

Caractérisation des Scènes Urbaines par Analyse des Images Hyperspectrales

Saeid Homayouni

▶ **To cite this version:**

Saeid Homayouni. Caractérisation des Scènes Urbaines par Analyse des Images Hyperspectrales. domain_other. Télécom ParisTech, 2005. English. NNT : . pastel-00002521

HAL Id: pastel-00002521
https://pastel.hal.science/pastel-00002521

Submitted on 25 Jun 2007

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.



Thèse

présentée pour obtenir le grade de docteur
de l'Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications de Paris

Spécialité : **Signal et Images**

Saéid Homayouni

Caractérisation des Scènes Urbaines par Analyse des Images Hyperspectrales

Composition du Jury :

Prof. Christiane Weber	Président
Prof. Frédéric Truchetet	Rapporteur
Prof. Kacem Chehdi	Rapporteur
Prof. Ali M.-Djafari	Examinateur
Prof. Jean-Marie Nicolas	Examinateur
Dr. Michel Roux	Directeur de thèse

Decembre 2005

à ma famille ...

There, I've done my best. If that won't do, I shall have to wait until I can do better.

Victor Heerman, écrivain (1893-1977)

Knowing what you cannot do is more important than knowing what you can do. In fact, that's good taste !

Lucille Ball, artiste (1911-1989)

Remerciements

Les remerciements sont parmi les tâches difficiles d'un travail de recherche tel qu'une thèse, car il ne faut oublier personne ! De plus pour moi, la reconnaissance n'est pas seulement une question humaine, mais c'est aussi un devoir culturel. On dit en Persan : *Toute ma vie, je serai reconnaissant envers celui qui m'a appris ne serait-ce qu'un seul mot*. Une thèse peut être un chemin facile à parcourir grâce à l'aide et à l'expérience des maîtres et des pionniers mais aussi au soutien moral de la famille et des amis.

Tout d'abord, j'aimerai commencer par les membres du jury, qui ont accepté d'évaluer ce travail de thèse, malgré leur calendrier très chargé en fin d'année. Je remercie mes rapporteurs, le professeur Truchetet et le professeur Chehdi qui m'ont permis de soutenir cette thèse, Madame le Professeur Weber, pour avoir accepté d'en présider le jury et le professeur Mohammad-Djafari qui m'a donné a plusieurs reprises l'occasion de discuter de mon travail au sein de son groupe " hyperspectral " à Supélec et aussi pour avoir accepté d'examiner ma thèse. Je remercie le professeur Nicolas pour sa participation à ce jury et pour toute l'aide qu'il m'a apportée durant ma thèse au département TSI. J'aimerai remercier vivement, mon directeur de thèse, Michel Roux qui a accepté d'encadrer mon travail et de m'accueillir dans le groupe " Traitement et Interprétation d'Images ", et aussi pour sa disponibilité et son support moral pendant mon séjour à Télécom Paris.

J'aimerai aussi remercier les permanents de groupe TSI/TII : Henri, Francis, Isabelle, Jean-Marie, Dominique, Florence, Tullio et Saïd, qui m'ont appris beaucoup sur des aspects qui me seront certainement utiles dans ma future carrière d'enseignant-chercheur, sans oublier bien sûr Patricia pour sa gentillesse ! Je la remercie pour tout.

Je remercie également mes collègues doctorants au célèbre bureau international " C-45 " pour les moments inoubliables partagés pendant le travail et la fameuse heure de déjeuner au RAB ! Alejandro, Ferdaous, Céline, Carlos, Sveta, Dallila, Tony, Florent, Daniel, Pau, Pénélope, Antonio, Gero, Julien, Thomas, Hassan et les post-doctorants, Yong, Jasmine, Najib, Jamal et Frédric. Parmi eux, en particulier, je remercie Eve

Rousseau, pour son aide à la correction de mon mémoire et pour son support et son amitié durant ma thèse.

Je voudrais remercier vivement mes collègues de l'équipe Signal et Image du LAPS : O. Lavialle, J.-P. Da Costa, les professeurs Baylou, Grenier et Najim, et spécifiquement Ch. Germain. Ils m'ont beaucoup aidé pour la préparation de soutenance et les dernières étapes d'amélioration de mon manuscrit. Je pense que c'est grâce à eux et au projet PIMHAI que mes expériences en télédétection hyperspectrale ont connu un aspect pratique et professionnel.

Egalement, je remercie mes amis iraniens à Paris. Avec eux, j'ai passé quatre années de ma vie en France. Il faut citer notre conseiller scientifique, le Dr. Piri qui faisait le maximum pour les étudiants, et la SFERE et son support dans la réalisation de nos études doctorales.

Mes derniers remerciements, mais pas les moindres, iront à mon épouse dévouée, Nafiseh, pour sa patience pendant ces années, et pour tous les inconvénients et les difficultés qu'elle m'a aidé à surmonter, et aussi à mon fils, Parsa, qui nous a rejoint à mi-parcours et a apporté la chaleur et l'amour au sein de notre petite famille.

Encore une fois, je les remercie tous.

Saeid Homayouni, Decembre 2005.

Résumé

La caractérisation d'un environnement tel que le milieu urbain est une tâche délicate car ce milieu est un phénomène complexe par différents aspects. Parmi ceux-ci, l'aspect géographique est considéré comme le plus important qui puisse être étudié par les technologies d'acquisition et les techniques d'analyse de la géomatique. En particulier, la télédétection a montré son potentiel pour l'acquisition de données et l'extraction d'informations nécessaires pour la modélisation du milieu urbain. En fait, le besoin d'informations précises, mises à jour et réalistes est nécessaire dans le cadre de plusieurs applications, parmi lesquelles on peut citer : la réalité virtuelle, les télécommunications, la gestion et la planification urbaine. Récemment, l'imagerie hyperspectrale (IHS) a été employée pour différentes applications de détection et de cartographie des matériaux en milieu naturel et en milieu urbain. En effet, l'IHS rend disponible de précieuses informations qui a priori peuvent nous aider efficacement dans la classification et la cartographie des matériaux.

L'algorithme proposé dans cette thèse utilise une chaîne de traitement de l'acquisition jusqu'à l'extraction des informations. La première étape est le prétraitement (filtrage, rehaussement etc.), qui fournit des images prêtes à l'emploi dans différentes tâches ultérieures, comme la détection et l'identification présentées dans l'étape d'analyse des d'images. Bien que pour l'analyse d'IHS, la connaissance du système et des mécanismes de l'imagerie soit essentielle, cette connaissance nécessite parfois une étude détaillée et précise qui prenne en compte différents éléments physiques du capteur ainsi que les conditions atmosphériques. C'est pourquoi nous préférons bâtir un modèle général comportant tous les paramètres de l'imagerie ainsi que certains phénomènes comme le mélange spectral. À partir de ce modèle, nous sommes capables de détecter et d'identifier les matériaux existant dans la scène.

Pour l'analyse d'IHS, nous pouvons choisir deux stratégies. D'abord, une stratégie supervisée supposant que nous possédons des informations a priori sur les matériaux d'intérêt. Deuxièmement, la stratégie non supervisée qui essaye de classer les matériaux sans aucune connaissance a priori. Nous avons appliqué les techniques de mise en cor-

respondance spectrale (MCS), en tant que les méthodes supervisées, en vue de la cartographie des matériaux urbains. Afin d'améliorer les résultats de ces techniques, nous avons proposé une technique de fusion au niveau de la décision. Par ailleurs, une technique non supervisée basée sur l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) pour la séparation spectrale et la classification, comme une solution de problème de mélange, est proposée. Elle emploie la technique de groupage C-Moyens Flou, afin d'obtenir une carte de classification floue et sub-pixelique. Ces techniques sont employées sur les données images hyperspectrales acquises par le capteur CASI (Compact Airborne Spectrographic Imager) sur la ville de Toulouse, en France. Elles sont enregistrées en 32 canaux spectraux avec la résolution spatiale de 2 mètres et 48 canaux en 4 mètres de résolution spatiale. Notre évaluation montre que chacune de ces techniques est capable de cartographier les matériaux. Enfin, nous avons comparé les résultats de ces méthodes avec des données de vérité terrain et une évaluation du taux d'erreur de classification a été réalisée pour toutes les techniques.

Mots clés : *Caractérisation des scènes urbaines, Analyse d'images hyperspectrales, Classification, Segmentation, Cartographie des matériaux, Analyse en Composantes Indépendantes.*

Abstract

Hyperspectral Imagery, (HSI), provides valuable information which a priori could effectively help us in classification tasks. HSI has been employed for various applications of detection and mapping of materials in natural and urban environment. In fact, the need for precise, updated and detailed information is necessary within a lot of applications such as virtual reality, telecommunications, management and urban planning.

The proposed algorithm in this thesis uses a data processing chain from the acquisition to the extraction of information. The first step is the pre-processing, (filtering, enhancement etc.), which provides images ready to be used for various further tasks, such as detection and identification presented in the image analysis step.

For HSI analysis, two strategies may be considered ; firstly, a supervised strategy and secondly, an unsupervised strategy. We applied the techniques of Spectral Matching, (MS), the supervised methods, for urban materials mapping. In order to improve the results of these techniques, we proposed a fusion technique in decision level. Then, an unsupervised technique based on Independent Components Analysis (ICA), for spectral separation and classification, as a solution of a problem of mixture is proposed. It uses the Fuzzy C-Means clustering technique, in order to obtain a fuzzy classification map.

These techniques are applied on hyperspectral images data acquired by CASI sensor over the city of Toulouse in France. Our evaluation shows the relative success of these techniques. In fact, we compare our results with the ground truths by the evaluation of the classification accuracy using the matrix of confusion.

Key words : *Urban Scene Characterization, Hyperspectral Images Analysis, Classification, Segmentation, Material Mapping, Independent Component Analysis.*

Table des Matières

1 Introduction **1**
- 1.1 Phénoménologie urbaine . . . 1
- 1.2 La géomatique, comme outil d'étude . . . 2
- 1.3 L'étude du milieu urbain par télédétection . . . 4
- 1.4 Pourquoi l'imagerie hyperspectrale ? . . . 6
- 1.5 Objectif . . . 7
- 1.6 Contribution . . . 8
- 1.7 Plan de manuscrit . . . 9

2 L'Imagerie Hyperspectrale **11**
- 2.1 L'imagerie hyperspectrale . . . 11
- 2.2 L'histoire et le développement de l'IHS . . . 13
- 2.3 L'analyse du spectre électromagnétique . . . 15
  - 2.3.1 La signature spectrale . . . 18
- 2.4 La technologie de l'imagerie hyperspectrale . . . 19
- 2.5 Les caractéristiques de l'IHS . . . 21
  - 2.5.1 Résolution spatiale . . . 22
  - 2.5.2 Résolution spectrale . . . 22
  - 2.5.3 Résolution radiométrique . . . 23
  - 2.5.4 Le concept de cube de données . . . 24
- 2.6 Les capteurs d'imagerie en télédétection . . . 24
  - 2.6.1 Les capteurs aéroportés . . . 26
  - 2.6.2 Les capteurs spatioportés . . . 27
  - 2.6.3 Le capteur CASI . . . 28
- 2.7 Les applications . . . 32
  - 2.7.1 Les applications générales de l'IHS . . . 32
  - 2.7.2 Les applications urbaines de l'IHS . . . 33
- 2.8 Conclusion . . . 38

3 Modélisation de l'IHS **39**
- 3.1 Analyse d'une scène par l'imagerie . . . 39
  - 3.1.1 Modélisation Physique . . . 40
  - 3.1.2 Modélisation mathématique de l'image hyperspectrale . . . 41
- 3.2 Linéarité du modèle . . . 43
  - 3.2.1 L'effet de l'atmosphère . . . 43

3.2.2 L'effet de la topographie . . . 44
3.2.3 Le phénomène de mélange spectral . . . 46
3.3 Formation linéaire de l'IHS . . . 49
3.4 Typologie de la modélisation linéaire . . . 50
3.5 Le prétraitement . . . 51
3.5.1 L'étalonage du capteur . . . 52
3.5.2 La correction atmosphérique . . . 52
3.5.3 La correction géométrique . . . 53
3.6 Conclusion . . . 60

4 L'analyse d'images hyperspectrales 61
4.1 Traitement . . . 61
4.2 L'analyse d'images hyperspectrales . . . 62
4.2.1 Les applications d'analyse d'IHS . . . 63
4.2.2 Les problèmes rencontrés pour les analyses d'IHS . . . 65
4.3 Méthodologie d'analyse d'IHS . . . 67
4.4 Classification des méthodes . . . 69
4.4.1 Les méthodes supervisées et non supervisées . . . 69
4.4.2 Les méthodes classiques et non classiques . . . 71
4.4.3 Présentation des méthodes . . . 71
4.5 Les techniques MCS . . . 74
4.5.1 Similarité d'Angle Spectral (SAS) . . . 75
4.5.2 Similarité de Distance Dpectrale (SDS) . . . 77
4.5.3 Similarité de Corrélation Spectrale (SCS) . . . 78
4.5.4 Similarité de Valeur Spectrale (SVS) . . . 78
4.5.5 Minimisation Contrainte de l'Energie (MCE) . . . 79
4.6 Les techniques d'analyse en composantes . . . 81
4.6.1 L'analyse en composantes principales . . . 83
4.6.2 L'analyse en composantes indépendantes . . . 85
4.7 Conclusion . . . 89

5 Expérimentations 91
5.1 Données images . . . 91
5.2 Prétraitement . . . 93
5.2.1 Correction atmosphérique . . . 93
5.2.2 Correction géométrique . . . 93
5.3 Mise en oeuvre des méthodes supervisées . . . 94
5.3.1 L'angle spectral (SAS) . . . 95
5.3.2 La distance spectrale (SDS) . . . 96
5.3.3 La corrélation spectrale (SCS) . . . 96
5.3.4 La valeur spectrale (SVS) . . . 97
5.3.5 La minimisation de contrainte de l'énergie (MCE) . . . 98
5.3.6 Le seuillage . . . 98
5.3.7 La fusion . . . 102
5.3.8 La classification . . . 105

5.4 Mise en oeuvre des méthodes non supervisées 109
5.4.1 Simulation 110
5.4.2 L'Analyse en composantes principales 112
5.4.3 L'analyse en composantes indépendantes 115
5.4.4 Segmentation 120
5.4.5 Classification 121
5.5 Un algorithme hybride 123
5.6 Evaluation 124
5.6.1 Résultats des méthodes supervisées 126
5.6.2 Résultats des méthodes non supervisées 129
5.7 Conclusion 131

6 Conclusion **133**
6.1 L'imagerie hyperspectrale et les données 133
6.2 La méthodologie appliquée 136
6.3 Propositions 137
6.4 Perspectives 138

Publications **138**

Bibliographie **139**

Liste des figures

1.1 Gestion environnementale par la géomatique 3
1.2 Modélisation 3D d'un site urbain basée sur l'analyse de deux types d'informations pour chaque objet/pixel 4

2.1 Concept d'Imagerie Hyperspectrale [Shaw et Manolakis, 2002] 13
2.2 Deux spectres fournis par deux capteurs multi et hyperspectraux [Meer et Jong, 2001] 14
2.3 Spectre électromagnétique avec la région visible agrandie [Shippert, 2002] 16
2.4 Transmission atmosphérique produite par MODTRAN [USGS] 17
2.5 La reflectivité spectrale pour trois matériaux distincts : le sol, l'eau et la végétation, [CCRS] 19
2.6 Les technologies fondamentales et leurs relations avec IHS [Elachi, 1987] 20
2.7 Différentes technologies d'imagerie numérique 21
2.8 Un cube de données hyperspectrales de CASI, 512 par 512 pixels en 32 canaux spectraux, sur la ville de Toulouse, ©CNES. 25
2.9 Système du capteur CASI [ITRES] 31

3.1 Les effets environnementaux sur le spectre observé au niveau du capteur 40
3.2 La géométrie d'imagerie 41
3.3 Effet de la topographie sur le rayonnement spectral : a) toit à quatre faces, b) spectres moyens sur chaque face, c) Croisement des spectres des quatre faces. 44
3.4 L'effet de la normalisation sur les spectres de toit à quatre faces (en haut avant et en bas après normalisation) 45
3.5 Echantillonnage de pixels purs et mélangés 48
3.6 Comparaison du spectre estimé au spectre original 48
3.7 Représentation schématique d'un système d'imagerie hyperspectrale . . 49
3.8 Effet panoramique ou hors-nadir sur la taille des pixels 54
3.9 Facteur de variation de taille des pixels à cause de l'effet hors-nadir. . . 55
3.10 Les différent effets de distorsion géométrique. 56
3.11 Une fenêtre d'image CASI après correction géométrique. 57
3.12 Schéma de la condition de colinéarité 59

4.1 Les trois espaces pour visualiser et analyser les données spectrales : (a) espace d'image, (b) espace du phénomène et (c) espace du spectre . . . 68

4.2 Classification des méthodes de reconnaissance spectrale des formes . . . 72
4.3 La projection de similarité 75
4.4 La similarité spectrale par l'angle 76
4.5 La similarité spectrale par la distance 77
4.6 Le concept de rotation des composants dans un espace de phénomènes . 84

