présentes dans les systèmes tout en accommodant la quantité croissante d'individus impliqués dans l'environnement de capture. L'identification automatisée des individus peut s'accomplir par une reconnaissance de visages qui nécessite l'application de techniques avancées et robustes de sorte à éviter les erreurs de classification des gens détectés. Cet article aborde certains des problèmes courants reliés à la reconnaissance de visages et des besoins d'amélioration des procédés impliqués afin d'obtenir de meilleurs seuils de reconnaissance. Plus particulièrement, l'étude effectuée traite de la difficulté supplémentaire introduite lorsque seulement une image de référence est disponible pour enregistrer un individu dans une liste de contrôle. L'identification de cet individu par reconnaissance de visage est ainsi grandement complexifiée à cause de la limitation de données d'entraînement du système. Des méthodes dans l'état de l'art du domaine de la reconnaissance de visages sont donc abordées selon cette contrainte et les propositions d'amélioration sont explorées. Les techniques employées dans cette étude touchent tant à la phase de prétraitement des données par l'extraction de descripteurs représentatifs des visages qu'aux méthodes de classification des individus caractérisés. L'évaluation des techniques proposées s'accomplit à l'aide d'une base de données de visages reconnue dans la littérature ainsi que de mesures des performances standards pour les classificateurs employés. Les propositions futures de développements planifiés sont aussi illustrées afin d'énumérer certaines des voies d'amélioration supplémentaires prévues lors de travaux futurs [19]

II.11.1 Extraction et normalisation des caractéristiques du visage

L'extraction des caractéristiques telles que les yeux, le nez, la bouche est une étape prétraitement nécessaire à la reconnaissance faciale. On peut distinguer deux pratiques différentes : la première repose sur l'extraction de régions entières du visage, elle est souvent implémentée avec une approche globale de reconnaissance de visage. La deuxième pratique extrait des points particuliers des différentes régions caractéristiques du visage, tels que les coins des yeux, de la bouche et du nez. Elle est utilisée avec une méthode locale de reconnaissance et aussi pour l'estimation de la pose du visage. Pour ce projet, l'évaluation des visages est accomplie en

considérant le visage comme un tout. Donc, les caractéristiques sont extraites pour le visage entier contenu dans la région trouvée sans tenter de représenter des relations géométriques entre les yeux, le nez et la bouche. Une technique d'extraction efficace de caractéristiques est une étape qui améliore la précision de la reconnaissance. Sur cette base, nous disposons des méthodes d'extraction de paramètres [20]

II.11.1.1 Extraction de caractéristiques LBP

La première méthode d'extraction de caractéristiques employée par le système de reconnaissance de visages consiste à appliquer l'algorithme LBP [2, 40, 41, 43]. Ce descripteur invariant aux variations d'intensité grâce à son encodage local analyse les textures présentes dans l'image, ce qui permet de décrire le visage qu'elle contient. La (Fig II.8) présente l'encodage accompli par l'algorithme qui permet d'être invariant à l'intensité ainsi que la rotation étant donné que la valeur du pixel central est employée pour déterminer le seuillage des pixels voisins du patron de texture et que l'encodage s'accomplit de manière circulaire. L'algorithme se poursuit ensuite en accumulant les divers patrons qui ont été identifiés sur l'image sous forme d'histogramme (Fig II.9). Dans le cas spécifique de l'implémentation LBP employée, le nombre de caractéristiques (features) composant le vecteur est $f = 59$ étant donné que seulement les patrons qui représentent des textures communément observées dans la nature sont préservés, ce qui permet de regrouper tous les patrons inhabituels, comme des lignes en alternance noir-blanc, dans une dernière bande nommée « autres » [26]. Cette technique permet de réduire les vecteurs descripteurs semblables et compressés, sans toutefois souffrir de perte d'information pertinente pour caractériser les visages [21]

II.11.1.2 Détection de visages et prétraitement

Afin de détecter la position des visages dans éristiques pourra être accomplie, l'algorithme [22]

La figure (Fig.II.8) illustre un exemple de calcul du code LBP. Le motif binaire est calculé par seuillage des niveaux de gris des 8 voisins avec le niveau de gris du pixel central. La valeur de LBP est ensuite calculée en tenant compte des poids de chaque pixel du voisinage suivant l'équation (2.1). [23]

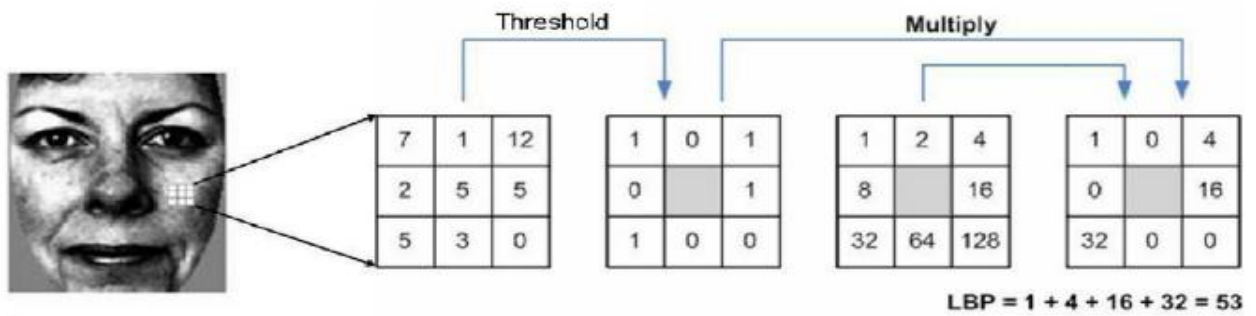


Figure II-8 Encodage des patrons de texture de l'algorithme LBP [22]

Le Motif LBP est calculé en comparant la valeur du pixel centrale avec celles de ses P voisins comme suit :

$$LBP_{PR} = \sum_0^{p-1} S(gp - gc).2^p \quad S(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & x < 0 \end{cases} \quad [23] \quad (2.1)$$

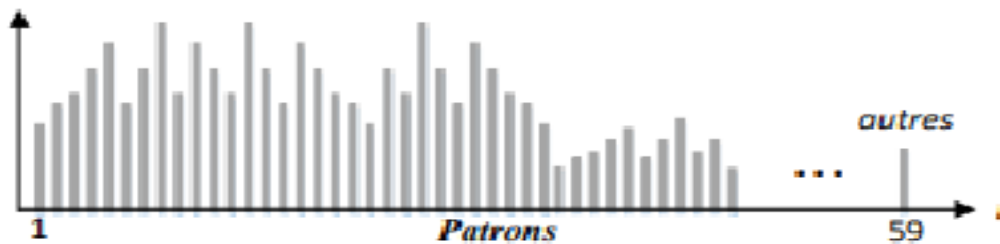
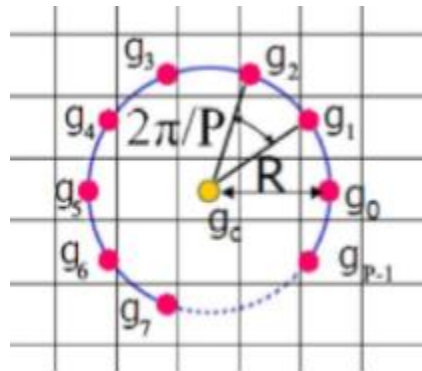


Figure II-9 patrons de texture de l'algorithme LBP sous forme d'histogramme Pour former les vecteurs descripteurs [21].

