

République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث 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 : Electronique

Option : Télécommunication

Réf:

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

MASTER

Thème

Etude des images Hyperspectrales IHS
pour la Reconnaissance de Visages 3D

Présenté par : 02 Juin 2014

CHAIB Sabrina

Devant le jury composé de :

Mr BAARIR Zine eddine

MCA

Président

Mme BELAHCENE Mébarka

MC B

Encadreur

Mlle edoukh saadia

MAB

Examineur

Année universitaire : 2013 / 2014

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث 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 : Electronique
Option : **Télécommunication**

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

MASTER

Thème

Etude des images Hyperspectrales IHS
pour la Reconnaissance de Visages 3D

Présenté par :

Chaib sabrina

Avis favorable de l'encadreur :

Mme M.BELAHCENE *Signature*

Avis favorable du Président du Jury

Nom Prénom

Signature

Cachet et signature

République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي و البحث 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 : Electronique**

Option : Télécommunication

Thème :

Etude des images Hyperspectrales IHS pour la Reconnaissance de Visages 3D

Proposé par : chaib sabrina

Dirigé par : Mme M.BELAHCENE

RESUMES (Français et Arabe)

Les systèmes à base d'imagerie multispectrale sont de nos jours des outils relativement importants dans de nombreux domaines. Cette technologie permet d'extraire de l'information supplémentaire que l'oeil humain ne peut percevoir. L'information acquise par un capteur multispectral est stockée sous la forme d'un ensemble d'images, chacune correspondant à une longueur d'onde du spectre électromagnétique et souvent appelé bande spectrale. L'ensemble des ces images forme alors un cube de donnée multispectral prêt à être analysé. Avec le développement technique des systèmes d'imagerie, les méthodes de traitement sur des images bidimensionnelles se généralisent pour une utilisation sur des images multidimensionnelles, où chaque pixel contient une quantité d'information spectrale importante. L'extraction de l'information à partir de ce type de données pose certains problèmes qu'il faut aborder en développant des méthodes mathématiques spécifiques de classification, de segmentation, de réduction de données, de détection de cible et d'analyse de mélange de spectres, etc.....Nombre de méthodes ont été proposées pour apporter des solutions au problème de la

segmentation et de la classification de texture dans des images 2D. En revanche, lorsqu'il s'agit de la caractériser sur des images couleur, multi ou hyperspectrales, cela devient plus ardue compte tenu de la dimensionnalité. Il est maintenant établi que l'information combinée spatiale/spectrale permet d'améliorer les résultats de classification dans le cas d'images spectrales multi-bandes. La redondance d'information est aussi une problématique à laquelle on est confronté en imagerie multidimensionnelle, où à première vue, on pourrait s'attendre à ce que les résultats de classification soient d'autant plus probants que le nombre de bandes est élevé. En réalité il n'en est rien, et on peut à juste titre alors se poser la question sur le choix optimal de bandes spectrales qui permet d'extraire l'information de texture multidimensionnelle la plus pertinente, au vue de l'application concernée. Par rapport aux résultats de recherche fructueuse en la reconnaissance du visage 2D, la recherche dans la reconnaissance de face hyperspectrale (IHS) est assez limitée dans la littérature. Lorsque la plupart des oeuvres disponibles traitent des tranches 2D hyperspectrales de données séparément, une approche fondée sur l'analyse des IHS est proposée dans le présent document pour extraire des caractéristiques dans l'espace et le domaine du spectre simultanément. En conséquence, l'information contenue dans les données 3D ne peut être que pleinement exploitée. Lorsqu'un seul échantillon par objet est disponible pour l'apprentissage, l'image IHS permet d'obtenir également des performances très robuste.

Mots clé : Images hyperspectrales IHS ; Reconnaissance de Visages ; Analyse d'image .

الملخص.

التصوير المتعدد الأطياف النظم القائمة في الوقت الحاضر هي أدوات هامة نسبيا في العديد من المجالات هذه التكنولوجيا تسمح لك لانتزاع معلومات إضافية أن البشر لا يمكن لا يمكن تصور OEIL تم تخزين المعلومات التي حصل عليها جهاز استشعار متعددة الأطياف على أنها مجموعة من الصور، كل المقابلة لطول موجة من الطيف الكهرومغناطيس . غالبا ما تسمى النطاق الطيفي . كل هذه الصور تتم تشكيل مكعب من البيانات متعددة الأطياف جاهزة للتحليل . مع التطور التقني لأنظمة لتصوير، و تعميم طرق العلاج على الصور ثنائية الأبعاد لاستخدامها في الصور متعددة الأبعاد ، حيث يحتوي كل بكسل على كمية كبيرة من المعلومات الطيفية . استخراج معلومات من هذا النوع من البيانات يطرح بعض المشاكل التي يجب معالجتها من خلال تطوير الطرق الرياضية تصنيف محددة ، وتجزئة ، والحد من البيانات والكشف عنها و تحليل خليط الهدف الأطياف، الخ لقد تم اقتراح العديد من الطرق لتوفير حلول لمشكلة تجزئة وتصنيف الملمس في الصور 2D.

ومع ذلك ، عندما يتعلق الأمر إلى توصيف اللون والصور متعددة أو الفائقة الطيفية ، فإنه يصبح أكثر صعوبة نظرا ل أبعاد . وقد ثبت الآن أن المعلومات الطيفية مجتمعة المكانية / يحسن نتائج التصنيف في حالة العصابات صورة متعددة الأطياف . التكرار للمعلومات هو أيضا مشكلة التي تواجهنا في مجال التصوير متعدد الأبعاد ، حيث للوهلة الأولى، قد يتوقع المرء أن نتائج تصنيف ، بل هي أكثر إلحاحا من عدد من العصابات عالية . في واقع الأمر هو لا شيء، و يمكن بحق أن طرح

السؤال حول الاختيار الأمثل لل نطاقات طيفية التي يمكن استخراج المعلومات من نسيج متعدد الأبعاد الأكثر أهمية و بالنظر إلى التطبيق. مقارنة مع نتائج البحوث الناجحة في الاعتراف 2 Dالبحوث التعرف على الوجه في الوجه الفائقة الطيفية (IHS) محدودة للغاية في الأدب . عندما يعمل معظم المتاحة للتعامل مع البيانات 2 Dشرائح الفائقة الطيفية بشكل منفصل ، واحدة استنادا إلى تحليل النهج IHS يقترح في هذه الورقة لاستخراج الخصائص الموجودة في الفضاء ومجموعة من الطيف في وقت واحد . وفقا لذلك ، فإن المعلومات الواردة في بيانات 3 Dيمكن فقط أن تستغل بالكامل. هو عينة واحدة فقط لكل موضوع المتاحة للتعلم، كما يوفر صور IHS الأداء القوي جدا.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail

à toi ma mère,

à toi mon père,

à vous qui avez toujours su m'inspirer le **respect** en toutes
valeurs sociales et spirituelles.

A mes sœurs et mes frères , pour votre soutien sans faille .

A mon fiancé.

A mes cousines et mes cousins.

A mes amies et mes amis.

A ma promo télécommunications 2014.

A tous ceux que j'aime .

Sabrina

Remerciements

Je tiens avant tout à remercier Madame BELAHCENE Mébarka, pour son merveilleux soutien et ses précieux conseils.

A mes éducateurs qui ont ménagés leurs efforts pour ma réussite.

A toutes celles ou tous ceux qui nous ont aidés d'une manière ou d'une autre dans la préparation de ce document.

Aux membres du jury pour l'intérêt qu'ils portent à notre travail.

RESUME

Les systèmes à base d'imagerie multispectrale sont de nos jours des outils relativement importants dans de nombreux domaines. Cette technologie permet d'extraire de l'information supplémentaire que l'oeil humain ne peut percevoir. L'information acquise par un capteur multispectral est stockée sous la forme d'un ensemble d'images, chacune correspondant à une longueur d'onde du spectre électromagnétique et souvent appelé bande spectrale. L'ensemble des ces images forme alors un cube de donnée multispectral prêt à être analysé. Avec le développement technique des systèmes d'imagerie, les méthodes de traitement sur des images bidimensionnelles se généralisent pour une utilisation sur des images multidimensionnelles, où chaque pixel contient une quantité d'information spectrale importante. L'extraction de l'information à partir de ce type de données pose certains problèmes qu'il faut aborder en développant des méthodes mathématiques spécifiques de classification, de segmentation, de réduction de données, de détection de cible et d'analyse de mélange de spectres, etc.....Nombre de méthodes ont été proposées pour apporter des solutions au problème de la segmentation et de la classification de texture dans des images 2D. En revanche, lorsqu'il s'agit de la caractériser sur des images couleur, multi ou hyperspectrales, cela devient plus ardue compte tenu de la dimensionnalité. Il est maintenant établi que l'information combinée spatiale/spectrale permet d'améliorer les résultats de classification dans le cas d'images spectrales multi-bandes. La redondance d'information est aussi une problématique à laquelle on est confronté en imagerie multidimensionnelle, où à première vue, on pourrait s'attendre à ce que les résultats de classification soient d'autant plus probants que le nombre de bandes est élevé. En réalité il n'en est rien, et on peut à juste titre alors se poser la question sur le choix optimal de bandes spectrales qui permet d'extraire l'information de texture multidimensionnelle la plus pertinente, au vue de l'application concernée. Par rapport aux résultats de recherche fructueuse en la reconnaissance du visage 2D, la recherche dans la reconnaissance de face hyperspectrale (IHS) est assez limitée dans la littérature. Lorsque la plupart des oeuvres disponibles traitent des tranches 2D hyperspectrales de données séparément, une approche fondée sur l'analyse des IHS est proposée dans le présent document pour extraire des caractéristiques dans l'espace et le domaine du spectre simultanément. En conséquence, l'information contenue dans les données 3D ne peut être que pleinement exploitée. Lorsqu'un seul échantillon par objet est disponible pour l'apprentissage, l'image IHS permet d'obtenir également des performances très robuste.

Mots clé : Images hyperspectrales IHS ; Reconnaissance de Visages ; Analyse d'image .

Introduction générale

Introduction générale

Les systèmes à base d'imagerie multispectrale sont de nos jours des outils relativement importants dans de nombreux domaines parmi lesquels l'agriculture, la biomédecine, la géologie, la médecine légale,... Cette technologie permet d'extraire de l'information supplémentaire que l'oeil humain ne peut percevoir avec ses récepteurs rouges, bleus et verts. De plus, les capteurs multispectraux permettent de mieux classer les objets dans une scène, compte tenu de leur résolution spectrale, que l'on ne peut atteindre avec des systèmes à base de capteurs électro-optiques. L'acquisition de l'image d'une scène comporte alors du bruit dont il faut tenir compte. L'information acquise par un capteur multispectral est stockée sous la forme d'un ensemble d'images, chacune correspondant à une longueur d'onde du spectre électromagnétique et souvent appelé bande spectrale. L'ensemble de ces images forme alors un cube de donnée multispectral prêt à être analysé. Avec le développement technique des systèmes d'imagerie, les méthodes de traitement sur des images bidimensionnelles se généralisent pour une utilisation sur des images multidimensionnelles, où chaque pixel contient une quantité d'information spectrale importante. L'extraction de l'information à partir de ce type de données pose certains problèmes qu'il faut aborder en développant des méthodes mathématiques spécifiques de classification, de segmentation, de réduction de données, de détection de cible et d'analyse de mélange de spectres, etc..... L'analyse de texture, dans des images multi ou hyperspectrales, demeure un objectif important dans de nombreuses applications. En traitement d'image et lorsqu'il s'agit d'interpréter des images multispectrales, la texture est une caractéristique spatiale intéressante et peut-être utilisée comme un paramètre d'extraction ou de classification d'image. Généralement, l'analyse de texture se concentre sur les propriétés structurelles (rugueux, lisse) ou des différences d'aspects entre les régions d'une image. Nombre de méthodes ont été proposées pour apporter des solutions au problème de la segmentation et de la classification de texture dans des images 2D. En revanche, lorsqu'il s'agit de la caractériser sur des images couleur, multi ou hyperspectrales, cela devient plus ardue compte tenu de la dimensionnalité. Il est maintenant établi que l'information combinée spatiale/spectrale permet d'améliorer les résultats de classification dans le cas d'images spectrales multi-bandes. La redondance d'information est aussi une problématique à laquelle on est confronté en imagerie multidimensionnelle, où à première vue, on pourrait s'attendre à ce que les résultats de classification soient d'autant plus probants que le nombre de bandes est élevé. En réalité il n'en est rien, et on peut à juste titre alors se poser la question sur le choix

optimal de bandes spectrales qui permet d'extraire l'information de texture multidimensionnelle la plus pertinente, au vue de l'application concernée.

Notre contribution dans ce projet de fin d'étude Master consiste en l'étude des images hyperspectrales IHS en vue de reconnaissance visage pour l'identification biométrique. Le domaine de l'imagerie IHS est un domaine de recherche très vaste pour lequel un effort important a été consenti au cours des trois dernières décennies.

Ces dernières années, on parle de plus en plus des techniques de reconnaissance de visage 3D comme une solution alternative pour résoudre la problématique des systèmes biométriques SRV (Système de Reconnaissance de Visages). En effet, la richesse de l'information fournie par les mesures 3D permet de reconstruire la forme tridimensionnelle du visage. Ce type de représentation du visage est invariant aux changements d'illumination et de pose.

Cependant, malgré les avancées théoriques et technologiques réalisées depuis ces dernières années, les techniques 2D et 3D basées sur l'analyse d'images fixes ou de vidéos souffrent encore de plusieurs problèmes posés par les changements d'apparence d'individus. Pour contourner tous ces problèmes et dépasser les limites des systèmes 2D et 3D, nous avons jugé bon de nous intéresser à l'apport d'information spectrale contenue dans l'image de visages et sur plusieurs d fréquence afin de permettre au SRV d'identifier les individus sous une variante large d'illumination et d'étudier la texture des images sur le plan spatiale et spectrale.

Une image hyperspectrale consiste en une même scène acquise à plusieurs longueurs d'onde (ou bandes spectrales) différentes. Le terme *hyperspectral* est généralement utilisé pour des données spectrales contenant des centaines d'échantillons de spectres. Ces échantillons étant acquis pour chaque pixel d'une image, les données produites sont de taille importante : typiquement de l'ordre de 1 Go pour une image. Les images hyperspectrales occupant un espace mémoire important, il est indispensable d'effectuer des opérations de compression de données.

Cependant, la mise en œuvre de cette technologie et le traitement des données qui en sont issues sont des procédures complexes et difficiles. Concernant la mise en œuvre d'un système d'imagerie hyperspectrale et son utilisation dans des milieux largement contraints ; la nécessité de réaliser une étape d'étalonnage soignée préalable permettant de s'affranchir de diverses perturbations s'est vite fait sentir. Ainsi, une première période a consisté en l'élaboration et la mise en œuvre de diverses approches de standardisation permettant d'obtenir des images hyperspectrales de qualité convenable.

Dans un deuxième temps, nous nous sommes intéressés à la définition d'une approche de traitement des images hyperspectrales permettant de prendre en compte les dimensions

spectrale et spatiale des données. Dans le contexte de nos applications et à nos échelles de mesure (proxi-détection' et donc forte résolution spatiale) la prise en compte de ces deux dimensions. Récemment, l'analyse des images hyperspectrales a donné de bons résultats dans les domaines de la détection de cibles et de la cartographie des matériaux en zones urbaines ou naturelles. La gamme d'application de l'IHS est très vaste. Les applications civiles mais aussi militaires ont prouvé son potentiel et participe a son succès. L'identification des matériaux de surface en milieu urbain peut être importante pour de nombreuses applications telles que la communication mobile, la réalité virtuelle, l'architecture ou la planification urbaine.

Dans le cadre de notre travail nous insistons sur l'étude des images hyperspectrales en élaborant un rapport bibliographique fondamentale à l'application biométrique envisagée. Nous essayons de concevoir un algorithme d'ouverture et de lecture de ce type d'images particulière et complexe mais fort riche en information. Ensuite nous concevons un modèle de calibrage de l'image ce qui représente la phase primordiale du SRV. Notre tâche « accomplie » représentant ainsi la phase de prétraitement du SRV, on pourrait par la suite traiter sans aucun problème les BDD (Base de Données) IHS.

Ce mémoire est organisé en 4 chapitres :

Le premier chapitre se présente sous deux sections essentielles : dans la première nous nous intéressons aux différentes méthodes reconnaissance du visage, la deuxième sera consacrée à définition et application d'image IHS.

Dans le chapitre 2, nous présentons un état de l'art des technique de reconnaissance du visage à base d'IHS et les méthodes disponibles pour le traitement des données hyperspectrales. Nous nous intéresserons succinctement aux méthodes n'utilisant que l'information spectrale puis plus en détails aux méthodes disponibles tentant d'inclure une contrainte spatiale.

Le troisième chapitre contient l'étude théorique de l'étape de prétraitement d'image IHS pour un système de reconnaissance visage. Dans un premier temps, nous étudions successivement, les phases du système tout en donnant une description détaillée de chacune.

Le chapitre 4 est dédié à la présentation de la conception de l'algorithme d'ouverture et de lecture d'une image IHS ainsi qu'aux premiers pas de prétraitement de ce type d'images. Nous terminons ce chapitre par quelques modestes résultats expérimentaux confirmant la mise en œuvre de notre conception.

Enfin, nous terminons ce mémoire par une conclusion générale.

chapitre 1

1.1 Introduction

Un système automatique de reconnaissance de visages se décompose en trois sous-systèmes : détection de visage, extraction des caractéristiques et reconnaissance de visages. La mise en œuvre d'un système automatique et fiable de reconnaissance facile est un verrou technologique qui n'est toujours pas résolu. La reconnaissance de visages est une biométrie qui, comparativement aux autres modalités biométriques, offre des avantages incontestable: facilité d'acquisition d'images, coopération des sujets non requise. Aujourd'hui la reconnaissance de visage a atteint un niveau de maturité qui la rend applicable dans de nombreuses applications. Cependant, malgré ces résultats récents, la fiabilité des systèmes de reconnaissance de visage doit encore être améliorée, notamment à l'égard de variations dues à l'expression du visage et au vieillissement. La luminosité est l'un des problèmes les plus contraignants pour les algorithmes de reconnaissance de visage . Le changement de condition d'éclairage détériore les performances des systèmes de reconnaissance. L'amélioration de la qualité d'image acquise est une des solutions proposées. En se basant sur l'analyse des images hyperspectrales (IHS) du visage, nous pouvons nous affranchir des effets indésirables des changements d'illumination et de couleur.

Nous nous intéressons à la reconnaissance de visages 3D en se basant sur des images IHS. Ceci nous mène à présenter ce chapitre sous deux sections essentielles : i) dans la première nous nous intéressons à la reconnaissance du visage 3D ; ii) la deuxième sera consacrée à l'image IHS.

Partie A : Reconnaissance du visage 3D

1.2 Identification/vérification de personnes par visages 3D

La biométrie est la discipline de l'analyse des caractéristiques biologiques, morphologiques et comportementales d'une personne. Elle est destinée à déterminer son identité de manière irréfutable. Par ailleurs, elle attire, de plus en plus de chercheurs de différentes disciplines tels que : le traitement d'images, la reconnaissance des formes, les réseaux de neurones, la vision par ordinateur et la psychologie. La reconnaissance de visages est l'un des axes de recherche, dans cette discipline, qui a connu un gain d'intérêt considérable ces 10 dernières années, vu son caractère d'acquisition peu intrusif. Ce problème peu être formulé de la manière suivante : disposant d'une image fixe ou de séquence vidéo du visage (ou toutes autres formes de représentation), le problème consiste à identifier ou à authentifier la ou les personnes de la scène en utilisant une base de visages enregistrées. En identification, il s'agit de reconnaître un visage inconnu parmi les visages, d'identités connus,

de la base. C'est par conséquent un problème de matching 1 à plusieurs (one-to-many). En revanche, l'authentification consiste plutôt à confirmer l'acceptation ou le rejet d'une identité présente au système. C'est par conséquent, un problème de matching 1 à 1 (one-to-one). Au début des années 1970, la reconnaissance par le visage était principalement basée sur des attributs faciaux mesurables comme l'écartement entre les yeux, les sourcils, les lèvres, la position du menton, la forme, etc. Depuis les années 1990, les différentes techniques utilisées exploitent les évolutions effectuées dans le domaine du traitement d'images (filtrage, transformations, normalisation, etc.), et plus récemment encore les techniques d'analyses et de classification de données. La majorité de ces techniques agissent sur des images de couleurs ou d'intensité du visage. Cependant, vu qu'elles sont basées sur des données de nature pixellique, ces méthodes ont montrées leur insuffisance et le manque de robustesse pour des applications de haute sécurité. En effet, des programmes d'évaluation des approches et des produits commerciaux, depuis 1994, ont été mis en place pour voir le niveau de maturité de la technologie et identifier les pistes de recherches futures. En vue de s'affranchir des limitations imposées par l'écrasement sur un plan image, par l'effet de projection, un ensemble plus récent d'approches utilisant, de différentes manières une modélisation tridimensionnelle (partielle ou complète) du visage, a vu le jour. Ces techniques, via leur introduction de troisième dimension a permis de profiter de l'information profondeur dans certains travaux et de sa flexibilité pour adapter, d'une manière plus réaliste le modèle d'illumination en vue de retrouver les conditions d'éclairage réelles de prise de vue, dans d'autres travaux [Bou 06].

1.3 Processus de reconnaissance des visages

Tout processus automatique de reconnaissance des visages doit prendre en compte plusieurs facteurs qui contribuent à la complexité de sa tâche, car le visage est une entité dynamique qui change constamment sous l'influence de plusieurs facteurs. La Figure 1.1 illustre la démarche générale adoptée pour réaliser de tels systèmes.

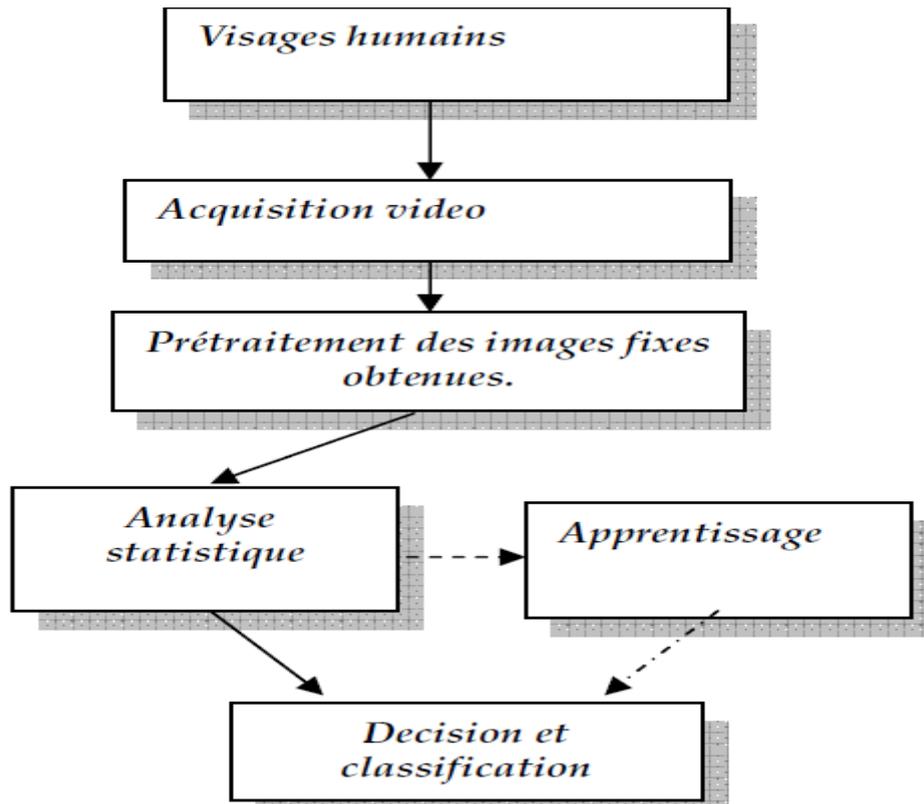


Figure 1.1 Schéma général d'un système de reconnaissance de visages [MOH02].

- **Dans le monde physique**, il y a trois paramètres à considérer : L'éclairage, la variation de posture et l'échelle. La variation de l'un de ces trois paramètres peut conduire à une distance entre deux images du même individu, supérieure à celle séparant deux images de deux individus différents.
- **Le codage** consiste en l'acquisition d'image et sa digitalisation, il comporte un risque de bruit et donne lieu à une représentation 2D (la matrice des niveaux de gris) pour un objet 3D (le visage). Peu de méthodes 3D ont été proposées, mais cela devrait changer dans le futur proche avec l'invention des Range-Cameras qui peuvent mesurer la topologie 3D du visage.
- **Dans le prétraitement** il faut éliminer le bruit par des techniques de traitement et de restauration d'images et procéder à une localisation de la tête dans l'image, cette opération est très complexe, beaucoup supposent que l'image contient un visage et que l'arrière plan est neutre. La restauration d'images ou l'élimination du bruit consiste à compenser les dégradations connues ou estimées et rétablir la qualité initiale de l'image
- **Dans l'étape Analyse** (appelée aussi indexation, représentation, modélisation ou extraction de caractéristiques), il faut extraire de l'image les informations qui seront sauvegardées en mémoire pour être utilisées plus tard dans la phase Décision. Le

choix de ces informations utiles revient à établir un modèle pour le visage, elles doivent être discriminantes et non redondantes.

- **L'apprentissage** consiste à mémoriser les représentations calculées dans la phase Analyse pour les individus connus.
- **La décision** : Pour estimer la différence entre deux images, il faut introduire une mesure de similarité [MOH02].

1.4 Techniques 3D de reconnaissance de visages

La reconnaissance 3D de visages constitue une alternative prometteuse pour sur monter ces problèmes, surtout depuis l'apparition de dispositifs d'acquisition 3D performant. L'avantage principal des approches basées modèle 3D réside dans le fait que le modèle 3D conserve toutes les informations sur la géométrie de visage, ce qui permet d'avoir une représentation réelle de ce dernier. Dans cette section, après avoir rapidement évoqué les systèmes d'acquisition 3D, nous présenterons les travaux récents sur la reconnaissance 3D de visages.

1.4.1 Systèmes d'acquisition 3D

Généralement le modèle du visage est représenté par des images 2.5D et 3D (voir figure 1.2). L'image 2.5D (image de profondeur) correspond à une représentation bidimensionnelle d'un ensemble de points 3D (x,y,z) où chaque pixel dans le plan X-Y stocke la valeur de sa profondeur z . On peut assimiler une image 2.5D à une image en niveau de gris où les pixels noirs correspondent au fond tandis que les pixels blancs représentent les points de surface les plus proches de la caméra. Par ailleurs, la méthode la plus simple pour représenter un visage 3D est le maillage polygonal 3D, ce dernier correspond à une liste de points connectés par des arêtes (polygones). Il existe plusieurs techniques pour construire un maillage 3D, les plus utilisées combinent des images 2.5D ou bien exploitent des systèmes d'acquisition 3D tel que le scanner 3D.

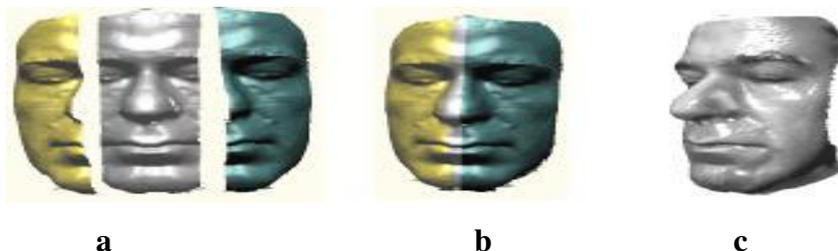


Figure 1.2 (a) Image 2.5D (b) Image 3D (c) Image texture.

Différents systèmes d'acquisition sont utilisés pour la reconstruction 3D de visages. Ces derniers peuvent être décomposés, en fonction des capteurs de vision qu'ils utilisent, en deux grandes classes : la vision dite active et la vision dite passive.

Nous appelons **vision active** tout système de vision utilisant un capteur actif qui permet d'illuminer les objets de la scène d'une manière particulière en projetant sur leur surface des motifs structurés (un spot, un plan lumineux, une grille, etc.), ceci permet d'en extraire des informations 3D indépendamment des conditions propres d'éclairage de la scène. Ainsi, l'objectif de la vision active est de réduire la complexité des traitements à effectuer pour reconstruire la scène. En effet, les motifs projetés sur la scène sont facilement identifiables [Hu89] à l'inverse des primitives « naturelles » tel que les contours. Le scanner 3D, par exemple, est un système de vision active en lumière structurée qui est capable de scanner les formes 3D via un laser et les textures (couleur de la peau) via une caméra simultanément.

En **Vision passive**, la vision binoculaire ou vision stéréoscopique (utilisation de deux caméras fixes).

Les techniques de reconnaissance 3D de visages peuvent être regroupées en trois catégories principales : approches basées modèle, approches 3D, et approches multimodales 2D + 3D.

1.4.2 Approches modèle

Ces approches construisent, à partir des points 3D, des modèles de visages qu'elles utilisent par la suite pour la reconnaissance. Blanz et al. [Bla03] ont proposé une méthode basée sur un modèle 3D « morphable » du visage. L'ensemble des visages est représenté par un espace vectoriel. La base de données contient 100 visages d'hommes et 100 visages de femmes acquis avec un scanner laser cyberwareTM 3030PS.

Les points 3D des modèles de visages générés sont représentés par leurs coordonnées cylindriques définies par rapport à un axe vertical. Pour chaque visage de référence, les coordonnées et les valeurs de texture de tous les sommets ($n = 75\,972$) sont regroupées pour former deux vecteurs : un vecteur de forme et un vecteur de texture. Une fois le modèle générique créé, l'étape suivante consiste à l'ajuster sur l'image 2D à partir des paramètres de forme et de texture. La synthèse d'image permet de rendre les nouvelles positions projetées des sommets du modèle 3D, à l'aide de l'illumination et la couleur extraites. Enfin, l'étape de reconnaissance est réalisée en mesurant la distance de Mahalanobis, entre la forme et les paramètres de texture des modèles dans la galerie et le modèle d'ajustement. L'identification a été évaluée sur deux bases de données d'images à accès libre : CMU et FERET.

Un taux de reconnaissance de 95 % sur l'ensemble de données CMU-PIE et 95.9 % sur l'ensemble de données FERET a été obtenu [Sim03] [Phi00] .

1.4.3 Approches 3D

Elles sont subdivisées en deux catégories : les approches basées surface qui utilisent la géométrie de la surface du visage et les approches holistiques 3D.

1.4.3.1 Approches surface

Dans ce cas, le problème de la reconnaissance 3D de visages est celui de l'alignement de deux surfaces 3D qui modélisent les deux visages à appairer. L'algorithme généralement utilisé est l'algorithme du plus proche voisin itéré, ou ICP (Iterative Closest Point), qui a été introduit par [Bes92]. Il consiste en une optimisation alternée d'appariements et de transformations. Ainsi, à partir d'une transformation initiale, les deux étapes suivantes sont réitérées :

-mise en correspondance (plus proche voisin) : on apparie chaque primitive du modèle transformé avec la primitive la plus proche dans la scène.

-recalage : la transformation (translation + rotation) est généralement calculée aux sens des moindres carrés, surtout si l'on travaille avec des points. Si l'on possède une information d'incertitude, on peut l'utiliser dans les étapes terminales pour affiner la solution.

Une approche basée sur l'algorithme ICP est donnée par Cook et al [Coo04]. Ils utilisent l'algorithme ICP pour établir la correspondance entre les surfaces 3D afin de compenser des erreurs dues à la nature non rigide des visages. En effet, les visages sont comparés en employant un modèle statistique, en l'occurrence un Mélange de Modèles Gaussiens (MMG). La distribution des erreurs est alors paramétrée. Les auteurs ont réalisé des expériences sur la base de données 3D RMA une base créée au sein du Signal and Image Center du Royal Military Academy (Bruxelles - Belgique). Un dispositif de vision active (structured light-based) est utilisé pour l'acquisition. Cette base contient les images de 120 individus, capturées en deux sessions, sous formes de points 3D non maillés. Un taux d'identification de 97.33% a été obtenu. Irfanoglu et al. [Irf04] proposent une autre approche qui utilise l'algorithme ICP pour mettre en correspondance les points caractéristiques de visages. Ils ont développé une méthode pour obtenir un appariement dense de points du maillage contenant les points présents sur tous les visages, de sorte que l'alignement de visage soit trivialement obtenu. Une fois que l'appariement dense est établi, la distance PSD "Point Set Distance", qui représente une approximation discrète du volume entre les surfaces faciales, est employée pour calculer la distance entre deux nuages différents de points. Dans leur expérimentation, les auteurs ont testé l'algorithme sur la base de données 3D RMA, ils ont relevé un taux d'identification de 96,66% [bel13].

Quoique l'ICP soit un outil puissant pour évaluer la similitude entre deux visages, les méthodes basées ICP ne sont pas capables de traiter le problème de changement d'expression, car elles considèrent le visage 3D comme un objet rigide, ce qui n'est pas le cas dans la réalité. Pour résoudre ce problème, plusieurs approches ont été développées. Moreno et al. [Mar03] proposent de segmenter le visage en plusieurs régions en utilisant la courbure gaussienne. Ainsi, chaque modèle facial 3D est subdivisé en 86 régions différentes grâce à un algorithme de segmentation qui exploite les signes de la médiane et des courbures gaussiennes pour isoler les régions ayant des courbures significatives. Cet espace de caractéristiques est ensuite réduit pour augmenter l'efficacité de la méthode. Enfin, un vecteur de caractéristiques est créé pour chaque sujet. Les expérimentations ont été menées sur un ensemble de 420 modèles 3D de visages appartenant à 60 sujets, comprenant des images avec des variations de lumière, de rotation et d'expressions de visages. Les auteurs ont obtenu un taux de reconnaissance de 78 %.

Le processus de segmentation peut aussi être utilisé pour traiter la reconnaissance de visage comme un problème de reconnaissance d'objets non rigides, et ainsi améliorer la robustesse de la reconnaissance face aux variations d'expressions. ont remarqués que des régions du visage, comme le nez, l'orbite de l'oeil et le front subissent beaucoup moins les déformations en cas de changements d'expressions. Ils identifient les régions faciales "rigides" en utilisant une comparaison "deux par deux" entre les signatures de points pour différentes expressions de visage de la même personne. Ainsi, seulement les parties rigides sont stockées dans une base de données indexée. Les modèles de la base sont classés en fonction de leur similitude. Leur expérimentation a montré un taux de reconnaissance de 100 % sur une base de données de 60 sujets et 4 variations d'expressions de visage. Enfin, propose d'introduire une nouvelle métrique orientée région dans l'algorithme de l'ICP. Il s'agit de segmenter un visage en plusieurs régions ayant des influences plus ou moins importantes sur la déformation de la forme 3D du visage. Le calcul de la distance (similarité) est pondéré en fonction de ces régions en donnant plus de poids aux régions statiques qu'aux régions mimiques du visage. Un taux de reconnaissance de 97.56 % a été obtenu.

1.4.3.2 Approches holistiques 3D

Les techniques holistiques comme l'ACP ont été largement utilisées dans la reconnaissance faciale 2D. Plus récemment, ces techniques ont été aussi étendues aux données 3D de visage. Ainsi, Heshner et al. [Hes03] ont appliqué l'ACP sur une base de données contenant 222 images de profondeur (37 personnes), avec six expressions faciales différentes. Ils ont obtenu un taux de reconnaissance de 83%. Heseltine et al. [Hes04] ont

développé deux approches qui appliquent l'ACP sur des représentations tridimensionnelles du visage. La première méthode utilise l'approche basée ACP « eigensurface » sur des modèles 3D maillés de visage de la base de données de l'Université de York (The 3D Face Data base, 2003). Elle arrive à un taux de reconnaissance de 87%. La deuxième approche est une extension de la méthode Ficherface 2D de Belhumeur [Bel97] aux données surfaciques de visage 3D. Les tests ont été effectués sur une base de données contenant 1770 modèles 3D maillés de 280 sujets ayant différentes poses et expressions faciales. Le taux de reconnaissance obtenu est de 88%.

Les techniques basées ACP ont également été combinées avec d'autres méthodes de classification, comme le modèle caché de Markov (EHMM) puis appliquées à la reconnaissance 3D de visages. Enfin, d'autres approches basées sur l'Analyse Discriminante Linéaire ou l'Analyse des Composantes Indépendantes ont aussi été développées pour l'analyse des données 3D de visages.

1.4.3.3 Approche géométrique ou locale 3D

Par rapport aux approches « holistiques », les techniques d'identification 3D du visage basées sur les caractéristiques faciales locales de type géométriques restent relativement peu développées, alors que dans le même temps des approches locales d'identification 2D, telles que l'« Elastic Bunch Graph Matching (EBGM)» et l'analyse locale de caractéristiques, connaissent un grand succès auprès des fournisseurs de données (Recognition Vendors Test 2002). Par ailleurs, les combinaisons des techniques de reconnaissance 2D et 3D sont de plus en plus étudiées. Ainsi la combinaison des approches EBGM 2D et EBGM 3D (qui correspond à une extension de la méthode EBGM 2D aux images de profondeur de visage) a donné lieu à une technique d'identification du visage 2D+3D très efficace évaluée sur la base FRGC. Cependant, l'évaluation de cette approche hybride a démontré que les performances du EBGM 2D surpassent de manière significative celles du EBGM 3D. Elle a aussi mis en avant le besoin de comprendre et d'utiliser les propriétés discriminantes des caractéristiques locales du visage afin de concevoir des techniques efficaces de reconnaissance 3D de visage.

Dans [Lee05] les auteurs proposent un système de reconnaissance de visage 3D utilisant deux dispositifs différents d'acquisition de données 3D : un scanner laser 3D et une lumière structurée. A partir des mesures 3D, huit points caractéristiques du visage (géométriquement invariables) sont extraits puis utilisés pour calculer un vecteur caractéristique comprenant les distances et les angles entre ces points. Pour la phase de reconnaissance, les auteurs ont implémenté deux algorithmes différents : le premier basé profondeur (depth-based DP) et le

second utilise les SVM (feature-based SVM). Les résultats expérimentaux (sur une base de 20 personnes) ont donné un taux de reconnaissance de 95% pour la DP et de 96% pour la SVM.

1.4.4 Approches 3D+2D

Il s'agit de techniques qui combinent des données 2D et 3D sur le visage pour améliorer les performances et la robustesse de la reconnaissance. Récemment, plusieurs approches basées sur ce principe ont été développées. Bronstein et al. ont proposé une méthode qui considère le visage comme une surface isométrique. Ils se sont inspirés des travaux de Schwart et al., les premiers à employer la graduation multidimensionnelle (MDS) pour projeter des surfaces corticales du cerveau sur un plan.

Zigelman et al. [Zig02] et Grossman et al. [Gro02] ont appliqué ce principe aux problèmes de mapping de texture et de l'aplatissement «flattening» de cortex basé sur les voxels. Une généralisation de cette approche pour l'identification d'objet a été présentée dans les travaux d'Elad et de Kimmel [Ela01]. Ils ont développé un algorithme efficace pour construire une signature pour les surfaces isométriques. Cette méthode est désignée sous le nom des formes canoniques « bending-invariables ». Elle calcule des distances géodésiques entre les points prélevés sur la surface faciale. En plus de l'image 2D de texture, les auteurs ont utilisé une lumière structurée pour acquérir des images de profondeur (géométrie) des visages. L'image est convertie en une surface triangulée (maillage triangulaire) puis lissée en utilisant les splines. La taille de la surface est ensuite réduite approximativement à 2000-2500 sommets. Enfin, la forme canonique bending invariable du visage est calculée puis alignée en utilisant la méthode décrite dans. Les auteurs appliquent la technique eigenforms sur les vecteurs canoniques pour la reconnaissance de visage. Cette méthode a été testée sur une base de données contenant 220 images de 30 personnes (27 vraies personnes et 3 mannequins) ; un taux d'identification de 100 % est rapporté.