5.1 Les bandes d'imagerie sur une image de TM, ©*CNES* 92
5.2 L'image originale en fausse couleur, (a), et les données vérité terrain du bâtiment (tuile rouge), (b) 94
5.3 Les résultats de SAS : a) l'image originale en fausses couleurs, b) l'image de similarité, c) l'histogramme. 95
5.4 Les résultats de SDS : a) l'image originale en fausses couleurs, b) l'image de similarité, c) l'histogramme 96
5.5 Les résultats de SCS : a) l'image originale en fausses couleurs, b) l'image de similarité, c) l'histogramme 97
5.6 Les résultats de SVS : a) l'image originale fausse couleur, b) l'image de similarité, c) l'histogramme 97
5.7 Les résultats de MCE : a) l'image originale en fausses couleurs, b) l'image de similarité, c) l'histogramme 98
5.8 Une paire de courbes ROC, pour estimer le seuil. 100
5.9 Résultats sur les images à 32 canaux : a) vérité terrain, b) SAS, c) SDS, d) SCS, e) SVS, f) MCE. 101
5.10 Résultats sur les images à 48 canaux : a) vérité terrain, b) SAS, c) SDS, d) SCS, e) SVS, f) MCE. 102
5.11 L'espace 3D de fusion avec les valeurs originales de différentes mesures de similarité : SS_i. 103
5.12 L'espace de fusion par la distance euclidienne pour trois différentes mesures de similarité : SS_i. 104
5.13 Les résultats de fusion par l'opérateur de distance : (a) les résultats pour le cas 32 canaux et (b) pour le cas 48 canaux. 104
5.14 L'espace de fusion par l'opérateur de décision pour trois différentes mesures de similarité : SS_i. 105
5.15 Les résultats de fusion par l'opérateur de décision : (a),(b) et (c) les cartes par R1 R2 et R3 pour image de 32 canaux et (d),(e) et (f) les cartes par R1 R2 et R3 pour image de 48 canaux. 106
5.16 L'algorithme de classification 107
5.17 Le résultat de classification sur le fenêtre 1, par le SAS 108
5.18 Le résultat de classification sur le fenêtre 2, par le MEC 109
5.19 Les spectres concernant les matériaux choisis 110
5.20 Application des spectres à l'image schématique 111
5.21 Les images résultats de simulation 111
5.22 Les matrices de corrélation des images en 32 et 48 canaux spectraux . . 112
5.23 Les valeurs propres estimées par l'ACP standard 113
5.24 Les 32 composantes estimées par l'ACP standard 114
5.25 Les 8 composantes estimées par l'ACI (JADE) à partir des images simulées 116

5.26 Les 32 composantes estimées par l'ACI (JADE). 117
5.27 Les 6 premières composantes estimées par l'ACI (JADE) pour l'image urbaine plus dense. 118
5.28 Les histogrammes des composantes de la figure 5.27. 119
5.29 Les spectres originaux (en haut) et estimés par JADE (en bas). 120
5.30 Les résultats de segmentation par FCM, dans une fenêtre dense : (a) image originale en fausses couleurs, (b) carte des matériaux des routes et bâtiments industriels et (c) carte des matériaux des bâtiments résidentiels. 121
5.31 Les cartes d'abondance et les résultats de segmentation par FCM (Les images CASI6-32 et CASI-48). 122
5.32 La carte finale obtenue par l'algorithme proposé avec sa légende 123
5.33 Schéma de l'algorithme hybride 124

Liste des tables

2.1 Les capteurs hyperspectraux aéroportés 27
2.2 Les capteurs hyperspectraux spatiaux 29

5.1 Matrice de confusion dans le cas de deux classes 99
5.2 Matrice de confusion dans un cas deux classes. Les lignes correspandent aux véritéx terrainx et les colonnes aux données classifiées. 125
5.3 Les paramètres de précision pour les mesures de similarité (image CASI-32), en pourcentage 127
5.4 Les paramètres de précision pour les mesures de similarité (l'image CASI-48), en pourcentage 128
5.5 Les paramètres de précision pour les cartes obtenues par la fusion (opérateur de distance) 128
5.6 Les paramètres de précision pour les cartes obtenues par la fusion (opérateur de décision), image CASI-32 128
5.7 Les paramètres de précision pour les cartes obtenues par la fusion (opérateur de décision), image CASI-48 129
5.8 Les paramètres de précision pour les cartes obtenues à partir des images simulées 129
5.9 Les paramètres de précision pour les cartes obtenues à partir de la segmentation de résultats de l'ACI 130
5.10 Les paramètres de précision pour les cartes obtenues à partir de la segmentation des résultats de l'ACI (l'image sur la zone urbaine dense) . . 130

CHAPITRE 1

Introduction

1.1 Phénoménologie urbaine

La ville est un milieu complexe à deux points de vue. Premièrement par son aspect physique, c'est-à-dire ses caractéristiques géographiques et géométriques. Deuxièmement par sa dimension métaphysique, c'est-à-dire par les différentes dimensions sociale, culturelle, économique et politique de son fonctionnement. C'est pourquoi, la surveillance, l'aménagement et le développement du milieu urbain jouent un rôle important de nos jours. En particulier, la gestion des villes du *Troisième Millénaire* n'est pas une tâche simple au regard des difficultés auxquelles elle est confrontée : développement des constructions, croissance de la population, gestion de l'énergie, télécommunications, transports urbains, suburbains ou souterrains, sécurité, secours, espaces verts, espaces culturels, sportifs, éducatifs et de loisir, pollution de l'air et de l'eau, ramassage des déchets et recyclage, etc.. En 1998, Hall a ainsi expliqué que la seule chose que l'on peut déclarer à propos des villes, c'est qu'elles évoluent sans arrêt et donc, qu'il nous faut surveiller, étudier et planifier ces phénomènes complexes, très précisément et dans une perspective temporelle [Ben-Dor, 2003].

L'évolution du milieu urbain est un objet d'étude pour différentes disciplines et

intéresse les chercheurs à différents points de vue. C'est pourquoi durant les deux dernières décennies beaucoup d'études ont été entreprises sur les aspects sociaux et environnementaux des villes. Un nouveau champ disciplinaire, l'urbanisme, est d'ailleurs apparu pour répondre aux questions posées par l'évolution des milieux urbains et par ses effets sur l'environnement. Ces questions se posent non seulement à une échelle locale, celle d'une ville en particulier, mais aussi une échelle plus globale, pour l'ensemble des villes. Aussi, cet intérêt croissant et généralisé pour l'étude du milieu urbain a-t-il suscité une forte demande pour des techniques avancées destinées à la surveillance, l'aménagement et le développement du milieu urbain, afin de gérer efficacement ce phénomène complexe [Ben-Dor, 2003]. Le développement de telles techniques requiert une modélisation de l'environnement urbain. La modélisation de tout environnement, comme un site urbain par exemple, se fonde sur trois éléments principaux : les données, les méthodes et les connaissances d'experts.

Les données se divisent en plusieurs types. Premièrement, les données géométriques sont les coordonnées tridimensionnelles de chaque objet ou point de site. Deuxièmement, les données caractéristiques et qualitatives comprennent par exemple l'information sur les matériaux ou sur l'usage telle qu'une carte d'occupation ou d'usage du sol. Enfin, les informations topologiques nous renseignent sur les relations de voisinage avec les autres objets. Des méthodes d'analyse des données aident à l'extraire les informations disponibles ou nécessaires pour la modélisation. Au delà de l'importance de ces parties, le niveau de connaissance d'experts sur l'ensemble de tâches comme le traitement, l'analyse et l'interprétation est aussi déterminant. Donc, pour réaliser une modélisation efficace, nous sommes obligés de mettre en œuvre les technologies d'acquisition et les techniques d'analyse des données qui sont capables de répondre à nos exigences.

1.2 La géomatique, comme outil d'étude

Dans le monde actuel, la gestion et la planification sont des points clés pour l'utilisation et/ou le développement de l'environnement urbain. Les sciences de l'information géographique et les techniques présentées sous le nouveau terme de ***Géomatique*** se sont révélées des outils efficaces et précis pour cette gestion. La géomatique se définit comme l'ensemble des technologies et techniques d'acquisition, d'archivage, d'analyse, de distribution et de gestion des informations géoréférencées. Le terme a été introduit pour la première fois en 1988 au Canada, quand les géosciences, dont la cartographie et la télédétection, ont été bouleversées par l'évolution des technologies de l'électronique et de l'informatique. Le développement simultané de l'observation satellitaire, des techniques de reconnaissance des formes et des technologies électronique et informatique

a rendu possible l'obtention des informations nécessaires à la gestion des ressources renouvelables et non renouvelables de la Terre. Cette idée a fait son chemin au sein de la communauté de la télédétection à partir des années 1960 et se traduit aujourd'hui par la multiplication des programmes publics ou privés dédiés à l'observation spatiale. Corollairement, la quantité de données disponibles au niveau local, national voire international a littéralement explosé. En outre, l'évolution des technologies informatiques a rendu possible le développement des moyens matériels et logiciels pour l'analyse des images numériques de télédétection.

Au carrefour de l'ensemble de ces techniques, la géomatique se présente donc comme l'outil incontournable de la gestion de l'environnement urbain, combinant efficacité et précision et permettant des économies d'échelle. La figure 1.1, décrit le parcours de la tâche de gestion de l'environnement avec les outils géomatiques.

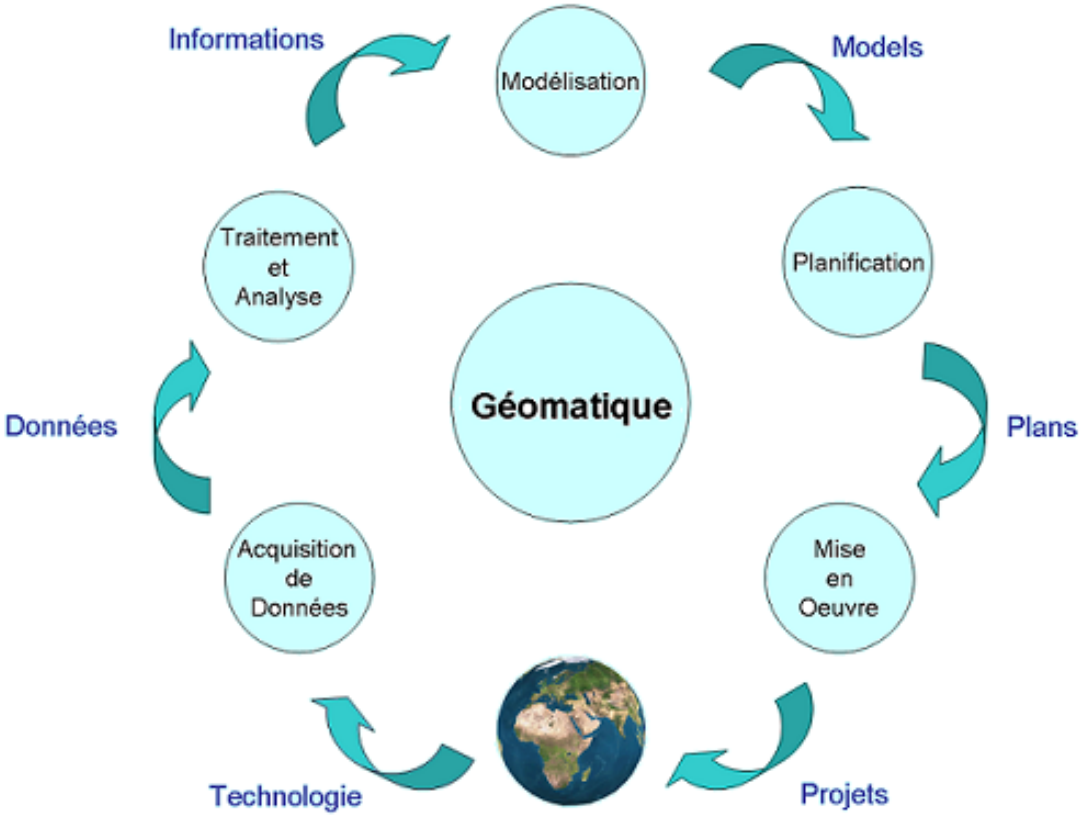


Fig. 1.1 – Gestion environnementale par la géomatique

Les données géométriques, mentionnées au paragraphe précédent, sont obtenues par les méthodes cartographiques classiques, comme la topographie ou la photogrammétrie, ou plus récentes telles que l'interférométrie radar, lidar, sonar et le positionnement par

satellite (GPS). Chacune de ces méthodes emploie des équipements et des techniques propres pour mesurer ou calculer les coordonnées 3D des objets présents sur le site ainsi que leur précision. En principe, le résultat de ces techniques se présente sous la forme d'un modèle appelé *modèle numérique de terrain ou d'élévation*, MNT ou MNE. Ce modèle est indispensable à la plupart des applications dont l'objet d'étude est la surface terrestre.

Les données dites caractéristiques sont issues de différentes sources. Par exemple, l'information sur les matériaux constituant les objets est fournie par télédétection, c'est à dire l'interprétation et l'analyse des images aéroportées ou satellitaires. Cette analyse peut être réalisée manuellement par un expert ou automatiquement par des techniques numériques. Les données caractéristiques sont représentables sur des cartes de classification thématique ou cartes de couverture du sol. Elles sont utilisables directement ou comme données de base pour d'autres applications. La figure 1.2 illustre schématiquement l'ensemble du parcours de modélisation.

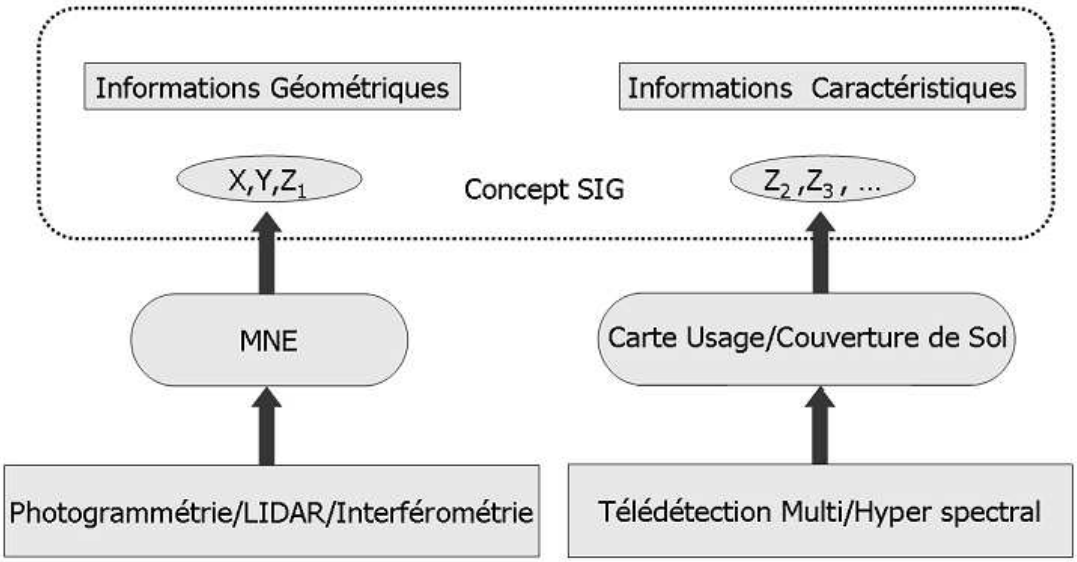


FIG. 1.2 – Modélisation 3D d'un site urbain basée sur l'analyse de deux types d'informations pour chaque objet/pixel

1.3 L'étude du milieu urbain par télédétection

La télédétection se définit comme l'ensemble des sciences et techniques d'identification, de détection et de classification des objets et des matériaux, à partir de leur

rayonnement électromagnétique réfléchi, sans aucun contact direct, [Ryerson, 1999]. Autrement dit, la télédétection est l'ensemble des connaissances et techniques utilisées pour déterminer des caractéristiques physiques et chimiques d'objets par les mesures effectuées à distance, [SFPT, 1988].

Développée au cours des trois dernières décennies, la télédétection se présente comme un outil important pour l'étude des paysages terrestres. Cet outil nous permet d'avoir un regard synoptique, vaste et temporel. La télédétection étant basée sur la mesure des rayonnements réfléchissants ou sur l'interaction entre la radiation solaire et les matériaux terrestres/atmosphériques, nous sommes capables de détecter et d'identifier les caractères de l'espace urbain mais aussi d'en suivre les évolutions. Ces caractères sont par exemple la pollution de l'air, la végétation, la qualité de l'eau, ou encore les routes et les matériaux des bâtiments.

Les premières applications urbaines de la télédétection, et en particulier l'utilisation de nombreux canaux spectraux, ont été menées par la NASA dans le cadre d'un projet d'envergure mondiale couvrant plus de mille villes autour du monde entier. Le capteur utilisé, ASTER (Advanced Spaceborne Thermal Emission and Reflection Radiometer) est porté par la navette spatiale Terra lancée en décembre 1999. Il s'agit d'un capteur à 15 canaux spectraux, avec une résolution spatiale de 30 à 70 mètres [Ramsey *et al.*, 1999]. Ce projet est reconnu comme étant le point de départ de l'intensification des efforts internationaux pour l'étude et l'aménagement de milieux urbains complexes depuis l'espace utilisant cette nouvelle technologie. [Fung et Siu, 2000] ont réalisé une étude séquentielle de 1987 à 1995 à partir de données multispectrales SPOT-HRV pour évaluer la qualité du changement environnemental de la ville de Hong-Kong. [Sultan *et al.*, 1999] ont, quant à eux, utilisé des données mosaïquées LANDSAT MSS et TM de 1972 à 1990 sur le delta du Nil, pour montrer les risques pesant sur la productivité de l'agriculture égyptienne. Pendant cette période, les résultats ont montré qu'il y avait eu une augmentation de 58% du développement urbain et que, par conséquent, le delta du Nil avait perdu ses zones agricoles. Il a été également prédit qu'il perdrait 12% de territoires agricoles jusqu'en 2010. Les données de télédétection ont été appliquées à d'autres types d'études dans différents objectifs relatifs à la classification et à la cartographie des zones urbaines et rurales. Dans cette perspective, [Cudlip *et al.*, 1999] ont décrit, à l'aide d'algorithmes spécifiques de classification, les bénéfices de l'application des données satellitaires à l'évaluation des paysages, en considérant les besoins d'utilisateurs particuliers.