Figure II-10
voisins
un rayon R



Pixel central g_c et ses P
uniformément repartis sur

$$(x_p, y_p) = (x_c - R \sin \frac{2\pi p}{p}, y_c + R \cos \frac{2\pi p}{p}) \quad [23] \quad (2.2)$$

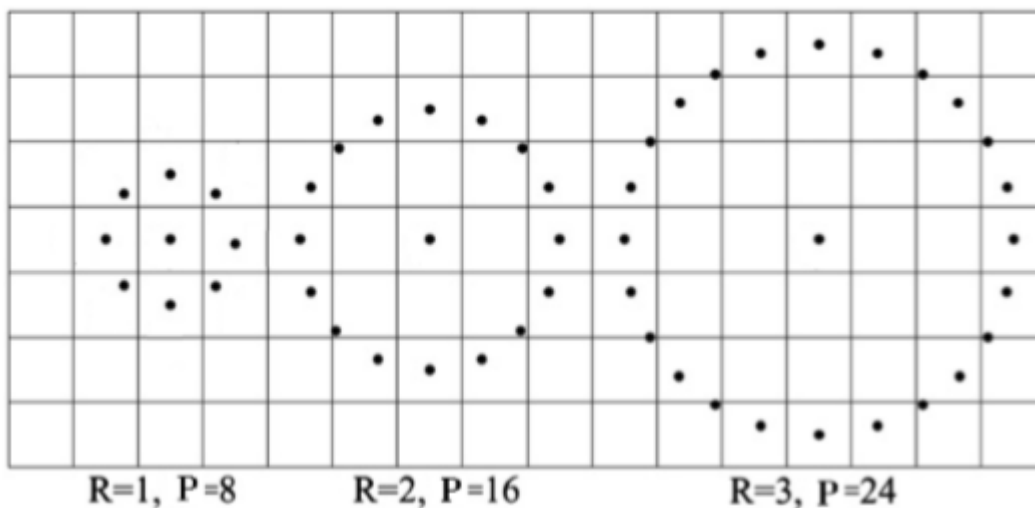


Figure II-11 Trois voisinages de tailles différentes utilisées dans le calcul de LBP
[23]

II.11.2 Performance d'un système d'identification :

Pour évaluer les performances d'un système d'identification, on calcule le taux de reconnaissance du système.

v Taux de reconnaissance = nombre de décision correctes divisé par le nombre de décision totale [19]

II.11.3 Performance d'un système de vérification :

Pour évaluer les performances d'un système de vérification, on calcule le taux d'erreur du système [19]

v Taux d'erreur = nombre de décisions erronées par le nombre de décisions totale. Dans ce cas, deux types d'erreurs peuvent être commises : Soit l'individu est rejeté alors qu'il s'agit bien d'un utilisateur enregistré, c'est ce qu'on appelle le Faux Rejet « False rejection FR», soit l'individu est accepté alors qu'il s'agit d'un imposteur, on l'appelle Fausse Acceptation « False acceptance FA». La figure suivante montre en fait la courbe de ce type d'erreurs :

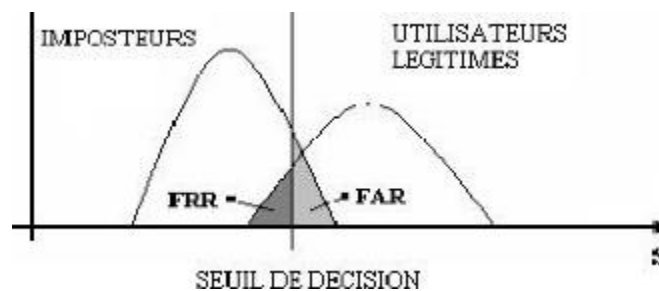


Figure II-12 Seuil de décision et taux d'erreurs [19]

Dans un système idéal $FRR = FAR = 0$, mais ce n'est pas le cas dans la pratique quand FR augmente, FA diminue et vice versa. Par conséquent, il faut trouver un compromis entre les deux taux qui est la jonction des courbes, c'est-à-dire le point X où le couple (FAR, FRR) est minimal. [19]

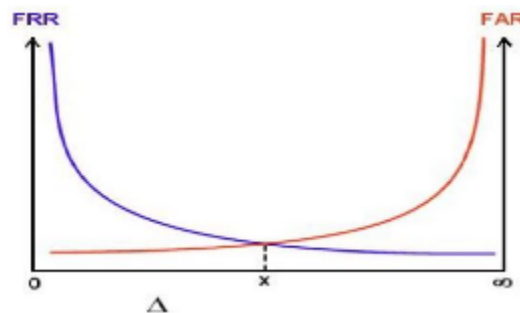


Figure II-13 Relation entre FAR et FRR [19]

II.12 Techniques 2D de reconnaissance de visage :

II.12.1 Les méthodes globales :

Le principe de ces approches est d'utiliser toute la surface du visage comme source d'information sans tenir compte des caractéristiques locales comme les yeux, la bouche, etc...L'une des méthodes la plus largement utilisée pour la représentation du visage dans son ensemble est l'ACP [20]. Les algorithmes globaux s'appuient sur des propriétés statistiques bien connues et utilisent l'algèbre linéaire. Ils sont relativement rapides à mettre en œuvre, mais sont sensibles aux variations d'illumination, de pose et d'expression faciale. Parmi les approches les plus importantes réunies au sein de cette classe on trouve :

- L'Analyse en Composantes Principales (PCA ou Eigen Faces),
- L'Analyse Discriminante Linéaire (LDA) [19]

II.12.2 Les techniques 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 non convexes des variétés (géométriques au sens mathématique du terme) de visages afin de différencier des individus. Dans un sous-espace linéaire, les distances euclidiennes et plus généralement les distances de Mahalanobis, qui sont normalement utilisées pour 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 plus connue de ces approches est la technique dite des Eigenfaces présentée par Turk et Pentland dans [20]. L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode de réduction de dimension linéaire introduite par Pearson [21]. L'idée principale de l'ACP est de trouver une projection des données $\{x_i\}_{i=1}^n$ qui maximise la variance

II.12.3 L'analyse en composantes principales (ACP)

L'Analyse en Composantes principales (ACP) fait partie du groupe des méthodes descriptives multidimensionnelles appelées méthodes factorielles. L'analyse en composantes principales (ACP) est une méthode mathématique qui peut être utilisée pour simplifier un ensemble de

données,[24] en réduisant sa dimension et pour représenter efficacement les images de visages. Ainsi, au lieu de stocker une vectrice image de taille N , on stocke un vecteur de taille $R \leq$ nombre d'images d'apprentissage P . Les étapes principales pour calculer la matrice de projection (UPCA) de ACP sont

Représentée par un vecteur de taille N

$$x^i = [x_1^i, x_2^i, x_3^i, \dots \dots \dots x_n^i] \quad (2.3) \quad [24]$$

Chaque image est centrée en soustrayant l'image moyenne de chaque vectrice image

$$x^i = x^i - m \quad m = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p x^i \quad (2.4)$$

m : moyenne de toutes les images d'apprentissage.