Chang et al. [Cha03] ont mené une étude expérimentale poussée qui leur a permis de comparer et de combiner des données 2D et 3D pour la reconnaissance faciale. Un total de 275 sujets a été sollicité pour l'acquisition des visages. Les sujets ont été scannés à l'aide d'un scanner laser "Minolta Vivid 900" qui permet d'obtenir des images d'intensité 2D et de profondeur 3D. Il est clair que durant le processus de décision, certaines métriques sont plus ou moins appropriées à une modalité donnée. Dans leur expérimentation, les auteurs ont utilisé la distance de Mahalanobis pour réaliser la mise en correspondance (matching).

La métrique utilisée pour la fusion de données combine les distances d'appariements trouvées séparément dans chaque espace. Il existe plusieurs méthodes pour combiner des métriques

différentes afin d'obtenir la meilleure règle de décision, telle que la somme, la multiplication, le minimum, la moyenne, etc. La décision multi-modale développée par les auteurs peut être résumée comme suit : dans un premier temps, les images d'entrée 2D (2D probe) et 3D sont appariées avec les images des galeries 2D et 3D respectivement. Ceci permet d'obtenir deux ensembles de N distances dans deux espaces différents, l'espace facial 2D et l'espace facial 3D. N est la taille de la galerie d'images. Les distances 2D et 3D sont additionnées, et l'image qui donne la plus petite somme est sélectionnée. Plusieurs tests ont été menés pour évaluer cette méthode. Une première expérimentation utilise des images anciennes des différents sujets. Une autre expérience emploie un ensemble plus grand constitué de 676 images de test prises lors de différentes sessions d'acquisition espacées dans le temps. Le taux d'identification obtenu pour les deux expériences est approximativement égal à : 99% pour l'approche multi-modale 3D + 2D, 94% pour l'approche 3D seule, et 89% pour l'approche 2D seule. Le résultat de l'approche multi-modale est obtenu en utilisant une somme pondérée des distances dans les espaces de visage 3D et 2D. Cette étude a démontré, grâce à l'utilisation de l'ACP sur les images 2D et 3D, que les données faciales 3D fournissent des performances biométriques bien meilleures que les données faciales 2D. Par ailleurs, les auteurs ont démontré aussi que la combinaison des données faciales 2D et 3D permet d'augmenter d'une manière significative les performances de la reconnaissance.

Dans les auteurs ont développé une approche 2D+3D combinant deux méthodes de localisation. Une méthode qui utilise un filtre de Gabor pour localiser les points d'intérêt 2D, et une deuxième méthode qui utilise l'algorithme de [Chu97] pour extraire les points de signature 3D (voir figure 1.3).



Figure 1.3 Choix de dix points : points 2D marqués par le " " et points 3D marqués par "x"

Les points 3D et les points de texture 2D ainsi obtenus sont projetés chacun dans leur propre sous-espace, en utilisant l'ACP, pour générer respectivement des vecteurs de forme et de texture. Ces vecteurs sont regroupés en un seul vecteur qui est normalisé afin de représenter l'image faciale. Le processus d'identification est basé sur une fonction de similitude utilisant la méthode SVM. Les expérimentations, faisant participer 50 personnes ayant des expressions

faciales différentes pour des points de vue différents, ont démontré l'efficacité de l'algorithme. Un taux reconnaissance de 90 % a été obtenu

Partie B : Image hyperspectrale pour reconnaissance visage 3D

1.5 L'Imagerie HyperSpectrale (IHS)

1.5.1 Définition et atouts

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 l'IHS de l'imagerie couleur et multispectrale par trois caractéristiques principales (voir figure 1.4 et table 1.1) :

- 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 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 quasi-continu pour chaque pixel [Nat09].

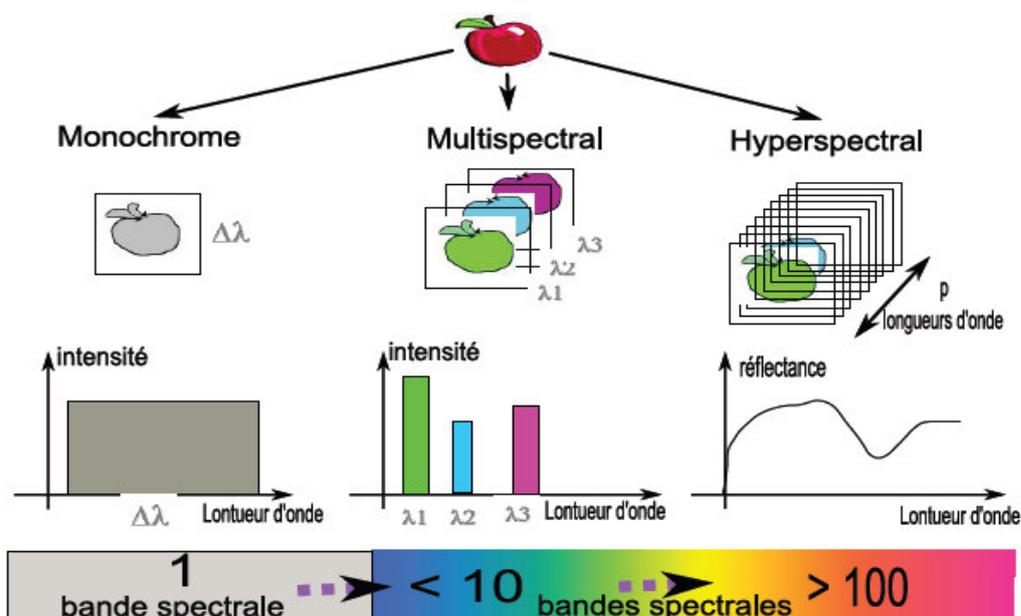


Figure 1.4 De la vision numérique monochrome à l'imagerie hyperspectrale [Nat09]

| | Multispectral | Superspectral | Hyperspectral | Ultraspectral |
|---------------------------------|---------------|---------------|---------------|---------------|
| Nb de bandes | 5-10 | 10-20 | 100-200 | 1000-10000 |
| $\frac{\lambda}{\Delta\lambda}$ | 10 | 50 | 100 | 1000 |

Tableau 1.1 Du multi spectral à l’ultra spectral : définition numérique

Les images IHS fournissent donc une information plus détaillée des propriétés spectrales d’une scène et permettent de fait une identification et une discrimination plus précises des objets que les capteurs multispectraux (figure 1.4). Plus encore, le passage de l’imagerie multispectrale à l’imagerie hyperspectrale est souvent décrit comme le passage du domaine de la discrimination aux domaines de la quantification et de l’identification déterministe .

Ainsi, quel que soit le domaine d’application, l’émergence de cette technologie permet d’envisager un élargissement des applications potentielles : ou encore respectivement dans le domaine du contrôle de produits pharmaceutiques et dans le domaine du contrôle de la qualité alimentaire précisent que c’est une nouvelle méthode analytique excitante car elle permet de répondre à certaines questions telles que ‘combien de composés chimiques sont présents dans un échantillon’, ‘à quelle concentration’ et de plus de connaître la localisation de ces composés. Les chercheurs ont ainsi un accès à des informations spatiales et spectrales

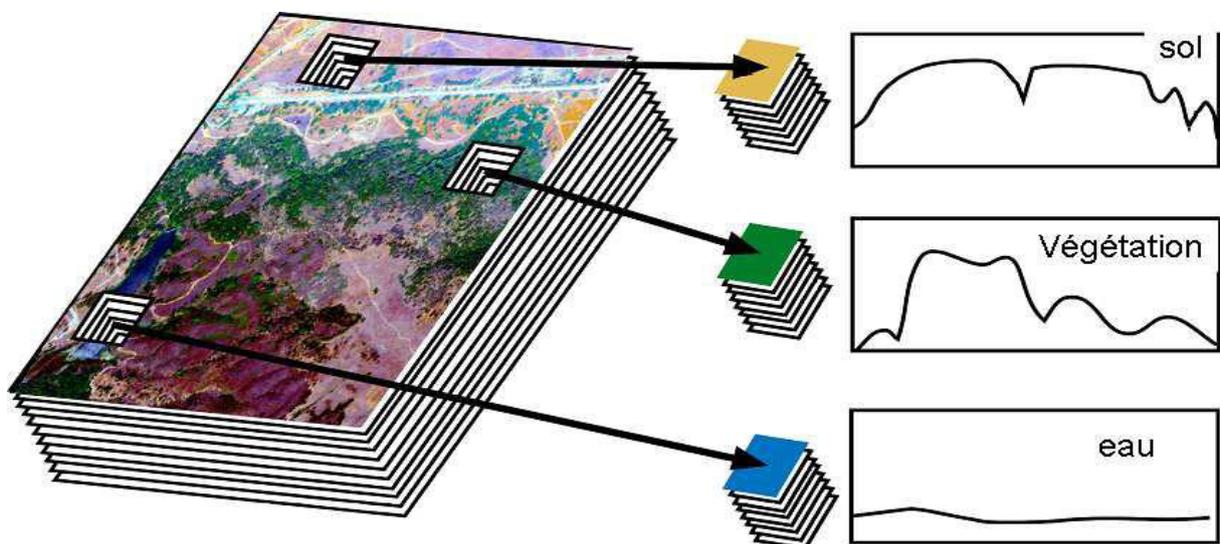


Figure 1.5 Imagerie hyperspectrale : accès à une information spectrale spatialisé [Nat09]

permettant de caractériser un échantillon de manière rapide et avec une résolution spatiale et spectrale très fine et permettant ainsi une analyse étendue d’échantillons hétérogènes complexes. donnent ainsi un bilan des possibilités étendues de l’IHS, pour l’environnement

agro-alimentaire, à travers différentes caractéristiques en comparaison avec les techniques optiques plus classiques et évoquées dans la première section (imagerie couleur ou RGB, spectrométrie proche infrarouge notée NIRS, imagerie multispectrale notée IMS). Ce bilan est présenté table 1.2. complète ce bilan en se risquant à une nomenclature des utilisations étendues de l’IHS. Celle-ci est donnée sous forme schématique figure 1.5 [Nat09].

1.5 .2 Développement et applications de l’IHS

Le premier facteur de développement de l’imagerie hyperspectrale a été indubitablement la disponibilité de détecteurs multi-canaux sensibles aux rayonnements proche infrarouge (InGaAs avec différents dopages) ou infrarouge (micro-bolomètres). Il est intéressant de remarquer que l’imagerie hyperspectrale s’est développée à deux extrémités de l’échelle spatiale, à savoir pour l’imagerie satellitaire, avec des résolutions de 20 m environ et à l’échelle microscopique, notamment en imagerie Raman ou moyen-infrarouge,

| Caractéristique | Imagerie RGB | NIRS | IMS | IHS |
|----------------------------------|--------------|----------|----------|----------|
| Information spatiale | ∞ | | ∞ | ∞ |
| Information spectrale | Limitée | ∞ | Limitée | ∞ |
| Information Multi composés | Limitée | ∞ | Limitée | ∞ |
| Sensibilité aux composés mineurs | Limitée | ∞ | Limitée | ∞ |

Tableaux 1.2 Possibilités étendues de l’imagerie hyperspectrale en comparaison avec des techniques vision couleur (imagerie RGB), spectrométrie proche infrarouge (NIRS imagerie multi spectrale(IMS)).

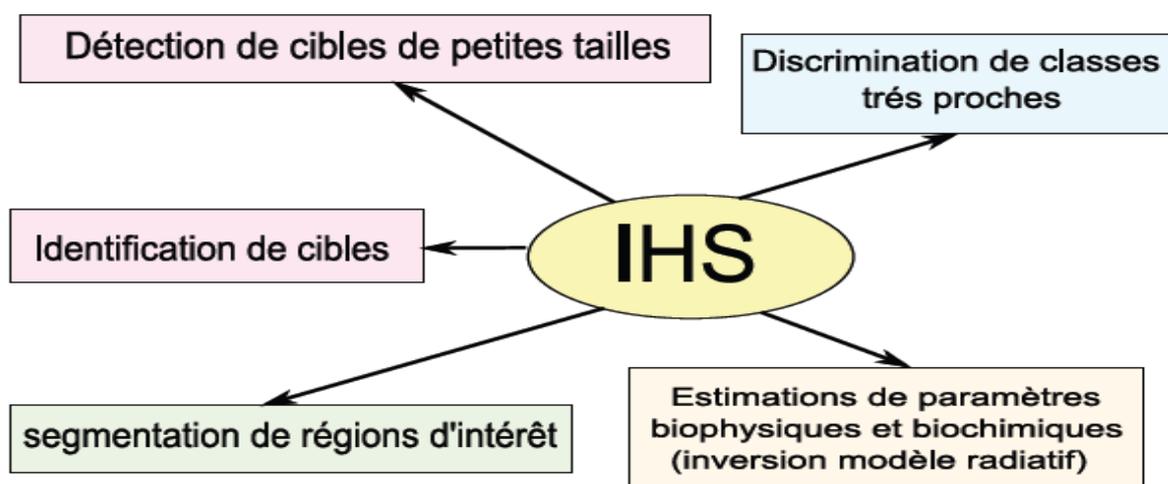


Figure 1.6 Possibilités étendues offertes par l’IHS pour des applications liées à l’agriculture [Lennon, 2002].

avec des résolutions de l'ordre de la dizaine de microns, et ceci sans que les communautés ne communiquent vraiment entre elles. Par exemple les produits agro-alimentaires et les procédés agricoles se situent à une échelle intermédiaire, appelée échelle macroscopique ou encore proxi-détection avec des champs variant de quelques centimètres à quelques mètres.

à cette échelle d'étude, la vision hyper-spectrale s'est développée de manière beaucoup plus récente à cause du coût prohibitif des équipements pour les applications visées. Les progrès technologiques réalisés ces dernières années dans le domaine des capteurs optiques, ont permis l'avènement de systèmes d'imagerie hyperspectrale à des prix abordables pour des applications au champ ou en laboratoire à l'échelle macroscopique ou microscopique (proxi-détection). Techniquement, deux grandes approches sont utilisées pour réaliser des images hyperspectrales.

La première consiste à acquérir une séquence d'images 2D à différentes longueurs d'onde. Pour cela, on utilise des filtres variables (filtres AOTF ou LCTF) positionnés devant une caméra matricielle. La deuxième approche consiste à acquérir une séquence d'images lignes où pour chaque pixel d'une ligne, un spectre complet est mesuré (approche push-broom). Elle requiert un spectrographe imageur couplé à une caméra monochrome où une dimension permet d'enregistrer l'information spatiale et l'autre la dimension spectrale. La dimension spatiale manquante est alors acquise par déplacement du capteur ou de l'objet. Aujourd'hui, les applications les plus avancées concernent la détection des contaminants dans des procédés alimentaires (corps étrangers, salissures...) ou agricoles (mauvaises herbes), la cartographie de composants chimiques (répartition des matières actives dans des comprimés pharmaceutiques, répartition eau/matière grasse dans des produits alimentaires) ou encore la détection de défauts invisibles à l'oeil (car ayant la même réflectance colorimétrique que la partie saine). Ainsi, dans le domaine agro-alimentaire, l'IHS a été utilisée entre autres pour l'inspection des carcasses de poulet, la détection des défauts ou la détermination de la qualité sur les pommes, tomates, melon, kiwi. Pour une plus large revue de ces applications, le lecteur intéressé pourra se référer à ou encore Dans le domaine agricole, les données hyperspectrales sont utilisées en agriculture de précision pour l'évaluation de l'état des récoltes et du sol et pour les mesures quantitatives des principaux paramètres des récoltes tels que le contenu en eau de la végétation, l'azote, ou encore la chlorophylle et la surface foliaire. Elles concernent essentiellement des données acquises par des capteurs satellitaires ou aéroportés. Peu d'utilisations au champ (à nos échelles) sont reportées dans la littérature. On peut toutefois faire référence aux travaux de Inoue [In et Pe01] ou encore Schut [Sch et al06] et Ye [Ye et

al08] qui se sont intéressés à la détection des adventices au champ et à la caractérisation d'espèces végétales.

1.6 La technologie de l'imagerie hyperspectrale

L'imagerie spectrale combine les technologies fondamentales : (i) imagerie conventionnelle, (ii) spectroscopie, et (iii) radiométrie, afin de produire les images, dans lesquelles une signature spectrale est associée à chaque élément spatial. La position et la relation de cette technologie par rapport à d'autres technologies sont montrées dans la figure 1.7. Chacune de ces technologies a des principes et des applications spécifiques. En combinant ces différentes technologies, l'imagerie hyperspectrale apparaît comme une nouvelle technologie permettant d'acquérir des informations plus complètes sur notre environnement.

Les rayonnements de réflexion parvenant au capteur et entrent dans le système d'imagerie. Chaque capteur d'imagerie numérique se compose de deux parties. La première partie est le système optique incluant des filtres, des lentilles et des prismes. La tâche de ce système pour l'IHS est de faire converger, de diriger et de diviser les rayonnements de réflectivité spectrale selon leurs longueurs d'onde en centaines de canaux contigus et étroits. Dans la deuxième partie, les rayonnements séparés entrent dans le système électronique et rayonnent sur les détecteurs correspondant aux différentes longueurs d'onde. Les détecteurs enregistrent le flux de radiance reçu de chaque région d'échantillonnage. Ces détecteurs sont l'équivalent de cellules photosensibles.

Par conséquent, pour chaque pas d'échantillonnage terrestre, une tension correspondant à l'énergie de ces rayonnements apparaît au niveau de chaque détecteur. Dans l'étape suivante, il suffit de convertir ces tensions en des valeurs d'intensité

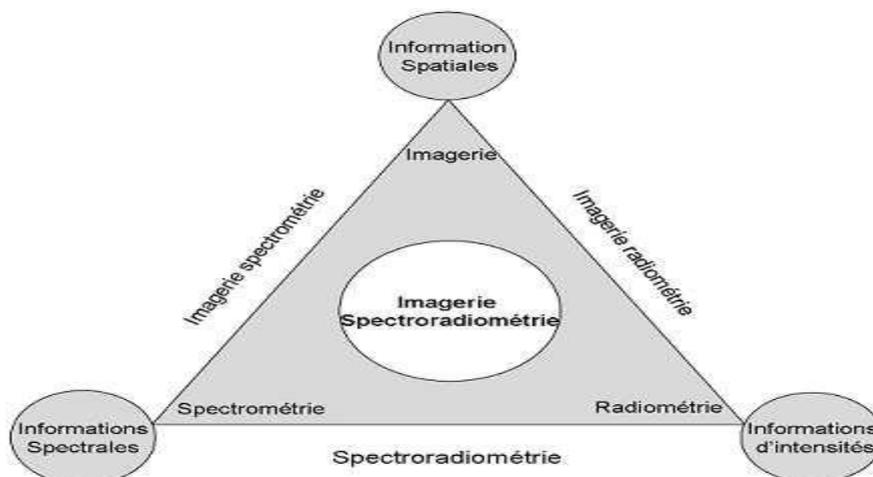


Figure 1.7 Les technologies fondamentales et leurs relations avec IHS [Ela 87] .

mineuse grâce à un convertisseur analogique/numérique. Pour les différents systèmes d'imagerie numérique, il existe trois catégories principales de capteurs :

i) Détecteurs simples ; ii) Détecteurs linéaires ; iii) Détecteurs matriciels

i) Le premier groupe, à savoir les anciens capteurs de télédétection, comporte un seul détecteur ainsi qu'un système mécanique, en plus de deux systèmes optiques et électroniques. Ce système inclut un miroir oscillant permettant d'effectuer un balayage dans la direction perpendiculaire au trajet du véhicule porteur du capteur et d'obtenir ainsi une ligne. L'autre dimension de l'image est obtenue grâce au déplacement du porteur (voir figure 1.8.a). En fonction de la technologie utilisée, il est possible d'employer un certain nombre de détecteurs pour obtenir des images multi ou hyperspectrales. Cette catégorie de capteurs est connue en télédétection sous l'appellation de capteurs Wiske Broom , et est plutôt utilisée pour l'imagerie multispectrale. Un exemple de capteur bien connu de ce genre est le capteur MSS qui est porté par le satellite Landsat-1 en 1972.

ii) La deuxième catégorie emploie une barrette linéaire de détecteurs géométriquement calibrés. Dans ce cas, l'acquisition de l'image se fait simultanément sur toute la ligne. L'autre dimension de l'image est obtenue ici aussi grâce au déplacement du porteur (voir figure 1.8.b). La stabilité géométrique de l'imagerie de ces capteurs est bien meilleure que celle du premier groupe, bien que l'étalonnage précis des capteurs soit essentiel et parfois coûteux. Ces capteurs sont également nommés capteurs Push Broom. Ils sont utilisés dans le cadre de l'imagerie panchromatique, multispectrale ou hyperspectrale. Les satellites français d'observation terrestre (SPOT 1-5) sont équipés de différents capteurs de ce type avec des caractéristiques très spécifiques. Ainsi, les capteurs hyperspectraux, parmi eux l'AVIRIS et CASI, fonctionnent dans ce mode.

iii) Enfin, le troisième groupe concerne les capteurs matriciels qui utilisent de nombreux détecteurs rangés en deux dimensions comme une matrice (voir figure 1.8.c). À cause de la nécessité de étalonnage, la production de ce genre de capteur est très difficile, coûteuse et limitée. Par contre, la stabilité géométrique d'image d'un capteur 2D est encore meilleure que celle d'un capteur linéaire. Jusqu'à présent, il existe certains capteurs matriciels aéroportés qui sont employés plutôt pour l'imagerie stéréoscopique panchromatique ou couleur. Un bon exemple de capteur de ce groupe est la caméra numérique aéroportée de l'IGN [Sae05] .

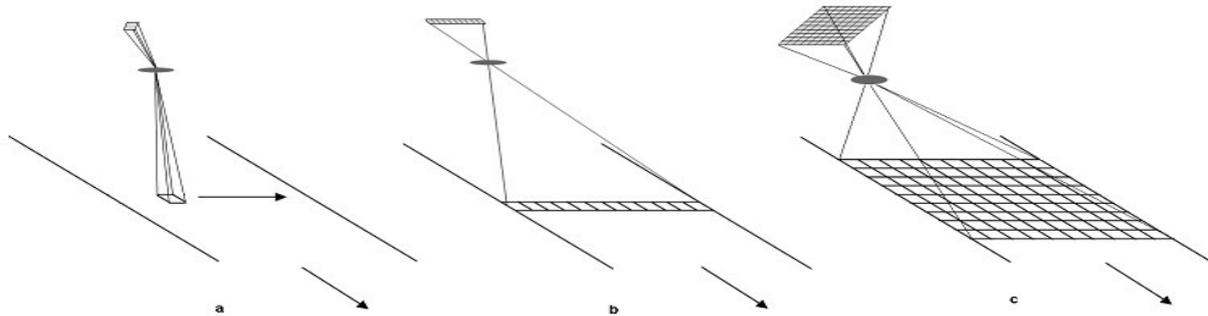


Figure 1.8 Différentes technologies d'imagerie numérique [Sae05].

1.7 Les caractéristiques de l'IHS

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.

1.7.1 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 IFOV⁸. 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 GIFOV⁹. Il peut être appelé, sur le modèle du mot pixel, groundel¹⁰, 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 véhiculé porteur du capteur. Dans le cas où IFOV est suffisamment petit, l'équation ci-dessous permet de définir le rapport entre GIFOV et IFOV pour une prise de vue verticale,

$$\text{GIFOV} = \frac{h}{f} \times \text{IFOV} \quad (1.1)$$

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 variables 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 qu'il est coûteux d'améliorer.

1.7.2 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'IMS ou 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 (1.2)

$$N_{bandes} = \frac{[Gamme Spectrale]}{\Delta\lambda} \quad (1.2)$$

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 [Sae05].

1.7.3 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 (1.3) définit le nombre N de niveaux de gris par rapport au nombre de bits n :

$$N = 2^n \quad (1.3)$$

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 compte [Sae05].

1.7.4 Le concept de cube de données

Les signaux enregistrés par le capteur sont retransmis à la station terrestre par télémétrie dans le cas de l'imagerie satellitaire ou stockés dans le cas de l'imagerie aéroportée. Au sol, les données acquises sont transformées en image. Considérant les caractéristiques citées ci-dessous, 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 mesure 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 [Sae05].

1.8 Problématiques liées à l'acquisition et au traitement des données hyperspectrales

Bien que les potentialités de la technologie hyperspectrale apparaissent relativement grandes, l'acquisition et le traitement de ces données est une procédure complexe et difficile. Ainsi, la communauté européenne, au travers d'un projet d'action nommé Hydressa (Hyperspectral Remote Sensing in Europe Specific Support Action), a lancé un vaste programme afin d'unir les travaux de la communauté sur ce champ émergent. Plusieurs verrous scientifiques et technologiques ont été identifiés et nécessitent des efforts importants de recherche. Ainsi, Hydressa a proposé de séparer la chaîne de traitement des données hyperspectrales en deux étapes et a identifié pour chacune d'entre-elles des besoins particuliers de recherche (voir figure 1.9) :

- La première étape concerne les fournisseurs de données et nécessite de travailler sur des problèmes permettant d'assurer une information de qualité et de ce fait, une large diffusion des images hyperspectrales : correction radiométrique, correction géométrique, correction atmosphérique et évaluation objective de la qualité des données.
- La deuxième, appelée étape utilisateur, doit permettre sur des données pré-traitées et corrigées, d'extraire des informations pertinentes. Elle nécessite de s'intéresser

particulièrement aux méthodes de transformation de données, à la sélection de caractéristiques, de développer des bibliothèques spectrales et des algorithmes de classification et de détection de caractéristiques.

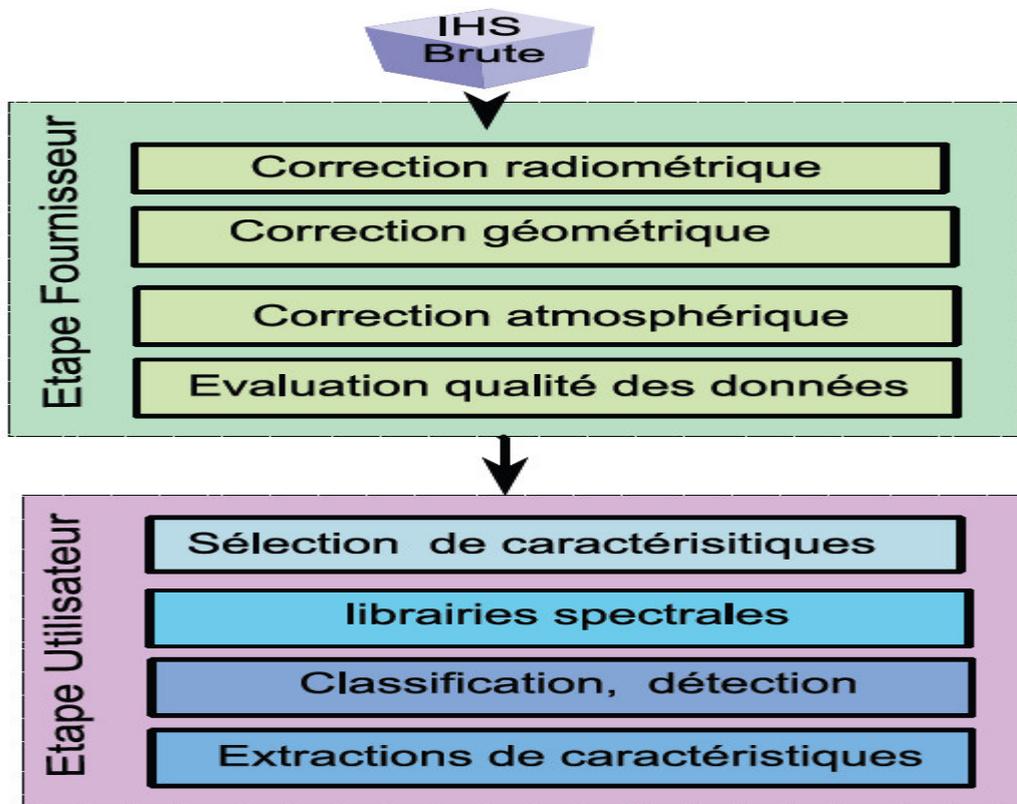


Figure 1.9 IHS : Identification de verrous scientifiques par HYDRESSA [Nat09].

Quels que soient la technologie et le type de capteur utilisés (push broom, staring system) ou la distance d'utilisation (satellitaire, aéroporté, proxi-détection) la nécessité d'un étalonnage étendu (radiométrique, géométrique et atmosphérique) est primordiale.

L'objectif de la correction radiométrique est de quantifier précisément le comportement radiométrique de chaque pixel de la matrice CCD. Il est ainsi nécessaire, d'une part, d'évaluer la fonction de réponse du pixel et d'autre part, d'identifier et de quantifier les hétérogénéités spatiales dues aux composants du capteur d'imagerie afin de pouvoir s'en affranchir.

Dans le domaine de l'imagerie satellitaire ou encore de l'imagerie aéroportée, cette caractérisation est réalisée par des laboratoires optiques spécialisés à l'aide d'une sphère d'intégration [Len02].

Pour les systèmes d'imagerie de proxi-détection ou de laboratoire, cette caractérisation est onéreuse et a conduit les utilisateurs de ce type de matériel à proposer des méthodes d'étalonnage alternatives (par exemple : étalonnage en deux points , étalonnage linéaire et du

second ordre ,étalonnage par translation et transformée de Fourier Ces approches ne donnent cependant pas de résultats suffisants.

Les corrections géométriques concernent d'avantage les images obtenues à partir de capteurs aéroportés ou satellitaires. Les corrections géométriques réalisées pour les images satellitaires tendent à prendre en compte les distorsions géométriques provenant essentiellement de la large prise de vue (fauchée) et de facteurs tels que la rotation ou la courbure de la terre. Dans le cas des images aéroportées, elles permettent de faire face aux déformations géométriques provenant des conditions de vol à savoir les paramètres d'attitude (roulis, tangage, lacet), de positionnement de l'appareil et de topographie du relief. En proxi-détection, l'ensemble de ces facteurs de déformation géométrique est limité.

Les corrections atmosphériques concernent l'ensemble des images prises en milieu extérieur. Dans ce cas, les valeurs de luminance sont influencées, entre autres, par l'éclairement solaire disponible et la constitution de l'atmosphère au moment de la prise de vue. Celle-ci comporte des bandes d'absorption étroites (bandes de Fraunhofer) qui interagissent avec le rayonnement solaire modifiant sensiblement la courbe d'éclairement spectral disponible. Les valeurs de luminance des pixels doivent donc être étalonnées relativement aux conditions de prise de vue à savoir éclairement solaire disponible, constitution de l'atmosphère, géométrie de la prise de vue]. Cet étalonnage est réalisé, entre autres, via des techniques de modélisation du transfert radiatif dans l'atmosphère et constitue un champ de recherche actif. Cette étape s'avère particulièrement nécessaire lorsque l'on désire extraire des paramètres biophysiques ou encore réaliser de la correspondance de spectres avec des bibliothèques spectrales (spectral matching).

Sans négliger l'importance des étapes préalables à l'utilisation des données IHS (prétraitement), nous nous intéressons ici uniquement à l'aspect traitement des données. Les particularités de données IHS (grande dimensionnalité en particulier) ne permettent pas l'utilisation des algorithmes de classification ou segmentation classiquement utilisés en imagerie multispectrale. Elles nécessitent ainsi le développement d'algorithmes de traitement dédiés, qui permettent, d'une part, de s'affranchir d'un phénomène touchant les espaces de grande dimension (effet de Hughes ou malédiction de la dimensionnalité [Hug68] et d'autre part, prenant en compte les dimensions spectrale et spatiale des données.

1.8.1 Faire face au phénomène de Hughes

Un des problèmes majeurs dans l'analyse et le traitement des images hyperspectrales réside dans le fait qu'il est extrêmement difficile d'extraire des informations utiles dans les espaces de grande dimension. Si l'augmentation du nombre de bandes spectrales permet a

priori d'augmenter la séparabilité entre classes, la précision de l'estimation statistique, par exemple, pour des approches de classification paramétriques, diminue avec la dimension de l'espace conduisant de fait à des résultats de classification médiocres [Hug68]. Pour contourner ce phénomène, plusieurs voies de recherche sont engagées : la première consiste à s'intéresser non plus aux propriétés statistiques des classes mais à leurs propriétés géométriques dans l'espace spectral. Ainsi, les supports à vastes marges ou SVM (Support Vector Machine) ont-ils connu un regain d'intérêt ces dernières années. La deuxième approche, consiste à projeter les données dans un espace de dimension inférieure, tout en gardant l'information utile à la séparation des classes. Cette réduction de dimension est justifiée par les propriétés des espaces de grande dimension (espace vide, renforcement de l'hypothèse de normalité lors de projections linéaires...) mais aussi par les grandes redondances d'informations existantes entre bandes spectrales adjacentes.

1.8.2 Tenir compte des informations spectrale et spatiale

Il est intéressant de noter que la plus part des approches disponibles pour le traitement des données hyperspectrales ne prennent pas en compte la dimension spatiale des données. Les images hyperspectrales ne sont pas traitées comme des matrices (images) mais comme une liste non ordonnée de spectres sans aucun arrangement spatial particulier. Ce constat a été posé par de nombreux auteurs. La prise en compte de l'information spatiale apparaît cependant très utile dans le cas de problème de classification très difficiles où les objets à discriminer sont très proches spectralement. Ainsi, dans le domaine de la reconnaissance des zones urbaines, précise que l'utilisation simultanée de l'information spectrale et spatiale est une voie pour discriminer des structures variables réalisées à partir de matériaux identiques. L'utilisation d'une information de structuration des pixels telle que la taille ou la forme permettra par exemple, de discriminer le toit d'une maison privée de celui d'un large immeuble, dans le domaine de l'agriculture, indique que la distinction entre culture et adventice est parfois très délicate en particulier pour des sols ayant déjà une couverture végétale. Il explique alors que l'information spectrale seule n'est pas suffisante pour discriminer de façon robuste les adventices des cultures. En effet, la réflectance des plantes est extrêmement fluctuante en fonction de l'espèce, de l'état physiologique de la plante (stress hydrique, état de santé), de l'état de la feuille (orientation suivant la lumière incidente, âge, structure), de la nature et de l'état du sol, ainsi que de la structure complexe du couvert végétal. Cela nécessite l'introduction d'autres caractéristiques pour parvenir à un taux de classification correct. Dans le domaine de l'aménagement du territoire, précisent que les méthodes pixel à pixel fonctionnent mal sur des images à haute résolution spatiale car elles ne

permettent pas de s'affranchir des hétérogénéités locales. Il semble ainsi judicieux de mettre en place des approches orientées objets qui permettront d'une part de pallier à ce problème mais aussi d'avoir accès à la notion d'objet et donc à des informations géométriques ou structurelles des pixels très utiles, par exemple, pour distinguer une rivière d'un étang. La mise en œuvre de telles approches n'est cependant pas immédiate mais elle constitue suite à l'avènement de capteurs hyperspectraux satellitaires ou aéroportés à haute résolution spatiale, un champ de recherche émergent et en pleine effervescence. Dans le cadre de la proximité-détection, compte tenu de la très haute résolution spatiale des images obtenues et de l'intérêt évident d'avoir accès, dans le cadre de nos applications, à la notion d'objet, la mise en place de telles stratégies a tout son sens [Nat09].

1.9 Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes tout d'abord à la reconnaissance de visage 3D. Nous avons évoqué les limites de celle-ci et présenté la problématique, ce qui nous a poussé à étudier les propriétés et les atouts des images hyperspectrales dans des problématiques de classifications de scènes complexes. L'avenir de ce type d'images apparaît prometteur mais nécessite un investissement de recherche sur des problématiques liées autant à l'acquisition qu'au traitement des images. Dans le cadre de cette chapitre, nous nous sommes intéressés plus particulièrement à l'aspect traitement de données. Deux problématiques afférentes au traitement des données hyperspectrales ont été évoquées à savoir (1) comment s'affranchir de l'effet de Hughes, (2) Comment utiliser et mêler informations spectrale et spatiale.

2.1 Introduction

Le chapitre précédent a permis d'évoquer le souci de combiner les aspects spatiaux et spectraux dans les approches de traitement des données hyperspectrales tout en prenant en compte les problématiques de classification de ces données liées en particulier au phénomène de Hughes.

Ce chapitre est dédié à un état de l'art sur les méthodes de traitement des IHS liant ces deux espaces. Nous nous étudions dans un premier temps aux approches de classification intégrant une contrainte spatiale (c-moyennes floues, SVM, champs de Markov) puis aux approches empruntées au traitement des images scalaires ou couleur et étendues au cas des IHS.

2.2 Approches de classification avec contrainte spatiale

Dans ces approches, l'information spatiale peut être introduite à différents niveaux : à l'étape d'initialisation de la classification permettant de déterminer un certain nombre de paramètres nécessaires à une bonne classification (nombre de classes par exemple), dans le procédé de classification même ou encore en post-classification (régularisation) permettant de lutter contre les classes se superposant ou les erreurs de classification type poivre et sel. Nous nous focalisons ici sur les approches intégrant une contrainte spatiale dans le processus même de classification.

2.2.1 Contrainte spatiale Fuzzy-C-means

L'approche C-moyennes flous (Fuzzy-C-Means ou FCM) est une technique de classification floue non supervisée qui permet de révéler la structure sous-jacente de données et de segmenter une image en régions spectralement homogènes sans toute fois prendre en compte les relations spatiales entre pixels. Étant donnée une image contenant n pixels à partitionner, en c classes, chacun des n individus appartient à chacune des c classes, avec un coefficient d'appartenance u , u_{ik} étant le degré d'appartenance de l'individu k à la i classe. Appelons d_{ki}^2 la distance entre l'individu k et la classe i . Elle peut être définie simplement comme une distance euclidienne dans l'espace spectral mais aussi de façon plus générale sous la forme :

$$d_{ki}^2(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_i) = \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|^2 \mathbf{A} = (\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i) \mathbf{A} (\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i)^T \quad (2.1)$$

\mathbf{A} étant une matrice symétrique définie positive et \mathbf{v}_i le prototype de la classe i . Soit U la matrice des coefficients u_{ik} et V celle des coordonnées des centres des classes, l'objectif de l'algorithme est de trouver U et V minimisant une fonction de coût définie de la façon suivante :

$$J = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d_{ki}^2(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_i) \quad (2.2)$$

Sous les contraintes suivantes

$$\mathbf{u}_{ik} \in [0, 1], \sum_{i=1}^c \mathbf{u}_{ik}=1, \forall k, \mathbf{0} < \sum_{k=1}^n \mathbf{u}_{ik} < n \forall i \quad (2.3)$$

m est un paramètre permettant de contrôler le degré de flou de la partition. Une solution pour la minimisation de la fonction d'objectif J peut être obtenue par une procédure itérative où les centres des classes v_i et les degrés d'appartenance de la donnée x_k au i classes (u_{ik}) en cours sont mis à jour via les équations suivantes :

$$\mathbf{u}_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{ij}}\right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (2.4)$$

$$\mathbf{u}_i = \frac{\sum_{k=1}^n \mathbf{u}_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n \mathbf{u}_{ik}^m} \quad (2.5)$$

L'insertion d'une contrainte (spatiale ou spectrale) peut être réalisée via une modification de l'équation (2.2) telle que proposée par exemple par Pedrycz [Ped96] consistant en l'ajout d'une variable auxiliaire permettant d'introduire une information a priori pour influencer la classification. Il aboutit ainsi à une nouvelle formulation de l'algorithme des C-moyennes floues connue sous le nom de C-moyennes floues conditionnelles (Conditional Fuzzy C-means ou CFCM). L'idée est d'utiliser des pixels connus et labellisés pour diriger le processus de classification. Pour cela, une variable auxiliaire f_k est affectée à chaque pixel labellisé et introduite dans la fonction d'objectif de la façon suivante :

$$J = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \mathbf{u}_{ik}^m d^2(x_k, v_i) + \alpha \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (\mathbf{u}_{ik} - f_{ik} b_k)^m d^2(\mathbf{u}_{ik}, v_i) \quad (2.6)$$

Le premier terme de la fonction de l'objectif est la fonction standard FCM. La variable b_k , dans le second terme, est une variable booléenne qui indique si une information est connue a priori pour l'objet k (b_k vaut 1 dans l'affirmative et 0 si non). La variable f_{ik} contient l'information apriori (degré d'appartenance) concernant l'objet k vis à vis de la classe i . Le paramètre α est un facteur de pondération de l'effet des connaissances a priori. L'introduction de cette nouvelle fonction d'objectif conduit également à modifier la procédure de calcul des valeurs d'appartenance u_{ik} et du calcul des centres de classe v_i en cours de processus ($m=2$)

$$f_{ik} = \frac{1}{1+\alpha} \left\{ \frac{1+\alpha(1-b_k \sum_{l=1}^c f_{lk})}{\sum_{l=1}^c \frac{d_{ik}^2}{d_{il}^2}} + \alpha f_{ik} b_k \right\}, v_i = \frac{\sum_{k=1}^n \mathbf{u}_{ik}^2 x_k}{\sum_{k=1}^n \mathbf{u}_{ik}^2} \quad (2.7)$$

Ainsi, les hautes valeurs de f_{ik} permettent d'augmenter le degré d'appartenance de l'objet à la classe i alors que les faibles valeurs de f_{ik} vont au contraire affaiblir celui-ci : le 2^{ème} terme de l'équation (2.7) introduit un coût supplémentaire quand on s'éloigne des informations a priori. Certaines chercheurs ont utilisé cette formulation et ont proposé un algorithme de c-

moyennes floues conditionnelles guidé géométriquement (geometrically guided conditional fuzzy c-means clustering ou GGC-FCM). Dans cet algorithme, les valeurs des variables auxiliaires f_{ik} sont déterminées à chaque itération en prenant en considération le voisinage immédiat du pixel x_k (fenêtre de taille paire s) au travers d'une mesure calculée à partir des degrés d'appartenance.