Pour évaluer les conditions de vie, [Sekine, 1999] a fait une étude sur la relation entre le niveau d'environnement de vie et l'utilisation de la terre concernant les zones résidentielles. Il a utilisé des données SPOT sur la ville de Morioka dans un Système

d'Information Géographique. Il a mis en évidence une relation significative entre les niveaux environnementaux de vie et six zones classées par type d'utilisation. Cette étude a confirmé les avantages de la télédétection pour l'étude du changement et de la dynamique d'environnement de vie. Un autre exemple est l'utilisation des données satellitaires dans les systèmes de planification urbaine. Ces systèmes nécessitent parfois une analyse de l'environnement urbain très rapide, voire en temps réel comme le système de gestion de déchets solides par exemple. A cet égard, il est évident qu'une nouvelle technologie capable de mettre en évidence la nature physico-chimique de l'environnement, est fortement appréciable [Konovala, 1999].

Dans le contexte de la télédétection appliquée aux milieux urbains, une activité de recherche a été lancée durant ces dernières années au département TSI (Traitement du Signal et des Images) de l'ENST Paris. En considérant une modélisation 3D du milieu urbain, les données géométriques ont été obtenues par l'analyse d'images aériennes et satellitaires [Roux *et al.*, 1997], [Leloglu, 1998], [Roux et Maître, 1998], [Roux *et al.*, 1999] et [De Joinville, 2001]. L'utilisation d'images SAR (Synthetic Aperture Radar) a, en outre, permis d'obtenir les MNE (Modèles Numériques d'Elévation) urbains, [Tison, 2004], [Broghys, 2001] et [Chaabane, 2004]. De même, les nouvelles technologies d'acquisition d'informations géométriques comme LASER n'ont pas été ignorées [Zinger, 2004]. En ce qui concerne l'extraction d'informations caractéristiques comme les cartes d'occupation ou d'usage du sol en milieu urbain, certains travaux de recherche ont bien été réalisés au sein du groupe de traitement et d'interprétation des images au département TSI [Carrilero, 2002; Beaudoin, 2001; Bouland, 2002]. Pour enrichir ce parcours, nous avons décidé d'évaluer les potentialités fournies par l'imagerie hyperspectrale pour l'extraction d'informations destinées à la modélisation 3D du milieu urbain.

1.4 Pourquoi l'imagerie hyperspectrale ?

La physique de la télédétection précise que chaque matériau présente une réflectivité spectrale unique basée sur ses propriétés telles que sa composition chimique et physique, sa température, sa texture, etc. Cette réflectivité spectrale, qui est souvent appelée *signature spectrale*, peut être considérée comme la source à partir de laquelle les caractéristiques chimiques et physiques peuvent être retrouvées. Bien que les capteurs multispectraux fournissent une information spectrale, ces systèmes ne sont pas en mesure, à l'heure actuelle, d'acquérir cette information afin de classifier ou d'identifier les environnements urbains complexes. Autrement dit, alors que les systèmes multispectraux satellitaires ou les photographies aériennes sont aptes à fournir une résolution

spatiale relativement suffisante, la résolution spectrale de ces systèmes ne contient pas tous les détails spectraux des objets, [Ben-Dor, 2003].

L'objectif de la télédétection est de tirer parti des informations contenues dans la signature spectrale pour identifier les objets. De ce point de vue, la télédétection hyperspectrale qui consiste en l'acquisition simultanée d'images dans de nombreuses bandes spectrales étroites et contiguës, est une révolution importante. Elle permet de collecter des informations nombreuses et précises sur les signatures spectrales des objets observés. Les régions spectrales du spectre électromagnétique (EM), n'ont pas été étudiées de façon détaillée et globale par la télédétection multispectrale. Normalement, les capteurs hyperspectraux sont capables d'enregistrer tous les rayonnements réfléchissants EM dans les régions du visible et de l'infrarouge, de 0.4 à 2.5 μm. Dans ces régions, les limitations atmosphériques telles que l'absorption et l'émission thermique sont négligeables. Par conséquent, la plupart des rayonnements enregistrés sont dus à la réflectivité, qui est unique pour chaque matériau. L'avantage de l'imagerie hyperspectrale est sa capacité à reproduire le spectre par l'enregistrement complet des rayons pour chaque pixel. Le spectre reflété permet d'identifier efficacement les matériaux en utilisant les techniques de la télédétection. Mathématiquement, la reconstruction du spectre nécessite un pas d'échantillonnage correct. Statistiquement, il y a toujours la probabilité, même faible, de présence de tous les matériaux dans une image hyperspectrale. Donc, théoriquement, nous devons être capables d'identifier n'importe quelle cible présente dans une scène, [Landgrebe, 1999b]. Cependant, la complexité du milieu urbain, tant du point de vue géométrique que physique, lui confère une spécificité à prendre en compte pour son observation et son analyse. En particulier, les changements de topographie et de matériaux même sur des distances assez courtes, sont des facteurs contraignants que les techniques de télédétection urbaine doivent considérer.

L'imagerie hyperspectrale, de par ses atouts, devrait se présenter comme une approche pertinente pour la télédétection en milieu urbain.

1.5 Objectif

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 participé à 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. En général, les systèmes d'information géographique en milieu urbain, les systèmes cadastraux ou d'autres systèmes de gestion et de modélisation, bénéficient des informations produites par l'IHS.

L'objectif poursuivi dans cette thèse est l'étude des méthodes de caractérisation et de modélisation, qualitative et quantitative, de sites urbains. Une grande partie des recherches effectuées est donc consacrée à l'extraction de cartes de couverture du sol relatives aux matériaux constituant les bâtiments et autres objets présents en zone urbaine. Pour l'extraction des ces informations thématiques, nous procéderons par l'analyse d'images multi ou hyperspectrale, aéroportées ou satellitaires.

1.6 Contribution

Après avoir décrit l'objectif et le but de notre recherche, nous expliquons ici la méthodologie appliquée dans cette thèse. Comme il est indiqué plus haut, l'exploitation des signatures spectrales constitue un moyen idéal pour la caractérisation des milieux urbains. Nous bénéficierons donc de l'imagerie hyperspectrale pour l'acquisition de ces signatures. En raison de différents facteurs tels que les perturbations atmosphériques, les effets géométriques et les erreurs systématiques, les données acquises ne sont pas directement exploitables et nécessitent une correction préalable. L'étape suivante est l'analyse des données corrigées. Les informations obtenues sont les caractéristiques quantitatives et qualitatives des objets et des phénomènes urbains. Elles sont présentées sous la forme de cartes des matériaux ou de cartes d'occupation et d'usage du sol.

Bien que pour l'analyse d'IHS, la connaissance du système et des mécanismes de l'imagerie soit essentielle, cette connaissance nécessite parfois une étude détaillée et précise qui prenne en compte différents éléments physiques du capteur ainsi que les conditions atmosphériques. C'est pourquoi nous préférons bâtir un modèle général comportant tous les paramètres de l'imagerie ainsi que certains phénomènes comme le mélange spectral. À partir de ce modèle, nous sommes capables de détecter et d'identifier les matériaux existant dans la scène.

A des fins d'analyse d'IHS, nous pouvons choisir deux stratégies. D'abord, une stratégie supervisée supposant que nous possédons des informations a priori sur les matériaux d'intérêt. Deuxièmement, la stratégie non supervisée qui essaye de classer les matériaux sans aucune connaissance a priori. Nous avons appliqué les tech-

niques de mise en correspondance spectrale (MCS), en tant que les méthodes supervisées, en vue de la cartographie des matériaux urbains. Ces techniques pouvant être considérées comme des techniques de classification dure (ou binaire). Afin d'améliorer les résultats de ces techniques, nous avons proposé une technique de fusion au niveau de décision. Par ailleurs, une technique non supervisée basée sur l'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) pour la séparation spectrale et la classification est proposée, comme une solution au problème de mélange. Elle fournit finalement une carte de classification floue et sub-pixelique.

1.7 Plan de manuscrit

Ce mémoire se compose de six chapitres. Suite à ce premier chapitre introductif, le deuxième chapitre sera consacré à l'IHS. Ses caractéristiques, ses propriétés, ses capacités et ses limites seront étudiées, ainsi que les applications et l'avancement de cette technologie depuis son lancement. Le chapitre trois traitera des modélisations physique et mathématique de la formation d'image en télédétection hyperspectrale. Dans le chapitre quatre, nous réaliserons une taxonomie des techniques d'analyse, de classification et d'extraction d'informations spécifiques aux images hyperspectrales. Elle couvre les méthodes supervisées et les méthodes non supervisées. Le chapitre cinq présente des expérimentations mettant en oeuvre les algorithmes et méthodes étudiés. Enfin, dans le sixième chapitre, nous terminerons par une conclusion proposant une perspective assez appliquée pour de futures études.

CHAPITRE 2

L'Imagerie Hyperspectrale

Dans ce chapitre, nous présenterons les fondements initiaux de la télédétection hyperspectrale (ou IHS). L'étude des caractéristiques de la télédétection hyperspectrale peut se faire simplement en répondant à quelques questions essentielles. Par exemple : *Qu'est ce que la technologie hyperspectrale ?* ou *Pour quelles raisons et comment cette technologie a-t-elle été développée ? Quels sont ses applications et ses avantages ?*

En répondant à ces questions, non seulement nous pouvons obtenir une définition claire et universelle de l'IHS et de son histoire, mais nous pouvons ainsi comprendre les objectifs, les caractéristiques et les potentialités de l'IHS.

2.1 L'imagerie hyperspectrale

[Lillesand et Kiefer, 1994] ont donné une définition générale de la télédétection : *la science et l'art d'obtenir des informations sur un objet, une zone ou un phénomène en analysant les données acquises par un système sans contact physique avec l'objet, la zone ou le phénomène observé.* Les divers objets d'une scène reflètent, absorbent et émettent des rayonnements électromagnétiques selon leurs caractéristiques telles

que leurs compositions moléculaires, leur température et leur forme. Le principe de l'imagerie hyperspectrale est de mesurer la valeur des rayonnements qui parviennent au détecteur, et ceci pour chaque longueur d'onde et pour une gamme spectrale suffisamment large. À partir de cette définition, l'imagerie hyperspectrale peut se voir comme un système de télédétection parfait et idéal qui s'est établi comme une technique avancée capable d'aider à interpréter la terre et ses environnements de manière physique, chimique et biologique [Rast, 1991]. Cette technique d'acquisition simultanée des données d'imagerie en quelques centaines de canaux spectraux contigus, nous permet de produire des spectres de réflectivité pour chaque pixel de l'image comme dans le laboratoire, [Goetz *et al.*, 1985]. L'idée de base sur laquelle s'appuie cette technique est qu'un spectre nous permet de faire une analyse quantitative plutôt que qualitative. L'IHS pourrait se décrire comme un système capable de collecter et de fournir une signature spectrale du matériau, en enregistrant l'énergie reflétée par sa surface, où la source de cette énergie est généralement la lumière solaire.

Le domaine de l'imagerie hyperspectrale ou de la spectroscopie [1] terrestre concerne la mesure, l'analyse et l'interprétation des spectres. Les capteurs hyperspectraux sont, en quelque sorte, des *détecteurs d'imagerie spectroscopique*, par lesquels des ondes se divisent en centaines de canaux étroits contigus afin d'enregistrer la signature spectrale. Autrement dit, la combinaison de la spectroscopie avec la technologie d'acquisition de l'information spatiale sur de grands secteurs, peut se voir comme une imagerie spectroscopique. Les principes de l'imagerie hyperspectrale dans le cadre de la télédétection satellitaire ou aéroportée sont illustrés dans la figure 2.1.

Il faut signaler que l'IHS est différente de l'imagerie multispectrale dans la mesure où l'IHS prend en compte une plus large plage du spectre électromagnétique (EM) et non pas quelques échantillons de ce spectre. La signature spectrale de chaque objet est une caractéristique parmi l'ensemble des caractéristiques avec lesquelles nous sommes capables d'identifier un objet sur une image.

Ainsi, nous pouvons discriminer certaines cibles ayant des signatures spectrales très similaires, alors que ces différences spectrales peu perceptibles ne sauraient être observées dans les signatures spectrales acquises par les capteurs à bandes spectrales larges comme celles de l'imagerie multispectrale. Par exemple, la figure 2.2 comporte deux spectres acquis par deux capteurs multi et hyper spectraux. Evidemment, les informations spectrales acquises par le capteur hyperspectral sont considérables par rapport à celles fournies par de l'imagerie multispectrale. En principe, ces informations spectrales obtenues peuvent être utilisées pour caractériser et identifier un matériau

[1] Le terme spectroscopie ou spectrométrie est utilisé fréquemment par les chimistes dans les laboratoires pour la connaissance et l'analyse de matériaux chimiques en phase liquide ou gazeuse.

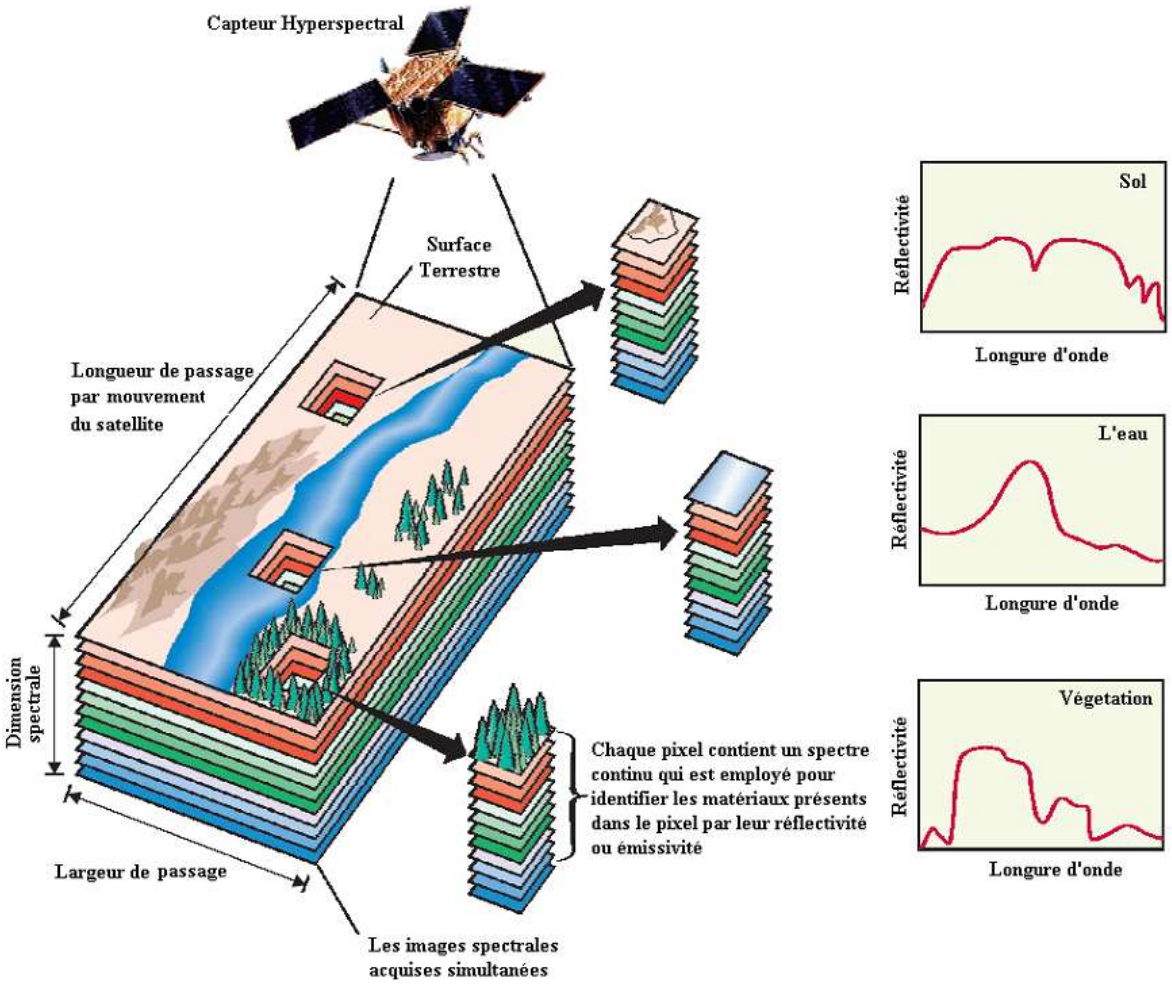


FIG. 2.1 – Concept d'Imagerie Hyperspectrale [Shaw et Manolakis, 2002]

particulier.