Ces vecteurs sont combinés, côte-à-côte, pour créer une matrice \bar{X} de données d'apprentissage de taille $N \times P$ (où P est le nombre d'images d'apprentissage, N la taille de la vectrice image). Le calcul de la matrice de covariance (C) qui est définie par la formule : [24]

$$C = \bar{X} \bar{X}^T \quad (2.5)$$

On calcule ensuite les vecteurs propres V et les valeurs propres D de la matrice C . Les valeurs propres de la matrice C représentent le taux de variation le long de l'axe du vecteur propre associé. La matrice de transformation de la ACP est donc les R premiers vecteurs propres ordonnés par ordre décroissant des valeurs propres correspondantes [24]

II.12.3.1 Problématique

L'ACP ne tient pas compte de l'aspect (discrimination) des classes et on ne devrait pas s'attendre ainsi à une performance optimale pour des tâches telles que l'authentification de visage en utilisant la ACP pour le codage [24]

II.12.3.2 Solution

Une solution qui a été proposée pour résoudre ce problème est d'employer l'analyse discriminante linéaire de Fisher dans le but même de réaliser une séparabilité élevée entre les différentes classes dans lesquelles la classification est intéressante. [24]

II.12.3.3 Fonctionnement d'ACP :

L'Analyse en composantes principale (ACP) est une méthode de la famille de l'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 sont nommées « composante principales », ou axes. Elle permet au praticien de réduire l'information en un nombre de composantes plus limité que le nombre initial de variable. 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 l'ACP sont un meilleur choix, du point de vue de l'inertie ou la variance. L'ACP a été de nouveau développé et formalisée dans les années 30 par Harold Hotelling la puissance mathématique de l'économiste et statisticien américain le conduire aussi à développer l'analyse canonique, généralisation des analyses factorielle dont fait partie l'ACP. Les champs d'application sont aujourd'hui multiples, allant de la biologie à la Recherche économique et sociale, et plus récemment le traitement d'images .l'ACP est Majoritairement utilisée pour :

*Décrire et visualiser des données.

*Les décarreler dans la nouvelle base, constituée des nouveaux axes, les variables ont une corrélation nulle [26]

II.12.3.4 Formulation de l'ACP :

La mise en œuvre mathématique de l'ACP peut être divisée en 6 étapes principales. Etape1 : préparation des données : Les données que l'on doit traiter par l'ACP sont stockées dans un tableau X de type Individus/variables de la forme :

$$\text{INDIVIDUS} \begin{pmatrix} 1 & \dots & P \\ X^1_1 & \dots & X^1_P \\ \dots & \dots & \dots \\ X^N_1 & \dots & X^N_P \end{pmatrix}$$

Nous avons alors :

*p variables, représentées en colonnes.

*N individus, représentées les lignes.

Des valeurs prises par chaque variable, pour chaque individu notée :

(X_{ij}^i) ($1 \leq i \leq N$, $1 \leq j \leq P$) avec $\forall (i, j), X_{ij} \in \mathbb{R}$

Etape 2 : calcul de la matrice des coefficients de corrélations :

Dans cette étape, nous calculons la matrice de corrélation des données contenues dans le tableau X_{cr} notée «Corr ».

Etape 3 : calcule des valeurs et vecteurs propres de la matrice de corrélations : Les valeurs et vecteurs propres de la matrice « Corr » sont les facteurs utilisés pour construire les composantes principales.

Etape 4 : classement des vecteurs propres dans l'ordre décroissants des valeurs propres associées : On dispose alors des facteurs dans l'ordre décroissant de la quantité d'information qu'ils expliquent. Il est également possible d'exprimer en pourcentage l'importance de chacun, afin de visualiser l'importance relative des composantes principales <<U>> la matrice dont les colonnes sont les valeurs propres de <<Corr>> classés par ordre décroissant de leurs valeurs propres associées.

Etape 5: calcul de la matrice des composantes principales : La matrice appelée matrice des composantes principales, notée CP, est celle qui contient les coordonnées des individus dans l'espace formé par celles-ci. Elle est calculée de la façon suivante :

$$CP = X_{cr} \cdot U$$

Etape 6 : Représentations graphiques : Le but de l'ACP étant de résumer une situation donnée, la représentation graphique est la phase finale et la plus importante de ce processus, car elle permet d'avoir rapidement un aperçu de ce que le calcul numérique ne peut pas fournir [25]

II.12.4 Analyse Discriminante Linéaire (LDA)

Dans ce chapitre nous détaillons la méthode LDA, nous commençons par une petite présentation, puis on définira cette méthode et on explique son fondement mathématique, on présentera la méthode LDA pour la reconnaissance de visage et on terminera par une conclusion. [26]

L'Analyse Discriminante Linéaire(LDA) est utilisée pour trouver la combinaison linéaire des caractéristiques qui séparent le mieux les classes d'objet ou d'événement. Les combinaisons

résultantes peuvent être employées comme classificateur linéaire, ou généralement dans la réduction de caractéristiques avant la classification postérieure. LDA est étroitement lié à l'ACP, du fait que tous les deux recherchent les combinaisons linéaires des variables qui représentent au mieux les données. Elle essaie explicitement de modéliser la différence entre les classes de données contrairement à l'ACP qui ne tient pas compte des différences entre les classes. Chaque visage, qui se compose d'un grand nombre de pixels, est réduit à un plus petit ensemble de combinaisons linéaires avant la classification. Chacune des nouvelles dimensions est une combinaison linéaire des valeurs de pixels, qui forment un Template. Les combinaisons obtenues en utilisant LDA s'appellent les fisherfaces. [26]. LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données. La LDA est une technique qui cherche les directions qui sont efficaces pour la discrimination entre les données. La figure 2.14 représente un exemple de classification de deux nuages de points. L'axe principal de la LDA est l'axe de projection qui maximise la séparation entre les deux classes. Il est clair que cette projection est optimale pour la séparation des deux classes par rapport à la projection sur l'axe principal calculé par l'ACP. Concrètement, pour tous les échantillons de toutes les classes, on définit deux mesures. La première mesure est la matrice de dispersion intra-classes S_w ("within-class scatter matrix") qui est définie par :

$$S_w = \sum_I^L \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} (x_j^i - m^i)(x_j^i - m^i)^t \quad (2.6)$$

Avec x_j^i le $j^{\text{ème}}$ échantillon de la classe i , la moyenne de la classe i , L le nombre de classes et n_i le nombre d'échantillons de la classe i . La deuxième mesure est la matrice de dispersion inter-classes S_b ("between-class scatter matrix") qui est définie par :

$$S_b = \sum_{i=1}^L (m^i - \bar{m})(m^i - \bar{m})^T \quad (2.7)$$

Avec \bar{m} la moyenne de tous les échantillons.