De nombreuses autres approches permettant d'introduire une contrainte spatiale dans l'algorithme des C-moyennes floues ont été proposées dans la littérature. Parmi les plus récentes, on peut notamment citer celles de ou encore [Chu et al.06] et [Wan,Fei08].

2.2.2 Contrainte spatiale SVM (Machines à Support Vecteurs)

Les machines à vecteurs supports ou séparateurs à vaste marge (en anglais Support Vector Machine, SVM) sont un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destiné à résoudre des problèmes de discrimination et de régression et sont particulièrement adaptées pour traiter les données de très hautes dimensions. Elles permettent, en effet, de s'affranchir du phénomène de Hughes en s'intéressant à des propriétés géométriques (frontières) des ensembles à discriminer plutôt qu'à leurs propriétés statistiques. Elles ont été utilisées dans de nombreux domaines (reconnaissance de forme, imagerie médicale...) mais également dans le traitement des images hyperspectrales où elles ont donné des résultats encourageants.

Dans les sections suivantes, nous rappelons brièvement les principes de base de ces approches puis nous intéressons aux méthodes développées par plusieurs auteurs pour incorporer une contrainte spatiale.

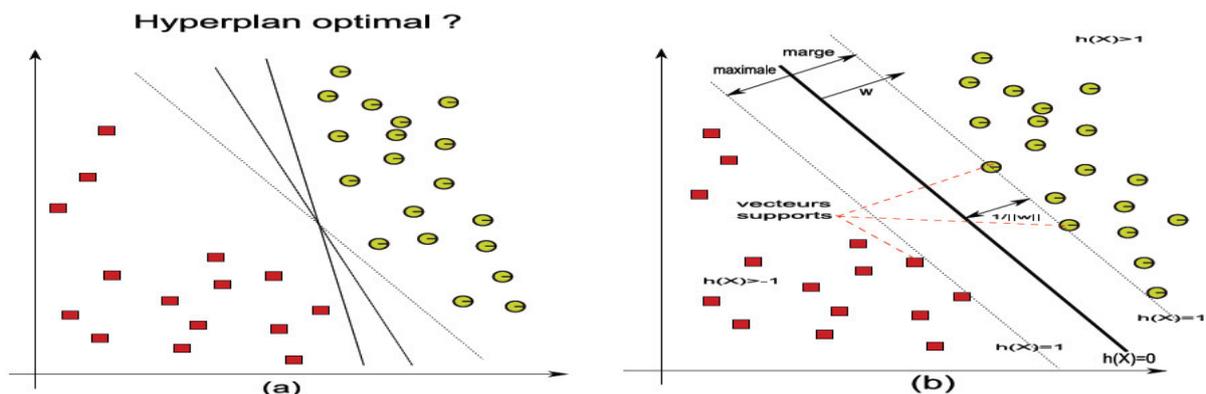


Figure 2.1 Principe des SVM : (a) Recherche de l'hyperplan optimal ; (b) Hyperplan optimal, marge et vecteurs supports [Nat09].

Parmi les noyaux les plus classiquement utilisés pour la classification des IHS, on trouve, le noyau gaussien ou noyau RBF (pour Radial Basis Function) $k(x, y) = \exp(-\frac{\|x-y\|^2}{2\sigma^2})$ ou encore le noyau polynomial $k(x, y) = (x \cdot y + 1)^p$. Pour faire face aux variations d'illumination en cours d'acquisition et prendre en compte la notion de signature spectrale propre aux IHS,

Mercier et ses co-auteur [Mer et al03] ont introduit un noyau basé sur la distance angulaire spectrale (Spectral Angle Mapper ou SAM en anglais)

2.2.2.1 Travaux en imagerie hyperspectrale basés sur les SVM

Cependant, les travaux cités précédemment concernant l'imagerie hyperspectrale et basés sur les SVM utilisent uniquement l'information spectrale, les relations inter-pixels ne sont pas utilisées.

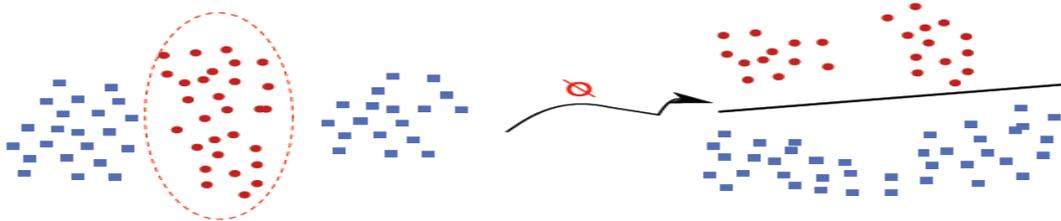


Figure 2.2 représentation de l'astuce du noyau (trick kernel) [Nat09].

Des noyaux spécifiquement adaptés aux images hyperspectrales et utilisant des relations spatiales ou contextuelles ont été cependant proposées par divers auteurs dont Mercier [Mer et al.03], Camps-Valls [Cam et al 06] ou encore Fauvel [Fau et al 07].

L'introduction d'une contrainte spatiale ou d'une information contextuelle dans les approches SVM est réalisée via les fonctions noyaux. Camps-Valls et ses co-auteurs [Cam et al 06] ont montré que toute fonction composite de noyaux de forme $K(x_i, y_j) = K_1(x_i, y_j) + K_2(x_i, y_j)$ et $K(x_i, y_j) = \alpha K_1(x_i, y_j)$ avec K_1, K_2 noyaux définis et vérifiant les conditions de Mercer et $\alpha > 0$ pouvait en effet être utilisée elle-même comme noyau (conditions de Mercer vérifiées). Il propose donc de construire un noyau spectral k_s et un noyau spatial k_w est de les combiner via les fonctions composites décrites précédemment pour obtenir un noyau de la forme suivante :

$$\mathbf{K}(x_i, x_j) = \mu k_s(x_i^s, x_j^s) + (1-\mu) k_w(x_i^w, x_j^w) \quad (2.8)$$

Le terme μ est un paramètre réel positif ($0 < \mu < 1$) qui permet de moduler l'importance donnée au terme spatial et spectral. Dans ces expérimentations, menées sur des images hyperspectrales AVIRIS (200 bandes spectrales utilisées), l'auteur a utilisé comme noyau spectral un noyau polynomial ($d = 1 \dots 10$). Les termes x_i^s et x_j^s sont simplement les signatures spectrales associées aux pixels i et j . Le noyau spatial est construit sur la base d'un noyau gaussien où l'information spectrale x_i^w est calculée sur une fenêtre centrée sur le pixel (moyenne, écart type). Les noyaux intégrant une contrainte spatiale permettent d'améliorer de façon conséquente les résultats de la classification finale (en particulier le noyau obtenu par somme pondérée de noyaux). L'auteur a cependant constaté, du fait de l'utilisation d'une

fenêtre carrée, que de nombreuses erreurs de classification interviennent sur les zones de transition (contour).

Mercier et ses co-auteurs [Mer et al. 03] utilisent ce même noyau pour classifier des images hyperspectrales en provenance d'un capteur CASI (17 bandes spectrales de 450 à 950 nm). Plusieurs noyaux spectraux et spatiaux de base sont testés (noyau gaussien, noyau basé sur la distance SAM...) et l'information spatiale pour un pixel i est obtenue par moyenne sur une fenêtre carrée centrée sur le pixel i .

propose de pallier aux phénomènes d'effet de bord (erreurs de classification sur les zones de transition) en définissant un voisinage spatial adaptatif. Pour ce faire, il utilise en premier lieu des filtres d'aires appelés filtres surfaciques auto-complémentaires proposés par Soille, permettant d'obtenir une image sur-segmentée préservant les structures importantes de l'image. Le filtrage d'aire est effectué sur la première composante principale de l'image hyperspectrale. Les régions connexes obtenues permettent ainsi de définir le système de voisinage. En notant ϕ_x l'ensemble des pixels appartenant à la même région que le pixel x , l'auteur définit l'information spatiale comme

$\Gamma_x = med(\phi_x)$ avec med valeur médiane de l'ensemble des pixels de la région. La classification est ensuite réalisée via l'approche SVM utilisant un noyau composite $K(x, y)$. Ce noyau est une somme pondérée d'un noyau gaussien spectral $k^{spec}(x, y)$ et d'un noyau gaussien spatial $k^{spat}(x, y) = \exp(-\frac{\|\Gamma_x - \Gamma_y\|}{2\partial^2})$ avec $0 \leq \mu \leq 1$ et $0 \leq \partial$ (déterminés lors de la phase d'apprentissage). Cette approche testée sur des images satellitaires et aéroportées de zones urbaines permet d'obtenir des résultats de classification améliorés en comparaison à une approche SVM sans contrainte spatiale.

2.2.3 Champs de Markov

Les champs de Markov sont largement utilisés en imagerie scalaire ou multispectrale pour traiter des problèmes de classification, de segmentation ou encore de régularisation. L'intérêt de telles méthodes est de pouvoir prendre des « décisions » (classification, estimation, filtrage, restauration,...) localement à partir de toute l'information disponible dans l'image. Du fait de sa formulation vectorielle c'est une approche qui semble particulièrement adaptée au traitement des images hyperspectrales. Après une introduction aux notions de base des champs de Markov, nous ferons une brève revue de quelques approches disponibles dans la littérature et utilisant les champs de Markov pour le traitement d'IHS.

2.2.3.1 Quelques définitions

L'image est ici représentée comme une grille rectangulaire finie bidimensionnelle de taille $m \times n = N$ contenant un ensemble de sites $S = s_i$, avec $1 \leq i \leq N$ appelés pixels. À chaque site est associé un descripteur, représentant l'état du site et pouvant être un scalaire (niveau de gris, label) ou encore un vecteur (spectre), et prenant ses valeurs dans E .

L'image est considérée comme une réalisation d'un champ aléatoire. Soit s un site de l'image, on peut lui associer une variable aléatoire X_s prenant ses valeurs dans E . Le descripteur x_s associé à ce site n'est ainsi qu'une réalisation de la variable aléatoire X_s^3 . On définit alors le champ aléatoire $X = (X_s, X_t, \dots)$ prenant ses valeurs dans $E^{|S|}$. On désigne par X^s le champ X privé de s . On note V_s le voisinage de s , un système de voisinage V se définissant comme suit :

$$V_s = \{t\} \text{ tels que } \left\{ \begin{array}{l} s \in V_s \\ t \in V_s \rightarrow s \in V_t \end{array} \right\} \quad (2.9)$$

Les deux systèmes de voisinage les plus couramment utilisés, car de cardinal faible, sont le 4-voisinage (ou 4-connexité) et le 8-voisinage (ou 8-connexité) (voir figure 2.4).

Un champ de Markov X est un champ aléatoire vérifiant la propriété suivante :

$$P(X_s = x_s / X^s = x^s) = P(X_s = x_s / x_t, t \in V_s) \quad (2.10)$$

Cela signifie que la probabilité en un site s conditionnellement au reste du champ est égale à la probabilité en ce site connaissant uniquement ses voisins. Ainsi, tout l'intérêt d'une modélisation Markovienne réside donc dans la possibilité de spécifier localement un modèle qui est en fait global. [Sig et Tu99].

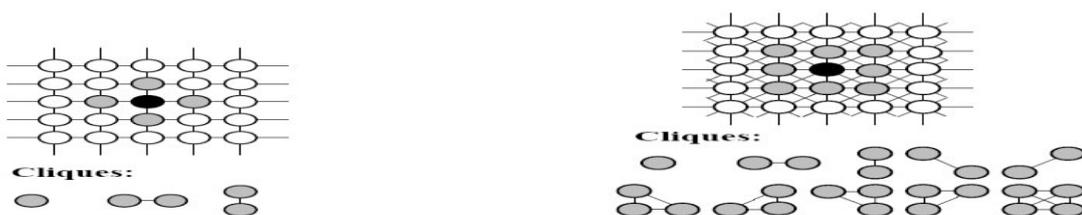


Figure 2.3 Représentation des cliques suivant le système de voisinage
(gauche) connexité 4, (droite) connexité 8 [Sig et Tu99].

2.2.3.2 Quelques travaux concernant le traitement des IHS par champs de Markov

Les champs de Markov sont utilisés dans le cadre de la régularisation d'une classification d'image hyperspectrale de zone rurale et périurbaine obtenue par maximum de vraisemblance. Le champ Markovien est construit sur la base d'un modèle de Potts et un l'algorithme ICM puis de recuit simulé permet de trouver la configuration optimale x minimisant l'énergie ainsi définie. Le terme d'attache aux données est calculé, sous l'hypothèse d'égalité des

probabilités a priori $P(x)$ et $P(y)$ (probabilité label), par la log-vraisemblance a priori ($\log(P(y_S/x_S))$). Le terme de régularisation β du modèle de Potts permet de pondérer l'effet de la régularisation. Une grande valeur de β favorisera le reclassement d'un pixel isolé dans la classe les plus présents parmi ses voisins. Des simulations sur différentes images ont permis de montrer que des valeurs de β inférieures à 3.0 permettaient d'obtenir les meilleurs résultats. Cette approche est cependant appliquée sur des images hyperspectrales comportant un nombre limité de bandes spectrales (11 bandes). Son extension à une image hyperspectrale à plusieurs centaines de bandes n'est pas immédiate et nécessite en particulier un prétraitement afin de limiter la redondance des données et ainsi réduire les temps de calcul (réduction de données). On utilise également les champs de Markov dans le cadre de la classification d'images hyperspectrales texturées de zones urbaines. La modélisation de la texture est réalisée par un modèle markovien Gaussien vectoriel appelé modèle champ de Markov Gaussien Multi varié ou MGMRF (en anglais Multivariate Gaussian Markov Random Field) tel que proposé initialement par où les données vectorielles constituent les observations aux différentes longueurs d'onde d'un même site. Les interactions entre les valeurs à différentes longueurs d'onde ne sont pas modélisées explicitement, mais découlent des paramètres, ceux-ci étant estimés à partir des données. Ce champ est adapté aux images hyperspectrales moyennant une simplification permettant de diminuer drastiquement le nombre de paramètres. En couplant celle-ci avec une étape de réduction de données par poursuite de projection le modèle proposé permet d'éviter l'apparition des problèmes d'estimation statistiques inhérents aux espaces de grande dimension. L'application du modèle de texture ainsi construit sur des images réelles AVIRIS permet d'obtenir des résultats prometteurs. De nombreux autres travaux s'intéressent à la régularisation ou à la segmentation d'IHS par champs de Markov. Parmi les plus récents, on peut citer [Hu et al.08].

2.3 Extension des outils de traitement d'images scalaires aux images IHS

Nous avons vu dans les sections précédentes des approches de classification intégrant une contrainte spatiale. Une autre démarche consiste à étendre la définition de certaines opérations ou notions élémentaires du traitement d'image à cette multi-dimensionnalité nouvelle. Elle concerne l'ensemble des approches développées dans le cadre de l'imagerie scalaire, méthodes de filtrage, de segmentation contour et régions... Ces méthodes, dans leur grande majorité, sont une étape préalable à une approche de classification. Ainsi, elles cherchent à aider le processus de classification en amont soit en "homogénéisant" les variabilités spectrales par des approches de filtrage soit en rassemblant les pixels similaires

spectralement en régions connexes permettant d'avoir accès à la notion d'objet et donc par exemple à des notions de formes utiles à la discrimination (par exemple, la proxi détection au champ).

2.3.1 Approche par croissance ou division de régions

Les approches dites par croissance ou division de régions sont ainsi naturellement utilisées. Très brièvement, ces approches utilisent des phases de regroupements ou de divisions d'ensemble de pixels connexes en utilisant des mesures de similarité (par exemple, distance euclidienne des niveaux de gris). Á notre connaissance, la première approche basée sur ce principe et développée pour la segmentation d'images hyperspectrales est due à Landgrebe et Kettig [**Ke et Lan77**] sous la forme d'un processus nommé ECHO pour Extraction and Classification of Homogeneous Objects. C'est une approche supervisée qui comporte une première étape de segmentation type division/fusion basée sur les statistiques des classes (fonction de densité de probabilité) puis une étape de classification par maximum de vraisemblance. La segmentation est réalisée en divisant l'image en blocs de $N \times N$ pixels (par exemple 2×2) puis en effectuant une étape de sélection de chaque cellule ainsi déterminée en comparant leurs statistiques à un seuil d'homogénéité. Les cellules ayant un test négatif (non homogènes) sont repérées comme singulières et comme étant des cellules à cheval sur des bordures. Chacun des pixels appartenant à ces cellules singulières est alors classifié. Une seconde étape de segmentation consiste à tester la similarité statistique de cellules non-singulières adjacentes en utilisant un test de vraisemblance. Les cellules considérées comme similaires sont fusionnées et ainsi un objet peut croître jusqu'à ses frontières naturelles. La classification est ensuite réalisée. Cette approche est aujourd'hui encore disponible dans de nombreux logiciels de traitement d'images hyperspectrales tels ENVI (ITT, Visual Information Solutions).

Une approche reposant également sur un processus de croissance de région a été proposée plus récemment par VanDerWerff [**Va de We06**]. Vander Werff s'intéresse, entre autres, à la détection d'infiltrations naturelles à partir d'images Landsat. Il cherche à développer un algorithme prenant en compte les informations spectrales et spatiales lui permettant de reconnaître des objets de signatures spectrales identiques mais correspondant physiquement à des éléments naturels différents (en particulier étendues d'eau).

Il introduit dans un premier temps un algorithme lui permettant de différencier des corps d'eau de signature spectrale identique mais morphologiquement différents. Il s'appuie, pour cela, sur un algorithme de croissance de région suivi d'une étape de regroupement. Les sources de croissance sont positionnées aux minima de variance spectrale calculés sur des

voisinages 3×3 . La distance euclidienne inter-spectre est utilisée comme critère de similarité. Le seuil d'agrégation fixe l'échelle de la segmentation. Lorsque le processus de regroupement permet d'obtenir une segmentation stable, l'auteur calcule divers paramètres de forme sur les régions identifiées. Une classification utilisant ces derniers et quelques bandes spectrales pertinentes est ensuite réalisée pour obtenir une carte thématique finale.

De Jong et ses co-auteurs ont proposé une approche appelée "The Spatial and Spectral Classification method" (SSC) qui se rapproche de la méthode proposée par Landgrebe et Kettig décrite précédemment. Elle est constituée de deux étapes : La première identifie les régions homogènes en s'intéressant à chaque pixel et à son voisinage selon une connexité 4. Une distance de similarité spectrale entre le pixel et son voisinage permet de décider de l'homogénéité de l'ensemble (seuillage). Les régions dites homogènes se voient alors assigner une réponse spectrale identique égale à la moyenne spectrale de la région et elles sont classées en utilisant des exemples d'apprentissage et un classifieur appelé "Minimum Distance To Mean ou MDTM".

De façon très classique, ce classifieur affecte la région considérée à la classe (w^*) dont la distance spectrale euclidienne entre le spectre moyen de la classe et le spectre de référence de la région est minimale : $w^* = \min_w d_{wi}^{spec}$ avec d_{wi}^{spec} la distance choisie. La deuxième étape du processus consiste à classer les pixels hétérogènes par rapport à leur voisinage en utilisant à nouveau le classifieur MDTM mais en introduisant dans le calcul un terme spatial. Ainsi, $w^* = \min_w (a d_{wi}^{spec} + (1 - a) d_{wi}^{spat})$. Le terme a est un facteur permettant de pondérer l'impact du facteur spatial et spectral. La distance spatiale d_{wi}^{spat} donne une information de voisinage (proportion de pixels appartenant à la classe wi dans un rayon variable autour du pixel en cours). Cette approche a été testée sur des images acquises par un système d'imagerie aéroporté (Digital Airbone Imaging Spectrometer ou DAIS) comportant 72 bandes spectrales (visible au moyen infrarouge) sur des scènes végétales et donne des meilleurs résultats de classification en comparaison avec des méthodes de classification classiques.

Enfin, on termine sur les travaux de Tilton [Til98] qui a proposé un algorithme d'optimisation de croissance hiérarchique (Hierarchical segmentation ou HSEG) sur la base des travaux de Beaulieu et de l'algorithme d'optimisation séquentiel hiérarchique (HSWO pour Hierarchical Step-Wise Optimal Segmentation et adapté aux images hyperspectrales. Cet algorithme comporte trois étapes :

1. Affectation d'un label de région à chaque pixel de l'image (label unique pour chaque pixel si pas d'étape de pré-segmentation).

2. Calcul d'un critère de dissimilarité entre toutes les paires de régions adjacentes. Fusion des deux régions adjacentes qui présentent le critère minimal.

3. Arrêt si plus aucune fusion n'est souhaitée, sinon retour à l'étape 2.

Tilton propose un ensemble de fonctions de dissimilarité basé sur la norme vectorielle, l'entropie, l'information de divergence spectrale (SID ou "Spectral Information Divergence" en anglais), l'angle spectral (SAM ou "Spectral Angle Mapper") ou encore la distance vectorielle normalisée (NVD ou "Normalized Vector Distance"). Dans ces développements récents et afin de pallier l'important coût algorithmique de l'approche initiale HSEG, a développé un algorithme récursif d'approximation appelé RHSEG ("Recursive Hierarchical Segmentation"). Ces travaux ont été appliqués sur des images Landsat et médicales avec de bons résultats de segmentation.

2.3.2 Filtrage par diffusion anisotropique

L'utilisation de filtres classiques de lissage étendus au cas hyperspectral aboutit à une perte important de détails de l'image. Ainsi, Lennon [Len02] ou encore [Du-Car 06] ont proposé l'utilisation d'un processus de filtrage non linéaire basé sur une extension vectorielle de la diffusion anisotropique proposée initialement par Perona-Malik [Pe et Ma90] pour le lissage d'images scalaires. La diffusion est un processus temporel permettant d'homogénéiser une image de même que la diffusion de température, en physique, homogénéise la température des objets. L'équation d'évolution de l'image est donnée par équation (2.11). Utilisée en traitement de l'image, la diffusion intervient en prétraitement, de façon à supprimer les perturbations locales du signal. Ainsi, l'approche classique de filtrage par convolution de l'image avec un filtre gaussien est équivalente à un processus de diffusion dans lequel l'intensité de l'image est "diffusée" autour des pixels voisins durant un temps t proportionnel à la variance du noyau gaussien.

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(\vartheta \nabla I(x, y, t))$$

$$\text{Condition initiales : } I(x, y, 0) = f$$

$$\vartheta: \text{coeffusion} \tag{2.11}$$

Dans le cas d'un filtre gaussien, ϑ est une valeur constante et on retrouve l'équation classique de la diffusion de la chaleur qui se propage de façon homogène et isotrope. Perona et Malik [Pe et Ma90] ont proposé de rendre ϑ variable et dépendant du contenu de l'image. Plus précisément, ils ont proposé de favoriser la diffusion dans les régions homogènes et de la réduire au voisinage des frontières de ces régions. Typiquement, ϑ est une fonction

décroissante en fonction du module du gradient (par exemple, $\vartheta = e^{-\left(\frac{\|\Delta I\|}{K}\right)^2}$ ou encore $\vartheta = \frac{1}{1 + \frac{\|\Delta I\|^2}{K}}$ Avec k paramètre de seuillage.

Weickert [Wei98] et Sapiro et Ringach [Sa et Ri96] ont été les premiers à étendre ce concept aux images multi-valuées sous la forme donnée par (équ 2.12)

$$\frac{\partial I_i(x,y,t)}{\partial t} = \text{div}(g(\theta) \nabla I_i(x,y,t)), \text{ avec } : i = 1 \dots \dots M \quad (2.12)$$

Dans cette équation, g est le coefficient de diffusion, M le nombre de bandes spectrales de L'IHS, I_i est l'image à la bande spectrale i et θ est une mesure vectorielle de contours (vector valued edge strength) et est donnée par :

$$\theta = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \|\nabla I_{\sigma,i}(x,y,t)\|^2} \quad (2.13)$$

avec $I_{\sigma,i}$ version lissée de I_i obtenue par convolution de I_i avec un noyau gaussien de déviation standard σ . $g(\theta)$ est une fonction décroissante de θ .

Lennon utilise le concept de diffusion anisotrope comme un prélude à une étape de classification basée sur les SVM. Il préfère cependant, afin de prendre en compte la redondance d'information entre composantes spectrales, réaliser une réduction de données préalable par une analyse en composantes principales ajustée au bruit (Noise-Adjusted Principal Component Analysis ou NAPCA) en intégrant dans la variable ϑ une mesure de distance vectorielle calculée dans l'espace support (espace initial). Enfin, il utilise le schéma numérique proposé par Perona et Malik pour discrétiser de manière efficace l'équa (2.11). Duarte [Du-Car 06] utilise directement l'approche proposée par Weickert mais propose d'améliorer considérablement les temps et la précision du calcul en utilisant d'autres approches de discrétisation. L'auteur montre alors que la classification de l'image filtrée avec des algorithmes de classification linéaires simples tels que l'analyse discriminante permet d'améliorer considérablement les résultats. Par ailleurs, l'auteur (Duarte) propose une approche intégrant directement ce processus de filtrage dans un processus de segmentation d'IHS hiérarchique utilisant les coupes normalisées.

2.3.3 Approches Morphologiques

2.3.3.1 Outils morphologiques

Au préalable, les opérateurs qui fondent la morphologie mathématique sont introduits dans le cas d'images en niveaux de gris. Nous débutons par des outils de base i.e. l'érosion et la dilatation à partir desquels des opérateurs plus complexes sont présentés i.e. ouverture,

fermeture, profil morphologique. Enfin, nous présentons quelques travaux utilisant ces outils ou leur extension au cas multivarié pour le traitement des IHS.

Opérateurs fondamentaux pour les images scalaires En reprenant les notations proposées par Plaza et ses co-auteurs [Pl et al.02], si on considère une image f en niveaux de gris définie sur Z^2 (espace 2D discret) et un élément structurant désigné par B tel que $B \subset Z^2$, l'opérateur d'érosion de f par B est défini par l'expression suivante :

$$(f \mathbf{x} B)(x, y) = \wedge_{(s,t) \in Z^2(B)} f(x + s, y + t), \text{ avec } (x, y) \in Z^2, \quad (2.14)$$

$Z^2(B)$ fait référence aux pixels appartenant au voisinage défini par B et l'opérateur \wedge fait référence au minimum. De la même façon l'opérateur de f par B est défini par l'expression ci-dessous où le symbole \vee désigne le maximum :

$$(f \mathbf{x} B)(x, y) = \vee_{(s,t) \in Z^2(B)} f(x - s, y - t), \text{ avec } (x, y) \in Z^2 \quad (2.15)$$

La dilatation aura pour effet d'élargir les zones claires par rapport aux zones sombres de l'image. L'érosion aura l'effet inverse. À partir de ces deux opérateurs, on peut construire les opérateurs d'ouverture et de fermeture. L'ouverture est l'application d'une érosion suivie d'une dilatation, la fermeture est l'application d'une dilatation suivie d'une érosion. Ainsi, en utilisant les mêmes notations, les opérateurs d'ouverture et de fermeture sont respectivement définis formellement de la façon suivante :

$$\begin{aligned} (f \circ B)(x, y) &= [(f \mathbf{x} B) + B](x, y) \\ (f \bullet B)(x, y) &= [(f + B) \mathbf{x} B](x, y), (x, y) \in Z^2 \end{aligned} \quad (2.16)$$

Le but de la fermeture sera de supprimer les parties sombres de l'image trop petites pour pouvoir y insérer l'élément structurant B . Dualement, l'application d'une ouverture permettra de supprimer les parties claires trop petites pour contenir l'élément structurant. Par principe, ces opérateurs altèrent les contours de l'image.

Profil morphologique Le concept de profil morphologique est relié aux opérateurs d'ouverture et de fermeture par reconstruction. Pour un élément structurant donné, l'effet de ces opérateurs est lié à la taille ou à la forme des objets présents dans l'image. Les objets plus petits que l'élément structurant sont supprimés, tandis que ceux qui sont plus grands sont conservés. Toute fois, contrairement au cas des outils morphologiques classiques, les contours principaux ne sont pas altérés.

Ces propriétés ont conduit Peraseri et Benediktsson [Pe et Be01] à proposer le concept de profil morphologique dans le cadre de la caractérisation de structures urbaines dans des images satellitaire haute résolution. Un profil morphologique est composé d'un profil d'ouverture. Un ensemble d'ouvertures par reconstruction utilisant des éléments structurants

de taille variable et croissante et d'un profil de fermeture obtenu par l'opération duale. Il attribue à chaque pixel (x, y) un ensemble de valeurs définis par $PM(x, y) = \{Pf_K(x, y), \dots, f(x, y), \dots, PO_K(x, y)\}$ qui caractérise son appartenance à une région de taille plus ou moins étendue. Dans leurs travaux, Pesaresi et Benediktsson utilisent les profils morphologiques obtenus comme points d'entrée à un classifieur type réseau de neurone ou une machine à vecteurs supports permettant alors d'identifier certains types d'objets (routes, immeuble,...), extension des outils morphologiques au cas hyperspectral. L'extension des outils morphologiques scalaires au cas multidimensionnel n'est pas immédiat. Une approche simple, appelée approche marginale, consiste à appliquer les techniques de morphologie mathématique scalaires sur chacune des bandes spectrales et à fusionner les résultats obtenus. Cette technique n'est cependant pas très séduisante. Une autre approche est de considérer une méthode vectorielle en traitant chaque pixel comme un vecteur. Il est alors nécessaire pour définir des opérateurs morphologiques multivariés de définir une relation d'ordre vectoriel, permettant la détermination du vecteur maximum et minimum parmi un ensemble de vecteurs $S = s_1, s_2, \dots, s_n$, avec n nombre de vecteurs. Ainsi, afin de définir des opérateurs morphologiques d'ouverture et de fermeture hyperspectraux définit une distance cumulative $D_B[f(x, y)]$, entre un pixel $f(x, y)$ (où $f(x, y)$ est un vecteur à N dimensions à la coordonnée spatiale $(x, y) \in Z^2$) et tous les pixels situés dans le voisinage B :

$$D_B[f(x, y)] = \sum_s \sum_t Dist[f(x, y), f(s, t)], \forall (s, t) \in Z^2(B) \quad (2.17)$$

$Dist$ étant une distance entre deux vecteurs de dimension N . On peut sélectionner S_p tel que $D_B[S_p]$ soit le minimum de l'ensemble S , avec $1 \leq p \leq n$. De la même façon, on peut sélectionner S_k tel que $D_B[S_k]$ est le maximum de l'ensemble S , avec $1 \leq k \leq n$. Plaza définit ainsi les opérateurs morphologiques d'érosion $(f \ominus B)(x, y)$ et de dilation $(f + B)(x, y)$ étendus de la façon suivante :

$$\begin{aligned} (f \ominus B)(x, y) &= \underset{(s,t) \in Z^2(B)}{\operatorname{argmin}} D_B[f(x + s, y + t)], (x, y) \in Z^2 \\ (f + B)(x, y) &= \underset{(s,t) \in Z^2(B)}{\operatorname{argmax}} D_B[f(x + s, y + t)], (x, y) \in Z^2 \end{aligned} \quad (2.18)$$

Dans ces équations, l'opérateur argmin sélectionnera ainsi le pixel qui sera le plus hautement similaire aux autres vecteurs du voisinage B , en accord avec la distance $Dist$. L'opérateur argmax sélectionnera le pixel qui sera le plus différent des vecteurs du voisinage B . La distance choisie $Dist$ doit exprimer la relation d'ordre choisie en termes de similarité spectrale. Plaza utilise l'angle spectral ou SAM (spectral angle mapper) bien connue dans le domaine de l'imagerie hyperspectrale par son invariance aux effets de facteur d'échelle produit entre autres par des conditions d'illumination variables. Une ambiguïté importante, soulignée par

Plaza, est due au fait que l'ordonnancement proposé n'a pas la propriété d'injectivité. De fait, deux ou plusieurs vecteurs différents pourront avoir la même valeur minimale ou maximale. Une solution proposée pour pallier ce problème est l'utilisation d'un parcours de l'espace par exemple en utilisant les courbes de Peano mais cette approche n'est pas satisfaisante car l'ordre total ainsi créé n'a aucune réalité physique. On pense que la sélection d'une unique composante principale supprime de l'information utile pour la discrimination de différents matériaux et préfère utiliser une méthode de réduction de l'espace type ACP ou MNF en gardant un nombre suffisant de composantes. Il propose alors d'ordonner les vecteurs dans le nouvel espace ainsi construit en utilisant soit un D-ordre, soit un R-ordre sur les centres. Le D-ordre consiste simplement à utiliser la distance cumulative DB sur le nouvel espace. Le R-ordre sur les centres, consiste à ordonner deux pixels $g(x', y')$ et $g(x'', y'')$ selon leur similarité spectrale (SAM ou SAD) avec la valeur moyenne du voisinage K dans le nouvel espace réduit. Les opérateurs morphologiques ainsi formulés pourront être utilisés, comme nous le verrons plus loin, dans le cadre de la définition d'un algorithme de partage des eaux étendu au cas des IHS. De la même manière, l'extension de la notion de profils morphologiques au cas hyperspectral peut être réalisée soit par la construction d'un ordre vectoriel (marginal, conditionnel, partiel ou réduit) soit en faisant appel à des approches de réduction de données permettant d'obtenir une seule ou un nombre limité d'images à partir des composantes principales. La première approche est bien évidemment la plus satisfaisante mais de nombreuses difficultés conceptuelles persistent. La deuxième solution est celle finalement adoptée par de nombreux auteurs et aboutit à la définition du Profil Morphologique Étendu (PME). Ainsi Palmason et ses co-auteurs [Pa et al.03] ou encore Dell'Acqua et ses co-auteurs [Del et al.04] utilisent une analyse en composantes principales (ACP) et ne conservent que la première composante principale. Benediktsson et ses co-auteurs [Ben et al.05] proposent d'utiliser deux composantes principales et construisent ainsi un profil morphologique étendu (combinaison des profils morphologiques obtenus sur chacune des composantes principales).

2.3.3.2 Ligne de partage des eaux (LPE) ou watershed

La ligne des partages des eaux est un outil de la morphologie mathématique largement utilisé dans le cadre de la segmentation d'images scalaires et a été initialement proposé par Beucher et Lantuejour [Be et La79] qui utilise une analogie topologique. Une implémentation courante consisté à l'appliquer sur la norme du gradient afin que les lignes de partage des eaux correspondent à des crêtes de gradient. L'image de la norme du gradient est alors assimilée à une surface topologique (les contours des objets sont alors les lignes de

crêtes) et l'algorithme simule une montée des eaux depuis les minima locaux permettant de constituer des bassins versants. Lorsque deux bassins versants risquent de se rencontrer, un barrage de hauteur infinie est construit sur la ligne de crête correspondant à la jointure des deux bassins. Ces barrages constituent les contours fins de la segmentation.

L'extension de ce principe aux images hyperspectrales n'est là aussi pas immédiate. propose une extension de l'algorithme de partage des eaux au cas multispectral en utilisant les opérateurs de dilatation et d'érosion multidimensionnels définis par Plaza et ses co-auteurs [Plaza et al.02] définis sur un R-ordre sur les centres et la distance euclidienne comme valeur de similarité spectrale. Afin d'obtenir une image de gradient multidimensionnel scalaire, il utilise la notion de gradient morphologique définie par Rivest et ses co-auteurs [Riv et al.93] dans le cadre de l'image scalaire comme la différence arithmétique entre une image dilatée et la même image érodée par le même élément structurant (voir équ 2.19). Les opérations d'érosion et de dilatation scalaires sont alors remplacées par les opérations de dilatation et d'érosion multidimensionnelles proposées par Plaza. Le gradient multidimensionnel scalaire est alors obtenu par l'expression (2.20) où $dist$ est la distance euclidienne. Un algorithme classique de ligne par partage des eaux par immersion est alors appliqué sur ce gradient.

$$G(f(x, y) = (f + B)(x, y) - (f \otimes B)(x, y)) \quad (2.19)$$

$$G_M(f(x, y) = dist((f + B)(x, y) - (f \otimes B)(x, y))) \quad (2.20)$$

Noyel [Noyel et al. 2007] propose également d'étendre la ligne de partage des eaux aux IHS en construisant l'image gradient de l'image hyperspectrale par différentes approches. Ayant noté que de fortes redondances de données existent, il propose de réaliser une étape préalable de réduction de données par deux processus. Le premier consiste en une analyse factorielle en correspondance (AFC), le deuxième en une approche dite modèle. Les images résultantes obtenues après réduction de données (image filtrée ou projection des données initiales sur les facteurs principaux de l'AFC, images construites sur l'évaluation des paramètres d'un modèle linéaire pour chaque pixel) sont le point d'entrée du calcul de divers gradients multidimensionnels :

- *gradient morphologique* (équ (2.19)) sur chaque bande spectrale (approche scalaire),
- *gradient construit sur une distance* i.e. distance euclidienne, distance de Mahalanobis, distance chi-squared (approche vectorielle),
- *gradient maximum des gradients morphologiques* obtenus sur chaque bande spectrale (approche marginale),

- *gradient somme pondérée des gradients morphologiques* sur chaque bande spectrale (approche vectorielle), Il est à noter, qu'afin de limiter les phénomènes de sur-segmentation inhérents à l'algorithme LPE, l'auteur réalise une étape préalable de sélection de marqueurs en utilisant une approche type K-means. Ces diverses méthodologies sont appliquées sur des images hyperspectrales de thermographie active (60 longueurs d'ondes) dans le but de détecter des occlusions de colles sur des couvercles plastiques. Les résultats de segmentation montrent que l'étape de réduction de données apparaît fortement souhaitable et que les gradients morphologiques vectoriels aboutissent à de meilleurs résultats de segmentation.

Enfin, sur cette même thématique, des travaux récents ont été réalisés par Tarabalka et ses co-auteurs [Tar et al.08]. Cette fois, le gradient morphologique multidimensionnel scalaire est construit à l'aide d'une approche appelée gradient morphologique couleur et proposée par Evans et Liu [Eva et Li06]. Dans ce cas, afin de lutter contre la sur-segmentation, les auteurs réalisent avant l'application d'une procédure standard LPE (une étape préalable de filtrage de l'image gradient à l'aide de filtres d'aires ou de transformations morphologiques. Les résultats de la segmentation sont alors classifiés en utilisant une approche SVM. D'autres auteurs se sont penchés sur l'extension de l'algorithme LPE au cas multidimensionnel.