2.2 L'histoire et le développement de l'IHS

Le développement de l'imagerie hyperspectrale peut être considéré comme la suite des progrès de l'imagerie de télédétection classique. La télédétection, telle que nous la connaissons actuellement, a une très longue histoire qui a commencé à la fin du 19ème siècle. À cette époque-là des ballons et des cerfs-volants portaient les appareils photographiques. L'invention de l'avion a donné l'occasion de développer l'usage des photos aériennes. Pendant la première guerre mondiale, on utilisait la télédétection comme méthode d'acquisition de données et d'informations sur la position et sur la

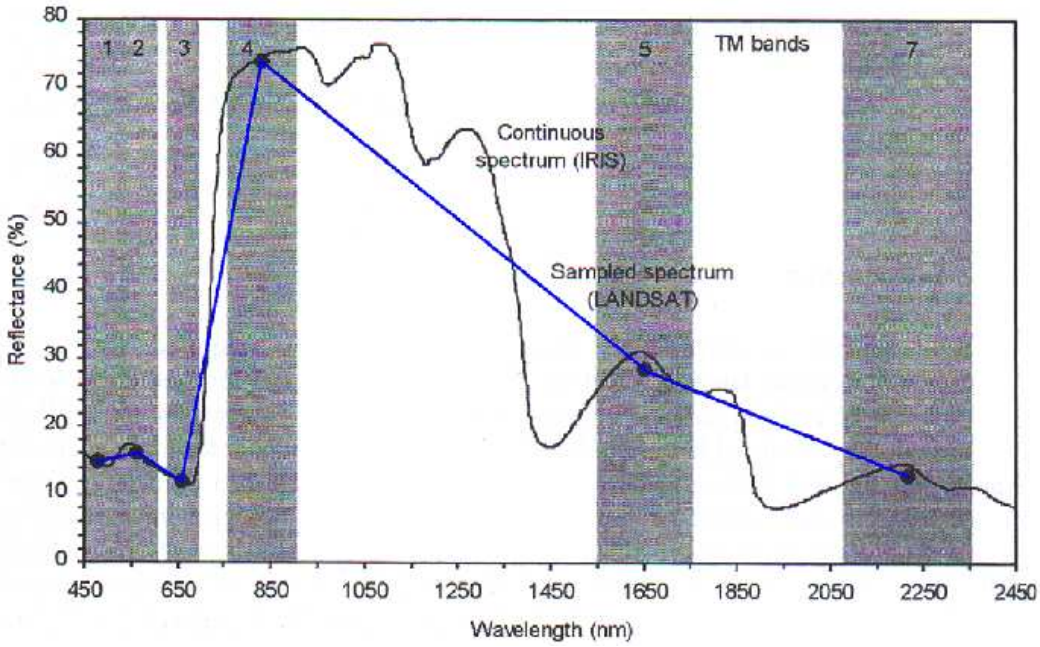


FIG. 2.2 – Deux spectres fournis par deux capteurs multi et hyperspectraux [Meer et Jong, 2001]

situation des ennemis.

Au fur et à mesure des progrès de la photographie (utilisation de nouveaux films pour enregistrer les images colorées) naissait l'imagerie spectrale. Le résultat de l'interprétation des images acquises grâce à cette technique photographique a montré l'avantage de ces nouvelles vues.

Aujourd'hui, la télédétection s'effectue grâce à des capteurs aéroportés ou satellitaires, en utilisant les technologies spatiales. En outre, la télédétection n'utilise plus la photographie par films, mais essentiellement la caméra numérique, le scanner, la vidéo, aussi bien que le radar et les capteurs thermiques. La télédétection classique a été limitée à ce qui pouvait être décelé dans la partie visuelle du spectre électromagnétique. Les parties du spectre auxquelles l'oeil humain n'est pas sensible peuvent maintenant être acquises grâce à des filtres spéciaux : les films photographiques et d'autres types de capteurs comme la technologie IHS. L'avantage d'une vue différente de la terre a été encore accentué par la possibilité d'obtenir des informations existant dans d'autres régions que celle du visible.

L'ère de l'IHS a commencé avec la cartographie aéroportée des mines entre 1970 et 1980. L'IHS est disponible grâce aux développements de la physique du solide. Le

progrès dans l'industrie optoélectronique conduit à l'inovation technologique du CCD[2] en 1969. Cette invention fut un facteur clé pour le développement de la technologie hyperspectrale.

En 1989, NASA/JPL a réalisé une avancée majeure en mettant en œuvre le système AVIRIS (Airborne Visible/Infra Red Imaging Spectrometer). L'AVIRIS était un capteur hyperspectral avancé, porté par un U-2. Il a acquis des données d'imagerie dans 220 canaux spectraux sur une gamme spectrale de 400 à 2500 nm [JPL/NASA]. Suite à ce programme, d'autres capteurs hyperspectraux ont été développés et rendus opérationnels.

Aujourd'hui, trois capteurs hyperspectraux spatiaux sont actifs : MightySat-II des forces aériennes des Etats-Unis, Hyperion et Atmospheric Corrector. Les deux derniers sont à bord du satellite Earth Observing-1 (EO-1), qui a été lancé dans le cadre de programme millinéaire de NASA [EO1/NASA], [Gomez, 1999]. Plusieurs programmes non gouvernementaux ont été également développés, parmi lesquels le capteur CASI (Compact Airborne Spectrographic Imager) qui est le plus employé [ITRES].

2.3 L'analyse du spectre électromagnétique

La caractérisation du spectre électromagnétique nous fournit une connaissance du phénomène qui est essentielle pour les modélisations physiques et mathématiques. Dans le cas de la télédétection passive où la source d'illumination est le soleil, l'identification des objets se fait par l'enregistrement de leur réflectivité spectrale. La réflectivité spectrale traduit leur comportement vis-à-vis de la lumière du soleil. La lumière est une forme de rayonnement électromagnétique et, comme toutes les autres formes de rayonnements électromagnétiques, se décrit en terme de longueur d'onde. Chaque photon de lumière a une longueur d'onde définie par son niveau d'énergie. Chaque partie du spectre électromagnétique est nommée d'une manière différente en fonction de ses caractéristiques. Par exemple, le spectre visible (VIS[3]) a des longueurs d'onde comprises entre 0.4 à 0.7 μm, la région proche d'infrarouge (NIR[4]) est comprise entre 0.7 à 1.1 μm et celle d'infrarouge en ondes courtes (SWIR[5]) est de 1.1 - 2.5$\rightsquigarrow$3 μm. Ainsi, la partie émissive qui inclut les régions de l'infrarouge thermique à ondes moyennes

[2]Charge Coupled Devices
[3]Visible
[4]Near Infra Red
[5]Short Wave Infra Red

(MWIR[6]) est entre 3 et 5 μm et celle de l'infrarouge lointain (LWIR[7]) est de 8 à 12⇝14 μm. (voir FIG. 2.3).

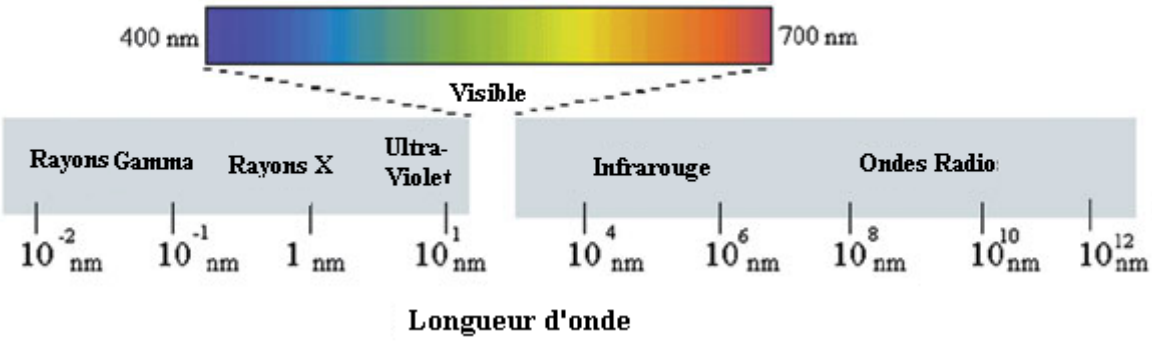


FIG. 2.3 – Spectre électromagnétique avec la région visible agrandie [Shippert, 2002]

Les différents systèmes d'observation que l'on peut rencontrer dans différents domaines (médical, photographie,..) utilisent une partie précise du spectre électromagnétique. Par exemple, l'équipement de surveillance nucléaire enregistre les rayonnements Gamma, l'équipement de radiologie/radiographie les rayons X, les caméras et les appareils photographiques le spectre visible, les caméras infrarouges, la région du même nom et les radars sont actifs dans la partie des ondes radio. La télédétection, qu'elle soit active ou passive, utilise les régions du visible, de l'infrarouge et même les ondes radio.

Les rayonnements solaires subissent beaucoup d'interactions durant le trajet soleil-objet-capteur. La phénoménologie de ces interactions est également très importante pour la modélisation. En général, il existe trois phénomènes principaux au cours de ce trajet :

- Transmission atmosphérique descendante
- Interaction spectrale
- Transmission atmosphérique ascendante

Transmission atmosphérique : Tous les rayonnements émis par le soleil et renvoyés au capteur sont influencés par l'atmosphère, car c'est un environnement contenant différents aérosols. Chacune de ces particules selon ses caractéristiques agit sur les rayonnements par absorption ou dispersion. En particulier, l'absorption joue un rôle important. Les sept aérosols sont : la vapeur d'eau (H_2O), l'ozone (O_3), l'oxygène

[6]Mid-Wave Infra Red
[7]Longe Wave Infra Red

(O_2), le méthane (CH_4), l'oxyde d'azote (N_2O), le monoxyde de carbone (CO) et le dioxyde de carbone (CO_2) qui produisent un effet significatif sur l'absorption des rayonnements, pour les longueurs d'onde situées entre 0.4 et 2.5 μm [Berk *et al.*, 1989]. Par exemple l'effet d'absorption des rayonnements par la vapeur d'eau est considérable pour les longueurs d'ondes situées autour de 0.9, 1.1, 1.4 et 1.9 μm. La figure 2.4 montre le schéma de transmission atmosphérique simulée par le logiciel MODTRAN [USGS].

FIG. 2.4 – Transmission atmosphérique produite par MODTRAN [USGS]

En plus de l'absorption, la dispersion par les gaz et les aérosols cause une variation dans la direction et les contenus spectraux des rayonnements. Ce phénomène est lié au rapport entre la taille des particules et la longueur d'onde des rayonnements qui est appelée diffusion atmosphérique. Ces phénomènes d'absorption et de dispersion se produisent tant pour la transmission atmosphérique descendante que pour la transmission atmosphérique ascendante

Interaction spectrale : Aprés avoir traversé l'atmosphère, les rayonnements solaires rencontrent la surface de la Terre et les objets naturels et artificiels. Au cours de cette rencontre, trois évènements peuvent avoir lieu : l'absorption, l'émission et la réflexion.

L'absorption est, pour les molécules des matériaux et des objets, le fait d'absor-

ber les rayonnements. L'énergie des rayonnements est absorbée par les électrons des atomes et augmente ainsi le niveau d'énergie des électrons. Mais, le changement de niveau d'énergie est temporaire et les électrons relaxent en perdant l'énergie acquise. Ils reviennent au niveau précédant et libérent l'énergie sous forme de rayonnement. Ce phénomène constitue l'émission thermique, où la longueur d'onde de rayonnement émise est normalement plus grande que 2.5 μm.

Dans la réflexion, chaque matériau réagit de façon spécifique en fonction de ses propriétés pour refléter les rayonnements reçus. Ces propriétés dépendent des caractéristiques physiques, chimiques et biologiques telles que la température, la combinaison atomique/moléculaire et la texture. Cette réflexion possède des variations très spécifiques selon la longueur d'onde électromagnétique, c'est pourquoi elle peut être analysée à partir de la réflectivité spectrale. Normalement, ce sont les rayonnements réfléchis prépodérants qui ont des longueurs d'ondes comprises entre 0.4 et 2.5 μm.

2.3.1 La signature spectrale

La réflectivité spectrale est le pourcentage de lumière réfléchie par la surface d'un matériau. Elle est unique pour les objets naturels ou artificiels contenant un seul matériau. La réflectivité spectrale est donc un moyen idéal pour l'identification des matériaux, et c'est aussi l'objectif principal de l'application et du développement de la télédétection. Puisque la réflectivité de chaque matériau est unique, certains chercheurs préfèrent l'appeler *la signature spectrale*. Les signatures spectrales comportent généralement les détails et les informations nécessaires pour quantifier et qualifier les matériaux existant dans le milieu. La signature spectrale peut être considérée comme une fonction continue de longueur d'onde qui est mesurable dans les laboratoires ainsi que dans les milieux naturels (voir FIG.2.5).

La mesure et l'analyse des signatures spectrales pour différents types et catégories de matériaux nous permettent de constituer des bibliotèques spectrales. Une bibliotèque spectrale est une collection de réflectivités spectrales de matériaux courants. Grâce à des recherches dans le domaine de la spectrométrie et dans le cadre de différents projets, différentes bibliotèques ont été constituées et sont actuellement accessibles. Certaines d'entre elles, reconnues pour leur qualité, sont publiquement disponibles, parmi celles-ci : [Clark, 1993], [Grove *et al.*, 1992], [Elvige, 1990], [Korb, 1996], [Salisoubury *et al.*, 1991], [USGS], [RSI-ENVI] et [Ben-Dor, 2003]. Elles comportent généralement une grande variété de matériaux naturels (minéraux et végétaux) ou artificiels [Shippert, 2002]. Les spectres fournis par ces bibliotèques peuvent s'appliquer à l'analyse d'imagerie hyperspectrale ainsi qu'à l'imagerie multispectrale.

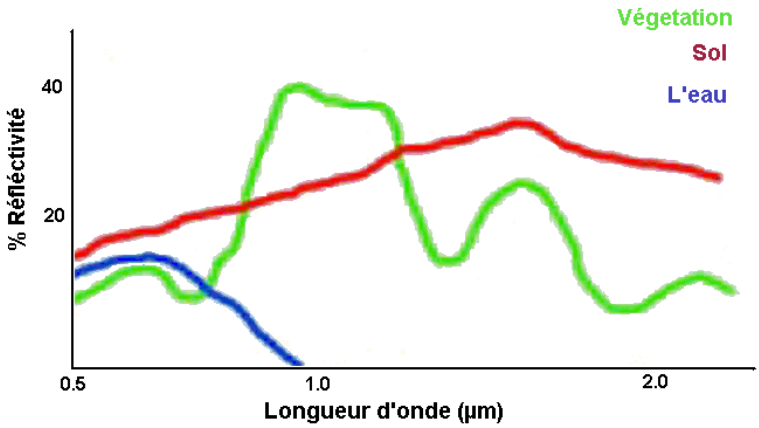


FIG. 2.5 – La reflectivité spectrale pour trois matériaux distincts : le sol, l'eau et la végétation, [CCRS]

2.4 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 2.6.

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 apparait au niveau de chaque détecteur. Dans l'étape suivante, il suffit de convertir ces tensions en des valeurs d'intensité lu-

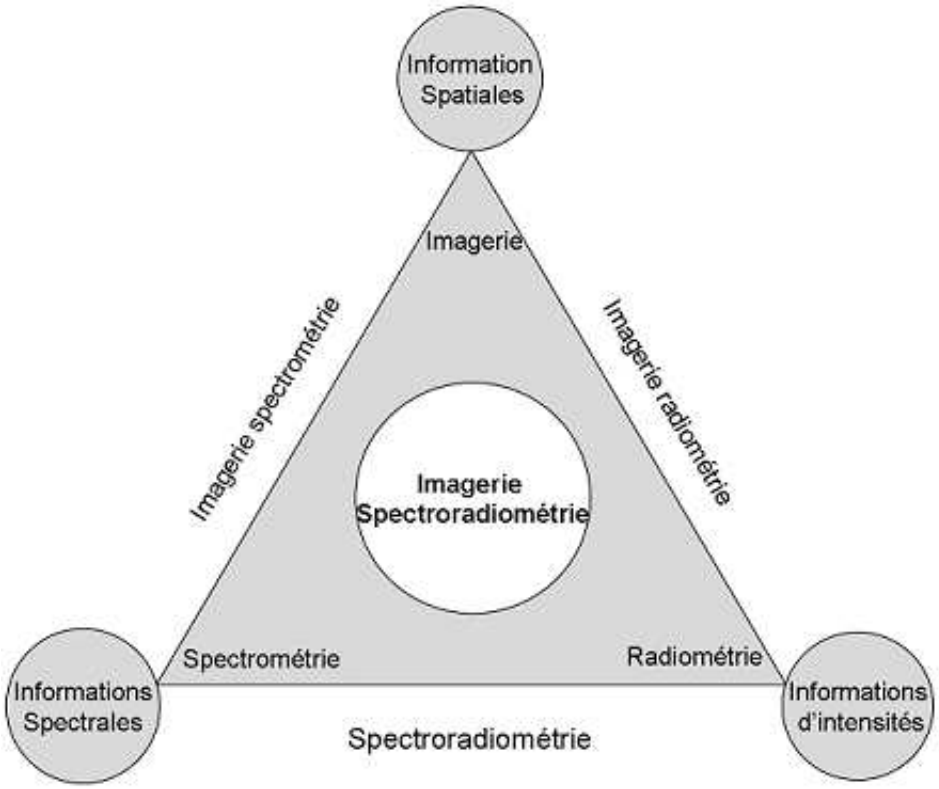


FIG. 2.6 – Les technologies fondamentales et leurs relations avec IHS [Elachi, 1987]

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 FIG.2.7.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 FIG.2.7.b). La stabilité géométrique de l'imagerie de ces capteurs est bien meilleure que celle du premier groupe, bien que le étalonage 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 FIG.2.7.c). À cause de la nécessité de étalonage, 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.