Le but de LDA est de maximiser les distances inter-classes tout en minimisant les distances intr-classes, ce qui revient à retrouver la matrice de transformation U_{LDA} qui maximise le critère :

$$W_{opt} = \underset{w}{argmax} \left(\frac{w^T S_b w}{w^T S_w w} \right) \quad (2.8)$$

Ce problème est ramené à un problème de recherche des vecteurs propres de la matrice $S_w^{-1}S_b$. La matrice de transformation de LDA est les m premiers vecteurs propres sont donc ordonnés par ordre décroissant des valeurs propres correspondantes (U_{LDA}).

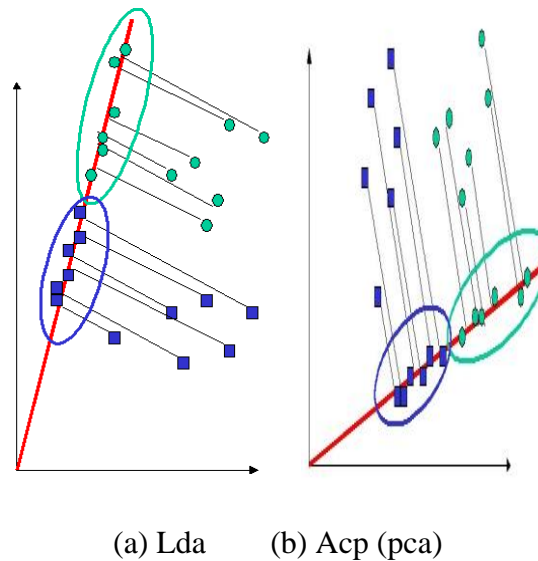


Figure II-14 Comparaison entre les projections de deux classes de points ("classe 1" et "classe 2") sur les axes principaux construits par (b) ACP et par (a) LDA [27]

II.12.5 Analyses des composants principaux multilatéra (multidimensionnel OBJETS TENDEURS)

Cette section passe brièvement en revue certains concepts de base multilinéaires utilisés dans le développement du cadre MPCA et présente la projection multilinéaire des objets tenseurs dans le but de réduire la dimensionnalité [28]

II.12.5.1 Notations et algèbre multilinéaire de base

Cette section passe en revue les notations, les définitions et les concepts fondamentaux de l'algèbre multilinéaire

II.12.5.2 Notations :

Les notations suivies sont celles édictées par convention dans l'algèbre multilinéaire, la reconnaissance des formes et la littérature d'apprentissage adaptatif. Ainsi, dans ce travail, les vecteurs sont désignés par des lettres en gras minuscules, par exemple, x ; des matrices en caractères gras majuscules, par exemple, U ; et des tenseurs par des lettres calligraphiques, par exemple A . Leurs éléments sont indiqués par des indices entre parenthèses. Les indices sont

indiqués par des lettres minuscules et couvrent la plage de 1 à la lettre majuscule de l'index, par exemple, $n = 1, 2, \dots, N$. Pour indiquer la partie du vecteur / matrice / tenseur, « : » indique la plage complète de l'index correspondant et $n_1 : n_2$ désigne indices allant de n_1 à n_2 . Tout au long de cet article, la discussion est limitée aux vecteurs, matrices et tenseurs à valeur réelle, car les applications ciblées, telles que la reconnaissance holistique de la marche à l'aide de silhouettes binaires, impliquent uniquement des données réelles. L'extension aux ensembles de données complexes est hors de la portée de ce travail :

Un N^{th} tenseur d'ordre N est noté : $A \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$. Il est adressé par N indices $i_n, n = 1, \dots, N$ et chacun i_n adresse le mode n de A . Le produit en mode n d'un tenseur A par une matrice $U \in \mathbb{R}^{J_n \times I_n}$, noté $A \times_n U$, est un tenseur avec des entrées : $(A \times_n U)(i_1, \dots, i_{n-1}, j_n, i_{n+1}, \dots, i_N) = \sum_{i_n} A(i_1, \dots, i_N) \cdot U(j_n, i_n)$. Le produit scalaire de deux tenseurs $A, B \in \mathbb{R}^{I_1 \times I_2 \times \dots \times I_N}$ est défini comme : $\langle A, B \rangle = \sum_{i_1} \sum_{i_2} \dots \sum_{i_N} A(i_1, i_2, \dots, i_N) \cdot B(i_1, i_2, \dots, i_N)$ et la norme Frobenius de A est définie comme $\|A\|_F = \sqrt{\langle A, A \rangle}$. La $n^{\text{ième}}$ «tranche de mode n » de A est un tenseur d'ordre $(N - 1)$ obtenu en fixant l'indice de mode n de A à : $A(:, i_n, :)$. Les «vecteurs en mode n » de A sont définis comme les vecteurs en dimension obtenus à partir de A en faisant varier l'indice tout en conservant tous les autres indices fixés [28]

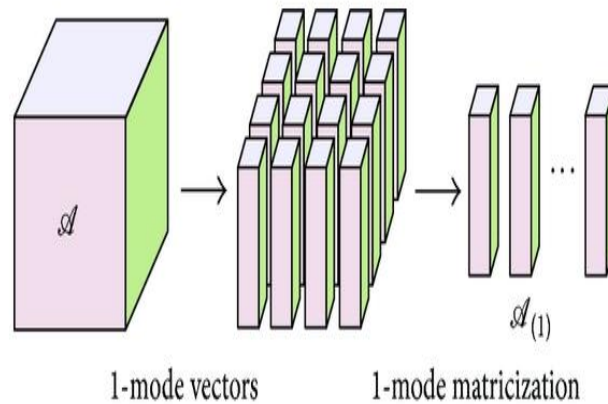


Figure II-15 Illustration visuelle du déroulement en 1 mode d'un tenseur du troisième ordre [28]

II.12.5.3 Projection du sous-espace tenseur pour réduire la dimensionnalité :

Un tenseur X d'ordre Nth réside dans l'espace tensoriel (multilinéaire) $R^{I1} \otimes R^{I2} \dots \otimes R^{IN}$, où R^{I1} , R^{I2} , ..., R^{IN} sont les N vecteurs (linéaires) [28]. Pour les objets tenseurs d'image et vidéo typiques tels que les images de visage 3D et les séquences de démarche, bien que l'espace tensoriel correspondant soit de haute dimensionnalité, les objets tenseurs sont généralement intégrés dans un sous-espace (ou collecteur) de tenseurs de dimension inférieure, par analogie avec le visage (vectorisé). Problème d'intégration d'images où les entrées d'images vectorielles résident dans un sous-espace de faible dimension de l'espace d'entrée d'origine [26]. Ainsi, il est possible de trouver un sous-espace tensoriel qui capture la plupart des variations des objets tensoriels d'entrée et il peut être utilisé pour extraire des caractéristiques pour des applications de reconnaissance et de classification. Pour atteindre cet objectif, on recherche pour chaque mode n des vecteurs de base orthonormaux (axes principaux) $P_n \in R^{I_n}$ pour un mode n et un sous-espace tenseur $R^{P1} \otimes R^{P2} \dots \otimes R^{PN}$ est formé par ces sous-espaces linéaires. Soit $\tilde{U}^{(n)} \in R^{I_n \times P_n}$ la matrice $I_n \times P_n$ contenant les vecteurs de base de mode orthonormal P_n . La projection de X sur le sous-espace tenseur $R^{P1} \otimes R^{P2} \dots \otimes R^{PN}$ est définie comme $Y = X \times_1 \tilde{U}^{(1)T} \times_2 \tilde{U}^{(2)T} \dots \times_N \tilde{U}^{(N)T}$