2.4 Etat de l'art des méthodes de classification spectrale/spatiale d'image IHS

Dans la présente section, nous passons en revue diverses méthodes issues de la littérature utilisant simultanément les informations spectrale et spatiale d'une image hyperspectrale à des fins de classification.

Une **première approche** consiste à calculer diverses caractéristiques spectrales et spatiales pour chaque pixel de l'image puis à procéder à une classification pixel à pixel de ces dernières. Les deux types d'informations peuvent être classés indépendamment, résultant en une carte de classification spatiale et une carte de classification spectrale qui sont fusionnées selon diverses règles. C'est ainsi que procèdent Benediktsson et al utilisant un réseau de neurones pour classier un ensemble de profils morphologiques préalablement calculés sur les premières composantes principales de l'image et une approche type maximum de vraisemblance pour classer des bandes spectrales issues d'une réduction de dimension par Non parametric Weighted Feature Extraction (NWFE). Les caractéristiques peuvent également être concaténées les unes aux autres pour former un unique jeu de données, auquel on applique une classification vectorielle. Lepisto et al. adoptent cette approche avec des caractéristiques spatiales de type bancs de filtres ou coefficients de Haralick et un classifieur

de type k-plus proches voisins. Les bancs de filtres sont des caractéristiques spatiales obtenues par filtrage directionnel de l'image au moyen de divers outils de traitement du signal tels que les filtres de Gabor ou les transformées en ondelettes. Les coefficients d'Haralick sont quant à eux obtenus en étudiant les transitions de niveaux de gris pour un décalage de pixels donné. Enfin, font de même avec des profils morphologiques, un troisième type de caractéristique spatiale obtenue par filtrage morphologique de l'image. Les classifieurs utilisés sont alors respectivement un réseau de neurones et une machine à vecteurs supports. Mis à part les profils morphologiques, ces caractéristiques spatiales sont encore peu employées dans le cadre de l'imagerie hyperspectrale, et encore moins comparées les unes aux autres. De plus, elles sont généralement utilisées dans un contexte supervisé nécessitant une information a priori sur les images à classer dont on ne dispose pas toujours.

Une **seconde approche** consiste à adapter la théorie markovienne à l'imagerie hyperspectrale. La modélisation par champ de Markov constitue une approche probabiliste classique permettant de prendre en compte les interactions spatiales entre les pixels d'une image. Elle assimile l'image à un champ de variables aléatoires (chacune associée à un pixel, ou site, du champ) muni d'un système de voisinage. Ce champ est dit markovien si la loi de la variable en un site quelconque conditionnellement au reste des sites du champ est égale à la loi de la variable en ce même site conditionnellement à l'ensemble de ses voisins. Les interactions sont ainsi considérées à la fois localement et globalement par transitivité. Pour classer des données hyperspectrales, une première possibilité consiste à réaliser une pré-classification vectorielle afin de travailler dans un second temps avec un modèle markovien scalaire. Une autre manière d'approcher le problème consiste à remplacer les valeurs scalaires originellement utilisées dans le modèle par des vecteurs.

Relier introduit ainsi un modèle markovien gaussien multivarié adapté aux données hyperspectrales, les interactions entre bandes adjacentes n'étant pas modélisées directement mais découlant des paramètres du modèle. Panjwani et al. proposent un modèle similaire dans le cadre d'une segmentation de données RGB, tandis que Kato et al. ajoutent des composantes texturales réalisées à partir de filtres de Gabor. Un tel modèle implique cependant l'utilisation d'un nombre élevé de paramètres (quelques milliers) qu'il est possible de diminuer par réduction de dimension préalable.

Enfin, une dernière approche consiste à tirer parti de l'information de forme contenue dans les images par l'intermédiaire d'une carte de segmentation réalisée préalablement. La segmentation est un procédé visant à partitionner les données en régions afin d'en simplifier l'interprétation. Une région est un ensemble de pixels voisins similaires, cette notion de

plus particulièrement détaillés. Sur Mars, le spectro-imageur OMEGA à bord de la sonde Mars Express arrivée en décembre 2003 (suivi par l'instrument CRISM sur la sonde américaine Mars Reconnaissance Orbiter en 2006), a permis de détecter directement la glace d'eau sur les calottes polaires, mais aussi de détecter et cartographier la distribution de minéraux tels que les pyroxènes, les olivines, des sulfates, des oxydes de fer et surtout des phyllosilicates (argiles). La présence de ces minéraux fournit des contraintes fortes sur le passé climatique de Mars. Depuis Octobre 2004, l'imageur hyperspectral VIMS à bord de la sonde CASSINI permet quant à lui de cartographier la surface de Titan, le plus gros satellite de Saturne, à travers son épaisse atmosphère constituée principalement d'azote et de méthane, qui est complètement opaque au rayonnement visible. Il permet également d'étudier Saturne et ses satellites de glace avec, notamment, la détection de CO_2 sur Iapet et de glace d'eau dans le panache d'Encelade. La Figure 2.5 montre une sélection de spectres en réflectance représentatifs des grandes familles de minéraux.

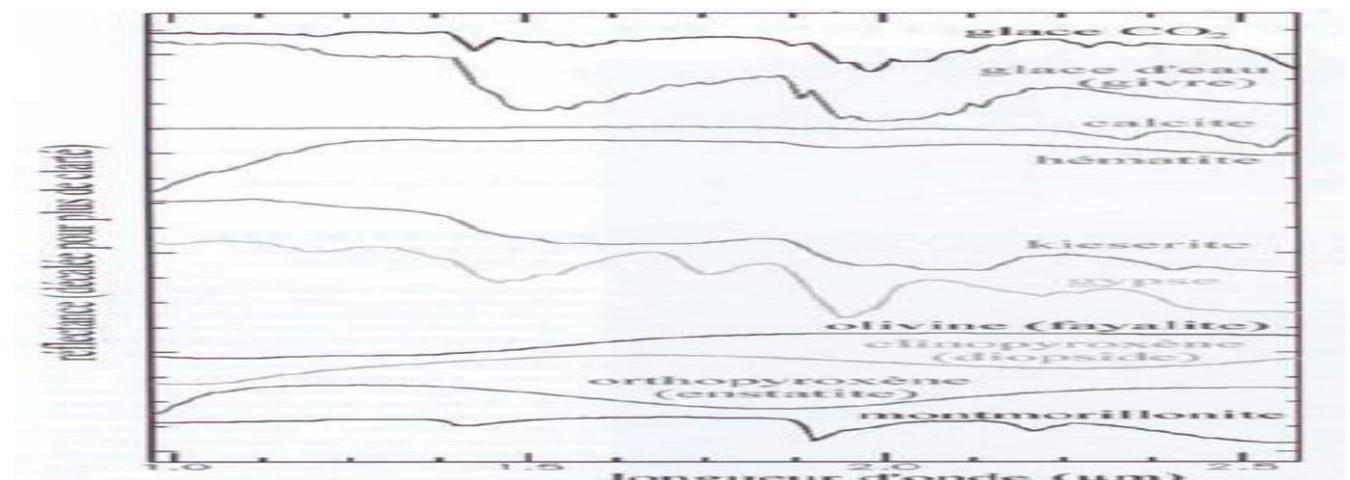


Figure 2.5 Exemple de spectres de glace de CO_2 , de glace d'eau, et de minéraux constituant les surfaces planétaires. Les spectres en réflectance sont extraits des bibliothèques speclib05 de l'USGS et CRISM, sauf le spectre de CO_2 qui est extrait des données martiennes OMEGA).

Les informations fournies par l'imagerie hyperspectrale visible et proche infrarouge sont très complémentaires de celles obtenues par d'autres techniques, telles que les spectromètres à rayons gamma et à neutrons (présents sur la sonde Lunar Prospector en 1998 puis sur la sonde Mars Odyssey en 2001) qui donnent une indication à basse résolution spatiale (> 100 à 200 km /pixel) sur la composition élémentaire. Elles sont également très complémentaires de celles obtenues dans l'infrarouge thermique, notamment par l'instrument TES sur la sonde Mars Global Surveyor, arrivée autour de Mars en 1996.

L'objectif est d'illustrer les résultats acquis par les tout premiers spectro-imageurs embarqués ceux des imageurs hyperspectraux actuellement en fonctionnement sur les sondes spatiales à destination de Mars et du système de Saturne [Mo, So2007].

2.5.2 L'imagerie hyperspectrale de reconnaissance de la peau et biométrie

Cong Phuoc Huynh Antonio Robles-Kelly ont appliqués l'imagerie hyperspectrale de reconnaissance de la peau. Cette étude se base sur un système d'acquisition de signature spectrale automatique et de la reconnaissance de face par l'imagerie hyperspectrale de la peau. Dans l'étape d'acquisition, des caméras hyperspectrales sont utilisés pour capturer des images multispectrales ou hyperspectrales de face pour la reconnaissance de la peau. La signature acquise peut soit être stockée dans une base de données pour une analyse ultérieure ou être utilisée pour des fins d'identification. Dans l'étape de reconnaissance, le système représente les variations de l'illumination par la récupération de spectre de puissance de la lumière dans la scène et obtient la scène réflectance en normalisant l'image d'entrée rayonnement en conséquence. En outre, un descripteur compact non-Uniform Rational B-Spline (NURBS) de la réflectance spectrale dans ce système est incorporé à des fins de reconnaissance. Ce système est utilisé comme outil de profilage pour classer un monde réel des images multispectrales de visage de base de données de groupes ethniques distincts. Pendant des décennies, l'imagerie hyperspectrale a été un actif domaine de la recherche en télédétection. Cependant, jusqu'à récemment, les images hyperspectrales ont été uniquement disponibles à un nombre limité de chercheurs. De plus, les rares systèmes d'imagerie hyperspectrale sont ceux principalement dans l'espace qui ne pourraient pas être utilisés pour des applications terrestres. Avec l'avènement des systèmes commerciaux tels que le hyperspectrale Image Caméra intensification System de Oksi, (terrestre) l'imagerie spectrale est appelé à devenir une technologie de détection avec des applications vastes dans des domaines tels que la reconnaissance de visage, biosécurité et de surveillance. Dans l'imagerie hyperspectrale, l'imagerie ne comprend pas de luminosité ou de couleur, mais plutôt une «image cube». Cette image de cube est constituée par un certain nombre de "tranches" chacune, ce qui représente une image de longueur d'onde résolue. En conséquence, chaque tranche est un échantillon résolue spatialement sur le spectre de la lumière. Cette intégration de l'information spectrale et spatiale produit une représentation de l'information riche de la scène et ouvre la possibilité d'exploiter l'interdépendance de l'information spectrale et spatiale pour représenter des cibles et des sujets d'intérêt de manière unique et novateur. En outre, la réponse spectrale de la matière sous étude sur un certain nombre de longueurs d'ondes permet la récupération des spectres de

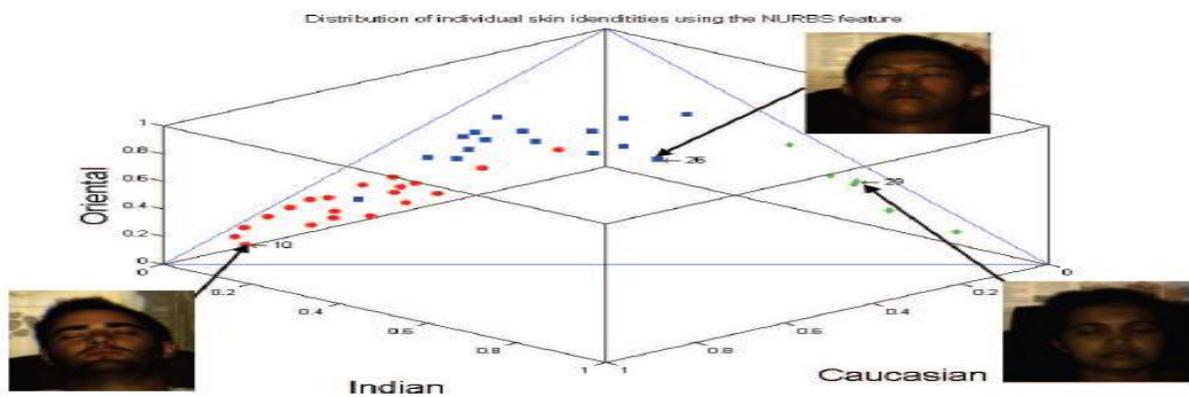
réflexion est aussi une option pour l'identification des matières et la reconnaissance. Des méthodes telles que celles présentées dans souvent reconnue comme une tâche de classification à base de pixels, sur la base de signatures spectrales individuelles. Ceci est lié à la composition chimique de l'objet, dans lequel chaque signature est généralement en rapport avec le matériau de l'objet. Ces méthodes reposent sur la notion que des matériaux différents ont des caractéristiques différentes les réponses en fonction de longueurs d'onde, qui peut être utilisée pour fournir des descriptions des objets cibles.

Dans ce travail, les auteurs explorent l'imagerie hyperspectrale comme outil de profilage et présente un système de classification qui fait face aux groupes ethniques distincts. On explore également l'utilisation de solutions de rechange à spectres bruts comme un moyen pour la classification et la reconnaissance en présentant les résultats d'un certain nombre de descripteurs de réflectance [Con10].

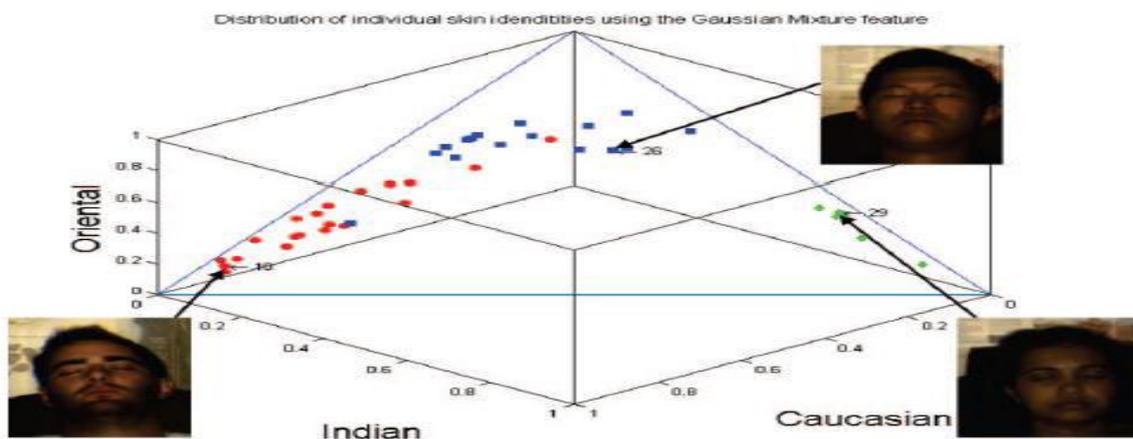
Ces derniers sont robustes à des changements dans l'éclairage, le bruit et la surface géométrique. Le travail présenté ici montre comment ces descripteurs peuvent être utilisés pour les tâches de profilage et de reconnaissance, comme celles qui concernent la biométrie ou les technologies d'accès positive. L'algorithme au départ d'une interpolation initial des spectres de réductance de l'échantillon de sorte que pour arriver à un ensemble de courbes qui minimise la fonction de coût au moyen d'un algorithme de suppression de nœuds. Pour initialiser la B-Spline courbes, l'algorithme d'interpolation de la courbe dans est appliqué. Celui-ci emploie la méthode centripète dans pour récupérer les valeurs des paramètres de la courbe de réflectance pour chaque spectre échantillonné. Avec ces premières courbes en main, on procède à enlever les nœuds séquentiellement de manière à maximiser la réduction du coût total. Tout d'abord on compacte le cube d'image d'entrée de réflectance le long de la dimension spectrale pour obtenir un B Spline troisième degré courbe avec 18 points de contrôle et 22 nœuds. Pour la reconnaissance on reconstruit un vecteur de réflectance à partir de ces nœuds optimalux et des points de contrôles. On considère aussi d'autres méthodes d'extraction de caractéristiques à partir de spectres de réflectance. La première d'entre elles est constituée de 15 principales composantes produites par l'analyse discriminante linéaire (LDA), les moyennes et les écarts-types d'un mélange de six composantes gaussiennes montées sur les spectres de réflectance données. On compare également la performance du descripteur de NURBS avec le facteur de réflectance brute de spectres constitués de 30 bandes spectrales, et leurs 15 principaux composants de LDA extraites à partir des spectres brut. L'expérience est effectuée sur les images de visages visibles de la base de données

décrite ci dessous. Ici, on obtient des images de réflectance en normalisant les premières images multispectrales avec le spectre de puissance d'éclairage de Ground Truth.

Remarque : en tant qu'alternative, le spectre de puissance d'éclairage peut également être estimée à partir de simples images de radiance multispectrales, tel que discuté dans L'ensemble de données impliquées dans cette illustration se compose de trois différents groupes ethniques, dont 22 de race blanche, 8 indiennes et 18 sujets orientaux. Les données de formation incluent des signatures spectrales de 5 régions rectangulaires de la peau, avec une taille moyenne de 25×17 , à partir des images de face illuminées de deux-typique représentants de chaque groupe ethnique. A Support Vector Machines (SVM) classificateur avec un noyau polynôme du premier degré est ensuite formé sur les caractéristiques spectrales, avec ses paramètres accordé par une procédure de validation croisée de 5 fois.



(a) fonction de NURBS



(b) fonction de mélange gaussien

Figure 2.6 Une Visualisation de l'association des personnes physiques à trois groupes ethniques dans un système de coordonnées 3D avec les trois axes correspondants pour les groupes. Images de visages d'exemples des groupes ethniques sont représentées dans des couleurs RVB pseudo.

Chapitre 2 Techniques pour Reconnaissance de Visage 3D IHS

- (a) une parcelle de l'association de classe probabilités produites par la fonction de NURBS troisième degré avec 22 points de contrôle et 18 noeuds
- (b) une parcelle de l'association de classe probabilités produites par les 15 principaux composants de la LDA Fonction de mélange gaussien avec 6 éléments.

Tableau 2.1 Le pourcentage de sujets de test classés dans le Caucase (C), les Indiens (I) et des groupes (O) ethniques orientaux, en utilisant différents descripteurs spectraux.

| Classifié Réel | NURBS | | | Mélange Gaussien | | | Spectres bruts | | | Spectres Bruts+LDA | | |
|----------------|-------|-------|-------|------------------|-----|-------|----------------|-------|-------|--------------------|-----|-------|
| | C | I | O | C | I | O | C | I | O | C | I | O |
| Caucase (C) | 95 | 0 | 5 | 90 | 0 | 10 | 90 | 0 | 10 | 90 | 0 | 10 |
| Indiens (I) | 0 | 83.33 | 16.66 | 0 | 100 | 0 | 0 | 83.33 | 16.66 | 0 | 100 | 0 |
| Orientaux(O) | 12.5 | 0 | 87.5 | 6.25 | 0 | 93.75 | 6.25 | 0 | 93.75 | 6.25 | 0 | 93.75 |

(Colonnes 2-4 résultat de l'utilisation du descripteur basé sur NURBS avec 18 points de contrôle. Colonnes 5-7 on obtient des résultats en utilisant 15 LDA composants d'un descripteur de mélange gaussien avec 6 éléments. Colonnes 8-10 on obtient des résultats en utilisant 30 bandes spectrales de réflectance brute. Colonnes 11-13 on obtient des résultats en utilisant 15 principaux composants de LDA des spectres brut) [Con10].

Dans le tableau 2.1, le pourcentage de personnes classées dans les groupes ethniques comme une matrice de confusion entre groupes. Alors que le descripteur basé sur NURBS surpasse les autres en reconnaissant la peau blanche, l'application de la LDA à la fonction de mélange gaussien et spectres brut donne un meilleur taux de reconnaissance pour les autres groupes.

2.5.3 Reconnaissance Multi-Spectral des visages: identification de gens dans des environnements difficiles

Thirimachos Bourlai et Bojan Cukic ont appliques la reconnaissance multi spectrale de visage cette étude se base sur les problèmes intra spectraux et la reconnaissance du visage spectrale croisée (FR) dans des environnements homogène et hétérogènes. Plus précisément, on étudie les avantages et les limites correspondant aux images de visage (i) infrarouge à ondes courtes (MIR) à des images visibles en milieux de conditions contrôlées ou non contrôlés , (ii) infrarouge ondes moyennes (MWIR) à MWIR ou des images visibles dans des conditions contrôlées , et (iii) intra distance proche infrarouge (NIR) aux images NIR et croix distance , NIR spectrale croisée aux images visibles . Toutes les images ont été NIR capturé la nuit, à l'extérieur et au milieu des plages (de 30 à 120 mètres).

Chapitre 2 Techniques pour Reconnaissance de Visage 3D IHS

La plupart des systèmes de reconnaissance de visage dépendent de l'utilisation de visage des images capturées dans la plage visible du spectre électromagnétique, c'est à dire de 380 à 750 nm. Toutefois, dans les scénarios du monde réel (militaire et forces de l'ordre), nous devons faire face à l'environnement sévère des conditions caractérisées par un éclairage défavorable et les ombres prononcées. Un tel exemple est un environnement nuit ,où la reconnaissance humaine fondée uniquement sur images spectrales visibles peuvent ne pas être possible.

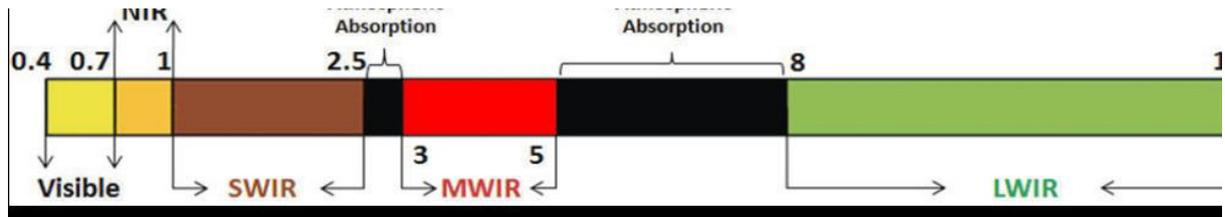


Figure 2.7 Plan du spectre électromagnétique : reconnaissance faciale des défis de la recherche dans la bande. Les longueurs d'onde sont illustrées en *um*.

Pour faire face à de tels scénarios FR difficiles, les caméras de capteurs mutli-spectrales sont très utiles car ils peuvent jour et nuit l'image. Ainsi, la reconnaissance de visages à travers le spectre infra-rouge est devenu un domaine d'intérêt croissant.

La performance des systèmes de reconnaissance de visage est très bonne lorsque les images de visage sont acquises dans des situations favorables (c.-à- sujets de coopération, à court distance de sécurité, un bon éclairage, aucune expression faciale ou occlusion, etc.) Cependant, beaucoup d'applications militaires présentent des difficultés face à des scénarios de reconnaissance FR impliquant soit l'intra- spectrale ou correspondance spectrale croisée.

Dans les scénarios difficiles correspondants aux images face intra- spectrales (sondes) sont acquises au navigateur dans le visible ou dans l'infrarouge (IR) bande dans des conditions difficiles , soit à moyen ou long en terme distances, les sujets non coopératifs, de nuit, etc Ensuite, ces images sont comparées à des images de visage dans une base de données de la galerie. Galerie d'images sont généralement des images de bonne qualité, par exemple, clichés anthropométriques recueillies dans un environnement intérieur contrôlé à l'aide d'une caméra visible. Une base de données de la galerie peut également être conçu pour inclure des images de visage acquis dans des conditions difficiles, par exemple visages de personnes connues ou inconnues (par exemple capturé la nuit par une caméra de surveillance) qui peuvent être signalés comme «Suspect» ou avec un potentiel d'effectuer une activité " suspect ". Dans le cas des scénarios difficiles correspondant cross- spectral, infrarouge (IR) des images de la sonde sont comparées à une minorité visible de la base de données de la galerie. Dans ces

scénarios, les images de la sonde peuvent être acquises dans des situations défavorables, y compris les sujets non coopératifs, mauvais éclairage, des environnements jour / nuit en temps, à longues distances de sécurité, et diverses conditions atmosphériques [Thi12].

La figure 2.8 illustre le monde réel intra- spectral et cross-spectral de scénarios de FR. Dans la figure 2.8 (a) , nous pouvons voir un exemple typique d'adaptation scénario où les images de la sonde et de la galerie visage ont été acquises dans des conditions intérieures contrôlées en uniforme illumination. Dans la seconde (figure 2.8 (b)), une plus difficile intra- condition spectrale de correspondance est présentée. Il s'agit d'un cas d'un scénario de surveillance dans le monde réel, où les deux galeries et les images de visage de la sonde ont été acquises à l'aide d'un proche infrarouge (NIR à 850 nm) appareil de milieu de gamme avec éclairage actif. Les visages ont été acquis au cours de la nuit et à un compteur distance de sécurité 120 (environ 394 pieds). Dans la figure 2.8 (c) et (d), nous pouvons voir deux scénarios typiques correspondant dans la bande visible dans des conditions contrôlées, alors que la sonde images ont été acquises soit en ondes courtes ou la midwave bande infrarouge respectivement. Dans la pratique, il existe d'autres scénarios similaires qui peuvent être considérées en utilisant différentes bandes, par exemple le scénario où des sondes NIR sont comparées aux images visibles .L'étude est réalisée sur la reconnaissance faciale sur différents ensembles de données West Virginia University qui ont été collectées sur des spectres variables. Le jeu de données comprend une gamme, la nuit , visible -NIR données (103 sujets), un ensemble de données visible MWIR (50 sujets) et trois ensembles de données visible MIR qui englobent trois scénarios de collecte de données différentes, c'est à dire sous contrôle, semi contrôlé et incontrôlé. En utilisant tous ces ensembles de données, la possibilité d'effectuer intra- et inter- spectral spectrale correspondant visage sous différents scénarios est étudié.



Figure 2.8 Monde réel intra-spectrale (Visible vs Visible, ou NIR vs NIR) et spectrale croisée (Visible vs infrarouge à ondes courtes, ou Visible vs mi-Wave infrarouge) scénarios de reconnaissance de visage.

Cependant plus difficile en raison du fait que les images qui sont adaptés proviennent de capteurs qui fonctionnent complètement des bandes différentes, et donc, de la nature des images du visage et caractéristiques varient considérablement. Une série d'expériences est réalisée pour démontrer la faisabilité des échanges intra-spectrale et de compatibilité croisée spectrale dans les scénarios contrôlés et difficiles. Tout d'abord, les ensembles de données visible MIR sont utilisés et on illustre comment (a) l'utilisation de normalisation photométrique indépendante ou techniques combinées, et (b) la fusion au niveau des scores contre-photométrique est utilisée pour améliorer les performances de correspondance spectrale croisée dans tous les scénarios. Cette approche de fusion tente de combler la représentation spatiale de la galerie indépendante (visible) et sonde (MIR) images afin qu'on puisse réaliser l'appariement supérieur des performances. Deuxièmement, on utilise l'ensemble de données visibles MWIR et puis on compare MWIR (contre les images MWIR). (Quand on compare les images faciales capturées dans le spectre MWIR avec celles dans le spectre visible (hétérogène problème) le problème devient très difficile). Enfin, le milieu de gamme, la nuit, visible-NIR ensemble de données est utilisé et la comparaison NIR intra distance aux images NIR (c.-à-30m contre 30m images) est réalisée ensuite la distance transversale, les images spectrales en coupe, c'est à dire les images visibles de base de bonnes qualités capturés aux conditions contrôlées à l'intérieur à des images capturées NIR à longues portées (à partir de 30m et jusqu'à 120m).

2.5.3.1 visage et méthodologies de détection des yeux

Tout d'abord, l'algorithme de détection visage Viola et Jones a été appliquée au visible, portée NIR (30m) et MIR images des DB1 , DB2 , DB3 et (visible seulement) des bases de données. Dans le cas de l'ensemble de données MWIR, la zone du visage a été localisée puis analyse de blob, tandis que dans le cas de plus longue portée images NIR détection de visage a été réalisé manuellement. Un système de normalisation géométrique a été appliqué aux images acquises après la détection de visage. La normalisation de régime compensé de légères perturbations dans la pose frontale se compose de détection des yeux et de transformations affines. La détection des yeux automatisé a été réalisée en utilisant la visible à courte portée NIR (30m), MIR et MWIR images. [Thi12]

Après que les centres des yeux ont été trouvés soit automatiquement, soit manuellement, les visages canoniques ont été automatiquement construits par application d'une transformation affine. Enfin, tous les visages étaient canoniques de la même dimension de 150 x 130 pixels.

La différence-de-gaussienne (DOG) méthodes ont été observés d'être les plus efficaces (voir Figure 2.9

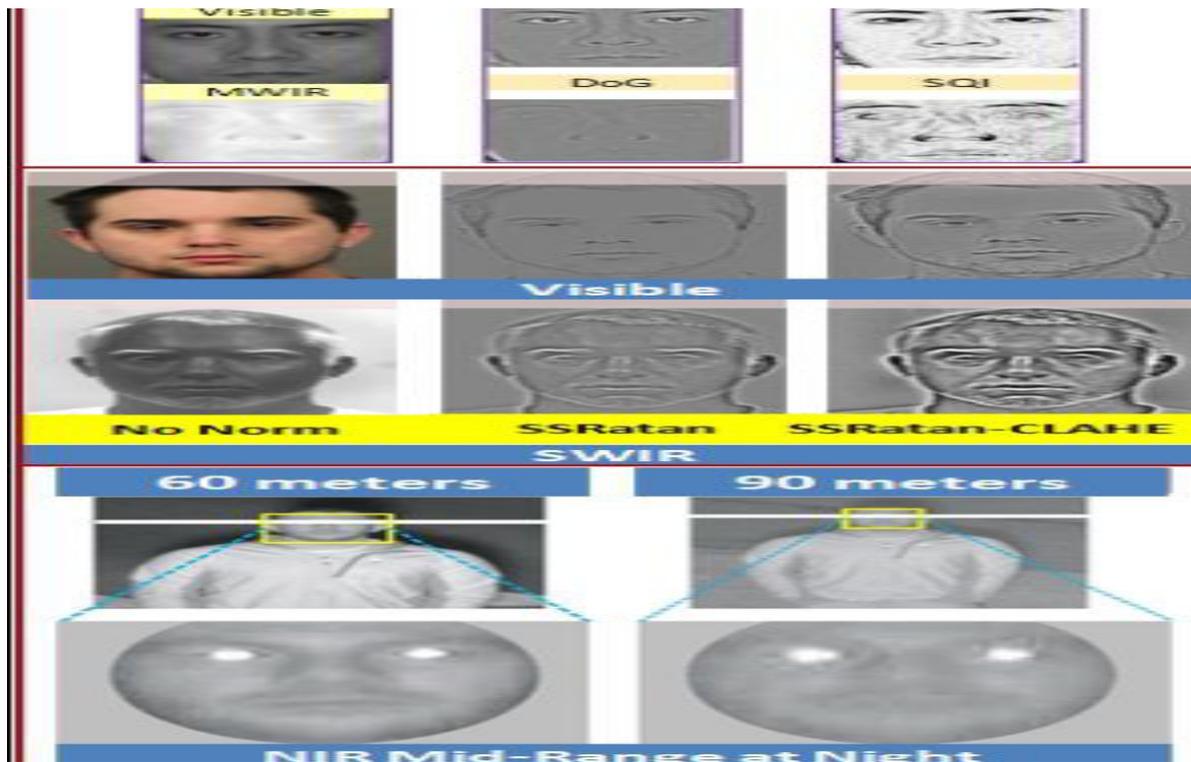


Figure 2.9 Des images multi-spectrales avant et après normalisation photométrique: MWIR (en haut), MIR (moyen) et NIR (en bas).

Pour réaliser les expériences de reconnaissance de visage l’outil G8 fourni par L1 Systèmes2 est utilisé. Cet algorithme a été utilisé uniquement pour des expériences FR dans le spectre visible pour établir une ligne de base des performances.

Dans le logiciel académique, des méthodes de reconnaissance faciale sont fournies par l’évaluation d’identification CSU visage Système compris Analyse en Composantes Principales (ACP), une analyse en composantes principales combinée et discriminante linéaire algorithme d’analyse (ACP + LDA), et le bayésien Intra-personal/Extra-personal classificateur (BIC) en utilisant soit le maximum de vraisemblance (ML) ou l’hypothèse maximum a posteriori (MAP) Deux méthodes de base FR de texture sont également utilisées à savoir le motif binaire locale (LBP) et le motif ternaire locale (LTP) . Les performances de l’identification du système sont évaluées par la caractéristique de jeu courbe cumulée (CMC). la Courbe CMC mesure la performance m de système d’identification, et on juge la capacité de classement de l’identification système [Thi12].

2.5.4 Identification des empreintes palmaires multi-spectrales utilisant L’énergie de compactage par ondelettes hybride

Les transformations orthogonales et ondelettes sont utilisées pour extraire des caractéristiques de données biométriques dans le domaine fréquentiel. Elles présentent

Chapitre 2 Techniques pour Reconnaissance de Visage 3D IHS

également la propriété de compactage d'énergie qui peut être utilisé pour sélectionner quelques coefficients comme caractéristiques d'une image. Ici, on fait usage d'une onde hybride, produite à l'aide du produit de Kronecker de deux transformations orthogonales existantes, Walsh et DCT pour identifier les empreintes palmaires multi-spectrales. La valeur d'énergie de seuil est choisie pour sélectionner tous les coefficients dont l'énergie totale est au-dessus de cette valeur. Un-à-plusieurs identification sur une grande base de données contenant 3 séries de 6000 images d'empreintes palmaires multi-spectrales de 500 palmiers différents est utilisé pour valider les performances de la méthode proposée et correspondant à la précision en termes d'acceptation véritable. Le rapport obtenu est de 99,979% en utilisant la fusion de niveau de partition. D'où cette méthode peut améliorer de façon significative le taux d'identification des images d'empreintes palmaires. Les règles de fusion visent à améliorer les performances d'un Système de celle d'une seule empreinte palmaire. Dans ce travail, la fusion de niveau de score est utilisée pour des images d'empreinte palmaire multispectrales dont on combine les scores obtenus individuellement sous illuminations rouge, vert et bleu (ci-après dénommé R, G et B images) en utilisant le procédé proposé comme représenté sur la figure 2.10 [kek12]:

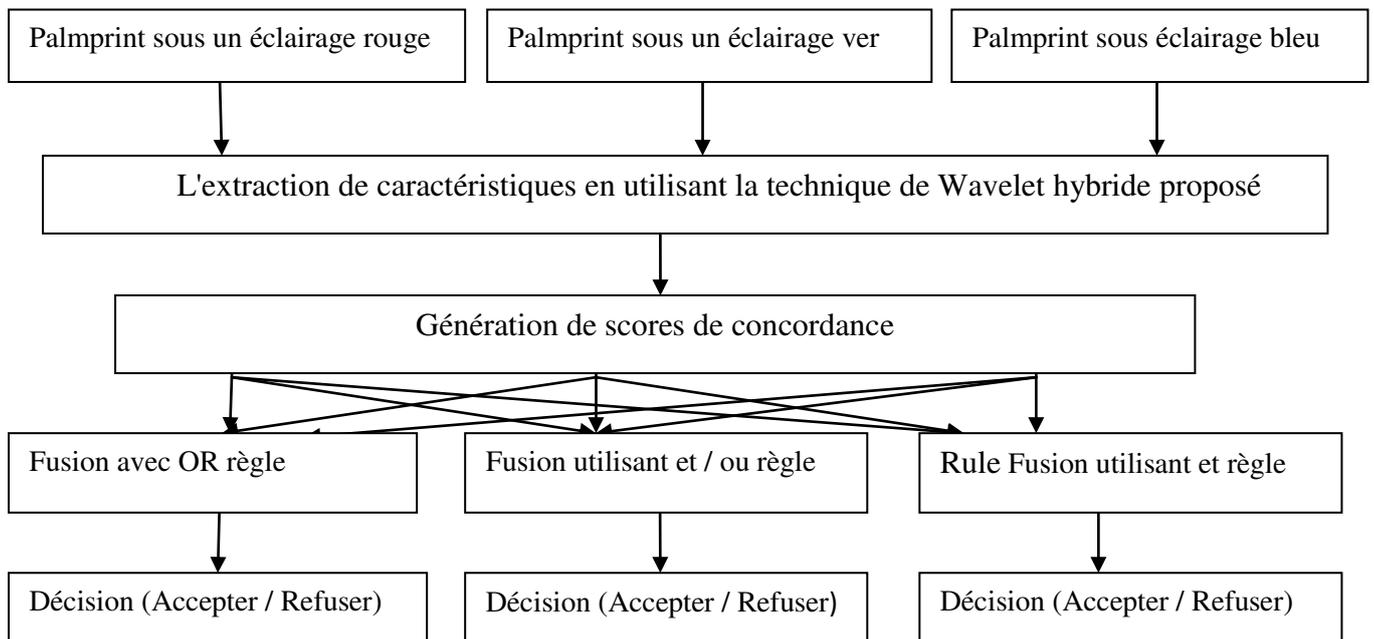


Figure 2.10 Diverses stratégies de fusion utilisées pour les images d'empreintes palmaires multispectrale.

Trois types de fusions utilisent les opérateurs ET et OU pour combiner les scores et la décision peut être prise pour les trois stratégies de fusion considérant SR, SG et SB comme les scores obtenus pour les images R, V et B respectivement, ils ont été combinés dans les trois façons suivantes :

SR ou SG ou SB

{ SR et SG } ou { SR et SB } ou { SB et SG }

SR ou SG ou S

Les performances des différentes stratégies de fusion au niveau des scores sont différentes et sont liés au niveau de sécurité pour les diverses applications. La stratégie de fusion utilise l'opérateur AND qui est plus stricte et donc utilisé pour les applications nécessitant un niveau de sécurité plus élevé que l'opérateur OR qui est plus libéral en matière de sécurité et une meilleure précision. Entre ces deux extrêmes la règle de fusion basée sur ET / OU est un compromis entre le niveau de sécurité et de précision. Cette expérience a été réalisée sur la base de données public de l'Université Polytechnique de Hong Kong, qui se compose d'images multi-spectrales empreintes-palmaires de R, G et illuminations B. Cette base de données comprend trois ensembles de 6000 (12 échantillons de 500 personnes) ROI extraits des images d'empreintes palmaires de taille 128 x 128, chacun sous rouge, vert et bleu illuminations. Chacun de ces ensembles est divisé en deux ensembles: 4800 (12 échantillons de 400 personnes) pour la formation et 1200 (12 échantillons de 100 personnes) à des fins de test. Les performances de la méthode proposée étaient quantitativement évaluées à l'aide des taux suivants : FNMR (False Non Match Rate), FMR (False Match Rate) et EER (Equal Error Rate). FNMR est évaluée sur les 4800 images (de test et identifiées) contre les 4799 images restantes. Pour calcul de FMR, 1200 images de l'ensemble de test sont identifiées par rapport à 4800 images de l'ensemble d'apprentissage. Une fois que l'on obtient les résultats correspondants, on obtient le palmprint score complet de correspondance en utilisant la règle basée sur ce niveau fusion. Les résultats expérimentaux montrent que de significatives améliorations de performances peuvent être obtenues à partir de la combinaison des scores d'images multi-spectrales empreintes palmaires. Le but de ces expériences était de trouver la meilleure stratégie de fusion pour différentes applications. La performance du système est détaillée dans les tableaux a et b, où GAR (Genuine Acceptance rate) et les FAR de chaque régime de fusion sont inscrits par rapport à N. La valeur de EER obtenu est de 4,09%, 5,27% et 8,96% utilisant ET , ET / OU et OU comme règle de fusion respectivement. Le maximum de valeur de taux d'acceptation véritable (GAR) est obtenu 99,979 % pour fusion de stratégie à base OR de $N = 1$ et diminue avec l'augmentation de la valeur de N.