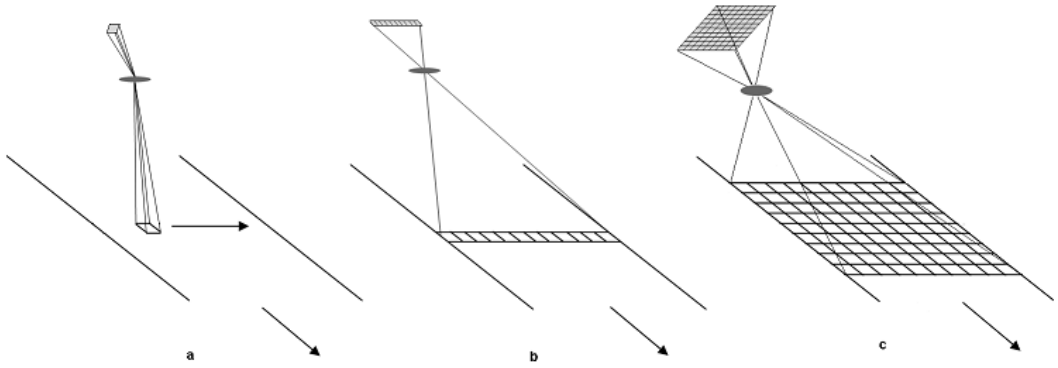


FIG. 2.7 – Différentes technologies d'imagerie numérique

2.5 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.

2.5.1 Résolution spatiale

La caractéristique spatiale d'une image se décrit par la résolution spatiale. Elle a été définie comme le pouvoir de discrimination de deux objets. En d'autres termes, elle correspond à la taille du plus petit objet identifiable dans l'image. Elle dépend de la taille du détecteur, cette taille du détecteur, dans le système électro-optique du capteur, détermine un paramètre qui s'appelle le *champ de vue instantané* ou IFOV[8]. La projection d'un pixel sur la Terre correspond au pas d'échantillonnage spatial minimum qui est connu comme le *champ de vue instantané terrestre* ou GIFOV [9]. Il peut être appelé, sur le modèle du mot pixel, *groundel*[10], et est souvent assimilé à la résolution spatiale du capteur. La taille des détecteurs se mesure normalement en microns, alors qu'IFOV est un angle et se mesure en radians. Par contre, GIFOV est sur la Terre et se mesure en mètres et dépend également de l'altitude du véhicule porteur du capteur. Dans le cas où IFOV est suffisament petit, l'équation ci-dessous permet de définir le rapport entre GIFOV et IFOV pour une prise de vue verticale, :

$$GIFOV = \frac{h}{f} \times IFOV \tag{2.1}$$

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 [Landgrebe, 1999b].

2.5.2 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

[8]Instantaneous Field of View
[9]Ground Instantaneous Field of View
[10]Ground element

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 où la résolution spectrale peut être considérée comme le nombre de canaux. Pour l'IHS, la résolution est donc le nombre de canaux spectraux étroits et contigus. Dans ce cas, la largeur de chaque bande est normalement entre 10 et 14 nm. C'est pourquoi, dans le cas où la gamme spectrale couverte par le capteur est continue, le nombre total de canaux spectraux peut s'obtenir par l'équation (2.2) :

$$N_{bandes} = [GammeSpectrale]/\Delta\lambda \tag{2.2}$$

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 [Landgrebe, 1999b].

2.5.3 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 2.3 définit le nombre N de niveaux de gris par rapport au nombre de bits n :

$$N = 2^n \tag{2.3}$$

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 [Landgrebe, 1999b].

2.5.4 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 mesuré également en pixels, est un nombre défini de lignes enregistrées par le capteur.
- enfin, la profondeur est le nombre de canaux spectraux et représente la résolution spectrale de l'image.

La figure 2.8 montre un cube de données hyperspectrales du capteur CASI sur la ville de Toulouse. Dans chaque cube, les images spectrales peuvent être considérés comme des couches différentes. De cette manière, pour chaque $\Delta\lambda$ nous avons une image. Les valeurs enregistrées pour chaque pixel de ce cube peuvent être converties par le étalonage approprié des quantités radiométriques qui sont liées à la phénoménologie de la scène ; par exemple : rayonnement, réflectivité, émissivité, etc. Les images comportent donc des valeurs brutes, prêtes à être employées pour différentes sortes d'analyse.

2.6 Les capteurs d'imagerie en télédétection

Même si les capteurs de télédétection (panchromatique, multispectral ou hyperspectral) servent un objectif général commun, leurs applications, leurs constructeurs et leurs technologies sont extrêmement variés. Depuis le lancement du premier capteur numérique, MSS porté par Landsat-1, beaucoup de capteurs ont été inventés, fabriqués et mis en opération. Parmi les éléments de choix en matière de télédétection, l'application visée est l'élément le plus important car elle définit les caractéristiques nécessaires au capteur. Un capteur spécifique présentera des propriétés particulières pour acquérir des données d'imagerie pour certaines applications. Nous pouvons classer les différents capteurs en fonction de ces propriétés. Notre objectif est de faire une classification des capteurs utilisés pour l'observation de la Terre. Mais pour d'autres applications, telles que la météorologie ou des applications militaires, les capteurs peuvent avoir les mêmes caractéristiques. [Ehlers, 2003] a introduit les critères suivants pour la catégorisation

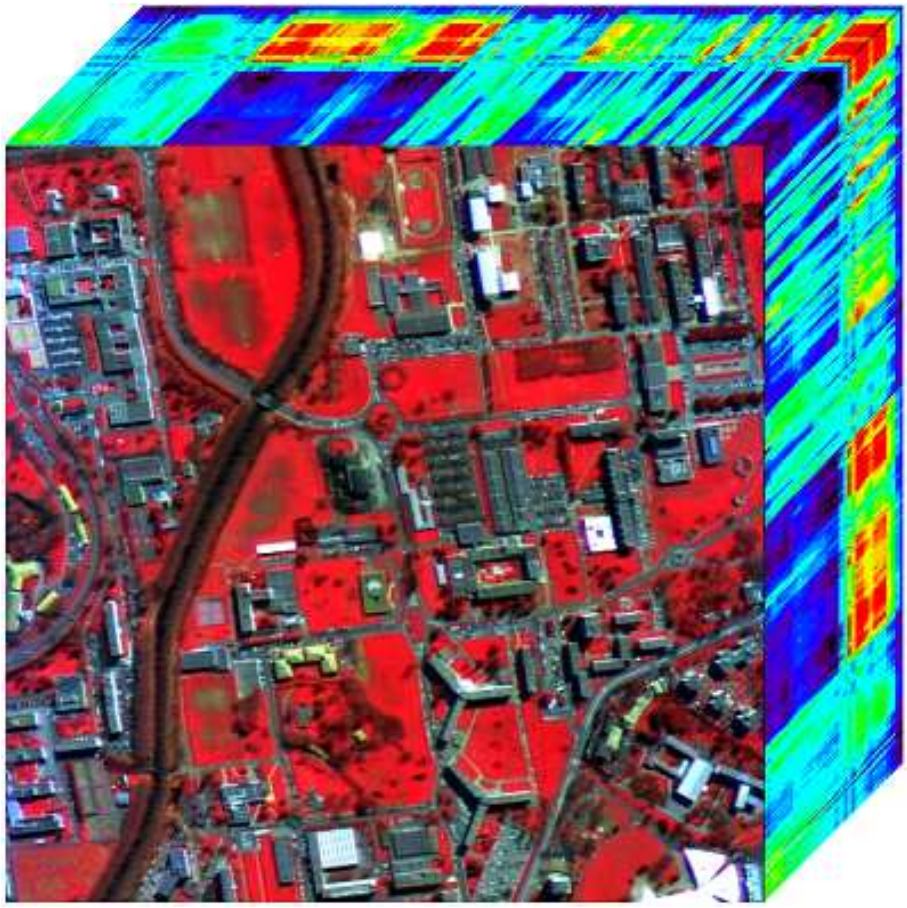


FIG. 2.8 – Un cube de données hyperspectrales de CASI, 512 par 512 pixels en 32 canaux spectraux, sur la ville de Toulouse, ©CNES.

des capteurs de télédétection :

Le porteur de capteur, par lequel, nous reconnaissons différents types de porteurs tels que les porteurs mouvants comme les satellites, les navettes, les avions, les hélicoptères et les ballons, ou les porteurs stationnaires.

Le mode de capteur, par ce critère, les capteurs se groupent comme étant passifs (électro-optique) qui enregistrent toute la gamme spectrale réfléchie de lumière solaire ou actifs tels que les système radar et laser.

Le mode d'enregistrement, par lequel les capteurs se divisent en deux groupes : le groupe analogique comme caméra et vidéo, et le groupe numérique tels que wisk broom, push broom ou matriciel.

La couverture spectrale, il s'agit de l'étendue du spectre électromagnétique qui est couverte par les capteurs, tels que ultra violet, visible, infrarouge réfléchissant, infrarouge thermique et les micro-ondes.

La résolution spectrale, par cette mesure, les capteurs sont classés comme pan-

chromatiques avec une seule bande, multispectraux avec un nombre de bandes compris entre 2-20, hyperspectraux pour un nombre de bandes compris entre 20-250 et enfin ultra spectraux avec plus de 250 bandes.

La résolution spatiale, elle permet de classer les capteurs en diverses classes telles que ultra haut (moins d'un mètre), très haut (entre 1 et 4 m), haut (de 4 à 10m), moyen (de 10 à 50 m), bas (de 50 à 250 m) et très bas (plus de 250 m).

La résolution radiométriques, par ce critère, nous pouvons classer les capteurs en très haut (plus de 12 bits), haut (entre 8 et 12 bits), moyen (entre 6 et 8 bits) et bas (moins de 6 bits).

En imagerie hyperspectrale, nous pouvons insister sur les critères les plus importants tels que la gamme spectrale couverte par les capteurs, la résolution spectrale ou le nombre de bandes spectrales qui sont particulièrement déterminantes. De ce point de vu, si un capteur possède plus d'une vingtaine de canaux, avec un maximum de 250 et que ces canaux sont constitués de bandes étroites et contiguës, nous pouvons le considérer comme un capteur hyperspectral. La classification par les véhicules de capteur est aussi importante. Actuellement, deux technologies sont opérationnelles : aéroportée et spatioportée. Dans les sections suivantes ces technologies seront expliquées.

2.6.1 Les capteurs aéroportés

Les capteurs aéroportés sont historiquement les premiers capteurs grâce auxquels l'IHS a été appliquée et développée. Les capteurs hyperspectraux aéroportés trouveront toujours des applications, notamment lorsque de très hautes résolutions spatiales (de 1 à 4 m) sont nécessaires ou en cas d'événements à court terme et à durée critique pouvant ne pas coïncider avec les paramètres orbitaux des satellites. Le premier système de capteur spectrométrique a été développé en 1983 par JPL (Jet Propulsion Laboratory). Le système s'est appelé AIS (Airborne Imaging Spectrometer). Il faisait des acquisitions de données spectrales en 128 canaux de 1.2 à 2.4 μm. Chaque image acquise avait seulement 32 pixels sur une ligne [JPL/NASA]. A la suite de cette première expérience, JPL a démarré le programme AVIRIS (Airborne Visible-Infrared Imaging Spectrometer) en 1987. Ce capteur était capable d'acquérir des images spectrales en 224 bandes de 0.40 à 2.45 μm avec 512 pixels sur chaque ligne. Différents sites relevant des thèmes géologiques, agricoles, forestiers, etc. ont été observés par ce capteur. En conséquence, différents domaines de recherches tels que l'étalonage de capteurs et les études atmosphériques, le géo-référencement et la cartographie, l'analyse d'image et les classifications se sont intéressés à l'imagerie d'AVIRIS. Les résultats de ces travaux ont montré le potentiel et les capacités de l'IHS [AVIRIS/NASA]. Ensuite d'autres

systèmes ont été mis en œuvre, dans d'autres pays, pour différentes applications. Ces systèmes sont gérés par des agences gouvernementales ainsi que par des compagnies privées. Le tableau 2.1 recense les capteurs hyperspectraux aéroportés qui sont les plus connus. Nous allons décrire le capteur CASI dans la section 2.6.3 en détail, car nous avons utilisé des séries d'images issues de ce capteur.

Capteur	**Nom Complet**	**Opérateur/Pays**	**Bandes**	**Gamme Spectrale (μm)**
AVIRIS	Airborne Visible Infrared Imaging Spectrometer	NASA/JPL USA	224	0.4 - 2.5
HYDICE	Hyperspectral Digital Imagery Collection Experiment	Naval Research Laboratory USA	210	0.4 - 2.5
HYMAP	Hyperspectral Mapper	Integrated Spectronics Co. Australia	100/200	VIS-TIR
CASI	Compact Airborne Spectrographic Imager	Itres Research Canada	228 (max.)	0.1 - 1.0
PROBE-1	-	Earth Search Sciencs Inc. USA	128	0.4 - 2.5
EPS-H	Envirenmental Protection System	GER Co.	182	VIS/NIR SWIR,TIR
DAIS 7915	Digital Airborne Imaging Specrtometer	GER Co.,DLR Germany	79	VIS/NIR SWIR,MIR,TIR
DAIS 21115	Digital Airborne Imaging Specrtometer	GER Co.,DLR Germany	211	VIS/NIR SWIR,MIR,TIR
AISA	Airborne Imaging Spectrometer	Specim Ltd. Finland	228	0.43 - 1.0
MODIS	Moderate Resolution Imaging Spectrometer	NASA USA	36	0.41 - 14.24
MIVIS	Multispectral Infrared and Visible Imaging Spectrometer	Daedalus Enterprise Inc. Italy	102	VIS/NIR MIR,TIR

TAB. 2.1 – Les capteurs hyperspectraux aéroportés

2.6.2 Les capteurs spatioportés

Suite à la réussite des capteurs hyperspectraux aéroportés et grâce à l'expérience de la télédétection spatiale, l'idée de monter un capteur hyperspectral sur satellite

a suscité l'attention des agences spatiales. Les capteurs hyperspectraux spatioportés peuvent offrir parfois certains avantages par rapport aux capteurs hyperspectraux aéroportés et par rapport aux satellites multispectraux conventionnels :

1. Ils permettent d'acquérir des données hyperspectrales partout sur la planète, à un coût modique pour l'utilisateur.
2. Un capteur spatioporté aura une orbite héliosynchrone bien définie et assurera ainsi des caractéristiques d'éclairement uniformes.
3. Les capteurs hyperspectraux spatioportés offriront des données temporelles pendant toute l'année.
4. Les données des capteurs hyperspectraux spatioportés offriront des capacités uniques de discerner les propriétés physiques et chimiques des objets à la surface de la Terre, capacités que n'ont pas les satellites multispectraux actuels en bande large.

Le tableau 2.2 inclut les capteurs hyperspectraux portés par satellites. Ils sont moins nombreux par rapport aux capteurs aéroportés mais il existe beaucoup de programmes d'IHS pour étudier et développer prochainement de nouveaux capteurs. Le capteur Hyperion est le premier capteur hyperspectral spatioporté pour les applications d'observation terrestre. Hyperion faisait partie d'un programme de la NASA en 2000, avec un autre capteur imageur multi spectral ALI (Advance Land Imager). Hyperion possède 220 canaux spectraux sur la gamme de 0.4 à 2.5 μm. La résolution spatiale d'Hyperion est de 30 mètres. L'opérateur du programme a mis à disposition quelques séries d'imagerie réalisées par Hyperion [EO1/NASA].

2.6.3 Le capteur CASI

En 1989, ITRES Researches (Calgary/Canada) a produit un système d'imagerie à spectromètre appelé *Compact Airborne Spectroscopy Imager*. CASI est le premier imageur à spectromètre commercial. Ce capteur hyperspectral enregistre une gamme spectrale dans les longueurs d'ondes visible et infrarouge, en utilisant un système d'imagerie numérique à balayage push broom. La gamme spectrale couverte par les 288 canaux varie entre 0.4 et 0.9 μm. Cette largeur de gamme est faible, et elle exclut les fenêtres atmosphériques. L'ITERS a appliqué une stratégie particulière pour convrir une largeur de bande plus grande. Elle conçoit et fabrique différents capteurs fonctionnant dans différentes régions spectrales. Par exemple, en plus du CASI, elle produit le capteur SWIR fonctionnant dans la région spectrale de 0.9 à 2.5 μm [ITRES]. Chaque bande spectrale du capteur CASI couvre une gamme de longueur d'onde de 18 nm. Tandis que la résolution spatiale dépend de l'altitude de l'avion, les largeurs des

Capteur	Nom	Opérateur/ Pays	Bandes	Gam. Spect. (μm)	Résolution Spatiale (m)
HYPERION	EO-1	NASA Goddard USA	220	0.4 - 2.5	30
FTHSI	MightySatII	Air Force Research Lab USA	256	0.475 - 1.05	30
Orbview-4	Airforce Warfighter-1	Air Force Research Lab USA	200	0.4 - 2.5	8
SSTI HSI	Small Satellite Technology Initiative Hyperspectral Imager	TRW Inc. NASA USA	384	0.4 - 2.5	30
NEMO	Naval Earth Map Observer	Office of Naval Research USA	220	0.4 - 2.5	30/60

TAB. 2.2 – Les capteurs hyperspectraux spatiaux

bandes spectrales sont programmables pour répondre aux caractéristiques et aux exigences de l'utilisateur. Les capteurs hyperspectraux de ce type peuvent être des sources importantes d'informations sur les caractéristiques d'absorption et de réflexion d'un objet spécifique, en fournissant une signature spectrale. L'expérimentation avec CASI et d'autres spectromètres aéroportés d'imagerie facilite le développement des systèmes hyperspectraux pour les capteurs spatioportés avancés. CASI existe comme produit commercial depuis 1989. Dès son introduction, le système a été utilisé dans le monde entier par les agences gouvernementales, les instituts éducatifs, les compagnies privées, les agences internationales de l'espace et les organismes militaires, [ITRES].