II.13 ANALYSE DES COMPOSANTS PRINCIPAUX MULTILINEAIRES :

Dans cette section, une solution d'analyse de composant principal multilinéaire (MPCA) au problème de la réduction de dimensionnalité pour les objets tenseurs est présentée, recherchée et analysée. Avant d'énoncer formellement l'objectif, la définition suivante est nécessaire. Définition 1 : Soit $\{A_m, m = 1, \dots, M\}$ un ensemble d'échantillons de tenseurs M dans $R^{I1} \otimes R^{I2} \dots \otimes R^{IN}$. La diffusion totale de ces tenseurs est définie comme : $\Psi_A = \sum_{m=1}^M \|A_m - A\|_F^2$, où A est le tenseur moyen calculé comme $A = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M A_m$. La matrice de diffusion totale en mode n de ces échantillons est ensuite définie comme : $S^{(n)} = \sum_{m=1}^M (A_m^{(n)} - A^{(n)}) (A_m^{(n)} - A^{(n)})^T$, où $A_m^{(n)}$ est la matrice dépliée en mode n d' A_m . La déclaration ci-dessus conduit à la définition formelle suivante du problème à résoudre : Un ensemble de M objets tenseurs $\{X_1, X_2, \dots, X_M\}$ est disponible pour la formation. Chaque objet tenseur $X_m \in R^{I1} \times I2 \times \dots \times IN$ prend des valeurs dans un espace tenseur $R^{I1} \otimes R^{I2} \dots \otimes R^{IN}$, où I_n est la dimension en mode n du tenseur. L'objectif MPCA est de définir une transformation multilinéaire $\{\tilde{U}^{(n)} \in R^{I_n \times P_n}, n = 1, \dots, N\}$ qui mappe l'espace tensoriel d'origine $R^{I1} \otimes R^{I2} \dots \otimes R^{IN}$ en un sous-espace tensoriel $R^{P1} \otimes$

$\mathbb{R}^{P^2} \dots \otimes \mathbb{R}^{P^N}$ (avec $P_n < I_n$, pour $n = 1, \dots, N$): $Y_m = X_m \times \tilde{U}(1)^T \times \tilde{U}(2)^T \dots \times \tilde{U}(N)^T$, $m = 1, \dots, M$, tels que, $\{Y_m \in \mathbb{R}^{P^1} \otimes \mathbb{R}^{P^2} \dots \otimes \mathbb{R}^{P^N}, m = 1, \dots, M\}$ capture la plupart des variations observées dans les objets tenseurs d'origine, en supposant que ces variations sont mesurées par la diffusion totale du tenseur. En d'autres termes, l'objectif MPCA est la détermination des N matrices de projection $\{\tilde{U}(n) \in \mathbb{R}^{I_n \times P_n}, n = 1, \dots, N\}$ qui maximisent la diffusion totale du tenseur [28]

$$\{\tilde{U}^{(n)}, n = 1, \dots, N\} = \arg \max_{\tilde{U}(1), \tilde{U}(2), \dots, \tilde{U}(N)} \Psi Y.$$

II.14 Conclusion :

Dans ce chapitre introductif, nous avons évoqué les propriétés et les atouts des images hyperspectrales et analyse de composant principal multilinéaire dans une problématique de classification de scènes complexes. L'avenir de ce type d'images apparaît prometteur mais nécessite un investissement de recherche pour résoudre des problèmes liés à l'exploitation de ces données

Chapter III

III. Chapter 3 Simulation et résultats

III.1 Introduction :

L'imagerie hyperspectrale offre de nouvelles opportunités pour la discrimination entre les visages des personnes. Cependant l'extraction compacte et la discrimination de grande dimension des cubes caractéristiques des images hyperspectrales est une tâche difficile. Par conséquent, dans ce chapitre, nous apprendrons plus précisément à l'aide des méthodes du programme Matlab et comprendrons la précision possible des éléments de distinction en présentant les résultats obtenus.

III.2 Environnement du travail

Dans cette section, nous présentons les environnements matériel et logiciel de notre travail

III.2.1 Environnement matériel :

Afin de mener à bien ce projet, il a été mis à notre disposition un ensemble de matériels dont les caractéristiques sont les suivantes ; un ordinateur HB avec les caractéristiques suivantes :

- Processeur : Intel (R) Core (TM) i5-5200 @ 2.20Ghz 2.20Ghz
- RAM : 8.00 Go de RAM
- Type du système : système d'exploitation 64bits
- Édition windows : windows 10 profsional

III.2.2 Programme de travail

Nous travaillons sur le Programme Metallab 2016 a afin de mener un processus de friction pour une gamme d'expériences avec des images spéciales qui ont été prises à partir d'une caméra privée que nous essayons d'adapter au fichier image dans l'UWA-Base de données HSFD afin que nous ayons mis en œuvre le système de vérification faciale dans l'environnement de programmation MATLAB2016a Fournit une grande simplicité pour la manipulation d'images. Ce langage présente des avantages très intéressants par rapport aux applications photo.

III.3 Bases de données hyperspectrales Visage « UWA-HSFD »

III.3.1 Description de la BDD UWA-HSFD

La base de données UWA hyperspectrale Face acquis localement (UWAHSFD) (Fig. III.1) qui se compose d'images de visage hyperspectrale acquises par une imagerie à l'intérieur du système en utilisant un filtre à VariSpec LCTF de CRI intégré avec un appareil Photo Photon de mise au point. Chaque cube hyperspectral du visage se compose de 33 groupes acquis dans la gamme

spectrale de 400-720 nm avec une taille de pas de 10 nm. Lors de l'acquisition, on adapte le temps d'exposition choisi de la caméra selon la puissance du signal à différentes longueurs d'onde. Par conséquent, les niveaux de bruit dans cette base de données sont relativement faibles. Les erreurs d'alignement sont présentes entre les bandes d'un individu dues aux mouvements et au clignement des yeux lors de l'acquisition de l'image. Vous avez envoyé il y a environ une minute La base de données UWA-HSFD se compose de 120 cubes de 70 sujets, ayant chacun un ou deux cubes. La galerje est construite en choisissant au hasard un cube pour chacun des 70 sujets. Les 50 cubes restants sont utilisés en tant que probes [29]



Figure III-1 un visage cube hyperspectrale localement acquis de UWA-HSFD

III.3.2 Protocole de la BDD UWA-HSFD

Hyperspectrale localement acquis de L'existence d'une base de données pour la vérification d'identité nécessite un protocole rigoureux qui permet la comparaison entre les algorithmes de vérification. Nous partageons la base de données en trois ensembles : l'ensemble d'apprentissage. L'ensemble d'évaluation et l'ensemble de test. L'ensemble d'apprentissage : est l'ensemble de référence. Il contient l'information concernant les personnes connues du système (seulement les clients) L'ensemble d'évaluation : permet de fixer les paramètres du système de reconnaissance de visage. L'ensemble de test : permet de tester le système en lui présentant des images de personnes lui étant totalement inconnues Les imposteurs de l'ensemble de test ne doivent pas être connus du système, ce qui signifie qu'ils ne seront utilisés que pendant la toute dernière phase de test, lorsque le système est supposé fonctionnel et correctement paramétré.