Tableau 2.2 a) GAR pour différents régimes de fusion par rapport à N
b) FAR pour différents régimes de fusion par rapport à N

| N | GAR-OR(%) | GAR-ET/(OR%) | GAR-ET(%) | N | FAR-OR(%) | FAR-ET/OR(%) | FAR-ET(%) |
|---|-----------|--------------|-----------|---|-----------|--------------|-----------|
| 1 | 99.979 | 99.813 | 98.541 | 1 | 86.917 | 51.083 | 15.167 |
| 2 | 99.875 | 99.208 | 95.896 | 2 | 67.083 | 26.00 | 4.000 |
| 3 | 99.542 | 97.625 | 91 | 3 | 44.083 | 9.667 | 0.667 |
| 4 | 98.458 | 93.167 | 80.771 | 4 | 24.250 | 2.917 | 0.083 |
| 5 | 92.271 | 79.563 | 58.958 | 5 | 10.000 | 0.833 | 0.083 |
| 6 | 85.333 | 67.77 | 44.667 | 6 | 4.083 | 0.167 | 0 |
| 7 | 76.292 | 55.291 | 32.854 | 7 | 1.833 | 0 | 0 |

(a)

(b)

La performance des ondelettes hybrides est comparée avec sa composante transformée ondelettes dire DCT et Walsh ondelettes en utilisant la méthode proposée. Il a été observé que les performances du système en utilisant les ondelettes hybrides est meilleure. L'EER obtenu en utilisant DCT et Walsh ondelettes ont été 17,63% et 17,9% (pour la règle de fusion **ou**) et 14,48% et 14,89% (ET / OU règle de fusion) respectivement. Ces valeurs sont beaucoup supérieures à celles obtenues en utilisant les ondelettes hybrides. Les approches SVM, parce qu'elles permettent de prendre en compte de façon naturelle la dimensionnalité des données sans se heurter au phénomène de Hughes, apparaissent particulièrement séduisantes [kek12]. Le tableau 2 .3 rassemble les caractéristiques de l'ensemble des approches évoquées dans les sections précédentes en vue de traiter les images hyperspectrales en prenant en compte les dimensions spectrale et spatiale des données.

Tableau 2.3 Principales caractéristiques des techniques spectro-spatiales.

| Approches | Nature de l'algorithme | Avantages | Difficultés |
|---|--|--|---|
| C-moyennes Floues | Classification non Supervisée | Facilité d'implémentation | Notion de voisinage limitée |
| SVM | Classification supervisée | Prise en compte de l'effet de Hughes Peu d'échantillons d'apprentissage | Choix pertinent des échantillons Difficultés de réglage |
| Champs de Markov | Classification Segmentation non supervisé | Prise en compte directe des notions spatiales et vectorielle | Difficultés d'implémentation Lourdeur algorithmique |
| Outils Segmentation segmentation régions | Segmentation non supervisé | Facilité d'implémentation | Définir une métrique de similarité Lourdeur algorithmique |
| Morphologie Mathématique | Aide à la classification Extraction (EndMember) | Bien adaptée aux zones urbaines | Lourdeur algorithmique Mathématique Structures d'objet particulières |

2.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons commencé par présenter succinctement le contexte de l'étude : la complémentarité des informations spectrale et spatiale pour la classification d'images hyperspectrale. Les approches SVM, parce qu'elles permettent de prendre en compte de façon naturelle la dimensionnalité des données sans se heurter au phénomène de Hughes, apparaissent particulièrement séduisantes.

chapitre 3

3.1 Introduction

Ce chapitre présente les terminologies de l'imagerie hyperspectrale. Plusieurs problèmes de traitement des données hyperspectrales sont introduits, notamment la réduction de dimension, la classification et la détection sont deux finalités importantes en imagerie hyperspectrale avec pour objectif d'améliorer leur efficacité dans un environnement bruit. Nous évoquerons les techniques d'analyse d'imagerie hyperspectrale, autrement dit, nous présenterons les techniques de reconnaissance des formes pour détecter et identifier en utilisant les informations spectrales fournies par les systèmes d'IHS.

L'IHS est essentiellement basée sur l'acquisition et l'analyse de l'information spectrale. Autrement dit, le but principal de l'IHS est de fournir la signature spectrale de chaque objet et puis de l'analyser. Bien que la complexité du monde réel exige de bénéficier des autres caractéristiques des images, parmi lesquelles l'information spatiale semble plus prépondérante dans la plupart des applications.

3.2 Acquisition d'images hyperspectrales et applications

3.2.1 Acquisition d'IHS

L'imagerie hyperspectrale, comme les autres modes d'imagerie spectrale, acquiert des informations sur une partie du spectre électromagnétique. Si l'humain est sensible à la lumière dans le domaine dit du visible selon trois bandes spectrales principales (rouge, vert et bleu), l'imagerie spectrale segmente le spectre en un nombre plus ou moins important de bandes. Cette technologie vise notamment à acquérir des informations au-delà des limites du visible.

Les capteurs et systèmes de traitement correspondants sont élaborés afin de pouvoir être déployés dans nombre d'applications tels que l'agriculture, la minéralogie, la physique et la surveillance de la terre. Les capteurs acquièrent des signaux provenant des objets imagés sur une large plage du spectre électromagnétique. Il existe certains matériaux ayant des signatures spectrales uniques qui permettent de les identifier sans ambiguïté. Dans le cadre du présent travail, nous essayons d'étudier ce type d'images en vue d'une application biométrique.

Les capteurs hyperspectraux recueillent des informations selon une collection d'images, chacune d'elle correspondant à une plage du spectre électromagnétique. Ces images sont ensuite combinées pour former un cube de données hyperspectrales destiné à être traité et analysé. La figure 3.1 présente un exemple de cube hyperspectral généré par des capteurs aéroportés du (Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer) de la NASA (AVIRIS)

[NA 92]. De tels cubes de données peuvent aussi être générés par des satellites comme Hyperion. Par ailleurs, des capteurs portatifs sont aussi utilisés pour certaines

expérimentations et études. Chaque pixel d'une image hyperspectrale consiste en un vecteur dont chacune des composantes renvoie à une propriété de réflectance du matériau dans une bande de fréquence donnée. La figure 3.2 illustre ce propos. La qualité d'une image hyperspectrale dépend de sa résolution spectrale aussi bien que de sa résolution spatiale. La résolution spectrale est définie par la largeur de chaque bande de fréquence. Plus les bandes sont étroites, plus les informations recueillies sont discriminantes, facilitant par là même l'identification des objets imagés. En revanche, il convient de noter que des cellules petites ont des capacités de détection plus faibles et sont sujettes à des rapports signal-sur-bruit (SNR) défavorables, ce qui limite l'efficacité des méthodes de traitement employées. Les cubes hyperspectraux fournissent une information de réflectance spectrale, qui est le rapport de l'énergie réfléchi sur l'énergie incidente pour chaque bande spectrale. La réflectance est une grandeur sans unité qui se situe dans l'intervalle $[0,1]$. La figure 3.3 illustre la procédure d'acquisition des données de réflectance. Ces réflectances varient en fonction de la bande spectrale pour la plupart des matériaux, car l'énergie dans ces bandes spectrales est dispersée ou absorbée à différents degrés. Ces spectres de réflectance varient selon les matériaux imagés. La figure 3.3 illustre ce fait. Les valeurs en creux de ces courbes indiquent les bandes pour lesquelles les matériaux absorbent significativement l'énergie incidente. Ces bandes sont appelées bandes d'absorption. La forme générale d'une courbe spectrale et la position des bandes d'absorption peuvent être utilisées pour identifier et distinguer les différents matériaux. [Ngu2013]

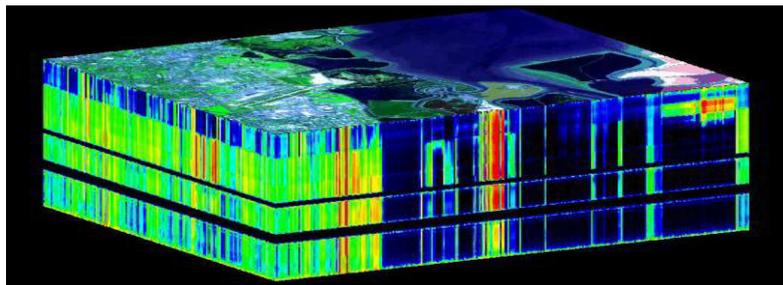


Figure 3.1 Cube de données acquis par AVIRIS (NASA) [NASA 1992].

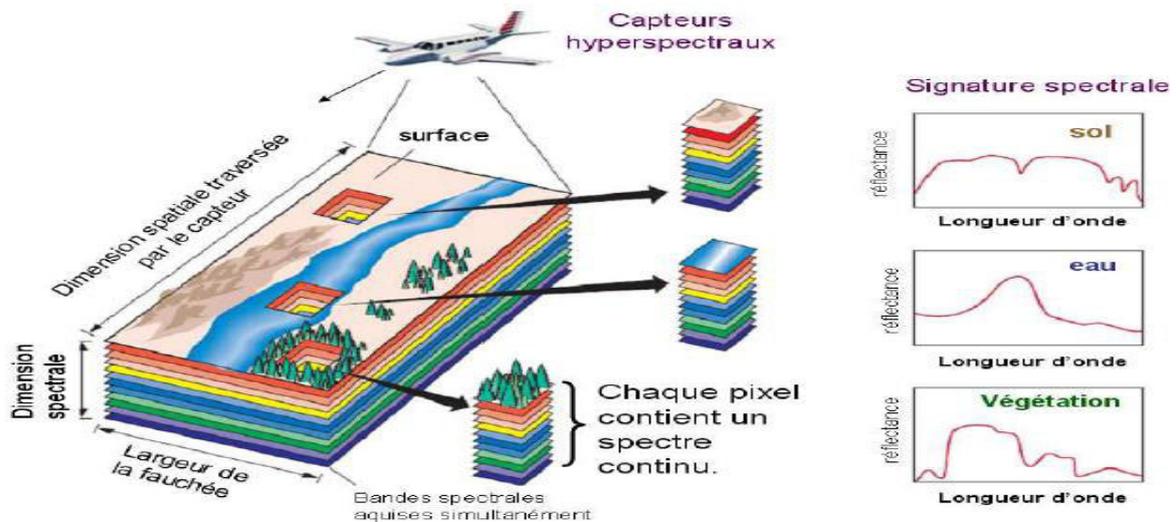


Figure 3.2 Cube hyperspectral [Ngu 2013].

Par exemple, la végétation a une plus grande réflectance que les sols dans le proche infrarouge et une réflexion moindre de la lumière rouge. Dans un but de comparaison, il convient de situer l'imagerie hyperspectrale par rapport à l'imagerie multispectrale. La distinction repose sur le nombre de bandes spectrales ou le type de mesures. Le choix d'une technique dépend de l'objectif de l'application. L'imagerie multispectrale propose plusieurs images en bandes discrètes et étroites. Pour cette raison, l'imagerie multispectrale ne produit pas le spectre continu d'un objet. L'imagerie hyperspectrale renvoie à un continuum de bandes étroites. Ainsi un capteur constitué de seulement 20 bandes peut également être hyperspectral s'il couvre l'intervalle de 500 à 700 nm avec 20 bandes, chacune ayant 10 nm de largeur. Un autre terme aussi mentionné est l'imagerie ultraspectrale. Il est réservé aux capteurs de type interféromètre ayant une résolution spectrale très fine. La limitation de cette technologie est le volume très élevé données.

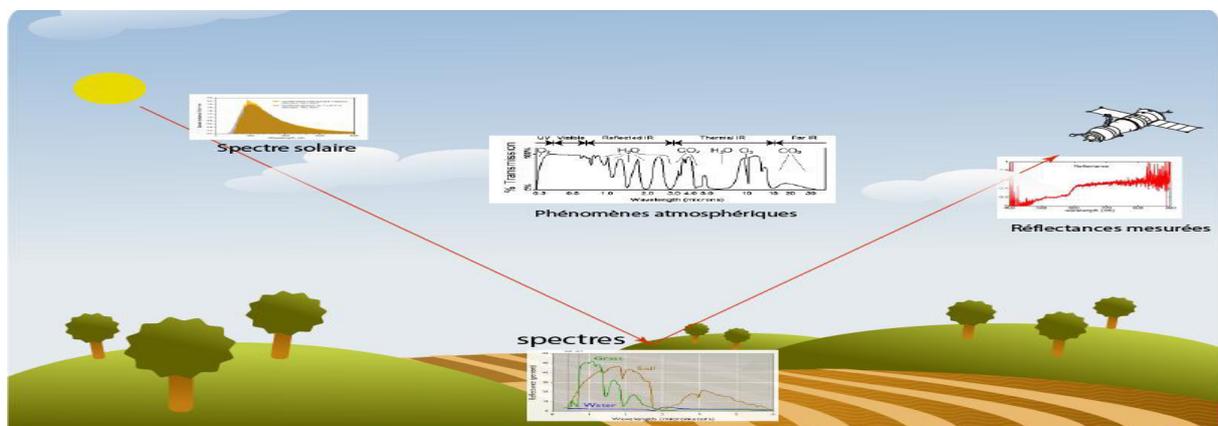


Figure 3.3 Procédure d'acquisition des réflectances [Ngu 2013].

3.2.2 Applications

A l'origine, cette technologie a été développée pour l'exploitation minière et la géologie grâce à la possibilité d'identifier des minéraux différents, de rechercher du pétrole, et

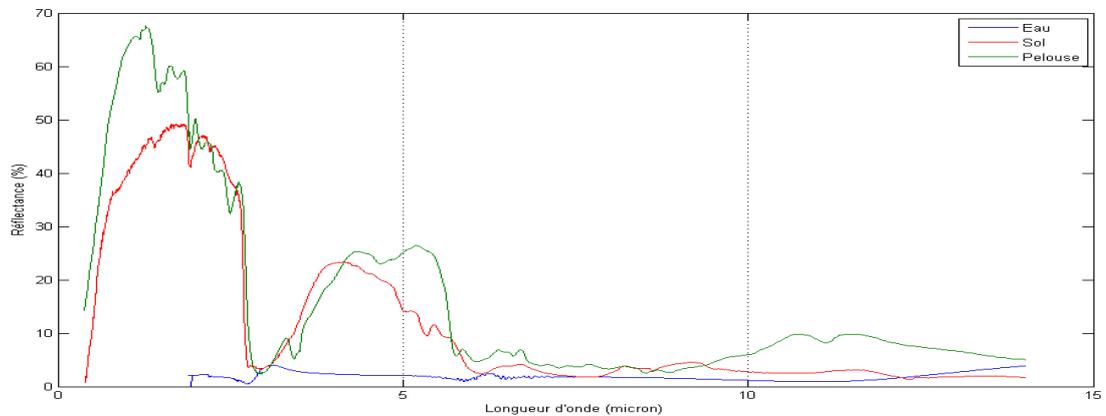


Figure 3.4 Réflectances de matériaux différents en fonction des bandes de fréquence .

etc... À l'heure actuelle, de nombreuses applications dans des domaines variés coexistent. Parmi elles, on peut citer l'écologie, la surveillance de la terre, la chimie, l'astronomie. On relève également des applications dans le traitement des manuscrits historiques. Les applications de l'imagerie hyperspectrale ne cessent actuellement de croître.

La cartographie géologique et l'exploration minière sont parmi les applications principales qui bénéficient de la technologie hyperspectrale. De nombreux minéraux et roches présentent des motifs caractéristiques dans leur spectre électromagnétique, ce qui permet d'identifier leur composition chimique et les abondances relatives des différents matériaux présents. Les capteurs à bande étroite peuvent être embarqués sur des plates-formes aéroportées et spatiales, et disposer d'une résolution suffisante pour identifier les caractéristiques du milieu imagé et distinguer à distance les matériaux naturels le constituant. La plupart des études utilisant des données hyperspectrales, dans le cadre d'applications géologiques, concernent les zones de terres arides ou semi-arides car sous ces climats, la végétation et les sols sont rares. Par conséquent, les caractéristiques géologiques sont mieux préservées et exposées que dans les régions tropicales]. L'astronomie utilise depuis peu des imageurs hyperspectraux pour étudier la formation et l'évolution des objets astronomiques. Comme cette technologie donne accès à un cube de données où l'axe des longueurs d'ondes est échantillonné très finement, il est possible d'étudier avec précision le voisinage d'une raie d'émission ou d'absorption en utilisant une large plage de bandes spectrales. Ceci permet d'observer l'univers en volume et en profondeur. Néanmoins, la taille des cubes de données demeure très élevée. A titre d'exemple, notons que les cubes de données acquis par MUSE (Multi-Unit Spectroscopic Explorer)

atteignent jusqu'à 2400 x 2400 x 3000 pixels. Ceci pose la question de la complexité et des coûts calculatoires pour les algorithmes appliqués à ce type de données. L'imagerie hyperspectrale contribue aussi à la protection de l'environnement. La plupart des pays exigent une surveillance en continu des émissions produites par les centres de production d'énergie au charbon et au mazout, par les incinérateurs de déchets municipaux qui peuvent s'avérer dangereux, par les cimenteries, ainsi que par de nombreux autres types de sources industrielles. Ces activités de contrôle sont généralement pratiquées à l'aide de systèmes d'échantillonnage extractifs couplés à des techniques de spectroscopie infrarouge. Certains types de mesures permettent également l'évaluation de la qualité de l'air, mais ils ne sont pas très populaires en raison de l'incertitude sur les mesures. Le Telops Hyper-Cam, un imageur infrarouge hyperspectral, offre maintenant la possibilité d'obtenir une image complète des émissions résultant des cheminées industrielles à partir d'un emplacement distant, sans avoir besoin de systèmes d'échantillonnage extractifs, La technologie hyperspectrale joue également des rôles importants dans la surveillance militaire. L'imagerie hyperspectrale est particulièrement utile en raison de contre-mesures que les entités militaires adverses prennent maintenant pour contrer la surveillance aérienne. L'avantage de l'imagerie hyperspectrale est que les méthodes n'ont besoin d'aucune connaissance fine de l'échantillonnage puisque le spectre entier est acquis en chaque pixel, à condition que les post-traitements puissent exploiter les données dans leur ensemble. L'imagerie hyperspectrale peut aussi profiter des relations spatiales entre les différents spectres dans une zone, ceci permettant d'utiliser des modèles spectro-spatiaux plus complexes pour une segmentation ou une classification de l'image plus précise. Cependant, les inconvénients principaux sont le coût et la complexité. Il est nécessaire de recourir à des calculateurs rapides, et à des capacités de stockage importantes car le volume d'un cube hyperspectral peut excéder des centaines de méga-octets. Tous ces facteurs augmentent considérablement le coût d'acquisition et de traitement des données hyperspectrales [Ngu 2013].

3.3 Prétraitement

L'analyse et l'interprétation des images hyperspectrales requièrent l'établissement des corrections géométriques et/ou radiométriques nécessaires pour éliminer certains effets indésirables, notamment les effets de d'interaction avec l'atmosphère, les erreurs systématiques et les effets géométriques. A cet effet, par exemple l'image ASTER a été transformée en réflectance en passant par cette chaîne classique de prétraitement d'images.

Ensuite, la calibration en luminance permet de convertir les comptes numériques enregistré par le capteur en grandeur physique de luminance supprimant ainsi les effets induits par le capteur sur les mesures. Cette tâche peut être réalisée par la méthode de la courbe d'étalonnage. Le passage en réflectance a été réalisé par les procédés empiriques ou relatifs dont la correction est basée sur des données. Cette étape de prétraitement se termine par un rééchantillonnage des bandes SWIR à celles du VNIR (15 m) avec la méthode du proche voisin. [Hem 10]

3.4 Aspects d'analyse d'image hyperspectrale

Comme mentionné précédemment, l'imagerie hyperspectrale offre de nombreuses opportunités dans des domaines différents. Cependant, cette technologie pose aussi plusieurs défis dans le traitement et l'analyse. On peut citer :

- **La variabilité spectrale** : la variabilité de la signature spectrale d'un matériau peut être très importante dans les applications de télédétection en raison des variations des conditions atmosphériques, du bruit du capteur, de la composition des matériaux, des matériaux alentour, etc ... Dans certain cas, il s'avère difficile d'identifier un matériau donné à partir d'une bibliothèque de spectres. Pixel de mélange la zone couverte au sol par un seul pixel est généralement assez grande. Dans ces conditions, la réflectance d'un pixel est le mélange de tous les spectres des matériaux qui résident dans cette zone. On a alors à traiter des pixels de mélange au lieu de pixels purs où un seul matériau serait représenté.
- **Volume de données important et grande dimension de données** : de nombreuses techniques de traitement du signal, usuellement réservées à des données de faible dimension, peuvent ne pas supporter un tel passage à l'échelle.
- **Suppression des interférences** : de nombreux signaux invisibles pour un capteur d'imagerie ordinaire peuvent devenir visibles pour un capteur hyperspectral. Dans ces conditions, il faut prévoir de supprimer ces interférences afin d'offrir un meilleur contraste aux signaux d'intérêt. Pour maîtriser ces problèmes et s'adapter aux demandes de plusieurs applications l'imagerie hyperspectrale peut renvoyer à plusieurs tâches telles que réduction de dimension : réduire la dimension spectrale afin de faciliter l'analyse des données tout en préservant le résultat de l'analyse.
- **Classification** : attribuer une étiquette de classe (ou la probabilité de classe) à chaque pixel (en mode supervisé ou non-supervisé).

- **Détection** : rechercher les pixels correspondant à des signatures spectrales spécifiques connues ou non.
- **Détection de changements** : trouver des changements importants entre deux données hyperspectrales d'une même zone géographique.
- **Démélange** : estimer la fraction d'abondance de chaque matériau présent dans la zone couverte par le capteur. [Ngu 2013]

3.4.1 Procédé d'exploitation d'images hyperspectrales

La figure 3.5 illustre un procédé complet de l'exploitation d'images hyperspectrales.

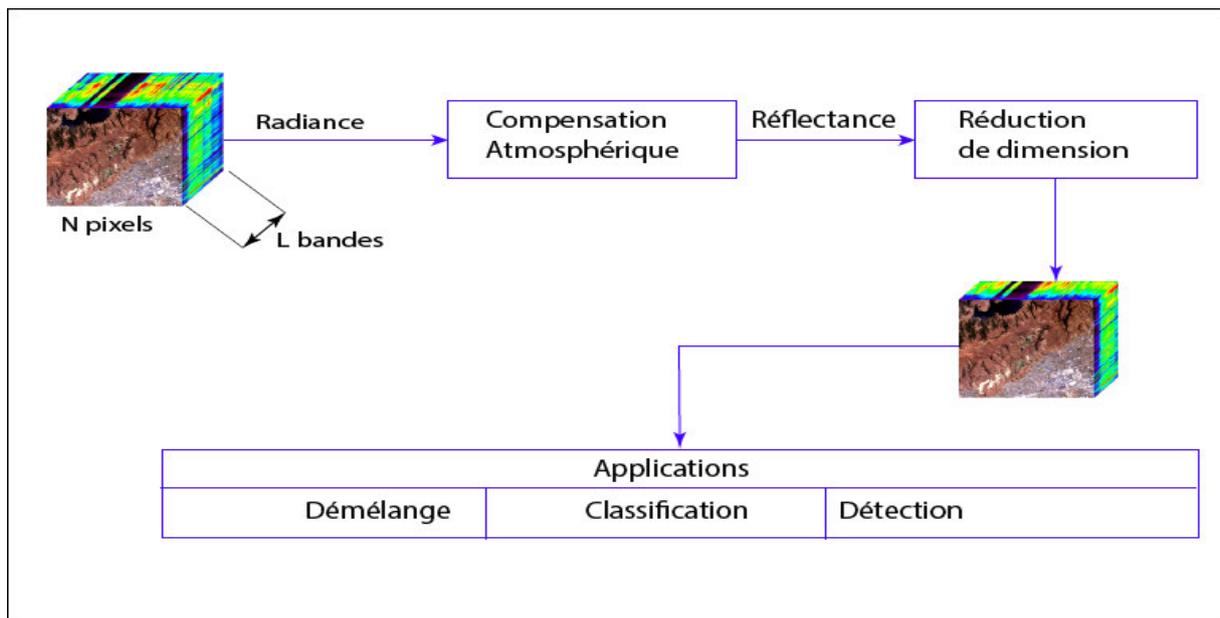


Figure 3.5 Procédure de traitement et d'analyse [Ngu 2013].

Dans ce qui suit, nous introduisons en détail chacune de ces tâches.

3.4.2 Réduction de dimension

Dans un contexte hyperspectral, la grande profusion de données rend difficile l'extraction d'une information claire et pertinente à partir des seules données brutes. En effet, leur caractère très fortement multivarié les rend sensibles au phénomène de Hughes : plus la dimension des données étudiées est grande et plus le nombre de paramètres nécessaire à l'élaboration d'un modèle permettant de les représenter augmente. Ces paramètres sont d'autant plus délicats à estimer qu'ils sont nombreux, ce qui entraîne une dégradation de la qualité du traitement. De plus, une image de grande dimension implique une multiplication non négligeable du temps de calcul des algorithmes d'analyse.

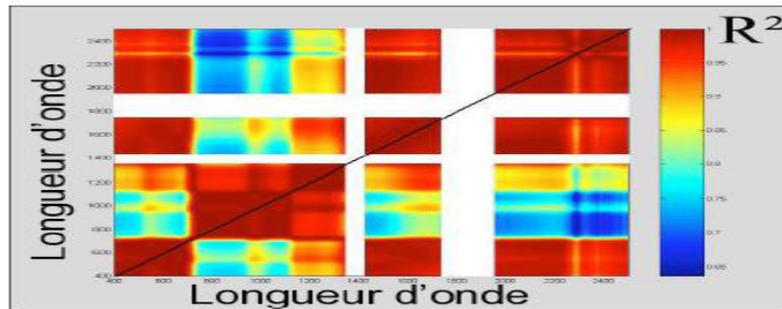


Figure 3.6 Matrice de covariance d'une image hyperspectrale (les similitudes inter-bandes par blocs sont parfaitement visibles) [Gui12].

Pour contre balancer ce problème, il existe des procédés tirant parti de la précision de l'échantillonnage spectral et des redondances inter-bandes des données hyperspectrales pour obtenir un nouveau jeu réduit de variables, ces dernières étant définies à partir d'un critère adapté à l'application désirée (la variance pour la classification, le kurtosis pour la détection d'anomalie, etc...). En effet, les bandes spectrales adjacentes présentent parfois de fortes similitudes, entraînant une forte corrélation inter-bande (figure 3.7). Ce comportement est dû au fait que les propriétés de réflectance spectrale des matériaux restent souvent stables sur des intervalles de longueurs d'onde plus ou moins grands. Cette réduction de dimension de l'espace vecteur peut être fait de deux manières soit par des méthodes de sélection de bandes, soit par projection des données sur une espace de dimension inférieure, ce dernier procédé débouchant sur l'obtention de nouvelles primitives résultant d'une combinaison des bandes spectrales originales (voir figure 3.7). Dans les deux cas, l'objectif est de minimiser l'écart en termes d'information utile entre l'image d'origine et l'image réduite. Nous utiliserons cependant exclusivement les méthodes de projection qui présentent l'avantage de tenir compte de la totalité des bandes spectrales originales. Ces méthodes tendent de plus à rendre les distributions gaussiennes, plus faciles à modéliser.

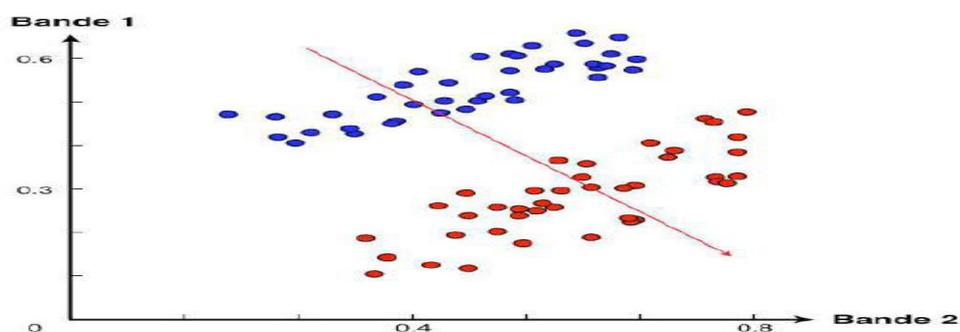


Figure 3.7 Exemple d'axe de projection (en rouge) permettant de séparer de manière optimale deux classes de pixels sur une image à deux bande [Gui12].

La taille importante des données et la grande dimension des images hyperspectrales entraînent des difficultés dans la transmission des données, le stockage et l'analyse. Heureusement, la dimension spectrale peut être réduite en exploitant la corrélation spectrale. Il est possible de réduire cette dimension en se basant, soit sur des transformations appropriées, grâce à une PCA par exemple, soit par sélection et regroupement de bandes. Les algorithmes utilisant des transformations ont pour but de trouver un sous-espace optimal au sens de certains objectifs : SNR maximal, variance maximale, etc ... Les données sont ensuite projetées sur ce sous-espace. Par ailleurs, les méthodes basées sur la sélection de bandes visent à choisir un sous-ensemble de bandes tout en préservant la qualité des résultats. Comme pour d'autres tâches, la réduction de dimension peut être supervisée ou non-supervisée, linéaire ou non-linéaire. Dans cette partie, nous allons nous concentrer sur quelques méthodes de réduction de dimension connues utilisant des transformations et projections différentes selon l'objectif recherché. [Gui12]

3.4.2.1 Réduction basée sur les transformations

Une méthode classique non-supervisée est l'analyse en composantes principales (PCA), qui consiste à transformer des variables corrélées en nouvelles variables décorréliées. Il s'agit d'une approche à la fois géométrique (les variables sont représentées dans un nouvel espace, selon des directions d'inertie maximale) et statistique (la recherche porte sur des axes indépendants expliquant au mieux la variabilité - la variance - des données). Lorsque l'on veut compresser un ensemble de variables, les premiers axes de l'analyse en composantes principales sont les meilleurs choix, du point de vue de l'inertie ou de la variance. Ces nouvelles variables sont nommées composantes principales, et s'expriment selon des axes principaux. Cette approche permet de réduire le nombre de variables et de rendre l'information moins redondante. On commence par calculer la matrice covariance C d'un tableau de données X de taille $m \times n$, avec m la dimension et n le nombre d'observations

$$C = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m x_i x_i^T \quad (3.1)$$

Les données sont ensuite projetées sur les k premiers vecteurs propres de cette matrice C , permettant de réduire la taille des données de m à k . La figure 3.9 illustre les deux composantes principales d'un ensemble de données de dimension deux. Il est possible d'appliquer la PCA afin de réduire la taille d'un cube hyperspectral et d'extraire ses caractéristiques, dites composantes principales, et d'alléger ainsi la charge des autres traitements. Si un tel traitement favorise une reconstruction fidèle des données malgré la réduction de leur dimension, il n'est pas nécessairement approprié lorsqu'il précède une

opération de classification puisqu'il ne vise pas à préserver la séparabilité de classes. En raison de ces faiblesses, d'autres méthodes ont été introduites.

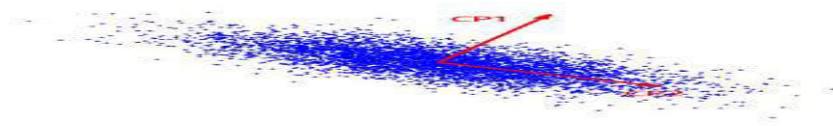


Figure 3.8 Composantes principales d'un ensemble de données[Gui12].

On peut citer parmi elles Noise-Adjusted PCA (NAPCA) ou Minimum Noise Fraction (MNF)]. Ces méthodes affinent la PCA conventionnelle en classant les composantes principales en fonction du SNR. Ces méthodes cependant demandent une estimation précise du bruit, qui peut être difficile dans certain cas. De plus, le critère du SNR n'est pas approprié dans les cas où les interférences sont importantes. Pour estimer la variance du bruit en chaque bande spectrale (pour une matrice de covariance de bruit diagonale), il peut être supposé que le signal en chaque pixel a une forte corrélation avec ses voisins (spatiale et spectrale). Ainsi, le résidu d'une prédiction linéaire peut être associé à la composante de bruit. La variance du bruit peut être estimée comme la variance des composantes de bruit en tous les pixels. L'estimation des paramètres du bruit peut être plus précise si la prédiction linéaire est menée dans des zones homogènes. Une autre méthode est l'analyse discriminante linéaire de Fisher (LDA) Il s'agit d'une technique supervisée standard de réduction de dimension dans le domaine de la reconnaissance des formes. Elle consiste à projeter les données de grandes dimensions sur un espace de faible dimension, où toutes les classes sont bien séparées. Ceci se traduit par la maximisation d'un quotient de Rayleigh. Néanmoins, cette méthode peut donner des résultats inattendus si les échantillons d'une classe sont distribués selon une loi multimodale. L'analyse discriminante de Fisher locale (LFDA) est conçue pour surmonter cette difficulté. Pour l'imagerie hyperspectrale, qui peut présenter des caractéristiques multimodales dans chaque classe, LFDA peut donner de meilleures performances que le FDA original. Dans de nombreux cas, les données hyperspectrales peuvent ne pas vivre dans un hyperplan. Cela mène à des résultats biaisés qui influent sur les procédures de traitement à suivre. Les récents développements dans le domaine de l'apprentissage des variétés permettent de pallier cette difficulté. Si la variété est de faible dimension, les données peuvent être visualisées dans cet espace de faible dimension. KPCA est une méthode développée à partir de PCA en utilisant l'astuce du noyau]. KPCA commence par calculer la matrice de

covariance des données représentées dans un espace de Hilbert à noyau reproduisant, de grande dimension.

$$\mathbf{C} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \phi(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_i)^T \text{ avec } \phi(\cdot) \quad (3.2)$$

une application implicite donnée conséquente au choix d'un noyau. Les données transformées sont ensuite projetées sur les k premiers vecteurs propres de cette matrice, à l'image de PCA. Cette approche utilise l'astuce du noyau pour alléger la charge calculatoire. Malheureusement, il n'est pas trivial de trouver un noyau performant pour un problème donné, de sorte que KPCA ne donne pas toujours de bons résultats pour certains problèmes. Par exemple, il est connu qu'il donne de piètres performances pour des points situés sur une variété de type Swiss Roll. Isomap est l'une des méthodes de réduction de dimensionnalité les plus largement utilisées. Pour cette méthode, les distances géodésiques sont traduites selon une métrique euclidienne grâce à la méthode MDS. L'algorithme fournit une méthode simple pour estimer la géométrie intrinsèque d'une variété de données grâce à une estimation approximative de la distance de chaque point à ses voisins. Isomap est très efficace et généralement applicable à un large éventail de type de données. La figure 3.9 donne un résultat obtenu avec Isomap. Notons qu'il existe une évolution de cette méthode, le Landmark-Isomap. Cet algorithme vise à augmenter l'efficacité calculatoire au prix d'une certaine perte de précision des résultats.

L'algorithme LLE a été proposé en même temps qu'Isomap par une équipe concurrente. Il a plusieurs avantages par rapport à Isomap, notamment une optimisation plus rapide reposant sur des matrices éparsees, et une meilleure qualité des résultats sur de nombreux problèmes. LLE commence par déterminer un ensemble de plus proches voisins pour chaque point. Il calcule ensuite un ensemble de poids pour chaque point, qui décrit au mieux celui-ci en tant que combinaison linéaire de ses voisins. A partir de ces informations, il utilise enfin une technique d'optimisation à base de vecteurs propres pour définir l'espace de représentation des données le plus adéquat.

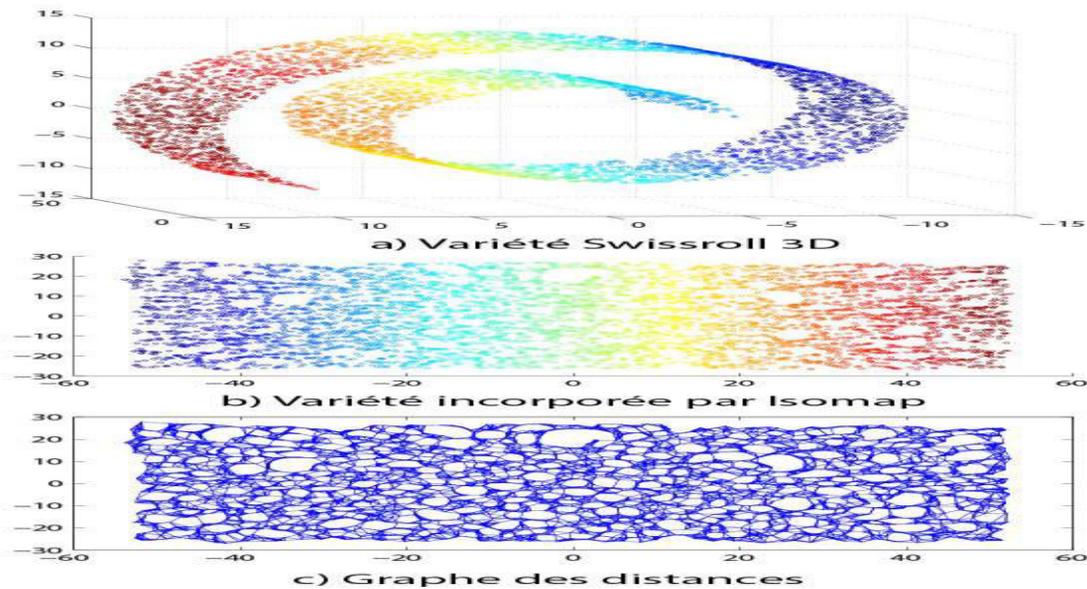


Figure 3.9 Traitement des données Swiss Roll avec Isomap [Gui12].

Dans certains cas, l'utilisation d'une méthode de réduction de dimension peut améliorer les performances dans le contexte de l'analyse des images hyperspectrales. Cependant, il est possible que l'utilisation de telles techniques puissent dégrader les performances, par rapport à celle utilisant la dimension originale. Enfin, la question du choix de la dimension de l'espace de représentation final demeure ouverte. Dans le cadre d'un problème de classification supervisée, celui-ci est lié au nombre de classes [Gui12]

3.5 Classification

Étant donné un ensemble d'observations (pixel-vecteurs), le problème de classification consiste à attribuer une étiquette unique à chaque pixel. Pour résoudre ce problème, on peut recourir préalablement à un algorithme de démixage afin d'extraire les coefficients d'abondance en guise de vecteurs de paramètres. La taille du problème s'en trouve ainsi réduite. La figure 3.10 illustre un procédé de classification standard. Pour la classification de données hyperspectrales toujours, il existe plusieurs types de problèmes de classification. Ainsi est-il possible d'envisager un cadre supervisé ou non supervisé selon l'existence d'une vérité terrain ou non. L'approche non supervisée peut s'avérer délicate étant donné l'absence d'information sur le nombre de classes à discriminer. En ce qui concerne l'approche supervisée, la malédiction de la dimensionnalité constitue un écueil certain étant donnée la dimension des pixels vecteurs au regard du nombre de données d'apprentissage généralement disponibles. Afin d'améliorer les performances des algorithmes, il est recommandé d'exploiter conjointement les informations spectrales et spatiales. En conclusion, il est en pratique important de recourir à des algorithmes de prétraitement efficaces et rapides [Ngu 13].