Une nouvelle conception de ce système a amené au développement d'un instrument de deuxième génération, le CASI 2. Il s'agit d'un imageur spectrographe push broom basé sur la technologie CCD, destiné à l'acquisition des images hyperspectrales dans les régions visible et proche-infrarouge. Comme CASI 1, CASI 2 combine certaines caractéristiques de photographie aérienne et de l'imagerie satellitaire avec le potentiel analytique d'un spectromètre. Le capteur CASI 2 est maintenant entièrement évalué et il est disponible dans le commerce. L'ITRES emploie actuellement le CASI 2 pour conduire ses recherches et ses missions dans le monde entier dans les domaines de l'agriculture, de la surveillance de l'environnement, de la sylviculture, de l'évaluation de qualité de l'eau, et des applications à visée militaire. Récemment, la troisième génération du capteur CASI a été rendue opérationnelle. Ce nouveau capteur présente des améliorations techniques par rapport à CASI 2 [ITRES].

Les principes fondamentaux du CASI ; CASI offre un mode multispectral (bandes programmables) et un mode d'acquisition des données hyperspectrales. CASI produit des images géoréférencées dans l'objectif du recalage d'images, pour la production d'images-cartes et de produits à valeur-ajoutée pour les SIG. CASI fonctionne sur une gamme spectrale de 545 nm, entre 400 et 1000 nm, et a un champ visuel de 37.8 degrés. CASI 2 est un capteur de télédétection à haute résolution spatiale et spectrale. La résolution spatiale peut varier du sub-métrique à 10 mètres selon l'altitude de l'avion [ITRES]. CASI 2 peut être programmé pour fonctionner dans deux modes opérationnels : 1) Le mode spatial, 2) Le mode hyperspectral.

Le système spectrographique optique de CASI enregistre une ligne, sur un axe d'une matrice bidimensionnelle de détecteurs. L'image de cette ligne se disperse le long de l'autre axe du CCDs (l'axe spectral de matrice), créant un spectre complet pour chaque point de la ligne. Grâce au mouvement du porteur, les lignes consécutives sur le passage du capteur sont acquises pour la formation d'une image de scène à résolution spectrale élevée. Puisque tous les pixels d'une ligne sont exposés simultanément, les co-enregistrements spatial et spectral sont automatiquement fournis (voir FIG.2.9).

Les avantages ; D'après le fabricant, le capteur CASI 2 possède un certain nombre d'avantages par rapport à d'autres technologies pour obtenir des informations sur la Terre et ses ressources [ITRES]. Par exemple :

1. La flexibilité de choix de la résolution spatiale grâce au porteur aéroporté.
2. La flexibilité de choix de la résolution spectrale (le nombre et la largeur des canaux spectraux) grâce à la technologie spécifique du système optoélectronique.
3. Une résolution radiométrique assez élevée.
4. Le système est calibré.
5. La possibilité de corrections géométriques par les systèmes GPS/INS.

Par rapport à d'autres capteurs hyperspectraux, les caractéristiques du capteur CASI n'ont pas été étudiées et évaluées en profondeur par les chercheurs. Par exemple, un nombre limité de travaux de recherche ont été réalisés pour évaluer le capteur et ses données, e.g. calibration radiométriques, correction géométrique, etc. [Riedmann et Rollin], [Riedmann], [Milton *et al.*] et [Keller et Fischer, 1998].

Utilisations des données de CASI ; Traditionnellement, le capteur a été employé pour identifier et cartographier les phénomènes géologiques, tel que les dépôts minéraux [ITRES]. Cependant, les données IHS de CASI ont été utilisées dans autres applications par [Ruiliang *et al.*, 2004], [Brad *et al.*, 1997], [Arkun, 2002], [Arkun *et al.*, 2001], [Hubert-Moy et al., 2002] et [Lennon, 2002]. Certaines de ces applications incluent :

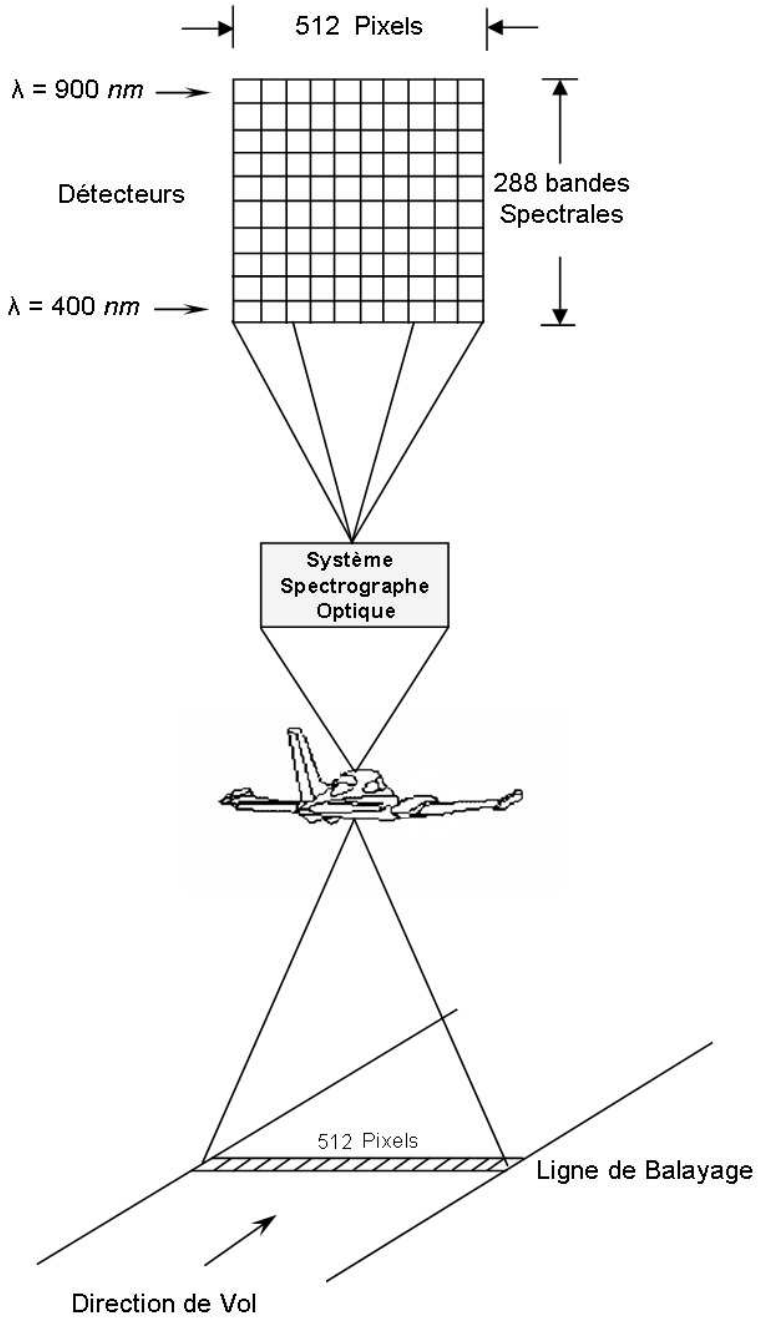


FIG. 2.9 – Système du capteur CASI [ITRES]

- la cartographie et la classification de végétation et de de marécage
- la cartographie et la classification d'habitat benthique [11],
- l'identification des composés minéraux,
- l'identification de récoltes agricoles spécifiques,
- la cartographie de la bathymétrie des littoraux,
- l'identification de la structure et de la composition des forêts,
- l'identification des types de sol.

2.7 Les applications

En général, on distingue trois classes d'applications par enregistrement/analyse des informations spectrales des objets :

a) Spectrométrie chimique et biologique pour la reconnaissance en laboratoire de matériaux inconnus de différentes formes.

b) Spectroscopie astronomique qui essaie d'exploiter et d'identifier les nouvelles étoiles et les masses extraterrestres par l'analyse des spectres enregistrés.

c) Télédétection hyperspectrale, qui concerne le domaine des géosciences par analyse des spectres de réflectivité dans le but d'identifier les objets terrestres.

2.7.1 Les applications générales de l'IHS

La télédétection hyperspectrale est considérée comme une méthode essentielle pour collecter des données sur l'environnement, en principe grâce à la vue unique qu'elle nous fournit de la Terre. Cependant, si la télédétection n'a pas encore totalement remplacé les méthodes de surveillance terrestre, c'est généralement en raison de limitations particulières qui existent toujours avec cette technologie. Celles-ci incluent les limitations potentielles avec les problèmes de résolutions spatiales, spectrales et radiométriques de divers capteurs, les problèmes avec les conditions atmosphériques, les coûts de collecte des données et les problèmes pour l'analyse et l'interprétation des données. La télédétection hyperspectrale est complémentaire de la surveillance terrestre car elle fournit une vision synoptique spatiale et spectrale avec des caractéristiques et des analyses extrêmement fines. Pour l'IHS, nous pouvons considérer

[11] L'ensemble des organismes aquatiques, végétaux et animaux, qui vivent en relation avec le fond, ou près du fond, de l'eau, tels les algues marines, les mollusques, les anémones, les étoiles de mer, les polychètes (vers marins), etc.

différentes catégories d'application. En réalité, quand nous parlons de l'application d'IHS, il n'y pas de grande différence entre IMS et IHS. En principe, l'IHS est appliquée dans deux catégories principales : premièrement, les applications militaires et deuxièmement les applications civiles. Pour la deuxième catégorie, les différents thèmes de recherche sont :

- L'application urbaine
- L'application environnementale
- L'application agricole et forestière
- L'application géologique et minérale

2.7.2 Les applications urbaines de l'IHS

Depuis des années, la télédétection a permis une meilleure connaissance de l'ensemble des environnements urbains, qui n'avaient pas encore été obtenue par d'autres techniques. Elle a fourni une vue à grande échelle d'un environnement croissant qui permet de faire une analyse spatio-temporelle de l'extension urbaine. Jusqu'à présent la télédétection a bien répondu aux demandes dans lesquelles on trouve : la discrimination entre les zones urbaine et rurale, l'identification des limites de zones urbaines, la cartographie de la végétation urbaine et des espaces verts, la surveillance des étendues d'eau et l'observation de la température des surfaces.

Les aspects environnementaux des milieux urbains peuvent se classer en deux catégories générales : les aspects à court terme et les aspects à long terme. Les premiers aspects sont liés aux changements journaliers tels que la cartographie de la pollution de l'air et de l'eau, la cartographie thermique et enfin l'étude du trafic. Les aspects à long terme concernent les changements spatiaux qui se déroulent pendent des mois ou des années, tels que l'état de la végétation, la construction de bâtiments, de tours, de routes ou de grands espaces commerciaux ou sportifs. L'outil de télédétection offre un potentiel pour mesurer et évaluer ces deux aspects [Ben-Dor, 2003].

[Rid, Rid95] a introduit un nouveau concept pour explorer l'écosystème urbain dans un domaine standard, en utilisant les données de télédétection pour mettre au point un modèle végétation-imperméable-sol (VIS modèle). Cependant, même cette nouvelle méthode ne parvient pas à identifier parfaitement des objets chimiques/physiques en milieu urbain. L'architecture urbaine ou la géométrie de la ville est un obstacle majeur pour l'analyse spectrale par utilisation des informations multispectrales. La densité assez élevée des objets artificiels engendre des problèmes complexes tels que les ombres, les changements de topographie, l'existence des pixels mixtes, etc. qui sont difficiles à modéliser.

Malgré la réussite des méthodes classiques d'analyse et de classification des données multispectrales en zone rurale, les résultats de l'application des mêmes méthodes aux zones urbaines ne donnent pas le même degré de satisfaction, principalement à cause de la densité des objets et des bâtiments. Par conséquent, les chercheurs s'intéressent à la résolution de ce type de problème dans le cadre de l'application des données de télédétection au milieu urbain. C'est pourquoi, beaucoup de chercheurs ont proposé d'utiliser des données de très haute résolution pour la cartographie et la caractérisation de l'environnement urbain [Casciati *et al.*, 1996], [Couloingner *et al.*, 1998], [Hornstra *et al.*, 1999]. L'idée principale sous-jacente à cette proposition est que les données d'imagerie de haute résolution spatiale sont très utiles pour montrer le changement morphologique local. Cette idée est liée probablement aux aspects à court terme. Une autre suggestion dans le cadre de l'analyse de scènes urbaines très denses est d'appliquer une étude séquentielle en utilisant des données spatiales à faible coût, comme dans le cas de l'imagerie aérienne. En effet, les possibilités de données de haute résolution fournies par un capteur spatial, permettent des avancées dans cette direction. Cependant, les données à haute résolution spatiale (qu'il s'agisse de photographies aériennes ou d'imagerie satellitaire) sont employées souvent comme des techniques de reconnaissance des formes et pas comme sources d'information pour identifier les matériaux et leurs caractéristiques. En réalité, cette approche ne permet pas d'extraire les informations concernant la composition chimique/physique des zones urbaines ou de surveiller le changement à court ou long terme induit par des éléments invisibles. Ainsi, la plupart des changements urbains sont visibles même par l'oeil humain et on croit à tort que l'application de la technologie sophistiquée de la télédétection, étant donné qu'elle fourni de bons résultats dans les zones vastes, donnera des résultats étonnants en milieu urbain. Puisque les procédés non visibles chimique/physique sont responsables des changements à court terme dans la région spectrale VIS-NIR, il est important d'étudier cette partie du spectre électromagnétique [Ben-Dor, 2003]. Comme nous l'avons précédemment évoqué, jusqu'à présent, la plupart des outils de télédétection utilisés en environnement urbain sont basés sur la reconnaissance spatiale.

Traditionnellement, les environnements urbains ont été bien caractérisés en utilisant les techniques simples de la télédétection grâce aux photos aériennes à haute résolution et aux algorithmes de reconnaissance spatiale des formes. Les capteurs hyperspectraux couvrent les régions spectrales réfléchissantes de 0.4-2.5 μm et également la région émissive thermale de 3-14 μm, ensemble ou séparément. Grâce à nos connaissances en imagerie hyperspectrale dans les domaines de la géologie, de l'agriculture et de la géomorphologie durant les deux décennies précédentes et également grâce aux études réalisées par technique hyperspectrale en milieu urbain, il y a un grand espoir que les avantages entrevus par l'exploitation cette technique puissent répondre aux besoins des recherches menées sur les milieux urbains. L'application des données

acquises par les capteurs hyperspectraux actifs dans les régions spectrales VIS-NIR nous permet de bénéficier des informations liées à la composition de l'environnement urbain, informations basées sur les propriétés chimiques des objets. Considérant que cette technique produit des informations spectrales mélangées concernant les zones urbaines complexes, il faut donc appliquer des techniques de classification sophistiquées avec les bonnes connaissances du comportement de composants urbains purs qui sont des clefs fondamentales pour réussir à employer de façon adéquate la technologie hyperspectrale. À cet égard, étudier et interpréter les caractéristiques de matériaux fréquents en milieu urbain est une étape essentielle pour utiliser la technologie hyperspectrale dans des applications urbaines. En général, malgré les absorptions et les perturbations atmosphériques, les capteurs sont capables de faire l'acquisition d'informations supplémentaires permettant d'assurer une classification précise. Dans un milieu urbain, il y a deux types de cibles intéressantes pour la télédétection : d'une part, des cibles naturelles comme le sol, l'eau, la végétation et les gaz, et d'autre part, des cibles artificielles comme des bâtiments, rues, routes, ponts, piscines et véhicules.

D'après la connaissance et l'expérience sur les capteurs hyperspectraux existants, nous supposons que les régions spectrales de l'infrarouge, des ondes courtes et thermiques sont importantes pour certaines applications urbaines, car elles comportent des informations et des propriétés spectrales significatives concernant les paramètres minéraux et thermiques des villes. Dans les régions du visible et du proche-infrarouge certaines propriétés spectrales ont moins d'importance. On suppose que les signatures spectrales dans ces régions comportent un minimum d'informations sur l'environnement urbain, bien que, pour certain matériaux comme l'eau et la végetation, ces régions spectrales sont idéales. D'un point de vue pratique, les régions visibles et proche-infrarouge sont importantes, car les capteurs actifs dans ces régions spectrales sont relativement moins chers en comparaison des capteurs actifs dans les régions du visible jusqu'à l'infrarouge thermique. Donc, il'est logique d'étudier d'abord un environnement par la technologie hyperspectrale VIS-NIR. Apparemment, aucune étude détaillée n'a pas été réalisée de manière systématique à l'aide de l'analyse de toutes les régions spectrales du visible jusqu'au thermique échantillonnées en bandes assez étroites [Ben-Dor, 2003].