III.3.3 Configuration de notre BDD UWA-HSFD

Nous avons choisi et mise en évidence deux configurations différentes : Duns la configuration I, pour la formation de l'ensemble d'apprentissage 13 images par client sont employés afin de créer les caractéristiques ou modèles clients.L'ensemble dévaluation est constitué de 10 autres images par clients, ils sont utilisés essentiellement pour fixer les paramètres de l'algorithme de reconnaissance ou de vérification des visages. L'ensemble de test est formé par les 10 autres images restantes

Ensemble	Client	Imposeur
Apprentissage	70 (13 cubes par personne)	0
Apprentissage	70 (10 cubes par personne)	5(33cubes par personne)
Test	70(10 cubes par personne)	5(33cubes par personne)

Table III.1 Protocole configuration.

III.4 Diagramme global

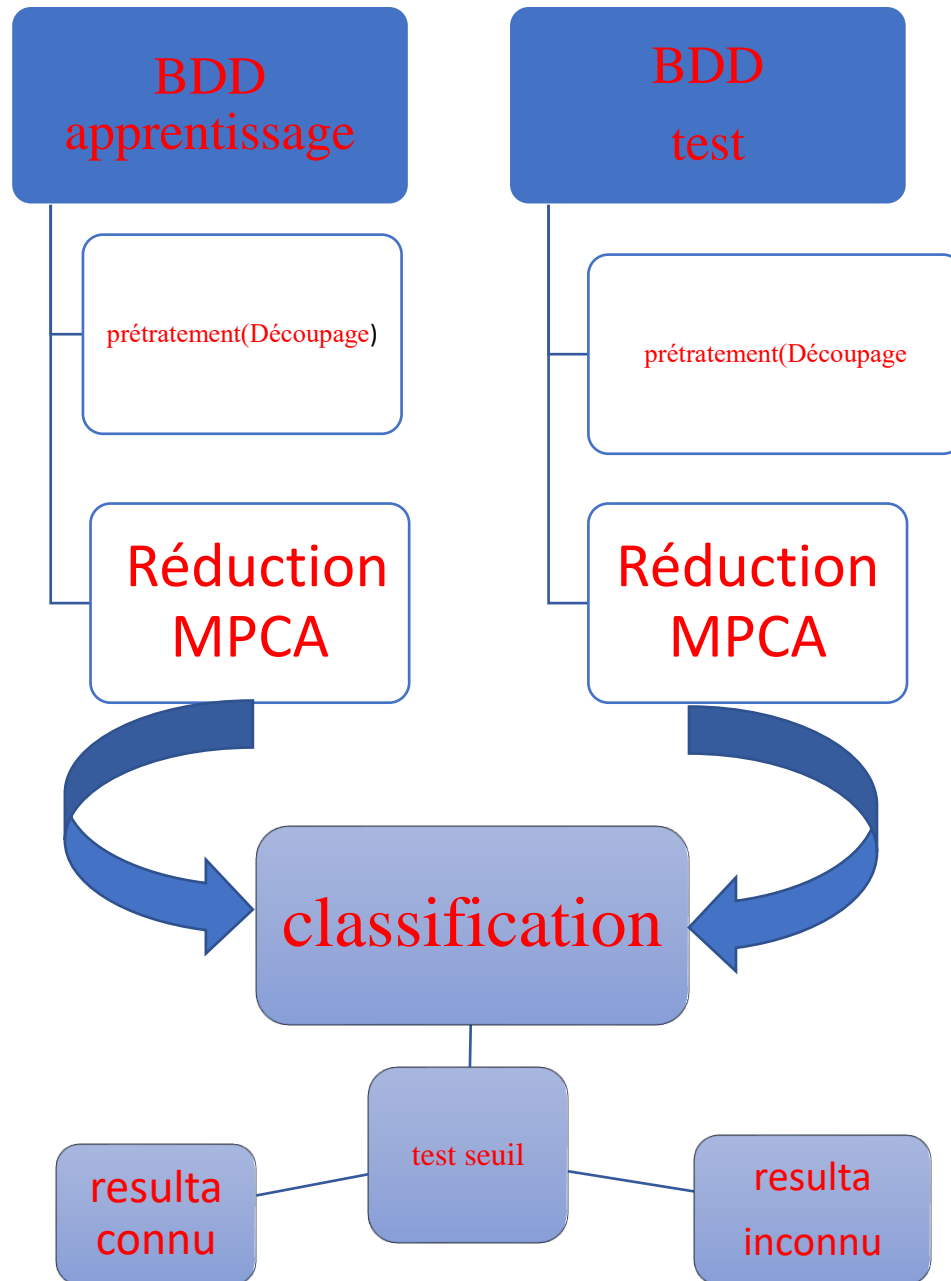


Figure III-2 Diagramme global [30]

III.5 Conception du tenseur basé sur les caractéristiques locales

Les données Tenseur du visage sont construites en utilisant des caractéristiques locales sur trois étapes; le prétraitement des images, l'extraction de caractéristiques et la représentation du tenseur. Premièrement, le prétraitement des visages comprend un recadrage et un découpage centré sur le bout du nez.

Deuxièmement, pour l'extraction de caractéristiques, les vecteurs caractéristiques obtenus sont extraits et réduits en utilisant une méthode efficace la MPCA. Ensuite, la mesure de distance est utilisée pour la classification

L'approche utilisée est basée sur la création d'un tenseur d'ordre 4. La Figure III-3 illustre la forme du tenseur utilisé dans notre système de vérification de visage ou chaque mode de tenseur (D1, D2, D3, D4) représente un paramètre. Ces derniers sont définis comme suit :

- * D1 et D2 : associés aux pixels de l'image de chaque personne
- * D3 : associé aux différentes variations de longueur d'onde
- * D4: Les personnes, différentes personnes avec diverses variations d'expressions

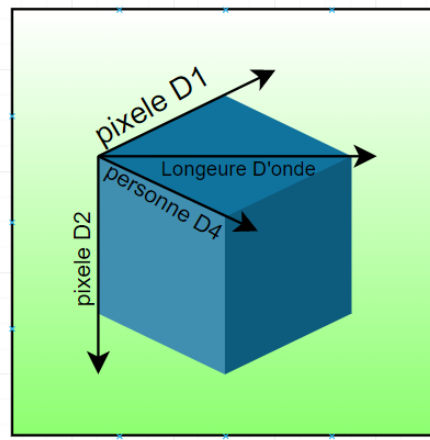


Figure III-3 Représentation du tenseur d'ordre 4

III.6 Réduction de la dimensionnalité et classification

Dans cette étape, les données de tenseur d'apprentissage sont projetées dans un sous-espace basé sur la MPCA discriminant inférieur. Dans la phase d'apprentissage, les matrices de projection multilinéaires optimales sont estimées, et dans la phase de test, les nouveaux échantillons sont projetés à l'aide de ces matrices optimales et comparés.