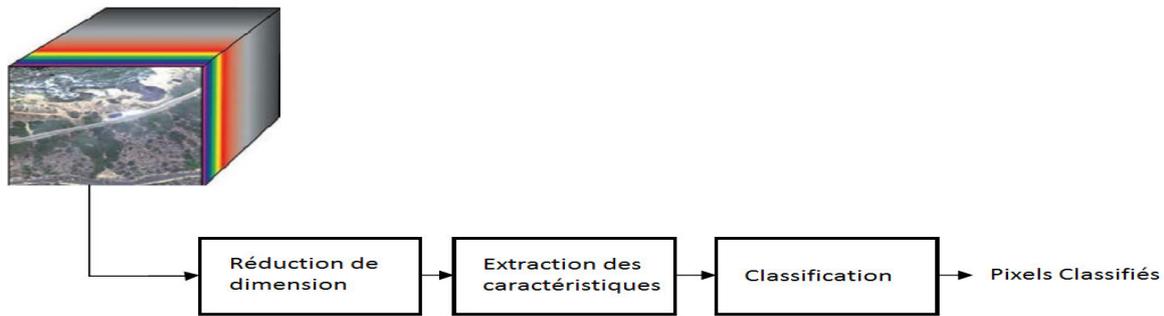


Figure 3.10 Procédure de classification [Ngu 13].

3.5.1 Classification non-supervisée

La classification non-supervisée doit faire face à l'absence de données étiquetées. Plusieurs approches pour surmonter ce problème ont été proposées en analyse de données hyperspectrales : le clustering, la segmentation hiérarchique, l'approche objet.

- Le clustering vise à établir automatiquement des regroupements dans l'espace des caractéristiques en estimant les centres de chaque classe. La question centrale reste le choix du nombre de classes.
- La segmentation hiérarchique a pour but de produire un ensemble de segmentations de l'image à différents niveaux de détails. Les segmentations grossières peuvent être produites en fusionnant des régions de segmentations plus fines. Un algorithme typique est la segmentation hiérarchique récursive (RHSEG) [Tar et al12]. Il s'agit d'un hybride de la technique de croissance de région et du clustering spectral. RHSEG effectue une segmentation multi-résolution, dans laquelle les régions aux niveaux les plus fins peuvent être associées à des régions à des niveaux plus grossiers. Chaque région peut être suivie dans la hiérarchie de segmentations afin de désigner le niveau de segmentation optimal pour une région donnée.
- La classification d'images basée sur les objets est aussi dite analyse d'images basée sur les objets (OBIA) ou GEOBIA dans le domaine de la télédétection. La technique fonctionne à des échelles multiples et utilise les informations spectrales, morphologiques, tailles, textures, structure et contextuelles pour regrouper de façon non-supervisée des pixels dans des objets. Il peut segmenter l'image originale en objets connectés, éventuellement à différents niveaux, et choisir automatiquement ou semi-automatiquement un niveau optimal pour chaque objet.

3.5.2 Classification supervisée

La classification supervisée utilise des pixels déjà étiquetés pour élaborer un classifieur. Il existe plusieurs stratégies pour la classification supervisée. D'abord, nous commençons par les approches classiques.

- Le classifieur utilisant la distance minimale qui assigne un pixel à la classe la plus proche.
- Le classifieur du maximum de vraisemblance évalue la probabilité d'attribution d'un pixel à une classe à l'aide à la fois de la variance et de la covariance des échantillons d'apprentissage disponibles.
- Les classifieurs discriminants qui visent à classer un ensemble de pixel-vecteurs dans des classes différentes en utilisant une fonction discriminante qui minimise l'erreur de classification. Plusieurs types de fonctions discriminantes peuvent être appliqués : plus-proches-voisins, arbres de décision, fonctions linéaires, fonctions non-linéaires, etc ... Ces types de classifieurs classiques sont très sensibles à l'augmentation de la dimension des données. Pour les grandes dimensions, il faut disposer de suffisamment de données d'apprentissage. L'utilisation des noyaux est une bonne solution pour ce problème. Ce principe est aujourd'hui l'un des plus populaires pour la classification supervisée hyperspectrale. La classification utilisant les méthodes à noyaux a commencé avec l'utilisation des séparateurs à vaste marge (SVM). L'astuce du noyau permet aux algorithmes d'opérer dans un espace de Hilbert de grande dimension, voire infinie, dans lequel les données d'apprentissage peuvent devenir linéairement séparables. Les SVM visent donc à trouver un hyperplan à marge maximale pour séparer les données d'apprentissage dans cet espace. La figure 3.11 illustre le principe de cette approche. Des difficultés subsistent cependant pour la mise en œuvre de ce type d'approche, en particulier le choix du noyau.
- D'autres algorithmes de classification populaires reposent sur les réseaux de neurones. Le perceptron multicouche avec apprentissage par rétro-propagation du gradient a été largement utilisé.

Comparés aux méthodes à noyau, les réseaux de neurones sont davantage sensibles à la malédiction de la dimensionnalité.

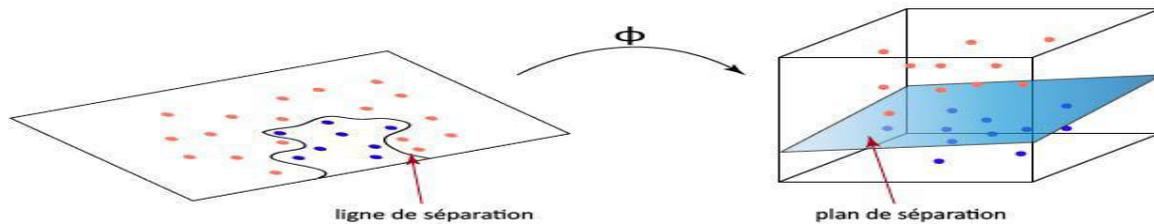


Figure 3.11 Injection des données dans un espace de grande dimension [Ngu 13].

Toutefois, si un post-traitement spatial est appliqué, les réseaux de neurones peuvent également s'avérer efficaces. Parmi les autres méthodes de classification supervisées, on peut citer la classification par sous-espaces et l'apprentissage de variétés [Ngu 13].

3.5.3 Classification combinant informations spatiales et spectrales

Plusieurs algorithmes tendent à combiner les informations spatiales et spectrales pour améliorer les résultats de classification.

- **Classification basée sur les profils morphologiques** : ils utilisent des opérations d'ouverture et de fermeture afin d'inclure des informations spatiales. Lorsqu'elle est couplée à un classifieur SVM, cette méthode peut donner de très bons résultats. D'autres algorithmes ont aussi été développés selon le même principe : les profils morphologiques étendus , les profils d'attributs morphologiques, les approches morphologiques des bassins hydrographiques
- **Classification intégrant une segmentation** : cette méthode combine le RHSEG (un classifieur non-supervisé) et un SVM pour classer chaque pixel en intégrant des informations spatiales.
- **Classification associant champs de Markov et SVM**: un champ de Markov est utilisé dans le post-traitement pour exploiter des informations spatiales.

3.5.4 Progrès récents en classification

Dans cette section, on énumère quelques tendances nouvelles en classification des données hyperspectrales.

- **Classification semi-supervisée** : ce procédé utilise à la fois des échantillons étiquetés et non étiquetés. Pour les applications réelles, les données d'entraînement sont généralement difficiles à obtenir en grand nombre. On utilise donc également des échantillons non étiquetés qui devraient être relativement faciles à générer. Un algorithme de ce type est le SVM transductif (TSVMs) . est basé sur l'utilisation

conjointe des échantillons étiquetés et non-étiquetés dans le cadre d'un processus itératif à apprentissage transductif.

- **Apprentissage actif** : il sélectionne les échantillons les plus informatifs dans un groupe de candidats. Jusqu'à présent, de nombreuses stratégies d'apprentissage actives homme-machine ont été proposées. Quand le cadre de machine à machine peut être utilisé, on parle d'auto-apprentissage semi-supervisé.
- **Démélange des images avant classification**: le démélange spectral peut être utilisé pour l'extraction de caractéristiques avant classification supervisée. Ce démélange peut être réalisé de façon supervisée (données étiquetées) ou non-supervisée (image originale) [Ngu 13].
- **Intégration de la classification et d'un démélange spectral avec apprentissage actif**

3.6 Démélange des images hyperspectrales

3.6.1 Définition du démélange des images IHS

En imagerie hyperspectrale, les capteurs acquièrent souvent des scènes dans lesquelles de nombreuses substances matérielles hétérogènes contribuent au spectre mesuré. Ce dernier est alors qualifié de pixel de mélange. Les pixels de mélange sont fréquents dans les images hyperspectrales en raison d'une résolution spatiale insuffisante du capteur, ou en raison des effets de mélanges intimes. La figure 3.12 illustre des pixels de mélange dans une image hyperspectrale. En plus des effets de mélanges spectraux, il y a beaucoup d'autres sources de perturbation qui peuvent affecter considérablement les images hyperspectrales. Par exemple, les perturbateurs atmosphériques sont une source potentielle de mélange. Par ailleurs, des effets de diffusion/réflexion multiples peuvent également entraîner des inexactitudes du modèle. Enfin, les ombres et les conditions d'éclairage variées peuvent intervenir.

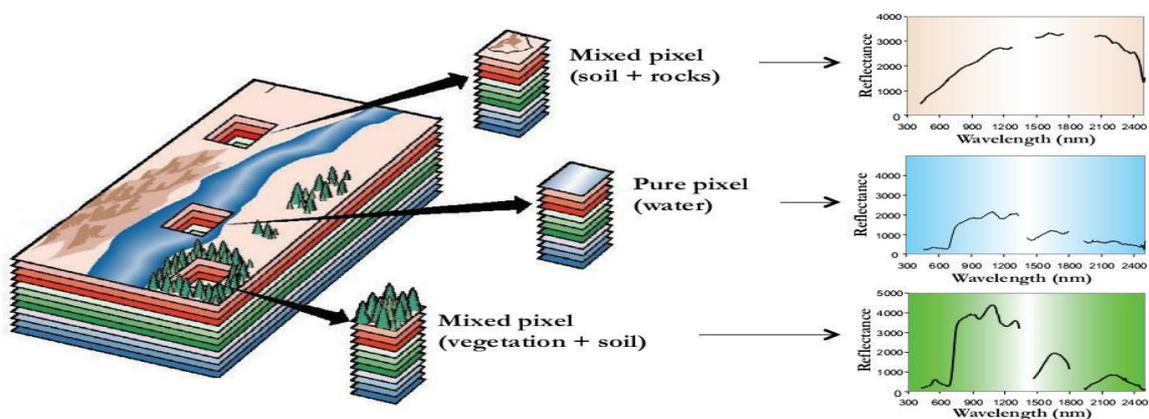


Figure 3.12 Pixels de mélange dans une image hyperspectrale

Les pixels de mélange peuvent s'avérer très gênants dans les procédés d'analyse et de traitement des images hyperspectrales. Par exemple, une procédure de classification pixel par pixel peut être aisément trompée du fait de la présence de mélange.

Un remède consisterait à augmenter la résolution spatiale de l'image. Néanmoins, les effets de mélange intime dans des matériaux homogènes tels que les sols et les sables interviennent indépendamment d'une résolution même accrue. Notons que de tels mélanges entre matériaux sont de nature non-linéaire vis-à-vis des spectres mesurés. Les méthodes de démixage offrent des capacités d'interprétation importante dans de nombreux scénarios tactiques pour lesquels les détails sub-pixelliques sont essentiels

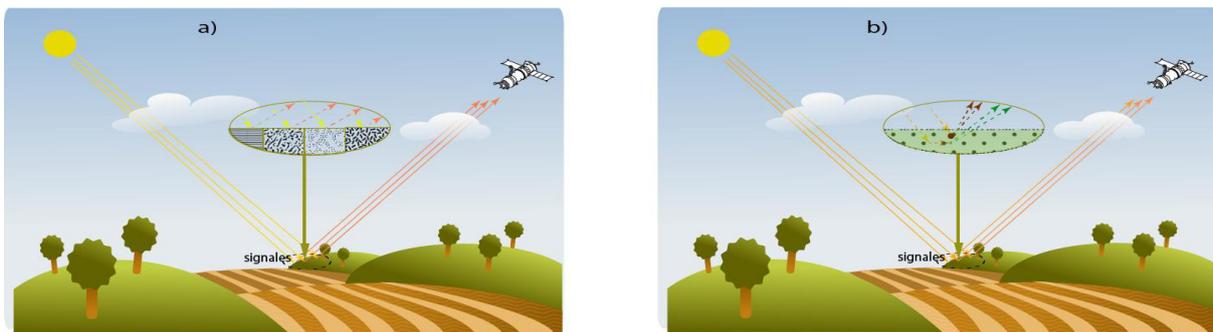


Figure 3.13 Deux types de pixels dans une image hyperspectrale a) mélange linéaire, b) mélange intime non-linéaire.

Le démixage spectral est une procédure selon laquelle un spectre mesuré est décomposé en un ensemble de spectres élémentaires, ou endmembers, et un ensemble de fractions correspondantes, ou abondances. Plus clairement, ces derniers indiquent la proportion de chacun des endmembers représentés dans le pixel de mélange. Les endmembers correspondent aux éléments constitutifs identifiés dans la scène, comme l'eau, les sols, les métaux, etc. Un pixel vecteur est dit pur s'il ne se réfère qu'à un seul élément. Une image hyperspectrale peut ne contenir aucun pixel pur. Deux familles d'algorithmes de démixage peuvent être identifiées selon la nature des mélanges considérés : linéaire et non-linéaire.

- Dans un modèle de mélange linéaire, les composants macroscopiquement purs sont supposés être répartis de façon homogène dans des patchs distincts de la scène hyperspectrale.
- Dans un mélange non-linéaire, les composants macroscopiquement purs sont intimement mélangés. Les algorithmes dédiés à ce type de mélange visent à identifier une fonction non-linéaire reliant les spectres des matériaux et leur abondance au pixel-vecteur acquis. Une connaissance a priori approfondie des matériaux est importante.

D'une manière générale, le problème du démixage spectral est un cas particulier du problème inverse généralisé qui vise à estimer les paramètres du système en utilisant une ou plusieurs observations d'un signal ayant interagi avec le système avant d'arriver au capteur. Un procédé de démixage complet commence par un cube de données sur lequel une correction atmosphérique a déjà été appliquée. Une réduction de dimension peut être appliquée selon l'algorithme de démixage choisi. Après cette étape, une extraction des endmembers est pratiquée pour trouver les spectres constitutifs de la scène. Les algorithmes existants estiment les abondances après ou conjointement à l'extraction des endmembers. La procédure complète est schématiquement représentée sur la figure 3.14. Chacune des étapes est détaillée les sections suivantes.

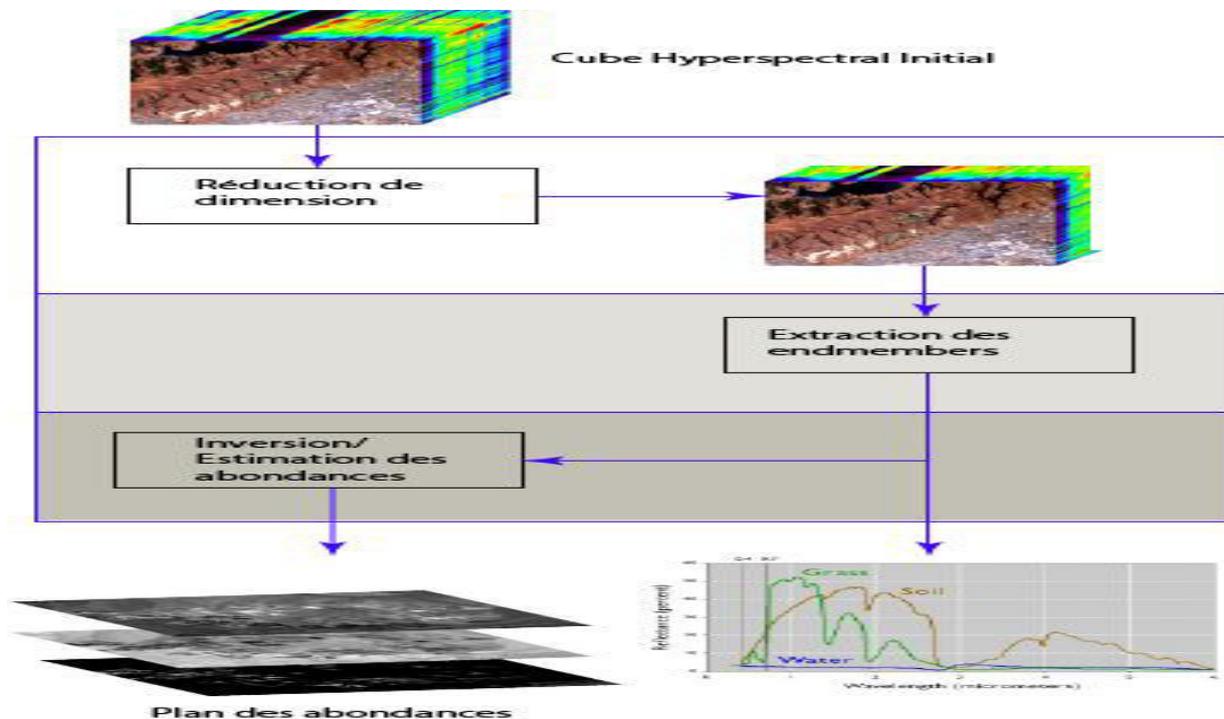


Figure 3.14 Procédure de démixage

3.6.2 Modèles de mélange

La définition d'un modèle physique de mélange spectral est une étape essentielle pour le démixage. Ces modèles visent à décrire comment les composantes constitutives d'un pixel se combinent pour produire les spectres mesurés. Ils tentent de reproduire la physique fondamentale dictant la phénoménologie hyperspectrale.

Les algorithmes de démixage visent à utiliser ces modèles pour effectuer l'opération d'inversion, qui a pour but d'estimer les endmembers et leurs abondances en chaque pixel-

vecteur de l'image. A partir des deux principaux types de mélanges existants, on a déduit deux familles générales de modèles de mélange :

- Pour le modèle linéaire : la surface imagée correspondant à chaque pixel est constituée de patches homogènes. Le rayonnement réfléchi combine les spectres des éléments constitutifs dans les mêmes proportions que leurs abondances respectives. Dans ce cas, il existe une relation linéaire entre les abondances des substances et le spectre mesuré. Soit $\mathbf{r} = \{r_1, r_2, \dots, r_L\}$ le spectre de réflectance acquis par le capteur avec L le nombre de bandes, m_i le spectre du i^e matériau constitutif, $\{a = a_1, a_2, \dots, a_R\}$ le vecteur des abondances avec R le nombre de matériaux, et \mathbf{n} un bruit. On a donc

$$\mathbf{r} = \mathbf{a}_1 \mathbf{m}_1 + \mathbf{a}_2 \mathbf{m}_2 + \dots + \mathbf{a}_R \mathbf{m}_R + \mathbf{n} \quad (3.2)$$

Dans ce modèle, les abondances doivent répondre aux contraintes de positivité et de somme unité:

$$\mathbf{a}_i \geq 0, \quad \forall i \in \{1, \dots, R\} \quad \sum_{i=1}^R \mathbf{a}_i = 1 \quad (3.3)$$

- Pour le modèle non-linéaire : le modèle de mélange non-linéaire est décidément plus complexe en raison des interactions entachant le pixel-vecteur. On peut décrire ce modèle avec l'équation :

$$\mathbf{r} = \psi(\mathbf{a}, \mathbf{M}) + \mathbf{n} \quad (3.4)$$

où ψ est une fonction non-linéaire. Quelques modèles de cette famille ont déjà été introduits, par exemple, le modèle bilinéaire généralisé, le modèle intime, ou le modèle post non-linéaire [Alt et al. 11].

a) Réduction de dimension

Dans ce cas, dans l'étape de réduction de dimension on s'intéresse davantage à la recherche du nombre de dimensions nécessaires, c'est-à-dire du nombre de sources primitives qui constituent l'image hyperspectrale, ou encore le nombre de endmembers.

Virtual Dimensionality (VD) : Cette méthode part du principe que chaque composé élémentaire est présent majoritairement dans une bande spectrale, où l'influence des autres composés est négligeable. Selon ce point de vue, l'estimation de la VD repose sur la comparaison des valeurs propres des matrices de covariance et de corrélation des pixels vecteurs observés.

- Hyperspectral Subspace identification minimum error (HySime) : Le principe de cette approche est proche d'une analyse en composantes principales, tout en prenant en compte les caractéristiques du bruit entachant les observations.

- Eigenvalue Likelihood Maximization (ELM) : Cette méthode apporte une modification à VD en prenant en compte le fait que les valeurs propres correspondant au bruit sont identiques sur les matrices de covariance et de corrélation. En outre, les valeurs propres correspondant au signal (endmembers) sont plus grandes dans la matrice de corrélation que dans la matrice de covariance. La technique exploite ce fait et donne une méthode entièrement automatique qui ne demande aucun paramètre en entrée comme VD, ni d'estimation du bruit comme Hysime.

b) Extraction des endmembers

Afin d'extraire des endmembers, plusieurs méthodes ont été développées. Certaines de ces méthodes supposent l'existence de pixels purs dans la scène et les considèrent comme des endmembers.

L'algorithme N-FINDR : a pour but de trouver les endmembers en maximisant le volume du simplexe défini par ces derniers. Les sommets qui définissent ce simplexe sont les endmembers recherchés, à condition qu'il existe un pixel pur pour chaque endmember dans l'image traitée. La figure 3.15 illustre ce propos. Une étape de réduction de dimension est appliquée avant d'utiliser cet algorithme car les calculs de volume demandent d'évaluer le déterminant d'une matrice carrée.

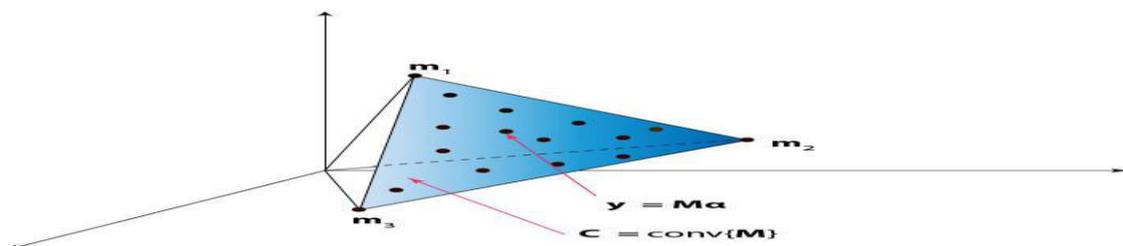


Figure 3.15 Ensemble de données hyperspectrales comprenant 3 endmembers.

- L'algorithme SGA détermine les endmembers de manière successive. Tout d'abord, l'algorithme commence par un point initialisé de façon aléatoire t , puis recherche un autre point qui maximise le volume du simplexe $\{S_{1i} = t, r_i\}$. Ce point est choisi comme le premier endmember et étiqueté m_1 . SGA poursuit sa recherche avec les simplexes $S_{2i} = (m_1, r_i)$. Le point r_i maximisant le volume de ce simplexe est sélectionné comme étant le deuxième endmember et étiqueté m_2 . Le processus continue jusqu'à ce que les R endmembers requis aient été déterminés.
- L'algorithme VCA repose sur le fait que la transformation affine d'un simplexe est également un simplexe. On projette les données selon une direction qui est orthogonale

au sous-espace engendré par les endmembers qui ont été trouvés jusque là. Le point le plus éloigné fournit un endmember supplémentaire. L'algorithme enchaîne ces itérations jusqu'à ce qu'il atteigne le nombre souhaité de endmembers. VCA traite la distance entre un point et le sous-espace engendré par les endmembers. Cet algorithme est similaire à SGA à la différence que le VGA utilise un processus de caractérisation du bruit afin de réduire la sensibilité au bruit. Ceci est réalisé en utilisant la décomposition en valeurs singulières (SVD) pour obtenir la projection qui représente au mieux les données au sens de la puissance maximale.

Ces méthodes peuvent être raffinées en ajoutant des informations spatiales. Le prétraitement spatial ne modifie pas l'algorithme spectral. Pour ces modifications, on suppose que les signatures pures demeurent dans des zones spatialement homogènes. Un indice d'homogénéité spatiale est évalué. Il est utilisé afin de définir des régions homogènes grâce à un algorithme de classification, qui servent à guider l'extraction des endmembers. Il existe aussi des algorithmes, intégrant les informations spatio-spectrales sous forme de transformations morphologiques comme AMEE ou SSEE. Très souvent, on ne trouve pas de pixels purs dans une scène hyperspectrale. Ces cas requièrent l'utilisation d'approches spécifiques. Parmi elles, on peut citer MVSA, SISAL, MVC-NMF et ICE. Ces méthodes recherchent un simplexe de volume minimum qui enferme tous les pixels de la scène. Elles autorisent la violation de la contrainte de positivité par les fractions d'abondance car, en présence du bruit ou des perturbations, les vecteurs spectraux peuvent se situer en dehors du simplexe. Par ailleurs, MVC-NMF résout un problème d'optimisation appliqué aux données d'origine qui consiste à minimiser conjointement l'erreur de reconstruction et le volume du simplexe. Le choix d'une méthode d'extraction dépend beaucoup du type de données, des applications, et du choix de l'algorithme de démixage utilisé.

c) Méthodes d'estimation des abondances

- Méthodes linéaires : Une fois les endmembers extraits, il faut estimer leurs abondances respectives. Ce problème a le plus souvent été traité en utilisant le modèle de mélange linéaire. Une idée primitive est de trouver les abondances qui minimisent l'erreur de reconstruction $\|r - Ma\|^2$, où M désigne la matrice des endmembers rangés en colonne. Cependant, ce résultat ne tient pas compte des contraintes de positivité et de somme unité. La méthode FCLS vise à résoudre ce problème en minimisant l'erreur quadratique sous ces contraintes. Le principal avantage de cette approche est la convexité du problème d'optimisation.

Il existe d'autres approches reposant sur le modèle linéaire. Des exemples sont décrits dans [Ho & Ri11].

La stratégie géométrique décrite dans [Ho & Ri11] vise à estimer les abondances en calculant les ratios de volumes de polyèdres dans l'espace décrit par les pixel-vecteurs. Cette méthode a un faible coût calculatoire. Certains algorithmes d'extraction peuvent fournir une estimation des abondances simultanément, notamment les méthodes ne reposant pas sur l'hypothèse de pixel pur. Il existe aussi des techniques basées sur les principes de séparation aveugle de sources, qui ne nécessitent pas que les endmembers soient connus. On peut citer l'analyse en composantes indépendantes (ICA) et la factorisation en matrices non-négatives (NMF). Ces méthodes reposent sur une approximation linéaire de la loi de mélange des images hyperspectrales. Dans les cas de mélanges intimes par exemple, les résultats peuvent s'avérer sévèrement biaisés. Il est alors nécessaire de recourir à des méthodes de démixage non-linéaire.

- Méthodes non-linéaires : Plusieurs algorithmes et modèles de mélange ont été développés pour faire face aux non-linéarités dans les scènes hyperspectrales. Comme mentionné dans les sections précédentes, des modèles non-linéaires peuvent être introduits pour tenir compte de ces effets, par exemple, le modèle bilinéaire généralisé, le modèle de mélange post non-linéaire et le modèle intime. Les méthodes de dé-mélange non linéaire visent à inverser ces modèles et à estimer les abondances.

Dans, un algorithme de démixage non-linéaire pour le modèle de mélange bilinéaire a été proposé. Basé sur l'inférence bayésienne, cette méthode présente toute fois une complexité calculatoire élevée et n'est consacrée qu'au modèle bilinéaire. Dans [Ra & Du 10], les auteurs élargissent l'ensemble des endmembers en ajoutant des termes croisés de signatures artificielles pour modéliser les effets de diffusion de la lumière sur les différents matériaux. Cependant, il n'est pas facile d'identifier les termes croisés qui devraient être sélectionnés et ajoutés au dictionnaire des endmembers. Si tous les termes croisés étaient envisagés, la taille de l'ensemble des endmembers pourrait croître de façon très significative. Une autre stratégie possible consiste à utiliser des méthodes d'apprentissage de variétés tels que Isomap et LLE, comme nous le proposons dans ce document, ces méthodes permettant l'utilisation de méthodes linéaires dans la variété ainsi définie. Enfin, dans les auteurs formulent un nouveau paradigme basé sur les noyaux reproduisants. Il repose sur l'hypothèse que le mécanisme de mélange peut être décrit par un mélange spectral linéaire des endmembers, complété par un terme de fluctuations non-linéaires défini dans un espace de Hilbert à noyau reproduisant.

Cette famille de modèles partiellement linéaires a une interprétation physique claire et permet de prendre en compte des interactions complexes entre les endmembers.

L'étape d'estimation des abondances peut être accomplie dans le contexte où les abondances sont connues pour certains pixels, appelés données d'entraînement.

Un processus d'apprentissage est ensuite appliqué afin d'estimer les abondances des pixels restants. Une méthode utilise un réseau de neurones pour apprendre les propriétés des mélanges non-linéaires à partir d'un ensemble d'apprentissage, en mode supervisé ou semi-supervisé. Le problème le plus important est la disponibilité limitée des données d'entraînement. Dans [Alt et al. 11], le modèle considéré est une combinaison linéaire de fonctions à base radiale. Les pondérations sont estimées sur la base des échantillons d'apprentissage.

3.7 Reconnaissance de Face hyperspectrale et utilisation des ondelettes 3D

Gabor

Par rapport aux résultats de la recherche fructueux en 2D la reconnaissance du visage, de la recherche sur la reconnaissance de face hyperspectrale est assez limitée dans la littérature. Lorsque la plupart des œuvres disponibles traitent tranches 2D de données hyperspectrales séparément, une approche fondée sur les ondelettes 3D Gabor est proposée par les auteurs pour extraire les caractéristiques dans l'espace et le domaine du spectre simultanément. En conséquence, l'information contenue dans les données 3D ne peut être pleinement exploitée. Les résultats expérimentaux montrent que le projet d'approche surpasse considérablement les méthodes disponibles dans la littérature comme des fonctions du spectre, l'APC et 2D-PCA sur la base de données HK-PolyU hyperspectrale visage sous le même protocole de test. Lorsque seul un échantillon par objet est disponible pour la formation, la méthode permet d'obtenir également des performances très robustes.

Depuis 1970, un grand nombre technologies de reconnaissance de visage ont été développées dans la littérature, qui peuvent principalement être classés en deux catégories, à savoir mondiale et les approches locales. Bien que de haute précision a été réalisé pour afficher des images frontales de visage capturées dans un environnement contrôlé, grand éclairage, variations de poses; il reste de grands défis à soulever.

Bien que l'imagerie hyperspectrale a été largement utilisé à l'espace et à l'imagerie aéroportée de télédétection applications, il n'a pas été présenté à la reconnaissance faciale jusqu'à récemment, en raison du coût élevé du dispositif d'imagerie. Pan et al. extraient les signatures spectrales moyennes de régions face à l'échantillon front, les joues et la bouche

pour reconnaissance. Le procédé a été testé en utilisant les images de visage hyperspectrales recueillies auprès de 200 sujets avec variations de pose et d'expression. Les résultats montrent que la performance est robuste contre de telles variations.

Leur travail plus récent a étendu la précédente étude avec un éclairage constant, et à l'extérieur un éclairage inconnu a été introduit. Encore une fois de robustes performances ont été observées. Les données hyperspectrales contiennent généralement des dizaines d'images 2D capturée à différentes bandes spectrales, certains chercheurs ont effectué la reconnaissance sur chaque image 2D et ensuite fusionné ces résultats pour décision finale. Le logiciel FaceIt commerciale et de fusions différentes ont été testés dans Chang et al . Ils ont observé que lorsque différentes illuminations comme halogène, fluorescente et la lumière du jour sont présents, les images de visage hyperspectrales réalisent une performance plus robuste que les méthodes classique utilisant des lumières visibles. De même, l'ACP2D et fusion au niveau de décision a été adopté dans le travail de Di et al . Comme la plupart des approches actuelles de la littérature c'est d'utiliser soit la signature du spectre, ou la caractéristique extraite du domaine spatial pour la reconnaissance, la quantité d'informations contenues dans les données hyperspectrale est riche et n'est pas entièrement exploré. Le travail dans tente d'effectuer spatial spectrum comme analyse par échantillonnage des valeurs de pixel de différentes bandes pour générer un soi-disant 2D spectrale –face l'image. Lorsque la même technique de visage propre était appliquée, la méthode spectrale face réalise de meilleures performances que celle utilisant une seule bande et multi bandes face à des images. Toutefois, l'échantillonnage des pixels était ad hoc. Lorsque seuls quelques échantillons à différentes bandes sont inclus au hasard, beaucoup d'informations utiles sont perdues. Par rapport aux recherches fructueuses faites pour la reconnaissance de face en utilisant la lumière visible, le travail en reconnaissance de visage hyperspectrale est assez limité.

Linlin Shen et Songhao Zheng en proposent une approche pour la reconnaissance faciale hyperspectrale basée sur une ondelette de Gabor 3D. Quand les relations spatio-spectrales sont analysées conjointement par les ondelettes de Gabor avec des fréquences centrales, les informations contenues dans les données hyperspectrales peuvent être entièrement explorées. Le procédé a été testé en utilisant publiquement la base de données disponible HK- PolyU hyperspectrale visage et des améliorations remarquables sur des résultats antérieurs ont été observées [lin12].

3.7.1 Représentation des ondelettes de Gabor 3D pour les données hyperspectrales de visage

3.7.1.1 Ondelettes 3D Gabor

La fonction de Gabor a été proposée afin de maximiser la résolution de temps commune et l'analyse de fréquence de signaux, qui est une gaussienne modulée par une sinusoïdale fonction. La contre partie en 2D d'une fonction élémentaire Gabor a été introduite par Granlund . Depuis, Gabor 2D en ondelettes a été largement appliqué à extraire des caractéristiques pour la classification de la texture, la reconnaissance d'empreinte palmaire et la reconnaissance de visage , etc Dans le domaine spatial-spectre (x, y, b), la Gabor 3D ondelettes peuvent être définis comme ci-dessous :

$$\Psi_{f,\varphi,\theta}(x, y, b) = S \exp\left(-\left(\frac{x^-}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y^-}{\sigma_y}\right)^2 + \left(\frac{b^-}{\sigma_b}\right)^2\right) \times \exp(j2\pi(x\mu + yv + bw))$$

$$\mu = f \sin\varphi \cos\theta, v = f \sin\varphi \sin\theta, w = f \cos\varphi$$

$$[x^- \ y^- \ b^-]^T = R [x - x_c \ y - y_c \ b - b_c]^T \tag{3.5}$$

où S est une échelle de normalisation, (x_c, y_c, b_c) est la position d'analyse du signal, f est la fréquence centrale de l'onde plane sinusoïdale, et φ ; θ sont les angles du vecteur d'onde avec l'axe w et u-v plan de fréquence domaine (u, v, w), R définit la matrice de rotation pour la transformation de l'enveloppe gaussienne pour coïncider avec orientation de la sinusoïde, et σ_x, σ_y, σ_b sont les largeur enveloppe gaussienne pour axes différents. La réponse du signal ondelettes Ψ_{f,φ,θ} représente l'amplitude de la force de la variance de fréquence f et d'orientation (φ, θ). La figure 3.16 montre les composantes réelles de deux exemples d'ondelettes 3D Gabor dans le domaine d'espace-spectre avec des orientations et fréquences différentes.

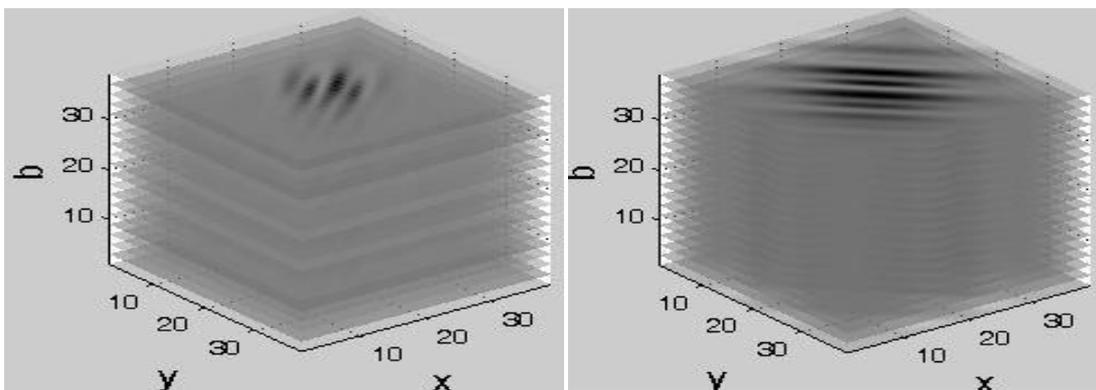


Figure 3.16. Deux exemples 3D Gabor ondelettes dans domaine spatial spectre [lin12].

Depuis l'information locale sur la fréquence et orientation sont généralement inconnue, une famille de jeu d'ondelettes de Gabor $I \times J \times K$ avec des fréquences est nécessaire à extraire des caractéristiques à partir des données de volume:

$$\{\Psi_{f_i, \varphi_j, \theta_k}(x, y, b), f_i = f_{max}/(2)^i, \varphi_j = j\pi/J, \theta_k = k\pi/K\} \quad (3.6)$$

où f_i (φ_j , θ_k) définissent l'amplitude et orientations de la fréquence centrale, f_{max} est l'amplitude la plus élevée possible de la fréquence, (une octave) est l'espacement facteur entre différentes échelles. Le vecteur de fréquence pointe vers la même direction avec θ différent quand $\varphi = 0$. Dans leur travail, ils simplifient la représentation des ondelettes et désignent comme $\{\Psi_{i,j,k}, i = 0,1, \dots, I-1; j = 0,1, \dots, J-1, k = 0,1, \dots, K-1\}$. Bien que le produit scalaire du signal avec l'ensemble d'ondelettes $\{\Psi_{i,j,k}\}$ à l'endroit (x_c, y_c, b_c) représente des informations sur les variations locales du signal. Les résultats de convolution comprennent ces informations à tout emplacements possibles dans le domaine espace-spectre (x, y, b) [lin12].

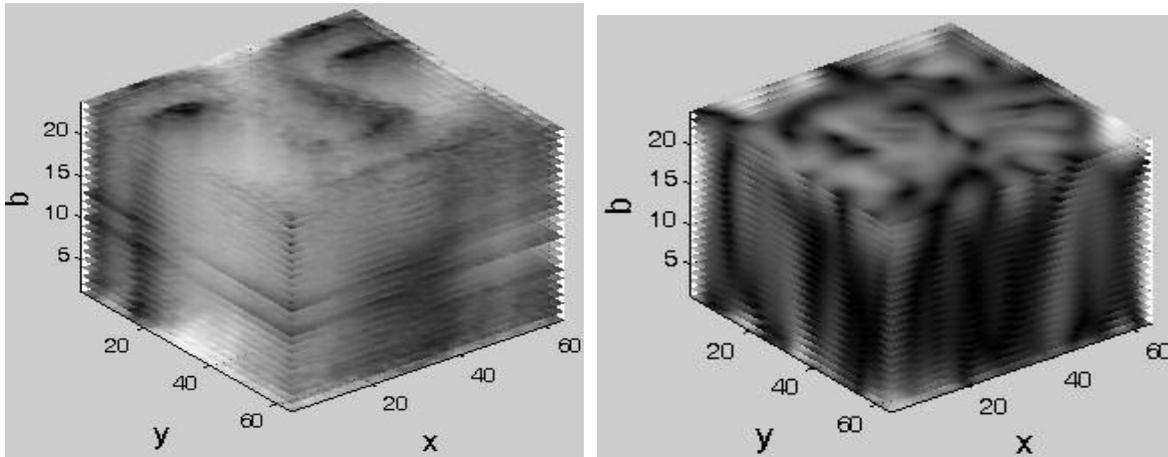


Figure 3. 17 (a) Un exemple de visage hyperspectrale cube et (b) sa transformée de Gabor [lin12].