Comme il a été établi plus haut, l'utilisation des informations spectrales est une étape importante pour étudier et analyser les environnements urbains par l'application des technologies hyperspectrales. On peut partir du principe que les bibliothèques spectrales de matériaux naturels ou synthétiques ont été présentées et utilisées par des chercheurs du monde entier e.g. [Grove *et al.*, 1992], [Price *et al.*, 1995], etc. En revanche, malgré le fait que la plupart des objets urbains sont fabriqués à partir de matériaux connus, tels que l'eau, la végétation, les pierres, l'argile et le sable ou du

matériaux synthétiques tels que les plastiques, les céramiques, les métaux etc. , une bibliothèque spectrale spécifique aux objets urbains n'a pas encore été entièrement mise au point. Dans cette perspective, [Ben-Dor *et al.*, 2001] ont construit une bibliothèque spectrale des objets urbains concernant les régions visible et proche-infrarouge en utilisant une bibliothèque spectrale de matériaux purs, élaborée par [Price *et al.*, 1995]. Ils ont examiné ces données en comparant aux objets réels observés par les images hyperspectrales du CASI avec 48 canaux spectraux. Ils ont trouvé un bon accord entre les deux bases de données et ont conclu que le comportement spectral des objets urbains peut être prévu par l'utilisation de bibliothèques existantes des deux sortes : naturelle et artificielle.

Il faut noter que pour certains objets la variation de l'albédo [12] est beaucoup plus importante que pour d'autres. En effet, pour certains matériaux, il existe parfois des limites d'absorption sur leurs signatures spectrales. En général, l'albédo est fortement relié aux conditions physiques de l'objet observé telles que l'effet d'ombre, de pente et d'aspect, la distribution des particules, et l'index de réfraction, etc., alors que les absorptions spectrales sont plutôt causées par des conditions chimiques [Ben-Dor, 2003]. A cet égard, les composants physiques et chimiques qui induisent des caractéristiques spectrales significatives quand ils sont soumis à des photons solaires peuvent être appelés les *chromophores*. Dans les régions visibles et proche-infrarouge, la réponse spectrale des chromophores chimiques, en comparaison avec la région infrarouge onde-courte, est faible. C'est fondamentalement en raison des différences entre les mécanismes d'absorption correspondant à chaque région du spectre. Considérant que dans la région infrarouge onde-courte, l'absorption des photons est causée par des combinaisons et des résonances des vibrations fondamentales, tandis que dans les régions visible et proche-infrarouge, l'absorption est causée par un procédé électronique qui est relativement faible [Hunt, 1977]. Néanmoins, certains chromophores concernant les matériaux urbains produisent une absorption considérable dans les régions du visible et du proche-infrarouge, tels que la chlorophylle à 0.68 μm, les oxydes de fer au 0.50, 0.56 et 0.88 μm [Hunt et Salisbury, 1971] et les colorants purs aux différentes longueurs d'ondes de la région visible. En milieu urbain, les chromophores cités ci-dessus sont les plus fréquents dans les régions du visible et du proche-infrarouge. En plus, des caractéristiques spécifiques de l'absorption réagissant par un mécanisme chimique et des formes spectrales globales réagissant par un mécanisme physique peuvent être utilisées comme des moyens pratiques pour améliorer les procédés de reconnaissance spectrale. Par exemple, l'eau et le sol qui n'ont pas d'absorption spécifique peuvent se distinguer en utilisant différentes formes spectrales. Autrement dit pour l'eau, les valeurs de réflectivité relativement hautes et basses se trouvent dans les régions bleu et rouge et pour le sol une augmentation monotone des valeurs de réflectivités apparaît

[12] la réflectivité totale d'un objet particulier dans la région visible

de la région bleue vers à la région rouge [Lillesand et Kiefer, 1994].

Ainsi, l'eau fraîche sous forme liquide ne possède pas vraiment de particularité dans les régions visible et proche-infrarouge, mais elle possède une réflectivité basse dans la région bleu et presque zéro dans la région rouge. Pour l'eau contaminée par la chlorophylle ou les sédiments, on peut observer plus de réflectivité dans la région rouge, en raison de l'effet des spectres de mélange d'eau-matière [Muller *et al.*, 1996]. Les objets sombres sont caractérisés par des valeurs d'albédo basses sur l'ensemble de la région spectrale et par aucune absorption particulière. De même, des matériaux organiques frais et des herbes sèches maintiennent une réflectivité relativement basse dans la région bleue, réflectivité qui augmente dans la région proche-infrarouge. Les matières organiques consistent en général en un spectre concave monotone dans la région visible avec l'effet des chlorophylles à 0.68 μm, alors que la forme de ce spectre est modifiée par l'état de décomposition et les conditions de vieillissement de ces matières organiques [Ben-Dor *et al.*, 1997]. Les colorants artificiels sont des couches très fines de matériaux chimiques qui couvrent les surfaces des objets synthétiques. Ces couches absorbent et réfléchissent les radiations à cause des effets chimiques, sur certaines bandes de longueur d'onde à travers la région spectrale visible. Etant donné que la réflectivité se mesure seulement à partir de 50 micromètres, les objets peints ne peuvent pas restituer les informations concernant les sous-surfaces des objets. On accède ainsi uniquement aux pigments des peintures et non pas aux matériaux.

En réalité, la réflectivité des matériaux urbains est un mélange de chromophores physiques (le comportement spécifique d'albédo) et chimiques (le comportement spécifique d'absorption). Dans la pratique, les deux mécanismes sont actifs. En laboratoire, les effets chimiques sont plus marqués que les effets physiques tels que l'illumination et la géométrie qui sont des constantes. Au contraire, dans l'environnement urbain les effets physiques tels que les ombres jouent un rôle prepondérant sur le comportement du spectre final.

La résolution spatiale dans les applications urbaines joue un rôle essentiel. Le milieu urbain est composé d'objets petits et de changements de matériaux qui ne peuvent être photographiés qu'avec un pas d'échantillonnage faible. Une résolution spatiale très élevée peut produire des données utilisables pour l'analyse des scènes comportant des zones résidentielles et non résidentielles, à partir de la discrimination de différents types de matériaux, d'objets ou de textures [Jensen, 1997]. [Pesaresi, 2000], en utilisant d'imagerie IRS-1C de la ville d'Athènes en Grèce, a conclu que, pour *une cartographie précise du milieu urbain*, malgré l'existence d'une résolution spatiale suffisamment fine, des informations spectrales et radiométriques sont toujours nécessaires.

2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordés quelques éléments fondamentaux de télédétection hyperspectrale. La définition, l'histoire, la technologie, les systèmes opérationnels et les caractéristiques des systèmes ont été décrits. La connaissance des caractéristiques des données, nous permette de connaître les potentialités de l'imagerie hyperspectrale et les moyens qu'elle fournit en vue application à la télédétection, c'est-à-dire l'identification et la cartographie des objets terrestres. 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.

Un point particulier que l'on peut mettre en évidence pour l'application télédétection hyperspectrale urbaine est que l'étude de comportement spectral des matériaux dans les régions spectrales du visible et du proche-infrarouge, (0.4-1.1μm), à la région infrarouge onde-courte (1.1-2.5 μm) est primordiale. Ces régions contiennent des informations fiables permettant la reconnaissance spectrale des matériaux en milieu urbain. Cependant, puisque les spectres purs en milieu urbain résultent des propriétés représentant les effets chimiques plutôt que physiques, et sont basés également sur les composants purs plutôt que mélangés, une évaluation appropriée de ce problème doit être appliquée à l'environnement urbain réel en utilisant des données issues de l'imagerie hyperspectrale. Les expériences récentes sur l'IHS justifient que cette approche est une technique possible pour identifier les objets, surveiller et évaluer le changement de qualité de l'eau, l'état végétal, le sol, les trottoirs, les toits, les matériaux synthétiques en général d'une part et les conditions atmosphériques d'autre part.

CHAPITRE 3

Modélisation de l'IHS

Nous suivons dans ce chapitre une stratégie similaire à celle indiquée dans la section 1.6, c'est-à-dire une méthodologie s'appuyant sur une chaîne de traitement d'image. Naturellement nous commençons par la modélisation du système d'imagerie et de la scène. Les signatures spectrales des objets sont obtenues par imagerie hyperspectrale. Les informations caractéristiques s'obtiennent par l'analyse de ces signatures spectrales. Préalablement à l'analyse des spectres, une étape de prétraitement est indispensable. Ce prétraitement exploite des données annexes enregistrées par les capteurs dans le but de corriger l'information acquise par IHS tant d'un point de vue spatial que spectral. Cette étape, indispensable, permet de procéder de façon optimale à l'identification les objets de la scène.

3.1 Analyse d'une scène par l'imagerie

Puisque l'IHS en mode d'imagerie passive est plutôt basée sur la réflexion spectrale, la modélisation physique proposée concerne plus particulièrement les régions visible et proche-infrarouge. En effet, l'absorption atmosphérique et l'émission thermique sont moins importantes dans ces régions spectrales, (les longueurs d'ondes entre 0.4 et 2.5

μm). Autrement dit, la modélisation ci-après tient compte du phénomène de réflexion spectrale et des effets atmosphériques sur ces rayonnements.

3.1.1 Modélisation Physique

Le système d'imagerie hyperspectrale enregistre le rayonnement spectral des objets de la scène. L'objectif est de détecter et d'identifier les matériaux en fonction de leurs caractéristiques uniques de réflexion dans la région du visible ou bien d'émission dans la région infrarouge. Le spectre observé est influencé par l'ensemble des phénomènes atmosphériques et géométriques comme illustré dans la figure 3.1.

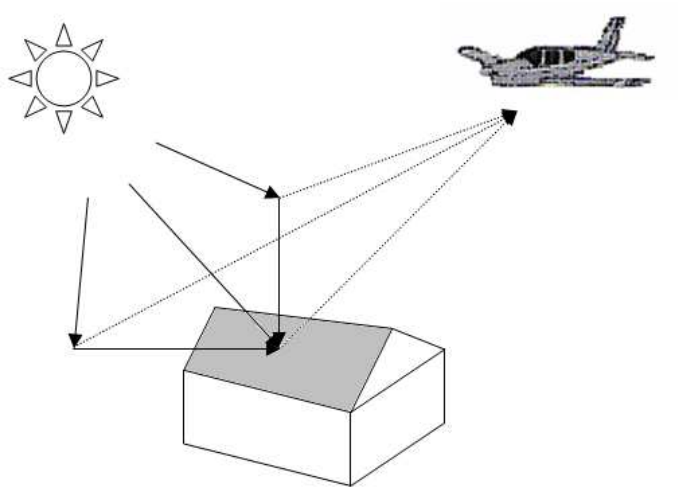


FIG. 3.1 – Les effets environnementaux sur le spectre observé au niveau du capteur

En considérant ce modèle, les rayonnements spectraux enregistrés par le capteur ont trois sources : la réflexion de la surface observée illuminée directement (a), la réflexion due à l'illumination indirecte de la surface (b) et enfin la radiance dispersée par l'atmosphère (c), [Healey et Slater, 1999b]. Il existe cependant beaucoup d'effets complémentaires importants [1] qui doivent être pris en compte dans la modélisation physique de la création d'image, [Shaw et Manolakis, 2002] et [Healey et Slater, 1999a]. Ces effets comprennent :

- l'angle d'illumination par le soleil,
- l'angle d'observation du capteur,

[1] Ainsi, le spectre est influencé par les aberrations spatiale et spectrale du capteur qui sont indépendantes de la géométrie du système d'imagerie, mais sont corrigées lors de l'étape de étalonage.

- l'éclairement solaire dispersé par l'atmosphère,
- l'illumination secondaire des objets par la lumière réfléchie par les objets voisins,
- l'effet des ombres,
- la dispersion et l'absorption, par l'atmosphère, de l'éclairement reflété.

3.1.2 Modélisation mathématique de l'image hyperspectrale

Si nous considérons la géométrie du système d'imagerie, illustrée dans la figure 3.2, l'ensemble des effets indiqués dans la modélisation physique peut être formulé.

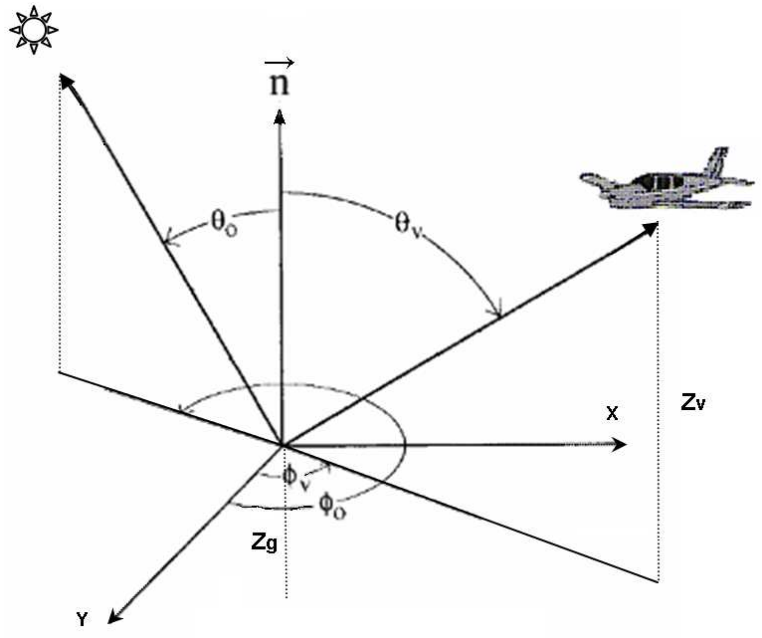


FIG. 3.2 – La géométrie d'imagerie

Pour cela, nous définissons un système de coordonnées cartésiennes. Le centre du ce système est le centre de l'élément surfacique considéré, (un pixel), à l'altitude z_g. L'axe X indique le nord, l'axe Z suit la direction du vecteur normal à la surface ($\overrightarrow{n}$). L'axe Y s'oriente de telle façon que le système (X,Y,Z) soit *orthogonal/direct*. Dans ce système, le capteur peut être repéré par ses coordonnées sphériques (θ_v, ϕ_v, z_v). De même, la direction de la source d'illumination (le soleil) peut-être décrite par θ_o, l'angle zénithal et ϕ_o, l'angle azimutal. Le rayonnement reçu par un pixel particulier (x, y) du capteur est composé de la somme de trois termes, tous trois fonctions de la longueur d'onde λ [Scott, 1997] :

$$\begin{aligned}\rho(x,y,\lambda) &= T_u(z_g,z_v,\theta_v,\phi_v,\lambda)R(x,y,\lambda) \\ &\times \left[KT_d(z_g,\theta_o,\phi_o,\lambda)E_o(\lambda)\cos(\theta_o) + \int_{\phi=0}^{2\pi}\int_{\theta=0}^{\pi/2} E_s(\theta,\phi,\lambda)\cos(\theta)\sin(\theta)d\theta d\phi\right] \\ &+ P(z_g,z_v,\theta_v,\phi_v,\lambda) \end{aligned} \tag{3.1}$$

Nous pouvons mettre en correspondance les trois termes de cette expression et les trois sources illustrées dans la figure 3.1. Dans cette équation :

T_u est la transmission atmosphérique ascendante (upward) ;

R est la réflectivité spectrale du matériau observé par le pixel (x,y) ; il s'agit de la *signature spectrale* qui permet l'identification du matériau ;

K est une valeur binaire relative à la présence ou à l'absence des aérosols dans le trajet descendant ;

T_d est la transmission atmosphérique descendante (downward) ;

E_o est le rayonnement extraterrestre solaire ;

E_s est le rayonnement dispersé par le ciel ;

P est le rayonnement dispersé lors du trajet ; c'est une fonction de la géométrie du système d'imagerie, c'est-à-dire de la position et de l'orientation de l'élément de surface observé et du capteur ;

ρ est le rayonnement spectral perçu, enregistré et mesuré par le capteur.

Certains paramètres dans l'équation (3.1) comme T_u, T_d, E_s et P dépendent des conditions atmosphériques, cependant les autres comme z_g, z_v, θ_v, ϕ_v, K, θ_o et ϕ_o dépendent de la géométrie de la scène. Les variations des paramètres géométriques et atmosphériques peuvent engendrer une variation du rayonnement reçu ρ. Cette variation peut fortement influencer les algorithmes d'identification des matériaux. Elle doit donc être prise en compte au cours de la modélisation [Healey et Slater, 1999b]. Slater et Healey [1999] ont proposé une simplification de l'expression (3.1) sous la forme suivante :

$$\rho(x,y,\lambda) = R(x,y,\lambda)L(\lambda) + P(\lambda) \tag{3.2}$$

où :

$$L(\lambda) = T_u I(\lambda) \tag{3.3}$$

et

$$I(\lambda) = T_d K E_o(\lambda)\cos(\theta_o) + \int_{\phi=0}^{2\pi}\int_{\theta=0}^{\pi/2} E_s(\theta,\phi,\lambda)\cos(\theta)\sin(\theta)d\theta d\phi \tag{3.4}$$

L ou I représentent le rayonnement reçu par la surface : c'est une fonction complexe qui modélise la plupart des paramètres atmosphériques et géométriques [Slater et Healey,

2001]. Autrement dit, L est la somme totale du rayonnement direct du soleil et du rayonnement indirect du ciel. Elle inclut les transmissions atmosphériques ascendante et descendante [Healey et Slater, 1999a].