Finalement, pour la classification, les caractéristiques de test réduites V_i sont comparées aux données de tenseur d'apprentissage V en utilisant la comparaison basée sur la similarité de cosinus.

III.7 Résultats

Après les résultats obtenus pendant le cours, nous avons calculé le taux d'erreur égal et le taux de vérification VR pour différentes conditions, puis nous avons cartographié les courbes qui illustrent le mieux notre expérience : La courbe ROC fournit des informations plus intéressantes sur la qualité de l'apprentissage à partir d'une simple taxe d'erreur. La mesure du ROC est souvent représentée dans une courbe qui donne le taux de vérification en fonction du taux d'acceptation erroné.

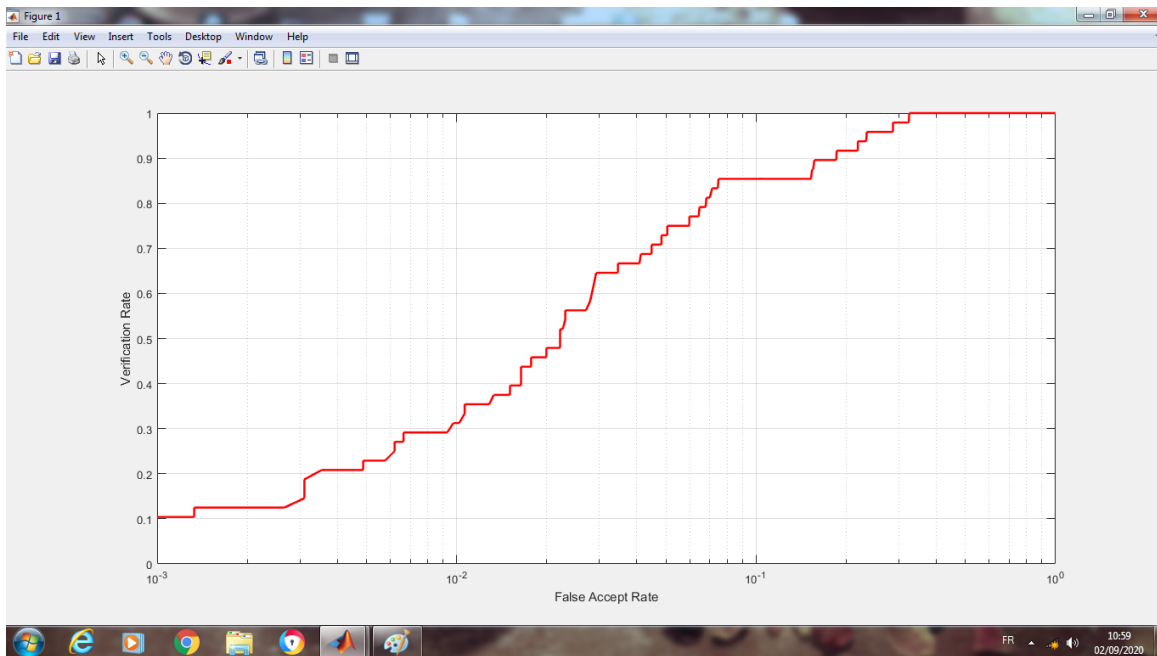


Figure III-4 courbe ROC

Nous remarquons une stabilité dans la valeur du taux VR, quelque soit l'orientation et quelque soit le nombre de paramètres dans cet intervalle de travail, cette resultat est acceptable malgré la complexité de la base donnée BDD de l'IHS.

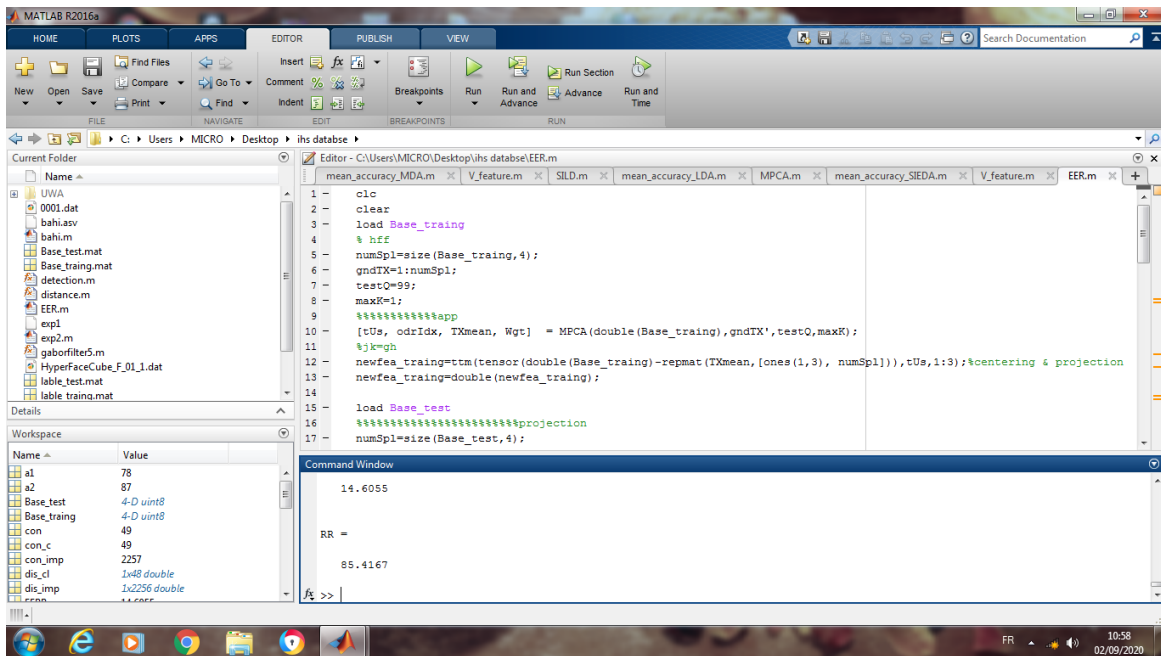


Figure III-5 Taux d'erreur

III.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes étapes de l'application du système de reconnaissance faciale. Nous avons effectué plusieurs expériences sur différents côtés pour voir la précision et le rapport d'erreur lors de l'utilisation de la base de données pour les images spectrales et la zone qui présente les images spectrales et nous avons utilisé l'analyse multi-composants Fonts (MPCA) donc nous avons testé notre base de données et obtenu ERR= 85.41 qui est un bon résultat parce que la base de données est complexe