3.7.2 Extraction d'entité

Etant donné un ensemble d'ondelettes de Gabor 3D $\{l, l = 1,2, \dots, L\}$ et un visage hyperspectrale l'image $V(x, y, b)$, où (x, y) représente les coordonnées spatiales dans le domaine de l'espace et b désigne la longueur d'onde de bande spectrale, le résultat de convolution contient des informations importantes sur le signal variances dans les données V hyperspectrales. La figure 3.17 montre un exemple de volume d'image de visage

hyperspectrale et de son résultat de convolution avec les 3D Ondelettes de Gabor représenté sur la figure 3.17 (a). Tandis que la face cube montre des variations entre les deux domaines spatiale et spectrale, l'amplitude de sortie de convolution reflète la résistance de ces variations le coefficient $G_l(x, y, b)$ extrait à l'emplacement (x, y, b) dans le domaine spatial Spectrum qui contient des informations importantes sur les variations locales du signal de la fréquence appliquée d'Ondelettes de Gabor. Pour inclure toutes les informations locales, un vecteur de caractéristique X_l peut être généré en concaténant l'ampleur des sorties de convolution à différents endroits :

$$X_l = [(G_l(0, 0, 0)) \dots \dots (G_l(x, y, b)) \dots \dots (G_l(W - 1, H - 1, B - 1))] \quad (3.7)$$

où W et H sont la largeur et la hauteur de l'image du visage dans le domaine spatial, B est le nombre de bandes de fréquences.

La dimension de fonction générée par les ondelettes est donc $W \times H \times B$ similaire à l'analyse par ondelettes, la fonction extraite par toutes les ondelettes peut être combiné en tant que:

$$X = [x_1 \dots x_l \dots x_L] \quad (3.8)$$

3.7.3 Résultats expérimentaux

La base de données de visage publique HK-PolyU hyperspectrale est utilisée dans les expériences de tests. La figure 3.18 montre les premières 32 bandes d'un exemple de visage hyperspectrale. La bande de 33e n'a pas été incluse dans le chiffre pour raison d'espace.

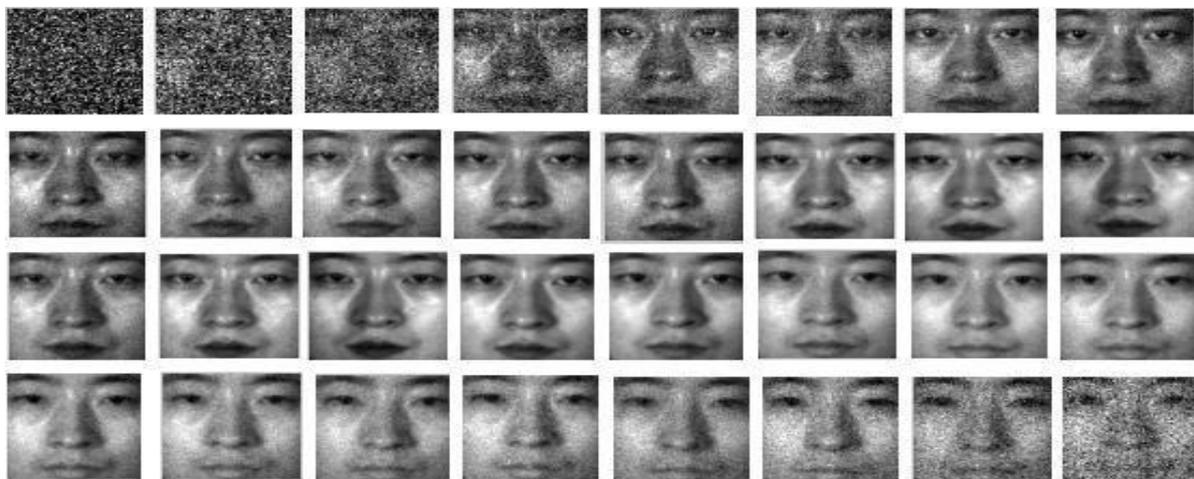


Figure 3.18 Les 32 premiers groupes d'un exemple d'image hyperspectrale de visage [lin12]. Le protocole d'essai décrit dans a été adoptée ici. Dans ce protocole, 25 sujets avec 4 cubes de données d'images de visages hyperspectrales frontaux disponibles sont sélectionnés pour les essais. Pour chaque sujet, deux des quatre cubes ont été choisis au hasard comme la galerie et le reste deux ont été utilisés comme sonde. Le procédé a été répété 6 temps et la précision moyenne a été enregistrée. pour garder les mêmes paramètres que , les six premiers

et trois derniers des bandes , comme le montre la Figure 3.19 , ont été retirés en raison du grand bruit , ce qui laisse 24 des bandes spectrales au total. En conséquence, les résultats présentés dans sont directement comparables avec notre méthode.



Figure 3.19 Les neuf bandes enlevées [lin12].

On teste d'abord la performance du projet Gabor proposé à l'aide de 52 ondelettes selon l'équation (3.7) $f_{max} = 0.25$, $I = J = K = 4$. Un ensemble d'extraction de caractéristiques de 52 $\{ \Psi_l | l = 1, 2, \dots, 52 \}$ pourraient ainsi être produites pour Ψ ondelettes. La fréquence f est d'amplitudes $[0.25, 0.125, 0.0625, 0.03125]$ avec φ respectivement $[0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4]$ définir les valeurs de φ et θ après convolution avec la face hyperspectrale, chaque pourrait contribuer une fonction X_l avec Ψ_l ondelettes de dimension $64 \times 64 \times 33 = 135, 168$ quand 33 groupes étaient utilisés. Les 52 caractéristiques extraites par les différentes ondelettes de Gabor ont été testés individuellement et la meilleure précision a été enregistrée.

Toutes les 52 fonctionnalités X_l générées par les ondelettes de Gabor par individu ont été ensuite combinées à une seule fonction vecteur (voir équation (3.8)) pour représenter les variations de signal à différentes échelles et orientations. La dimension de vecteur caractéristique est donc 52 fois celle de X_l qui est déjà très élevée. Le sous-échantillonnage est d'abord utilisé pour réduire la dimension de vecteur de caractéristiques pour le calcul et l'efficacité de la mémoire. Nous avons testé différents taux de sous-échantillonnage à la fois spatiale et le domaine spectral. En considérant à la fois la précision et l'efficacité, on choisit que le taux 4 et 3 dans le domaine spatial et spectral respectivement. La dimension de fonction combinée Gabor peut donc être considérablement réduite. Pour faire une comparaison avec d'autres méthodes dans la littérature,. Le logiciel commercial de reconnaissance de visage utilisé dans n'est pas disponible pour les tests dans ce travail. Pour le long du spectre, quatre régions du visage correspondant à front, la joue gauche, joue droite et lèvres ont été utilisés. Pour Eigenface spectrale, la valeur de pixel i dans le visage spectrale été assigné comme valeur de pixel correspondant dans la bande b , qui est le reste i divisé par le nombre de bandes.,

Les performances de la méthode du 3D Gabor proposée et d'autres approches dans la littérature, sont répertoriées dans le tableau 3.1. Bien que le spectre fonctionnalité a été signalé pour atteindre une performance robuste dans , où les données hyperspectrales ont été

recueillies, sa performance sur le proche infrarouge (0.7 à 1.0 μm) ce test n'est pas satisfaisant pour les données hyperspectrales recueillies dans le spectre visible (0.4 à 0.72 μm). .

Tableau 3.1 Performances système.

| Méthodes | Précision |
|-------------------------------------|-----------|
| Spectrum | 45.35% |
| Spectral Eigenface | 70.33% |
| Fusion of 2D PCA | 79.00% |
| Meilleur 3D Gabor individuel | 82.00% |
| Gabor 3D combine | 91.30% |

En raison de l'incorporation de l'information spatiale et à la fois spectrale Eigenface et ACP 2D améliore la précision ci-dessus de 70%. Lorsque la fonction individuelle de Gabor atteint 82% de précision, la fonctionnalité combinée Gabor améliore sensiblement les performances à atteindre 91.3% (std: 2.42%). La performance prouve la l'efficacité de la 3D Gabor ondelettes dans le domaine spatial-spectral joint.

Remarque : la meilleure option individuelle Gabor a été extraite utilisant des ondelettes avec la fréquence et l'orientation 0.0625 ($3\pi/4$).

3.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé quelques éléments fondamentaux pour l'analyse (acquisition d'images IHS, prétraitement, réduction de dimension), la classification d'imagerie hyperspectrale (classification supervisée et non-supervisée) et applications dans une image IHS qui se rapportent à l'utilisation de la haute résolution spectrale des images IHS.

Nous terminons le chapitre par la reconnaissance de visage hyperspectrales basée sur les ondelettes de Gabor 3D. Ce travail réalisé par **Linlin Shen et Songhao Zheng en 2012** est très intéressant et motive notre choix d'étudier les visages IHS et analyser leurs signatures spectrales. Nous nous baserons en partie sur ces travaux pour développer notre approche dans le futur.

Dans le chapitre suivant nous nous limiterons à la conception d'un algorithme nous permettant l'ouverture, la lecture d'une image IHS et aussi à son calibrage. Ce travail présentera la phase primordiale d'une chaîne de reconnaissance de visage IHS.

chapitre 4

4.1 Introduction

Dans ce chapitre nous présentons l'étude et la conception de la méthode l'ouverture et calibrage des images IHS dans l'objectif que cette phase représente une plateforme essentielle dans le système de reconnaissance de visages que l'équipe biométrique au LMSE (Laboratoire de Modélisation des Systèmes Energétiques) envisage de réaliser. Notre contribution dans ce projet se limitera à l'ouverture, lecture et calibrage d'images IHS. Nous consacrons donc un modeste chapitre au développement de cet algorithme et à sa mise en œuvre. Les outils utilisés, les algorithmes développés et l'approche réalisée sont mis en évidence.

4.2 Environnement de programmation

4.2.1 outils pour le développement de notre algorithme

Nous avons implémenté le système l'ouverture image hyperspectrales dans l'environnement de programmation **Matlab(7.10.0 499 (R2010a))** qui offre une grand simplicité de manipulation des image. Ce langage possède des avantage très intéressants pour les applications sur les images tel que :

- La portabilité de logiciel qui nous simplifie le processus de programmation sous Windows.
- Facilité de manipulation de matrices ;
- Adaptation à l'algèbre multilinéaire qui nous est de grande utilité ;
- Large choix de bibliothèques qui prend en charge tous les outils mathématiques nécessaires à nos besoins.

4.2.2 Implémentation de l'approche SRV 3D

Pour augmenter la lisibilité de notre programme et faciliter les différents tests nécessaires, nous avons essayé de le partitionner en un ensemble de modules.

Ce programme se présente sous 3 modules principaux :

- **Module 1** : *L'ouverture de l'image IHS.*
- **Module 2** : *La lecture de l'image IHS.*
- **Module 3** : *Prétraitement*, il est généralement nécessaire de prétraiter les données avant de procéder à leur analyse. L'objectif est d'améliorer la qualité des images en les

rendant aptes à l'interprétation. Lors de cette étape, nous essayons de minimiser l'impact des déformations radiométriques produites par les sources inconnues, le plus souvent aléatoires. Cette étape, souvent désignée sous le terme de restauration d'image, conduit aussi à augmenter le Rapport Signal sur Bruit (RSB). Il existe principalement deux types d'opérations de prétraitement des images :

- Le *débruitage* ;
- L'*amélioration d'image*.

Parmi les procédés de prétraitement, on peut également considérer les algorithmes de réduction de la dimension des données, très utiles dans le cas des images hyperspectrales.

Module 4 : l'extraction de caractéristiques, la tâche de l'extraction à partir des images hyperspectrales, se décompose en quelques sous-tâches comme la détection, l'identification, la classification et la cartographie. Pour ce faire, on utilisera les techniques de reconnaissance des formes basées sur l'analyse des signatures spectrales.

Notre conception portera sur les trois modules. Le troisième module se limitera à une opération basique qui est le calibrage de l'image IHS.

4.3 Exemple d'Images hyperspectrales testées

Toutes les images testées dans cette partie sont des images AVIRIS [sae05]. Les. Le choix s'est porté sur ce capteur pour son rapport signal sur bruit important sur les images fournies. En effet, un faible bruit sur les images originales est indispensable pour mesurer l'influence du bruit ajouté lors des simulations.

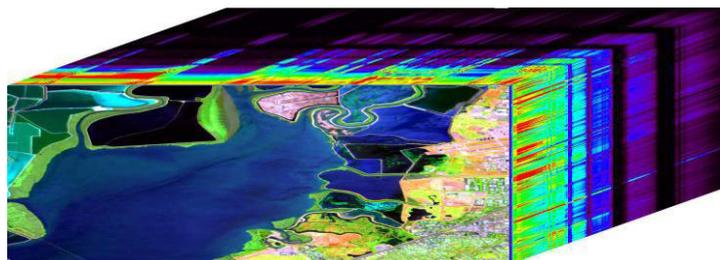


Figure 4.1 Exemple de cube hyperspectral (moffett par AVIRIS).

Plusieurs images hyperspectrales sont sélectionnées, ces images représentent des zones variées, qui peuvent être uniformes ou hétérogènes (désert, ville, plans d'eau . . .). Dans le cas de la détection, les simulations s'effectuent sur des échantillons de 256×256 pixels du site de Railroad Valley. Pour la classification, les simulations se font directement sur des vignettes d'images AVIRIS 256×256 (site Moffett) en conservant toutes les bandes. Ces simulations

ont lieu sur des parties homogènes de l'image (zones de marais salant, uniformes) et sur des zones plus hétérogènes (zones de ville).

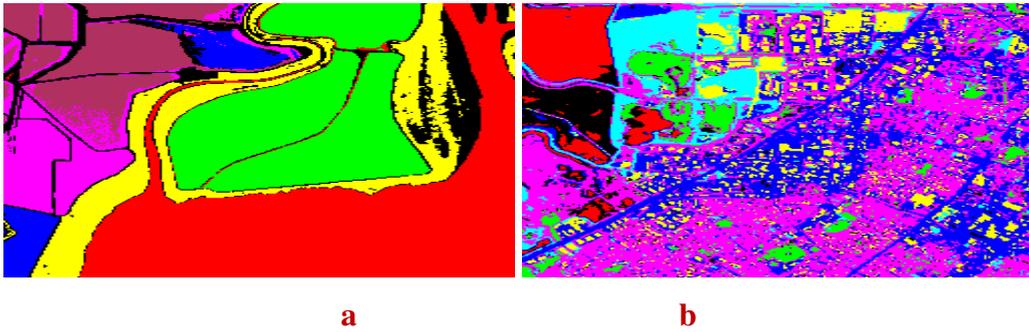


Figure 4.2 a) Classification SAM, les régions en noir correspondent aux pixels non classifiés.

b) Classification SAM, les régions en noir correspondent aux pixels non classifiés

4.3.1 Exemples des figures de base de données

L'espace spectral des données hyperspectrales est valorisé en considérant le cube hyperspectral comme étant une concaténation de I_1 et I_2 spectres. Une telle représentation est illustrée à la figure 4.3. Ainsi chaque vecteur pixel est une réalisation d'un vecteur de variable aléatoire $\mathbf{r} \in (r_1, r_2, \dots, r_{I_3})^T$ avec I_3 le nombre de bandes spectrales.

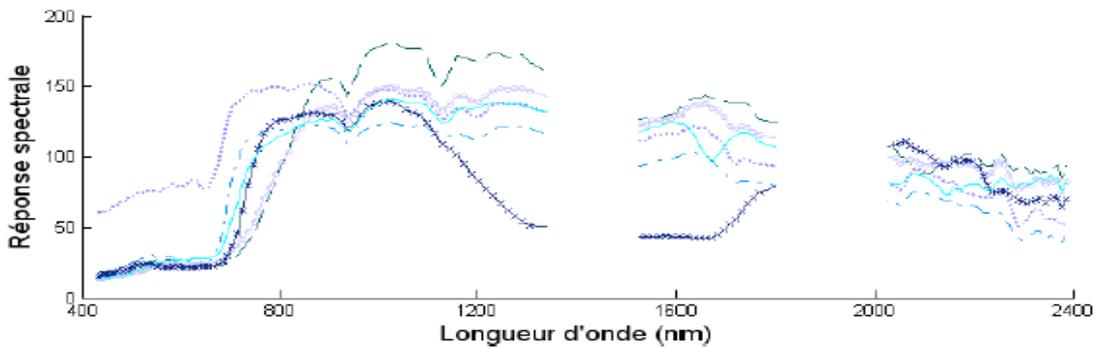


Figure 4.3 Représentation spectrale : collection de spectres.

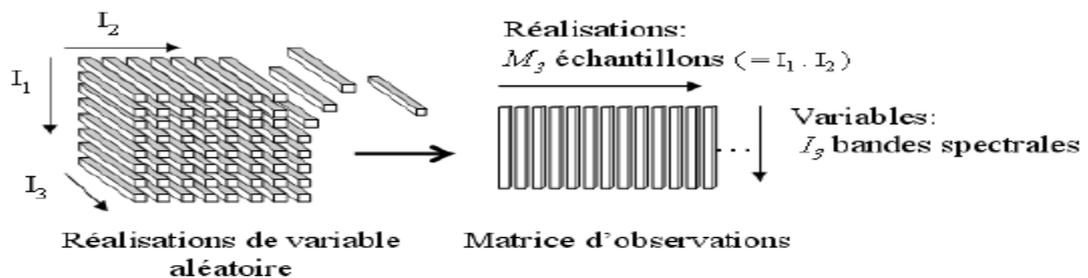


Figure 4.4 Représentation matricielle des données hyperspectrales

Nous notons $M3=(I1.I2)$ le nombre d'échantillons présents dans la scène. Il est alors possible de représenter les données sous forme d'une matrice en concaténant l'ensemble des $M3$ spectres.

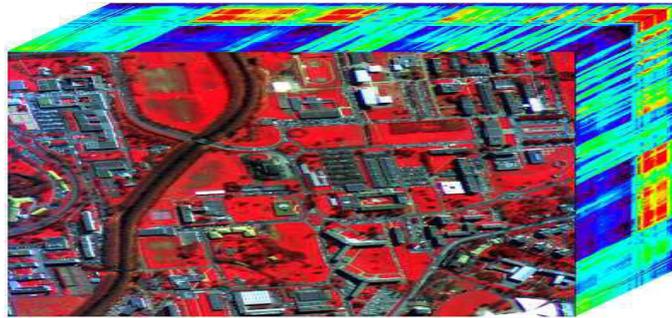


Figure 4.5 Un cube de données hyperspectrales de CASI, (512x512 pixels en 32 canaux spectraux), sur la ville de Toulouse, CNES.

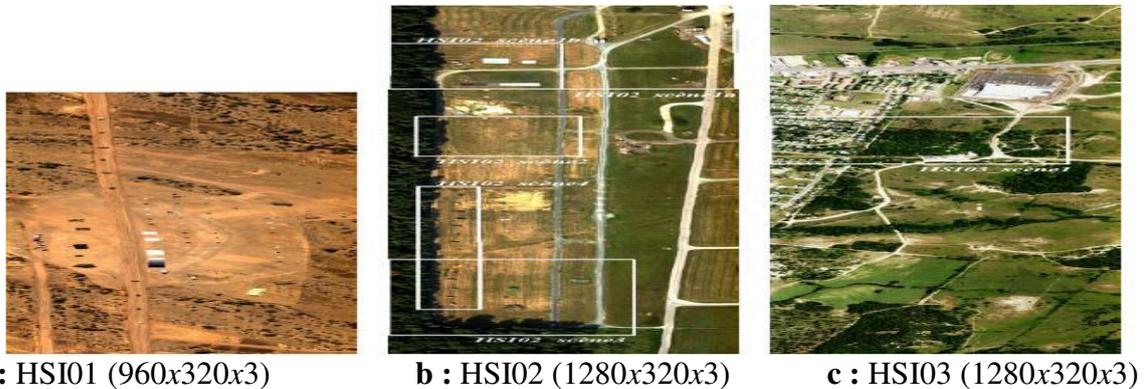


Figure 4.6 Représentation RGB des images hyperspectrales HYDICE

4.4 Conception de l'algorithme d'ouverture et de lecture d'image IHS

4.4.1 Lecture la matrice IHS

Nous réalisons la lecture de nos images IHS par un programme conçu sur Matlab tenant compte de toutes les bandes spectrales se trouvant dans l'image IHS testée. Puis pour valider le bon fonctionnement de notre programme, nous essayons d'afficher le contenu de cette image. Ces images ont des tailles gigantesque 1 Goctets nous nous limiterons à présenter ci-dessous juste un échantillon de résultat de la manipulation. Les résultats affichés ci-dessous nous montre le contenu de l'image IHS avec 7 bandes spectrales représentant les colonnes, d'une image de taille (width=512 ; height=512). La valeur de chaque élément de la matrice représente une fréquence appartenant à l'une ou l'autre des sept bandes.

Echantillon du contenu de l'image IHS

| | | | | | | |
|-------|-------|-------|-------|-------|-------|-------|
| 31520 | 43807 | 17951 | 10273 | 17183 | 38175 | 54047 |
| 38186 | 59178 | 60714 | 24106 | 48682 | 22314 | 44586 |
| 18463 | 29727 | 20256 | 2848 | 52767 | 6944 | 55839 |
| 20758 | 58390 | 30487 | 31767 | 58646 | 6934 | 43286 |
| 33295 | 62990 | 11792 | 13584 | 23824 | 19471 | 29711 |
| 59906 | 43266 | 32770 | 39682 | 18946 | 24066 | 24834 |
| 21507 | 60163 | 49667 | 26371 | 9731 | 61186 | 59906 |
| 60675 | 21508 | 16388 | 38404 | 52484 | 19973 | 34053 |
| 40454 | 39174 | 48390 | 16391 | 63239 | 37896 | 50185 |
| 11872 | 59231 | 29280 | 57185 | 9825 | 43615 | 52576 |
| 42607 | 4974 | 11630 | 26476 | 55914 | 57708 | 52332 |
| 60779 | 15213 | 26475 | 25452 | 58733 | 27244 | 12142 |
| 43628 | 4718 | 17774 | 27247 | 44652 | 10352 | 33391 |
| 17747 | 3668 | 48468 | 1364 | 52820 | 41812 | 52821 |
| 6263 | 47479 | 39542 | 63348 | 55925 | 33397 | 48756 |
| 2953 | 14217 | 9352 | 17797 | 32647 | 24967 | 64388 |
| 42891 | 52106 | 56459 | 52872 | 138 | 41354 | 25738 |
| 57991 | 63881 | 11911 | 7045 | 57990 | 54661 | 21381 |
| 43275 | 14347 | 26891 | 62475 | 43531 | 7436 | 26891 |
| 12584 | 18217 | 13608 | 52008 | 49704 | 43307 | 5166 |
| 42350 | 4201 | 6503 | 32351 | 51293 | 28252 | 43870 |
| 26463 | 41565 | 45407 | 48989 | 40287 | 41822 | 47966 |
| 32131 | 37253 | 3460 | 55173 | 8837 | 41861 | 16515 |
| 43387 | 5244 | 31099 | 15996 | 40316 | 60287 | 19071 |
| 14708 | 1141 | 885 | 9845 | 25977 | 6517 | 52598 |
| 4453 | 39780 | 45153 | 100 | 43363 | 34147 | 62309 |
| 12616 | 52039 | 63815 | 56904 | 10826 | 29258 | 54601 |
| 47927 | 50742 | 23863 | 62007 | 55862 | 2871 | 30774 |
| 40761 | 56 | 45879 | 54072 | 53305 | 44087 | 38198 |
| 45615 | 10288 | 32560 | 43055 | 56622 | 39982 | 3117 |
| 33314 | 52002 | 3875 | 27170 | 57890 | 37411 | 37411 |

4.4.2 Affichage des images IHSimage Chloro_Anthocyanine₂0120704₀001.hyp**Figure 4.7** Affichage de l'image IHS Chloro Anthocyanine.hyp avec band =7.

4.4.3 Calcul de paramètres spectraux sur image IHS et calibrage

Afin d'éliminer toute redondance et pour prendre en charge que les bandes spectrales pertinentes, il est conseillé de calibrer l'image IHS. Nous arrivons à calibrer notre image selon les paramètres calculés suivants :

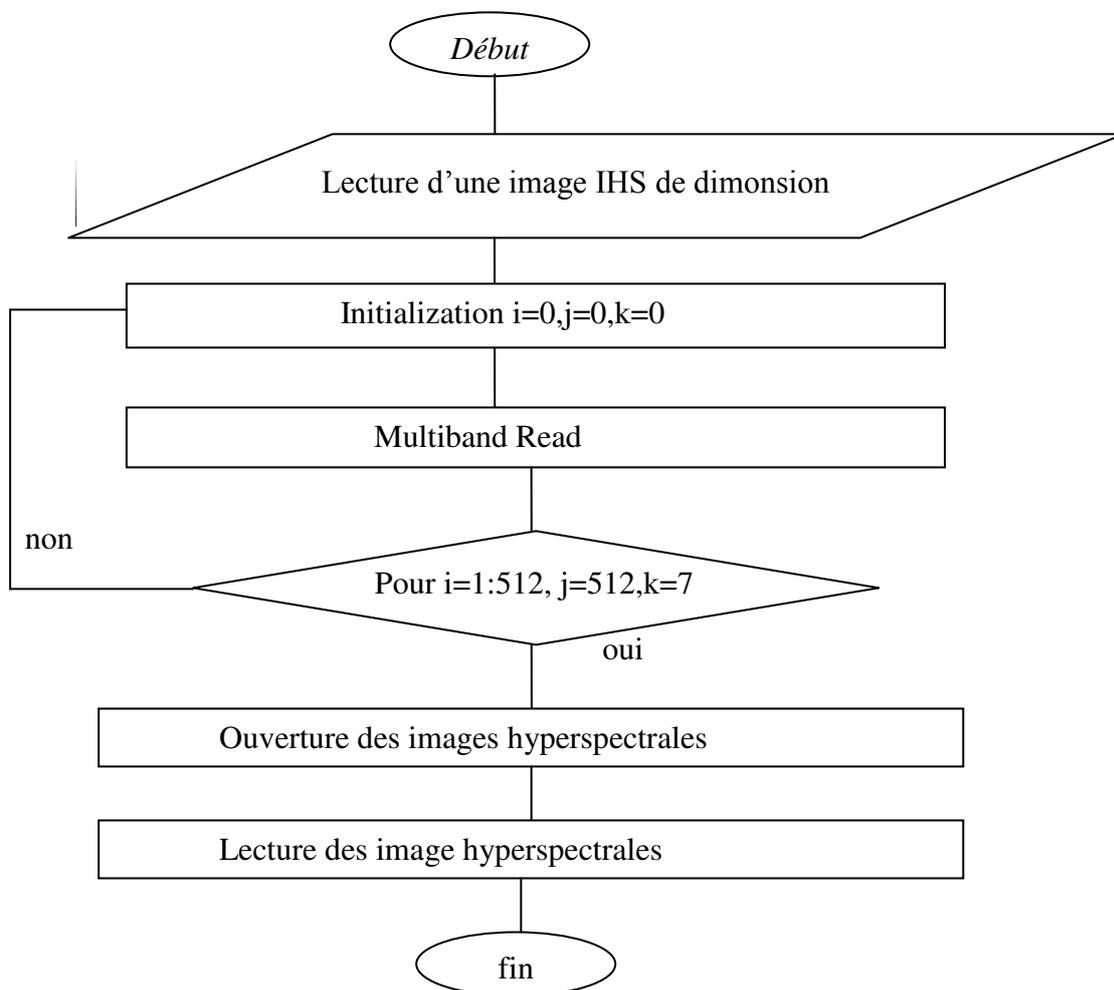
Min_Band_of_Interest_Index = 0

Max_Band_of_Interest_Index = 5

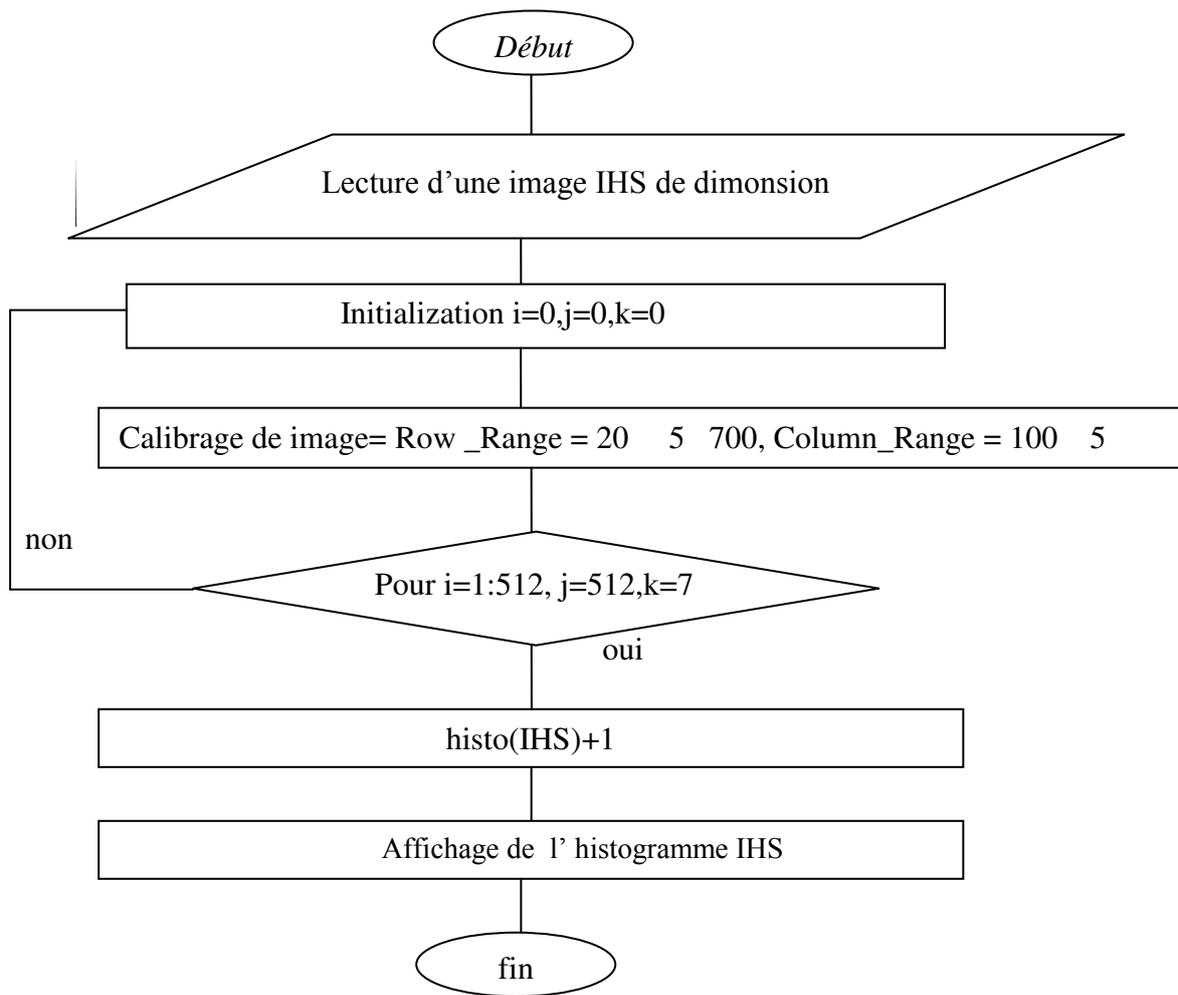
Row_Range = 20 5 700

Column_Range = 100 5 2000

4.4.4 organigramme Ouverture et Lecture de l'image IHS

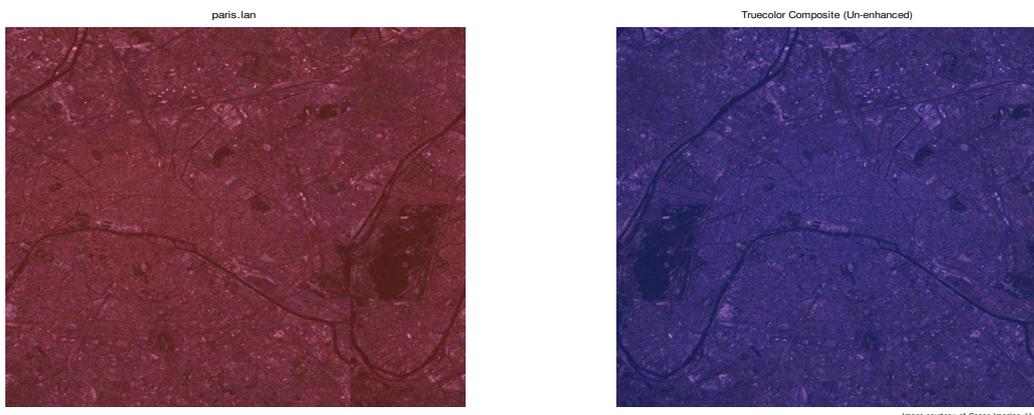


4.4.5 organigramme Calibrage des image hypersptraes



4.4.6 Exemple des traitements sur image IHS

Dans ce qui suit nous présentons le traitement de l'image IHS sous Matlab.



(a)

(b)

Figure 4.8 (a) Image originale paris.lan (b) Image RVB

Le fichier local, paris.lan, contient une image 7-bandes 512-par-512 Landsat. Un en-tête de 128 octets est suivie par les valeurs de pixels, qui sont bandes entrelacées par ligne (BIL) en vue d'augmenter le nombre de bandes. Ils sont stockés comme des entiers non signés 8 bits.

- Lire des bandes 3, 2, et 1 dans le fichier local en utilisant une fonction Matlab appropriée. Ces bandes couvrent la partie visible du spectre. Quand ils sont mappés sur les plans rouge, vert et bleu, respectivement, d'une image RVB, le résultat est un composite de vraies couleurs standard. L'argument d'entrée final à cette fonction précise quels groupes lire et dans quel ordre de sorte qu'on peut construire un composite RVB en une seule étape.
- Calcul des histogrammes à explorer, en regardant un histogramme de la bande rouge, par exemple, on peut voir que les données sont concentrées dans une petite partie de la plage dynamique disponible. C'est une des raisons pour laquelle le composite en vraies couleurs semble terne

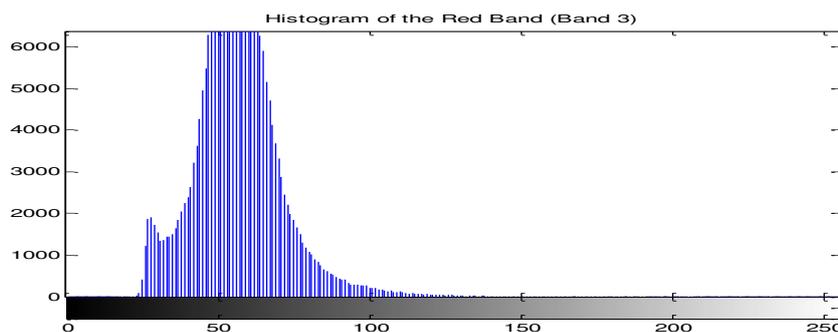


Figure 4.9 Histogramme de la bande rouge de l'image IHS

4.5 Présentation de la base de donnée de visages IHS

La collecte de données utilise une caméra hyperspectrale Opto - Knowledge Systems, Inc. (Oksi) qui est basée sur un filtre cristal accordable conçu par Cambridge Instruments de recherche (CRI). La largeur à mi-hauteur (FWHM) du filtre est de 10 nm quand le centre longueur d'onde est de 850 nm et la FWHM est proportionnelle à la longueur d'onde centrale au carré. Toutes les images ont été capturées avec 31 bandes spectrales de longueurs d'onde de centre séparées par 0,01 μm au-dessus du RIN (0,7 μm -1.0 μm) avec 468 x494 spatiale résolution. Une image complète a 31 bandes hyperspectrales est acquise dans une dizaine de secondes. La figure 4.10 montre la configuration de l'imagerie avec un objet et deux sources de lumière .



Figure 4.10 Installation d'imagerie avec un objet et deux sources de lumière

Chaque source est une lampe à halogène 750w avec un écran diffuseur blanc. Les deux sources fournissent un éclairage à peu près uniforme sur le sujet. La figure 4.11 affiche les 31 bandes pour un sujet. Les 31 bandes sont montrées dans l'ordre croissant de gauche à droite et de haut en fond. Les 31 bandes sont utilisées par l'algorithme de reconnaissance faciale. Les canaux spectraux ont des gains inconnus en raison du filtre de transmission et la réponse du CCD et des compensations dues aux parasites la lumière et sombre. Ces gains et décalages peuvent changer au fil du temps. Par conséquent, on a conçu un procédé pour convertir des images brutes acquises par la caméra hyperspectrale aux images de réflectance spectrale pour analyse. Deux panneaux de Spectralon ont été utilisés lors de l'étalonnage. Un panneau avec environ 99 pour cent de réflexion est visée à Spectralon comme blanc et un panneau à environ 2 pour cent de réflexion est appelée noir Spectralon . Les deux panneaux de Spectralon ont presque constante réflexion sur le $0,7\mu m - 1.0\mu m$ suis gamme spectrale. L'étalonnage des Spectralon est traçable à la US National Institut des Standards and Technology (NIST). La mesure brute obtenue par le système hyperspectrale d'imagerie à coordonnées spatiales (X, Y) etblongueur d'onde λ_k est donnée par :

$$I(x, y, \lambda_k) = L(x, y, \lambda_k)S(x, y, \lambda_k)R(x, y, \lambda_k) + O(x, y, \lambda_k), \quad (4.1)$$

où $L(x, y, \lambda_k)$ est l'illumination , $S(x, y, \lambda_k)$ est le système réponse spectrale , $R(x, y, \lambda_k)$ est le facteur de réflexion de la lu surface , $O(x, y, \lambda_k)$ et est le décalage qui comprend l'actuelle lumière sombre et parasite. Pour l'image de Spectralon blanc , nous avons

$$I_w(x, y, \lambda_k) = L(x, y, \lambda_k)S(x, y, \lambda_k)R_w(\lambda_k) + O(x, y, \lambda_k) \quad (4.2)$$

et pour l'image de Spectralon noir , nous avons

$$I_B(x, y, \lambda_k) = L(x, y, \lambda_k)S(x, y, \lambda_k)R_B(\lambda_k) + O(x, y, \lambda_k) \quad (4.3)$$



Figure 4.11 Trente-et-un groupes pour une image hyperspectrale d'un sujet.

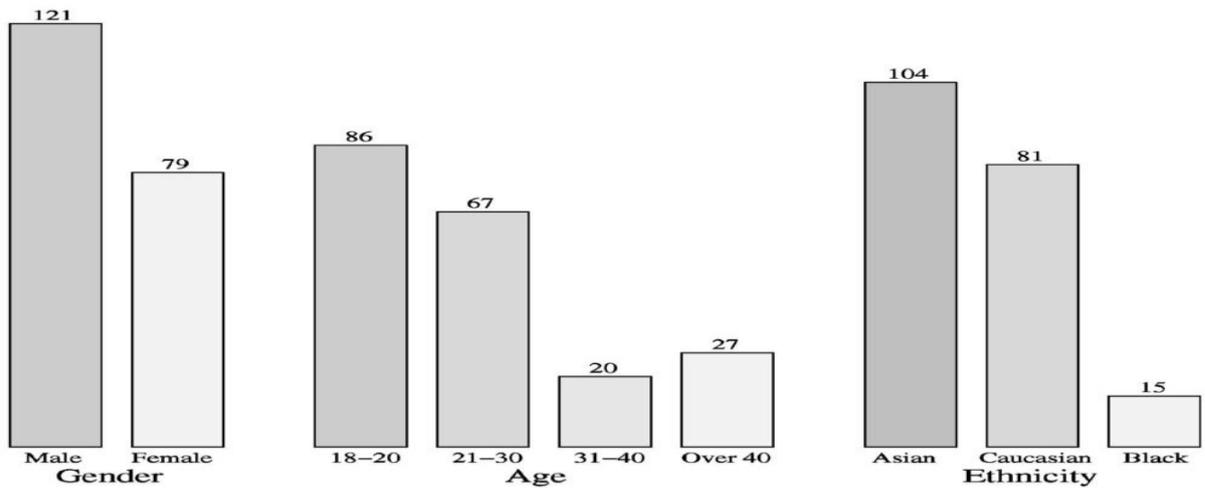


Figure 4.12 la distribution du sujet humain selon le sexe, l'âge et l'origine ethnique

où $R_w(\lambda_k)$ et $R_B\lambda_k$ sont les fonctions de réflexion pour les deux panneaux de Spectralon, respectivement. Nous avons en moyenne 10 images de la Spectralon blanc et noir panneaux d'obtenir des estimations de $I_w(x, y, \lambda_k)$ et $I_B(x, y, \lambda_k)$. Ces estimations sont utilisées en même temps que (equ 4.2) et (equ 4.3) à estimer $L(x, y, \lambda_k)S(x, y, \lambda_k)$ par :

$$L(x, y, \lambda_k)S(x, y, \lambda_k) = \frac{I_w(x, y, \lambda_k) - I_B(x, y, \lambda_k)}{R_w(\lambda_k) - R_B(\lambda_k)} \tag{4.4}$$

et cette estimation peut être substitué en (equ 4.4) pour obtenir une estimer pour $O(x, y, \lambda_k)$

Avec ces estimations , (equ 4.3) peut être réflectance résolue pour donner

$$R(x, y, \lambda_k) = \frac{(I(x, y, \lambda_k) - I_B(x, y, \lambda_k))R_w(\lambda_k)}{I_w(x, y, \lambda_k) - I_B(x, y, \lambda_k)} + \frac{I_w(x, y, \lambda_k) - I(x, y, \lambda_k)R_B(\lambda_k)}{I_w(x, y, \lambda_k) - I_B(x, y, \lambda_k)} \tag{4.5}$$

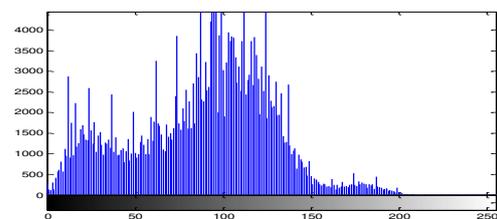
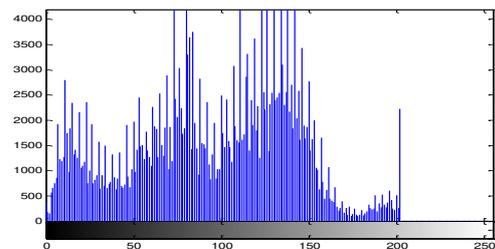
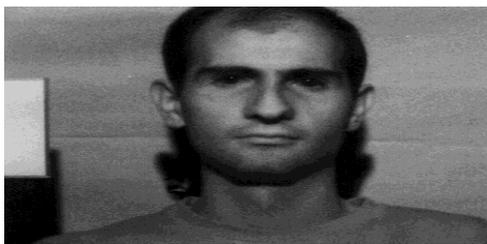
On a effectué cette étape d'étalonnage au début de chaque session d'imagerie $R(x, y, \lambda_k)$. La réflexion est invariante à l'éclairage et les expériences ne considèrent pas la variabilité d'éclairage. Dans equ 4.5, on propose une méthode qui peut être utilisée pour étendre ce

travail pour la reconnaissance à illumination invariante. On a recueilli des images de visage hyperspectrale pour un total de 200 des sujets humains. Tous ces sujets ont été étudiés sous protocole HS # 2000-1449, qui a été approuvé par le Institutional Review Board (IRB) de l'UC Irvine. Comme représenté sur la Figure 4.12, la base de données 200 en question a une composition diverse termes de sexe, d'âge et l'origine ethnique. Les sujets ont été acquises dans des ensembles de sept images par sujet. La figure 4.13 montre les sept images pour un sujet. Deux vues de face images ont été prises avec une expression neutre (fg et fa). Une autre image vue de face, fb, a été prise avec une autre expression. Quatre autres images ont été prises avec les orientations de visage de -90 degrés, -45 degrés, 45 degrés et 90 degrés, comme le montre la Figure 4.13. Ces images sont appelées fr2, fr1, fl1, et fl2, respectivement. Vingt des 200 sujets ont été imaged à des moments différents séparés par jusqu'à cinq semaines à partir de leur première séance d'imagerie.



Figure 4.13 Exemples d'images avec différentes expressions et des rotations

4.5.1 Implémentation de l'approche et résultats avec une variante illumination (différentes fréquences spectrales)



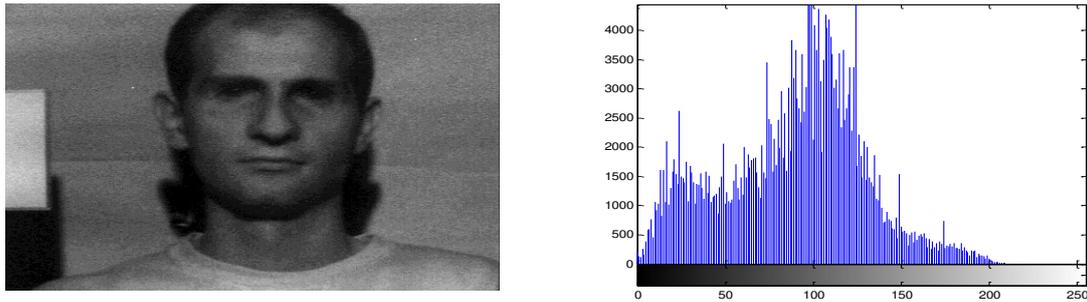


Figure 4.14 image visage avec différentes fréquences spectrales et histogrammes.

D'après les résultats nous pouvons confirmer que l'histogramme des images de visage IHS est très sensible à la lumière et l'analyse spectrale nous apporte de précieuses informations à prendre en compte pour l'identification des personnes.

Pour valider notre implémentation nous avons essayé de calculer les paramètres statistiques : moyenne et écart type sur l'histogramme de visage IHS. Les résultats obtenus sont présentés dans le tableau 4.1.

Tableau 4.1 Paramètres statistiques de l'histogramme de visage IHS

| | Visage (1) | Visage (2) | Visage (3) |
|------------|------------|------------|------------|
| Moyenne | 88.8217 | 95.5933 | 89.6234 |
| Ecart type | 33.4215 | 32.1473 | 33.4182 |

4.6 Autres procédures de manipulation d'images IHS

- **Charger les données d'origine :** Les données hyperspectrales originales doivent être chargées dans l'espace de travail Matlab comme matrices 3D. L'utilisateur peut charger l'image de l'espace de travail en tapant le nom de la variable ou utiliser l'ensemble de données. Une fois que les données sont chargées, l'utilisateur peut faire son traitement sur les différentes bandes. On peut aussi supprimer une bande dans la zone d'affichage. Cependant, on ne peut pas récupérer ni fonctionner sur les données d'origine une fois qu'elles ont été supprimées.
- **Charger le workspace :** Ceci charge une matrice 3D de Matlab dans l'espace de travail

- **Colormap** : on peut sélectionner le colormap (par défaut gris) ce qui permet d'afficher les images. Notons que la même palette de couleurs est utilisée simultanément pour tous les trois panneaux .
- **PCA (ST)** : permet d'effectuer la réduction de dimensionnalité en utilisant l'Analyse en Composantes Principales. Le nombre de bandes est réduite à la dimension spécifiée. Le temps d'exécution pour PCA sera affiché par la suite.
- **Regrouper les données de l'image** : Ce processus inclut des algorithmes de clustering de base, compris du plus proche voisin K-means et différentes méthodes d'agglomération. Après sélection de la méthode de classification désirée et mesure de distance correspondant, on spécifie le nombre de grappes que l'on veut.
- **Méthode de classification** : Sélectionnez l' méthode de classification souhaitée dans le menu déroulant menu. Les méthodes disponibles sont ci-dessous, avec les méthodes nécessaires au Statistics Toolbox noté avec (ST).
- **Mesure de distance** : Le choix de la distance $d(x, y)$ entre deux pixels x et y peut avoir un effet important sur le regroupement . Les mesures de distance disponibles varient selon le lieu choisi méthode de clustering. Les mesures de distance disponibles incluent: euclidienne , cosinus , corrélation , et L1- Norm .
- **Cluster** : après la méthode de classification, mesure de distance, et le nombre de groupes ont été sélectionnés.
- **mode filtre** : Après une image en cluster est obtenu, le bruit peut être retiré par le lissage de la l'image avec un filtre mode. Il est similaire dans son principe à une moyenne ou filtre médian. Cependant, la moyenne et la médiane ne sont pas appropriées pour les données qualitatives telles que les étiquettes de classe dans l'image en cluster. Similaire à un filtre de moyenne / médiane, le filtre de mode est un moyen simple de supprimer les valeurs aberrantes possibles et lisser les contours inégaux. A titre d'illustration, supposons que la valeur 1 a le voisinage de 3x3 suivant:

$$\begin{array}{ccc} 5 & 2 & 5 \\ 2 & 1 & 5 \\ 5 & 5 & 5 \end{array}$$

Après l'application du filtre de mode, la valeur 1 dans le centre serait remplacé par 5.

- **Calcul du taux de classification** : qui compare le résultat de regroupement avec les données étiquetées. Soit $u(x)$ représentent l'image en cluster et $g(x)$ désignent l'image de vérité terrain. Le taux de classification est calculé comme suit:

$$Rate = \max_{\sigma \in p^4} \frac{|\{\sigma(u(x))=g(x), g(x) \neq 5\}|}{|\{g(x) \neq 5\}|} \times 100 \quad (4.5)$$

où σ désigne une permutation des étiquettes (Exemple $\{1,2,3,4\}$). Vérification sur toutes les permutations nous permet de comparer des images avec des étiquettes arbitrairement choisis qualitatives.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes étapes de la conception de notre ouverture IHS et les résultats obtenus. Nous avons essayé d'étudier toutes les variantes associées à nos algorithmes dans les images hyperspectrales.

En effet, les images hyperspectrales satisfont généralement les contraintes rencontrées dans les techniques classiques de traitement d'image, telles que les applications aux images monochromes ou multispectrales. Disposer d'un signal spectral détaillé pour chaque pixel, ou encore considérer l'image hyperspectrale comme un bloc tri-dimensionnel au demeurant fortement corrélé d'un canal au suivant, constituent des caractéristiques qui nécessitent au minimum d'adapter les techniques existantes, voire d'adopter des stratégies complètement originales.

conclusion générale

Liste des figures

Chapitre 1

| | |
|--|----|
| Figure 1.1 : Schéma général d'un système de reconnaissance de visages..... | 6 |
| Figure 1.2 : (a) Image 2.5D (b) Image 3D (c) Image texture..... | 7 |
| Figure 1.3 : Choix de dix points : points 2D marqués par le " " et points 3D marqués par "x"..... | 13 |
| Figure 1.4 : vision numérique monochrome à l'imagerie hyperspectrale..... | 14 |
| Figure 1.5 : Imagerie hyperspectrale : accès à une information spectrale spatialisé..... | 15 |
| Figure 1.6: Possibilités étendues offertes par l'IHS pour des applications liées à l'agriculture..... | 16 |
| Figure 1.7 : Les technologies fondamentales et leurs relations avec IHS | 18 |
| Figure 1.8 : Différentes technologies d'imagerie numérique..... | 20 |
| Figure 1.9 : IHS : Identification de verrous scientifiques par HYDRESSA..... | 23 |

Chapitre2

| | |
|--|-----|
| Figure 2.1: Principe des SVM : (a) Recherche de l'hyperplan optimal ; (b) Hyperplan optimal, marge et vecteurs supports..... | 29. |
| Figure 2.2 : représentation de l'astuce du noyau (trick kernel)..... | 30 |
| Figure 2.3 : Représentation des cliques suivant le système de voisinage : (gauche) - connexité 4,(droite) - connexité 8..... | 32 |
| Figure 2.4 : Schéma du processus de classification..... | 44 |
| Figure 2.5 : Exemple de spectres de glace de CO ₂ , de glace d'eau, et de minéraux constituant les suifaces planétaires. Les spectres en réflectance sont extraits des bibliothèques speclib05 de l'USGS et CR/SM, sauf le spectre de CO ₂ qui est extrait des données martiennes OMEGA)..... | 45 |

Figure 2.6 : Une Visualisation de l'association des personnes physiques à trois groupes ethniques dans un système de coordonnées 3D avec les trois axes correspondants pour les groupes. Images de visages d'exemples des groupes ethniques sont représentées dans des couleurs RVB pseudo.

- (a) une parcelle de l'association de classe probabilités produites par la fonction de NURBS troisième degré avec 22 points de contrôle et 18 noeuds
- (b) une parcelle de l'association de classe probabilités produites par les 15 principaux composants de la LDA Fonction de mélange gaussien avec 6 éléments.....49

Figure 2.7 : Plan du spectre électromagnétique : reconnaissance faciale des défis de la recherche dans la bande. Les longueurs d'onde sont illustrées en *um*50

Figure 2.8 : Monde réel intra-spectrale (Visible vs Visible, ou NIR vs NIR) et spectrale croisée (Visible vs infrarouge à ondes courtes, ou Visible vs mi-Wave infrarouge) scénarios de reconnaissance de visage.....51

Figure 2.9 : Des images multi-spectrales avant et après normalisation photométrique: MWIR (en haut), MIR (moyen) et NIR (en bas).....53

Figure 2.10: Various Fusion Strategies used for multispectral palmprint images.....53

Chapitre 3

Figure 3.1 : Cube de données acquis par AVIRIS (NASA).....59

Figure 3.2 : Cube hyperspectral.....60

Figure 3.3 : Procédure d'acquisition des réflectances.....61

Figure 3.4 : Réflectances de matériaux différents en fonction des bandes de fréquence64

Figure 3.5 : Procédure de traitement et d'analyse64

Figure 3.6 : Matrice de covariance d'une image hyperspectrale (les similitudes inter-bandes par blocs sont parfaitement visible)..... 65

| | |
|---|----|
| Figure 3.7 : Exemple d'axe de projection (en rouge) permettant de séparer de manière optimale deux classes de pixels sur une image à deux bande..... | 65 |
| Figure 3.8 : Composantes principales d'un ensemble de données..... | 67 |
| Figure 3.9: Traitement des données Swiss Roll avec Isomap..... | 69 |
| Figure 3.10 : Procédure de classification..... | 70 |
| Figure 3.11 : Injection des données dans un espace de grande dimension..... | 72 |
| Figure 3.12 : Pixels de mélange dans une image hyperspectrale | 73 |
| Figure 3.13 : Deux types de pixels dans une image hyperspectrale a) mélange linéaire, b) mélange intime non-linéaire..... | 74 |
| Figure 3.14 : Procédure de démixage..... | 75 |
| Figure 3.15 : Ensemble de données hyperspectrales comprenant 3 endmembers..... | 77 |
| Figure 3.16 : Deux exemples 3D Gabor ondelettes dans domaine spatial spectre..... | 82 |
| Figure 3.17 : (a) Un exemple de visage hyperspectrale cube et (b) sa transformée de Gabor83 | |
| Figure 3.18: Les 32 premiers groupes d'un exemple d'image hyperspectrale de visage..... | 84 |
| Figure 3.19 : Les neuf bandes enlevées..... | 85 |
| Chapitre 4 | |
| Figure 4.1 : Exemple de cube hyperspectral (moffett par AVIRIS)..... | 88 |
| Figure 4.2 a) : Classification SAM, les régions en noir correspondent aux pixels non classifiés, b) Classification SAM , les régions en noir correspondent aux pixels non classifiés..... | 89 |
| Figure 4.3 : Représentation spectrale : collection de spectres..... | 89 |
| Figure 4.4 : Représentation matricielle des données hyperspectrales..... | 89 |
| Figure 4.5 : Un cube de données hyperspectrales de CASI, (512x512 pixels en 32 canaux spectraux), sur la ville de Toulouse, CNES..... | 90 |

| | |
|--|----|
| Figure 4.6 : Représentation RGB des images hyperspectrales HYDICE..... | 90 |
| Figure 4.7 : Affichage de l'image IHS Chloro Anthocyanine.hyp avec band =7..... | 91 |
| Figure 4.8 : (a) Image originale paris. lan (b) Image RVB..... | 92 |
| Figure 4.9 : Histogramme de la bande rouge de l'image IHS | 93 |
| Figure 4.10 : Installation d'imagerie avec un objet et deux sources de lumière..... | 93 |
| Figure 4.11 : Trente-et-un groupes pour une image hyperspectrale d'un sujet..... | 94 |
| Figure 4.12 : la distribution du sujet humain selon le sexe, l'âge et l'origine ethnique..... | 95 |
| Figure 4.13 : Exemples d'images avec différentes expressions et des rotations..... | 96 |
| Figure 4.15 image visage avec différentes fréquences spectrales et histogrammes..... | 96 |

Liste des abréviations

IHS : l'imagerie hyperspectrale.

ICP : (Iterative Closest Point),

MMG : Mélange de Modèles Gaussiens .

EBGM : Elastic Bunch Graph Matching.

CFCM : Conditional Fuzzy C-means .

GGC-FCM: geometrically guided conditional fuzzy c-means clustering .

SVM : Machines à Support Vecteurs.

RBF : pour Radial Basis Function.

AVIRIS : Airborne Visible/ Infrared Imaging Spectrometer

CASI : Compact Airborne Spectroscopy Imager.

MGMRF : Multivariate Gaussian Markov Random Field.

ECHO : Extraction and Classification of Homogeneous Objects

SSC: Spatial and Spectral Classification method

MDTM : Minimum Distance To Mean .

DAIS : Digital Airbone Imaging Spectrometer .

HSWO : Hierarchical Step-Wise Optimal Segmentation

SID : Spectral Information Divergenc.

SAM : Spectral Angle Mapper.

NVD : Normalized Vector Distance.

NAPCA : Noise-Adjusted Principal Component Analysis

MNF : Minimum Noise Fraction

PME : Profil Morphologique Étendu.

ACP : analyse en composantes principales

LPE :Ligne de partage des eaux .

AFC : analyse factorielle en correspondance .

NWFE : Non parametric Weighted Feature Extraction .

NURBS : non- Uniform Rational B-Spline .

LDA : discriminante linéaire algorithm ANALYSIS

BIC : bayésien Intra-personal classificateur .

CMC : courbe mesure cumulée .

HYDICE : HYperspectral Digital Imagery Collection Experiment)

MUSE : Multi-Unit Spectroscopic Explorer

LDA : l'analyse discriminante linéaire de Fisher

SVD : Singular values decomposition

VCA : Vertex component analysis

VD : Dimension virtuelle

CNES : Centre National d'Études Spatiales .

ONERA : l'Office National d'Études et de Recherches Aérospatiales et Alcatel Space.

MWIR: Mid-Wave InfraRed

NIR : near infrared

LWIR : Long-Wave InfraRed

Sommaire

Introduction générale.

Chapitre 1: reconnaissance visage 3D & image hyperspectrales

| | |
|-----------------------|---|
| 1.1 Introduction..... | 4 |
|-----------------------|---|

Partie A : Reconnaissance du visage 3D4

| | |
|---|---|
| 1.2 Identification/vérification de personnes par visages 3D | 4 |
|---|---|

| | |
|---|---|
| 1.3 Processus de reconnaissance des visages | 5 |
|---|---|

| | |
|--|---|
| 1.4 Techniques 3D de reconnaissance de visages | 7 |
|--|---|

| | |
|---------------------------------------|---|
| 1.4.1 Systèmes d'acquisition 3D | 7 |
|---------------------------------------|---|

| | |
|-----------------------------|---|
| 1.4.2 Approches modèle..... | 8 |
|-----------------------------|---|

| | |
|-------------------------|---|
| 1.4.3 Approches3D | 9 |
|-------------------------|---|

| | |
|---------------------------------|---|
| 1.4.3.1 Approches surface | 9 |
|---------------------------------|---|

| | |
|---------------------------------------|----|
| 1.4.3.2 Approches holistiques3D | 10 |
|---------------------------------------|----|

| | |
|--|----|
| 1.4.3.3 Approche géométrique ou locale3D | 11 |
|--|----|

| | |
|---------------------------|----|
| 1.4.4 Approches3D+2D..... | 12 |
|---------------------------|----|

Partie B : Image hyperspectrale pour reconnaissance visage 3D

| | |
|---|----|
| 1.5 L'Imagerie HyperSpectrale (IHS) | 14 |
|---|----|

| | |
|----------------------------------|----|
| 1.5.1 Définition et atouts | 14 |
|----------------------------------|----|

| | |
|---|----|
| 1.5.2 Développement et applications de l'IHS..... | 16 |
|---|----|

| | |
|--|----|
| 1.6. La technologie de l'imagerie hyperspectrale | 18 |
|--|----|

| | |
|--|----|
| 1.7. Les caractéristiques de l'IHS | 20 |
|--|----|

| | |
|---------------------------------|----|
| 1.7.1 Résolution spatiale | 20 |
|---------------------------------|----|

| | |
|---------------------------------|----|
| 1.7.2 Résolutionspectrale | 21 |
|---------------------------------|----|

| | |
|-------------------------------------|----|
| 1.7.3 Résolutionradiométrique | 21 |
|-------------------------------------|----|

| | |
|--|----|
| 1.7.4 Le concept de cube de données..... | 22 |
|--|----|

| | |
|--|----|
| 1.8 Problématiques liées à l'acquisition et au traitement des données hyperspectrales..... | 22 |
|--|----|

| | |
|---|----|
| 1.8.1 Faire face au phénomène de Hughes | 24 |
|---|----|

| | |
|--|----|
| 1.8.2 Tenir compte des informations spectrale et spatiale..... | 25 |
|--|----|

| | |
|----------------------|----|
| 1.9 Conclusion | 26 |
|----------------------|----|

Chapitre 2 : techniques pur reconnaissance de visage 3D IHS

| | |
|------------------------|----|
| 2.1 Introduction | 27 |
|------------------------|----|

| | | |
|---|---|----|
| 2.2 | Approches de classification avec contrainte spatiale..... | 27 |
| 2.2.1 | Contrainte spatiale Fuzzy-C-means..... | 27 |
| 2.2.2 | Contrainte spatiale SVM (Machines à Support Vecteurs) | 29 |
| 2.2.2.1 | Travaux en imagerie hyperspectrale basés sur les SVM | 30 |
| 2.2.3 | Champs de Markov | 32 |
| 2.2.3.1 | Quelques définitions | 32 |
| 2.2.3.2 | Quelques travaux concernant le traitement des IHS par champs de Markov..... | 33 |
| 2.3 | Extension des outils de traitement d'images scalaires aux images IHS..... | 32 |
| 2.3.1 | Approche par croissance ou division de régions | 34 |
| 2.3.2 | Filtrage par diffusion anisotropique | 36 |
| 2.3.3 | Approches Morphologiques | 37 |
| 2.3.3.1 | Outils morphologiques | 37 |
| 2.3.3.2 | Ligne de partage des eaux (LPE) ou watershed | 40 |
| 2.4 | Etat de l'art des méthodes de classification spectrale/spatiale d'image IHS42 | |
| 2.5 | Autres applications récentes sur les images IHS..... | 44 |
| 2.5.1 | Application de l'imagerie hyperspectrale a l'étude des planètes du système solaire.. | 44 |
| 2.5.2 | L'imagerie hyperspectrale de reconnaissance de la peau et biométrique | 46 |
| 2.5.3 | Reconnaissance Multi-Spectral des visages: identification de gens dans des environnements difficiles | 49 |
| 2.5.3.1 | visage et méthodologies de détection des yeux | 52 |
| 2.5.4 | Identification des empreintes palmaires multi-spectrales utilisant L'énergie de compactage par ondelettes hybride | 53 |
| 2.6 | Conclusion..... | 57 |
| Chapitre 3 : Etude de l'analyse des images IHS en vue d'application au SRV | | |
| 3. 1 | Introduction | 58 |
| 3. 2 | Acquisition d'images hyperspectrales et applications..... | 58 |
| 3.2.1 | Acquisition d'IHS | 58 |
| 3.2.2 | Applications | 61 |
| 3.3 | Prétraitement | 62 |
| 3.4 | Aspects d'analyse d'image hyperspectrale | 63 |
| 3.4.1 | Procédé d'exploitation d'images hyperspectrales..... | 64 |
| 3.4.2 | Réduction de dimension | 64 |
| 3.4.2.1 | Réduction basée sur les transformations | 66 |

| | |
|---|----|
| 3.5 Classification | 69 |
| 3.5.1 Classification non-supervisée..... | 70 |
| 3.5.2 Classification supervisée | 71 |
| 3.5.3 Classification combinant informations spatiales et spectrales..... | 72 |
| 3.5.4 Progrès récents en classification..... | 72 |
| 3.6 Démélange des images hyperspectrales | 73 |
| 3.6.1 Définition du démélange des images IHS..... | 73 |
| 3.6.2 Modèles de mélange | 75 |
| a) Réduction de dimension..... | 76 |
| b) Extraction des endmembers | 77 |
| c) Méthodes d'estimation des abondances..... | 78 |
| 3.7 Reconnaissance de Face hyperspectrale et utilisation des ondelettes 3D Gabor | 80 |
| 3.7.1 Représentation des ondelettes de Gabor 3D pour les données hyperspectrales de visage..... | 82 |
| 3.7.1.1 Ondelettes 3D Gabor | 82 |
| 3.7.2 Extraction d'entité | 83 |
| 3.7.3 Résultats expérimentaux | 84 |
| 3.8 Conclusion | 86 |
| Chapitre 4 : Conception d'ouverture et calibrage d'images IHS | |
| 4.1 Introduction..... | 87 |
| 4. 2 Environnement de programmation | 87 |
| 4.2.1 outils pour le développement de notre algorithme..... | 87 |
| 4.2.2 Implémentation de l'approche SRV 3D..... | 87 |
| 4.3 Exemple d'Images hyperspectrales testées | 88 |
| 4.3.1 Exemples des figures de base de données..... | 89 |
| 4.4 Conception de l'algorithme d'ouverture et de lecture d'image IHS..... | 90 |
| 4.4.1 Lecture la matrice IHS | 90 |
| 4.4.2 Affichage des images IHS..... | 91 |
| 4.4.3 Calcul de paramètres spectraux sur image IHS et calibrage..... | 92 |
| 4.4.4 organigramme Ouverture et Lecture de l'image IHS..... | 92 |

| | |
|---|----|
| 4.4.5organigramme Calibrage des image hyperspctraes | 93 |
| 4.4.6 Exemple des traitements sur image IHS..... | 92 |
| 4.5 Présentation de la base de donnée de visages IHS..... | 93 |
| 4.5.1 Implémentation de l’approche et résultats avec une variante illumination (différentes fréquences spectrales)..... | 97 |
| 4.6 Autres procédures de manipulation d’images IHS..... | 97 |
| 4.7 Conclusion..... | 99 |

Conclusion générale

Bibliographie

Bibliographie

- [**Alt et al. 11**] : Y. Altmann, A. Halimi, N. Dobigeon et J.-Y. Tournet. A polynomial post nonlinear model for hyperspectral image unmixing. In Proc. IEEE IGARSS, Vancouver, Canada, July 2011
- [**Bou 06**] : Boulbaba BEN AMOR , Contributions a la reconstruction, la reconnaissance et l'authentification faciale 3D ,thèse de Doctorat , l'Ecole Centrale de Lyon : 08 décembre 2006.
- [**bel13**] :Belahcence mébarka,authentification et identification en biométrie ,thèse soutenue en fevier 2013 al'universite mohamed khider biskra
- [**Bla03**] : V. Blanz, T. Vetter, Face recognition based on fitting a 3D morphable model, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 25, 1063–1074, 2003.
- [**Bes92**] : P.J. Besl, N.D. McKay. A Method for Registration of 3-D Shapes, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 14(2) :239{256, ISSN 0162-8828. 1992.
- [**Bel97**] : P. Belhumeur, J. Hespanha, D. Kriegman, Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 19 (7) 711–720, 1997.
- [**Ben et al.05**] : Benediktsson, J., Palmason, J., and Sveinsson, J. (2005). Classification of hyperspectral data from urban areas based on extended morphological profiles. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 43(3) :480–491.
- [**Be et La79**] : Beucher, B. and Lantuejour, C. (1979). Use if watersheds in contour detection. In The international workshop on image processing : real time and motion detection/estimation, Rennes, France
- [**Coo04**] : J.Cook, V.Chandran, S.Sridharan, C. Fookes. Face recognition from 3D data using iterative closest point algorithm and Gaussian mixture models. In: Proc. 2nd Internat. Symposium on 3D Data Processing, Visualization and Transmission (3DPVT 2004), Thessaloniki, Greece, 6–9 September, 2004.
- [**Cam et al 06**] : Camps-Valls, G., Gomez-Chova, L., Munoz-Mari, J., Vila-Frances,J., and Calpe-Maravilla, J. (2006b). Composite kernels for hyperspectral image classification. Geoscience and Remote Sensing Letters, 3(1) :93–97.
- [**Cha03**] : K. Chang, K. Bowyer, P. Flynn, Face Recognition using 2D and 3D facial data. In: Proc. ACM Workshop on Multimodal User Authentication December, pp. 25–32, 2003.
- [**Chu97**] : C.S. Chua, R. Jarvis. Point signature: A new representation for 3d object recognition. Internat. J. Computer Vision 25 (1), 63–85, 1997.
- [**Chu et al.06**] : Chuang, K., Tzeng, H., Chen, S., Wu, J., and Chen, T. (2006). Fuzzy C-means clustering with spatial information for image segmentation. Computerized Medical Imaging and Graphics, 30(1) :9–15.
- [**CNES, 2009**] : CNES (2009). Système dual d'observation optique de résolution métrique. URL <http://smc.cnes.fr/PLEIADES/Fr/>
- [**Con10**] : Cong Phuoc Huynh ,Antonio Robles-Kelly “ hyperspctral imaging for skin recognition and” article, Proceedings of 2010 IEEE 17th International Conference on Image Processing September 26-29, 2010, Hong Kong.

- [Del et al.04]** : Dell'Acqua, F., Gamba, P., Ferrari, A., Palmason, J., and Benediktsson, J. (2004). Exploiting spectral and spatial information in hyperspectral urban data with high resolution. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 1(4) :322–326.
- [Du-Car 06]** : Duarte-Carvajalino, J., Véléz-Reyes, M., and Castillo, P. (2006). Scale-space in hyperspectral image analysis. volume 6233, pages 344–345.
- [Eva et Li06]**: Evans, A. and Liu, X. (2006). A morphological gradient approach to color edge detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, pages 1454–1463.
- [Ela01]** : A. Elad, R. Kimmel. “Bending Invariant Representations for. Surfaces,” *Proc. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2001
- [Ela 87]** : Introduction to the Physics and Techniques of Remote Sensing. Wiley Interscience, New York, 1987.
- [Fau et al 07]** : Fauvel, M., Chanussot, J., and Benediktsson, J. (2007). Classification en imagerie hyperspectrale haute résolution : utilisation conjointe de l'information spatiale et spectrale. In *Colloque GRETSI*, pages 737–740, Troyes, France.
- [Gro02]**: R. Grossman, N. Kiryati, R. Kimmel. Computational surface flattening: a voxel-based approach, *IEEE Trans. PAMI*, 24, pp. 433-441, 2002
- [Gui12]** : Guillaume ROUSSEL « Développement et évaluation de nouvelles méthodes de classification spatiale-spectrale d'images hyperspectrales, doctorat de l'université Toulouse: le 10 juillet 2012.
- [Hug68]**: Hughes, G. (1968). On the mean accuracy of statistical pattern recognizers. *IEEE Transaction Information Theory*, 14(1) :55–63.
- [Hu et al.08]** :Huang, T. Z., Huang, X. Q., and Jiang, Z. Y. (2008). Hyperspectral image labeling using mrf and gm models. *Dianzi Keji Daxue Xuebao/Journal of the University of Electronic Science and Technology of China*, 37(5).
- [Hu89]**: G. Hu, G. Stockma. 3-D surface solution using structured light and constraint propagation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11(4):390-402, 1989
- [Hes03]**: C. Heshner, A. Srivastava, G. Erlebacher. A novel technique for face recognition using range imaging. In *ISSPA*, pp. 201-204, 2003.
- [Hes04]**: T. Heseltine, N. Pears, J. Austin. Three-dimensional face recognition: A fishersurface approach. In: *Proc. Image Analysis and Recognition: Internat. Conf. (ICIAR 2004)*, Porto, Portugal (Septembre –Octobre) 2004.
- [Hem 10]** :S. Hemissi, Z.B. Rabah, I.R. Farah, G. Mercier2, et B. Solaiman Un modèle neuro-ou pour l'interprétation d'images hyperspectrales : application a la gestion des risques Département Image et Traitement de l'Information, Telecom Bretagne ,2010.
- [Ho & Ri11]** : P. Honeine et C. Richard. Geometric Unmixing of Large Hyperspectral Images : A Barycentric Coordinate Approach. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011
- [Irf04]**: M.O. Irfanoglu, B. Gokberk, L. Akarun. 3D shape-based face recognition using automatically registered facial surfaces. In: *Proc. 17th Internat. Confon Pattern Recognition (ICPR2004)*, Cambridge, pp. 183–186, 2004

[In et Pe01]: Inoue, Y. and Peñuelas, J. (2001). An AOTF-based hyperspectral imaging system for field use in ecophysiological and agricultural applications. *International Journal of Remote Sensing*, 22(18) :3883–3888

[Ke et Lan77]: Kettig, R. and Landgrebe, D. (1977). Classification of multispectral image data by extraction and classification of homogeneous objects. *IEEE Transactions on Geoscience Electronics*, GE-14(1) :12–29.

[kek12]: Dr. H.B.Kekre, Dr. Tanuja Sarode “Identification of Multi-spectral Palmprints using Energy Compaction by Hybrid Wavelet” , article, 978-1-4673-0397-2/12/\$31.00 ©2012 IEEE

[Len02] : Lennon, M. (2002). Méthodes d’analyses d’images hyperspectrales ; Exploitation du capteur aéroporté CASI pour des applications de cartographie agro-environnementales en Bretagne. PhD thesis, Université de Rennes 1, France.

[Lee05] : Y. Lee, H. Song, U. Yang, H. Shin, and K. Sohn. Local feature based 3d face recognition. In *Audio- and Video-based Biometric Person Authentication*, 2005 International Conference on, LNCS, 3546-909–918, 2005.

[lin12]: Linlin Shen and Songhao Zheng Hyperspectral Face Recognition Using 3D Gabor Wavelets 21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2012) November 11-15, 2012. Tsukuba, Japan

[Mo, So2007] : S. LE MOUÉLIC, C. SOTIN1. Application s de l’imagerie ..hyperspctrale al’étude des planetes du système solaire le cas de mars et de titan France. article remis le 24 octobre 2007, accepté définitivement le 9 novembre 2007.

[MOH02] : Mohamed Tayeb Laskri — Djallel Chefrour Who _Is : système d’identification des visages humains Département d'Informatique - Université Badji Mokhtar Annaba B.P. 12 Annaba 23000 Algérie , Volume 1 – 2002, pages 39 à 61

[Mar03]: B. Martinkauppi, M. Soriano, M. Pietikäinen, Detection of skin color under changing illumination: a comparative study, 12th International Conference on Image Analysis and Processing, 2003.

[Mer et al03] : Mercier, G., Derrode, S., and Lennon, M. (2003). Hyperspectral image segmentation with markov chain model. In *IEEE, editor, Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 6, pages 3766– 3768, Toulouse, France

[Nat09] : Nathalie GORRETTA-MONTEIRO , Proposition d’une approche de segmentation d’images hyperspectrales, thèse Doctorat de l’Université – Montpellier II : 25 Février 2009.

[Ngu 2013] : Nguyen Hoang Nguyen « Méthodes de démixage non-linéaires pour l’imagerie hyperspectrale » THÈSE pour obtenir le grade de Docteur de l’Université de Nice Sophia-Antipolis ,soutenue le 3 décembre 2013

[NA 92] : NASA. <http://aviris.jpl.nasa.gov/>, 1992.

[Phi00]: P.J. Phillips, H. Hyeonjoon, S. Rizvi, P. Rauss. The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vo. 22, No. 10, Octobre 2000.

[Ped96] : Pedrycz, W. (1996). Conditional fuzzy c-means. *Pattern Recognition Letters*, 17 :625–631

[Pl et al.02]: Plaza, A., Martinez, P., and Perez, R. (2002). Spatial/spectral endmember extraction by multidimensional morphological operations. In *IEEE, editor, Geoscience and Remote Sensing*, volume 40, pages 2025–204

- [Pe et Be01]:** Peraseri, M. and Benediktsson, J. (2001). A new approach for the morphological segmentation of high-resolution satellite imagery. *IEEE Transactions on geoscience and remote sensing*, 39(2) :309–320.
- [Pa et al.03]:** Palmason, J., Benediktsson, J., and Arnason, K. (2003). Morphological transformations and feature extraction for urban data with high spectral and spatial resolution. In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, volume 1, pages 470–472, Toulouse, France
- [Pe et Ma90]:** Perona, P. and Malik, J. (1990). Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*,
- [Pham, 2001]** Pham, D. (2001). Spatial model for fuzzy clustering. *Computer vision and understanding*, 84 :285–297.:
- [Ra& Du 10]** : N. Raksuntorn et Q. Du. Nonlinear spectral mixture analysis for hyperspectral imagery in an unknown environment. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 7, no. 4, pages 836_840, 2010
- [Sae05]** : Saeid Homayouni, « Caractérisation des Scènes Urbaines par Analyse des Images Hyperspectrales » Thèse présentée pour obtenir le grade de docteur de l’Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris :Décembre 2005.
- [Riv et al.93]** : Rivest, J., Soille, P., and Beucher, S. (1993). Morphological gradients. *Journal of Electronic Imaging*, 2(4).
- [Sig et Tu99]:** Sigelle, M. and Tupin, F. (1999). Champs de markov en traitementd’images.
- [Sa et Ri96]:** Sapiro, G. and Ringach, D. (1996). Anisotropic diffusion of multivalued images with applications to color filtering. *IEEE Transactions on Image Processing*, 5(11) :1582–158
- [Sim03]:** T. Sim, S. Baker, M. Bsat, The CMU pose illumination and expression (PIE) database, in: *Proceedings of the Fifth International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, 2002
- [Sch et al06]:** Schut, A., VanderHeijden, G., Hoving, I., Stienezen, M., Van Evert, F., and Meuleman, J. (2006). Imaging spectroscopy for on-farm measurement of grassland yield and quality. *Agronomy journal*, 98(5) :1318–1325
- [Tar et al.08]:** Tarabalka, Y., Chanussot, J., Benediktsson, A., Angulo, J., and Fauvel, M. (2008). Segmentation and classification of hyperspectral data using watershed. In *IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Boston, USA.
- [Til98]:** Tilton, J. (1998). Image segmentation by region growing and spectral clustering with a natural convergence criterion. In *IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, Seattle, WA.
- [Thi12]:** Thirimachos Bourlai et Bojan Cukic “ Multi-Spectral Face Recognition: Identification of People in Difficult Environments, Lane Department of Computer Science and Electrical Engineering West Virginia University, Morgantown, WV 26506,978-1-4673-2104-4/12/\$31.00 ©2012 IEEE.
- [Tar et al12]** : Y. Tarabalka, J. C. Tilton, J. A. Benediktsson et J. Chanussot. A marker-based approach for the automated selection of a single segmentation from a hierarchical set of image segmentations. *IEEE JSTARS*, vol. 5, pages 262_272, 2012
- [Va de We06]:** Diverses stratégies de fusion utilisées pour les images d'empreintes palmaires multispectrales
- [Wei98]:** Weickert, J. (1998). *Anisotropic Diffusion in Image Processing*. Teubner-Verlag,

Stuttgart

[Wan,Fei08] :Wang, H. and Fei, B. (2008). A modified fuzzy c-means classification methode using multiscale diffusion filtering scheme. Medical image analysis

[Ye et al08]: Ye, X., Sakai, K., Okamoto, H., and Garciano, L. (2008). A ground based hyperspectral imaging system for characterizing vegetation spectral features. Computers and electronics in Agriculture, 63 :13

[Zig02]: G. Zigelman, R. Kimmel, N. Kiryati. Texture mapping using surface flattening via multi-dimensional scaling, IEEE Trans. Visualization and Comp. Graphics, 8, pp. 198-207, 2002.