Conclusion générale

L'objectif de ce mémoire est d'étudier, concevoir et implémenter un système de reconnaissance faciale, Ou de nombreux domaines sont devenus intéressés aux techniques de reconnaissance des expressions faciales (neurophysiologie, informatique, domaine médical, marketing... ext) Au cours de ce mémoire, nous avons abordé le sujet de la reconnaissance de Visage IHS Nous avons notamment étudié l'image hyperspectrale, pour comprendre sa structure qui diffère aux autres images connues, en donnant son principe, et décrivant sa forme (cube hyperspectral) Où dans le premier chapitre nous avons présenté le système de reconnaissance faciale de manière globale et holistique, où nous avons expliqué les méthodes et les étapes adoptées pour reconnaître les visages et les obstacles possibles et comment les éviter, tandis que dans le deuxième chapitre nous avons traité notre sujet dédié à l'image spectrale sous l'aspect physique et le taux de développement de son potentiel en théorie, et nous avons également abordé l'analyseur de composants principaux (pca) où nous avons appris à connaître Nous avons traité les étapes auxquelles l'image est soumise du côté pratique dans le troisième chapitre Pour le côté pratique de mieux comprendre et de mieux connaître le sujet, nous avons utilisé un matlab utilisant un programme qui simule la réalité de la reconnaissance faciale en utilisant une technique où nous avons utilisé des images haute résolution de la base de données ihs, ce qui est considéré comme compliqué par notre considération des autres, mais cela nous a donné un bon résultat $err = 85.41$ Il indique son effet, et il peut se développer davantage dans un proche avenir, conduisant à un résultat meilleur et plus précis, pourquoi pas ??

Nos points de vue commerciaux sont :

► Pour aborder un problème d'IHS à grande échelle, nous suggérons au stade de l'apprentissage de créer un modèle mathématique qui introduit le visage afin de le découvrir et de ne retenir que les informations utiles nécessaires pour le reconnaître. Dans ce cas, nous pouvons augmenter le nombre de personnes dans la base de données pour un système plus efficace

► Enfin, nous suggérons l'utilisation de méthodes de réduction conformes à l'analyse IHS

- [1] W.Hizem., "Capteur Intelligent pour la Reconnaissance de Visage Télécommunicationset l'Université Pierre et Marie Curie-Paris 6,2009.
- [2] S. GUERFI ABABSA," Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D Université Evry Val d'Essonne, 2008.
- [3] M .Fedias," Combinaisons de données d'espaces couleurs et de méthodes de vérification d'identité pour l'authentification de visages Mohamed Khider–Biskra.
- [4] M. A. Turk and A. P. Pentland, Face Recognition using Eigenfaces, Proc. IEEE, 1991, 586-591
- [5] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman. Eigenfaces vs. Fisherfaces : Recognition using class specific linear projection. IEEE Trans. PAMI, 1997.
- [6] A. M. Martinez and A. C. Kak. Pca versus lda. IEEE Trans. PAMI, 23(2) : 228-233, 2001.
- [7] Martinez, A. 2002. Recognizing imprecisely localized, partially occluded and expression variant faces from a single sample per class. IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell. 24, 748-763.
- [8] Samaria, F.S., Harter, A.C.: Parameterisation of a stochastic model for human face identification.In: IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. (1994).
- [9] Saéid Homayouni. « Caractérisation des Scènes Urbaines par Analyse des Images Hyperspectrales » thèse de doctorat, Université paris. Decembre 2005
- [10] google.com
- [11] C.-I. Chang, Hyperspectral Data Exploitation : Theory and Applications. John Wiley & Sons, 2007.
- [12] chang, C., (2007) Hyperspectral Data Exploitation. Wiley Edition
- [13] Goetz, A.F.H., Vane, G., Solomon, J. E., Rock, B. N. (1985) Spectrometry for earth remote sensing. Science, 228:1147–1153.
- [14] MEMOIRE DE MAGISTER EN ELECTRONIQUE
- [15] Landgrebe, D. (1999) Some fundamentals and methods for hyperspectral image data analysis. In SPIE Int. Symp. On Biomedical Optics (Photonics West), San Jose CA, p.104–113
- [16] J. J. Workman, "Review of Process and Non-invasive Near-Infrared and Infrared Spectroscopy: 1993–1999," Applied Spectroscopy Reviews, vol. 34, no. 1–2, pp. 1–89, Jul. 1999

- [17] C. P. Warren, D. Even, W. Pfister, K. Nakanishi, A. Velasco, D. Breitwieser, S. Yee, and J. Naungayan, "Miniaturized visible near-infrared hyperspectral imager for remote sensing applications," *Optical Engineering*, vol. 51, no. 11, pp. 111720–1, Aug. 2012
- [18] F. Vagni, "Survey of Hyperspectral and Multispectral Imaging Technologies," RTO/NATO Technical Report TR-SET-065-P3, 2007.
- [19] Reconnaissance de visages par Analyse Discriminante Linéaire(LDA)
Par Amira Chiheb Université du 8 mai 45 de Guelma Algérie - Licence en informatique 2003
- [20] SOUHILA GUERFI ABABSA, « Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D» thèse de doctorat, Université D'EVRVAL D'ESSONNE 2008
- [21] G. Zhao and M. Pietikainen, "Dynamic texture recognition using local binary patterns with an application to facial expressions," *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, vol. 29, pp. 915-928, 2007
- [22] T. Mita, T. Kaneko, and O. Hori, "Joint Haar-like features for face detection," in *Computer Vision, 2005. ICCV 2005. Tenth IEEE International Conference on*, 2005, pp. 1619-1626 Vol. 2
- [23] Faculté de Genie Electrique et D'informatique Département d'Electronique Etude comparative des techniques de codage d'images en vue d'une segmentation
- [24] M. A. Turk and A. P. Pentland. Face recognition using eigenfaces. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 586-590, June 1992
- [25] K. Pearson. On lines and planes of closest fit to points in space. *Philosophical Magazine*, vol. 2, pp. 559-572, 1901.
- [26] UNIVERSITE LARBI BEN M'HIDI OUM EL BOUAGHI Détection et Reconnaissance de Visage
- [27] Haiping Lu, K.N. Plataniotis and A.N. Venetsanopoulos The Edward S. Rogers Sr. Department of Electrical and Computer Engineering University of Toronto, M5S 3G4, Canada Email : hplu@ieee.org
- [28] Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage 2D et 3D (Abdelmalik OUAMANE)
- [29] Francis C. Migneault, professeur-superviseur : Éric Granger Département de génie de la production automatisée, Laboratoire d'imagerie de vision et d'intelligence artificielle École de Technologie Supérieure, Université du Québec, Montréal, Canad
- [30] UZAIR, MAHMOOD, MIAN : HYPERSPECTRAL FACE RECOGNITION USING 3D DCT