3.2 Linéarité du modèle

Les modélisations physique et mathématique introduites aux sections 3.1.1 et 3.1.2 correspondent au cas général d'un système d'imagerie quelconque. Dans le cas plus complexe d'une scène urbaine, nous sommes amenés à faire différentes hypothèses simplificatrices permettant d'aboutir à un système d'observation linéaire. Ces hypothèses portent sur trois effets :

- l'effet de l'atmosphère sur les spectres acquis par le capteur,
- l'effet de la topographie sur les spectres concernant les différentes régions couvertes par les mêmes matériaux,
- le phénomène de mélange sur les spectres des pixels à la frontière entre objets/régions.

3.2.1 L'effet de l'atmosphère

L'atmosphère peut influencer les spectres réfléchis par les objets et enregistrés par le capteur. Il est important de considérer cette influence pour identifier ou extraire les réflexions spectrales et pour discerner les variations des valeurs de l'éclairement spectral. Dans ce cas, le comportement des variations est beaucoup plus important.

Healey et al. ([Healey et Slater, 1999b,a]) ont réalisé des études détaillées sur la perceptibilité des matériaux en présence de variations des paramètres atmosphériques et géométriques. Ils ont choisi une bibliothèque spectrale d'USGS (United State Geology Survey) comportant 498 spectres purs de matériaux différents. Puis, ils ont utilisé le programme de modélisation atmosphérique, MODTRAN 3.5, pour simuler 17920 cas relatifs à différentes conditions. Leurs recherches ont montré que les fonctions spectrales de l'éclairement ou les radiations arrivées au capteurs, peuvent être représentées précisément par un modèle linéaire, [Healey et Slater, 1999b], [Healey et Slater, 1999a],[Slater et Healey, 1999],[Slater et Healey, 2001],[Suen *et al.*, 2001].

3.2.2 L'effet de la topographie

Dans le cas d'un milieu urbain, l'effet de la topographie peut s'avérer très critique. Par exemple, les bâtiments urbains présentent des toits aux orientations variées dont les spectres réfléchis peuvent être très variables. L'exploitation de ces spectres par des algorithmes supervisés de classification peut conduire à une différenciation de deux pentes d'un même toit et à leur classification en deux groupes distincts. C'est pourquoi, la connaissance des variations du spectre en fonction du changement de topographie peut permettre de corriger ou d'éviter ce type de problème.

Nous avons examiné certains bâtiments ayant deux ou plusieurs toits construits dans les mêmes matériaux. Un exemple est fourni à la figure 3.3. Elle montre un bâtiment avec un toit à quatre faces, leurs spectres respectifs ainsi que les nuages de points correspondant aux croisements des différents spectres. Ces représentations mettent en évidence une relation linéaire entre les spectres des quatre faces. Il semble donc que les changements de la géométrie de surface aient un effet linéaire sur le spectre.

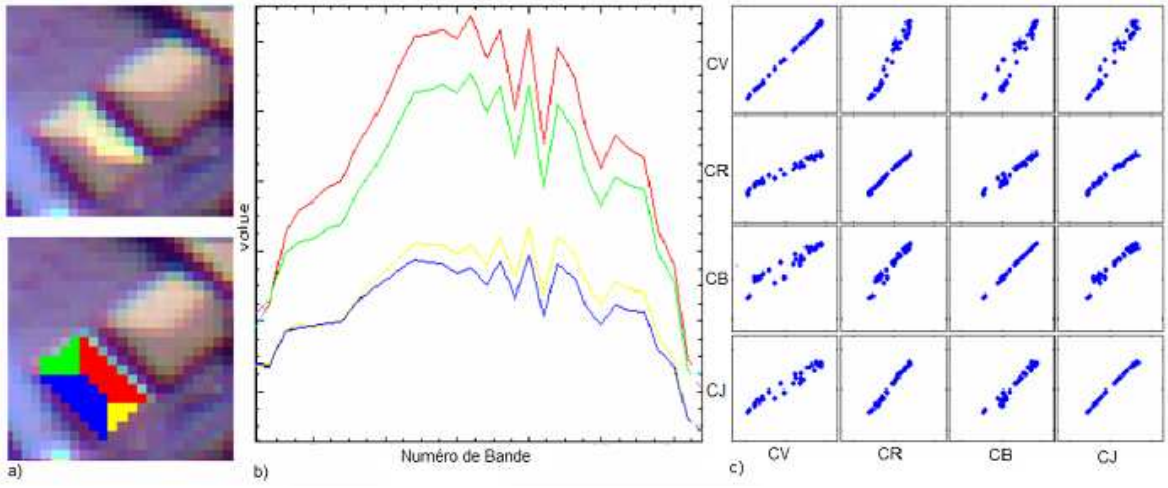


FIG. 3.3 – Effet de la topographie sur le rayonnement spectral : a) toit à quatre faces, b) spectres moyens sur chaque face, c) Croisement des spectres des quatre faces.

Il faut ajouter que dans le modèle physique considéré, tous les objets ou cibles que nous proposons de détecter sont des objets lambertiens. Cela signifie que le spectre de réflexion n'a pas de rapport avec la géométrie d'illumination. Dans le cas contraire, nous devrions considérer la fonction de distribution de réflexion bidirectionnelle (BRDF), [Suen *et al.*, 2001] et [Carrilero, 2002]. L'utilisation de cette fonc-

tion empêcherait une modélisation linéaire et nous obligerait à utiliser un modèle non linéaire.

Afin de minimiser l'effet des changements de topographie sur les spectres observés, nous avons appliqué la normalisation selon la longueur d'onde proposée par [Stokman et Gevers, 1999]. Cette normalisation consiste à diviser la radiation sur une bande spectrale par la somme des radiations sur toutes les bandes spectrales :

$$\rho_{nor}(\lambda_i) = \frac{\rho(\lambda_i)}{\sum_j \rho(\lambda_j)} \tag{3.5}$$

La figure 3.4 montre les spectres de différentes faces de toit de la figure 3.3, avant et après normalisation.

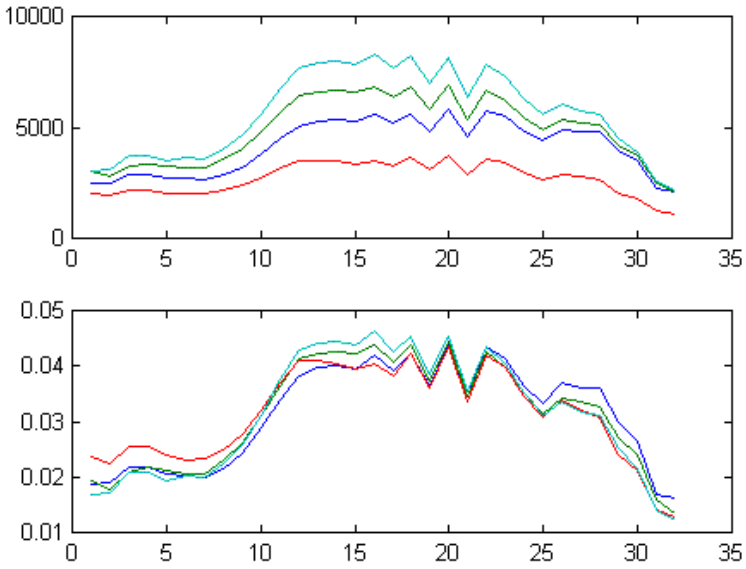


FIG. 3.4 – L'effet de la normalisation sur les spectres de toit à quatre faces (en haut avant et en bas après normalisation)

Les spectres normalisés sont plus proches les uns des autres : les variations dues aux conditions géométriques sont diminuées. En d'autres termes, les spectres normalisés sont peu sensibles aux effets d'ombre et à la géométrie de la surface observée, notamment à son inclinaison et à son orientation. [Stokman et Gevers, 1999].

3.2.3 Le phénomène de mélange spectral

En imagerie hyperspectrale, le problème du mélange spectral se pose lorsque le domaine élémentaire relatif à un pixel donné comporte plusieurs matériaux, c'est à dire lorsqu'on atteint les limites de résolution spatiale du capteur. Les pixels de mélange, autrement appelés *mixels* en imagerie numérique, peuvent apparaître dans deux cas :

- lorsque le pas d'échantillonnage spatial est trop grand,
- lors d'un changement spectral progressif à la frontière des objets/régions.

Le problème de sous-échantillonnage se produit lorsque l'image comprend des objets relativement petits auquel cas le mélange spectral est beaucoup plus probable. Par contre, s'il s'agit d'une image acquise sur une région naturelle homogène, les pixels de mélange sont moins nombreux. Exemple : dans un milieu urbain, avec une taille du pixel sur terre d'environ 5×5 mètres, il est probable qu'un pixel puisse contenir à la fois une voiture, un arbre et une partie du toit d'un bâtiment. En revanche, dans une zone agricole homogène (une zone de grandes cultures par exemple), en choisissant une même taille de pixel, la plupart des pixels seront des pixels purs. L'augmentation de la résolution spatiale peut atténuer l'ampleur du mélange spectral. Cependant, la réduction de la taille du pixel s'accompagne souvent d'une augmentation de la variance des niveaux de gris des pixels puisque l'effet passe-bas du sous-échantillonnage s'atténue, [Alimohammadi, 1998].

Le changement spectral progressif est, quant à lui, naturel. Il intervient lorsque plusieurs matériaux sont en contact. Les pixels se trouvant aux bords des objets correspondent à un mélange de matériaux. Techniquement, il n'existe pas de solution à ce problème. Par contre, nous pouvons en tenir compte lors de la modélisation du système d'imagerie. En milieu urbain, avec une taille de pixel convenable, le changement spectral est la cause principale de mélange. En particulier, le problème du mélange peut influencer la classification des pixels en différents matériaux de construction.

Le modèle introduit afin de résoudre le problème du mélange, est le modèle de séparation spectrale. Il est primordial de connaître la nature de ce modèle. En d'autres termes, il est indispensable d'étudier les conditions et les facteurs expliquant ce mélange. Différents paramètres doivent être considérés tels que :

- la réflexion spectrale,
- l'émission thermique/spectrale,
- la BRDF (Bi-directional Reflectance Distribution Function),
- la composition et la texture de matériaux.

Après avoir étudié ces effets, nous pourrons prendre une décision sur la nature du modèle de mélange spectral. Autrement dit, la linéarité ou la non linéarité du modèle dépendra fortement des paramètres cités ci-dessus.

Il existe quatre sortes de mélanges spectraux [Meer et Jong, 2001] :

1. Mélange linéaire : les matériaux dans un pixel sont optiquement séparable. Par conséquent il n'y a aucune dispersion entre les composants physiques. Le signal de mélange est simplement la somme des réflexions spectrales des différents matériaux en présence, pondérées par les proportions de chaque matériau.
2. Mélange intime : un mélange intime se produit quand les différent matériaux sont en contact intime dans un pixel, par exemple les grains minéraux dans le sol ou dans la roche. Le signal obtenu est une combinaison fortement non linéaire de toutes les réflexions spectrales. Cette combinaison dépend des proprietés optiques de chaque composant.
3. Mélange enduit (Coatings) : l'enduit se produit quand un matériau couvre un autre matériau. Chaque enduit est une couche de dispersion/transmission dont l'épaisseur optique se détermine par rapport aux propriétés des matériaux et à la longueur d'onde. La plupart des enduits sont des mélanges non linéaires.
4. Mélange moléculaire : ce phénomène se produit au niveau moléculaire, comme par exemple le mélange de deux matériaux liquides ou le mélange d'un matériau liquide et d'un matériau solide. Dans ce cas le mélange est également non linéaire.

La nature du mélange spectral est cruciale pour la compréhension du signal de mélange. Dans la plupart des approches d'analyse d'IHS, telle que la séparation spectrale, la linéarité est supposée, mais c'est une hypothèse qui n'est valide que dans peu de cas.

Une étude expérimentale a été menée afin d'étudier la nature du mélange. Nous avons évalué différents pixels situés au bord de quelques bâtiments. La scène de la figure 3.5 gauche montre des pixels purs de matériau de bâtiments, de végétation ou de routes ainsi que des pixels de mélange.

Afin d'évaluer la linéarité du mélange, nous avons utilisé un modèle linéaire simple comme :

$$S_3 = \alpha \cdot S_1 + \beta \cdot S_2 \tag{3.6}$$

où S_1 et S_2 sont les spectres respectifs des premier et deuxième matériaux purs et S_3 est le spectre du pixel de mélange. Dans la figure de 3.5 droite, ces spectres sont illustrés. Par souci de simplicité, nous pouvons supposer $\beta = 1 - \alpha$, car nous sommes sûrs qu'il n'y a pas d'autres matériaux que S_1 et S_2. Le paramètre α qui est la proportion de matériau pur dans le pixel peut s'obtenir par :

$$\alpha = \frac{S_3 - S_2}{S_1 - S_2} \tag{3.7}$$

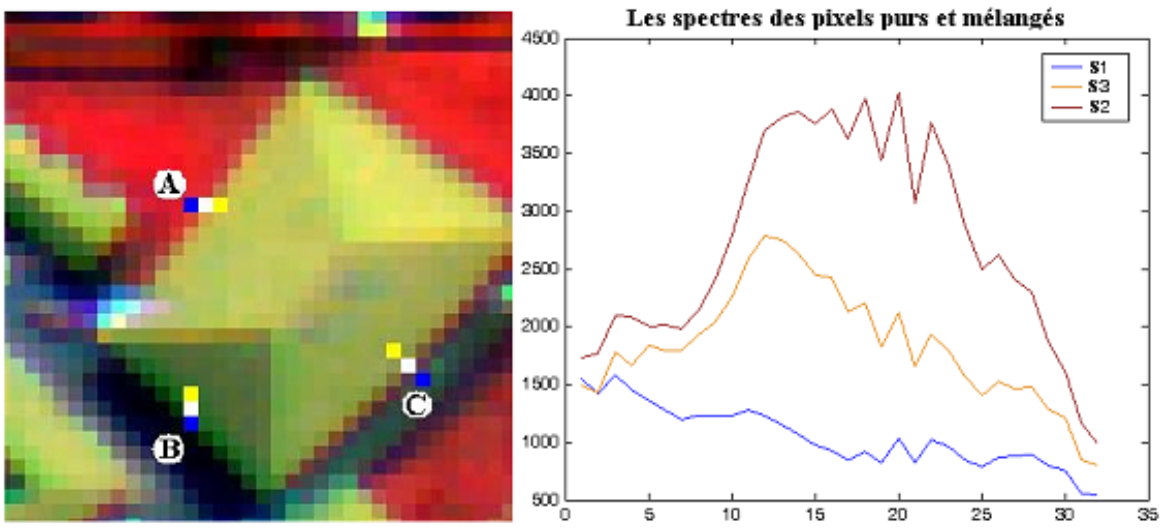


FIG. 3.5 – Echantillonnage de pixels purs et mélangés

Une fois α calculé, nous pouvons estimer le spectre du pixel par simple mélange linéaire :

$$\hat{S} = \alpha \cdot S_1 + (1 - \alpha) \cdot S_2 \tag{3.8}$$

La figure 3.6 droite montre le spectre original et le spectre estimé pour le pixel mélangé. Comme attendu, les deux spectres sont très similaires. Le coefficient de corrélation entre ces spectres est élevé (voir FIG.3.6 gauche).

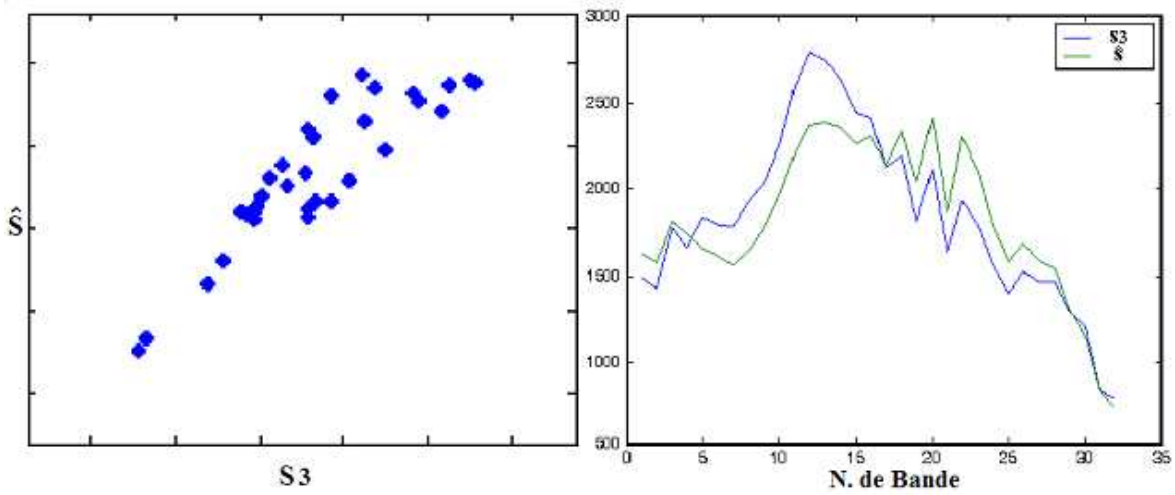


FIG. 3.6 – Comparaison du spectre estimé au spectre original

3.3 Formation linéaire de l'IHS

L'équation (3.2) est valable pour chaque pixel ou pour un pas d'échantillonnage terrestre. Une scène d'image hyperspectrale relative à plusieurs matériaux peut donc se représenter schématiquement comme illustré à la figure 3.7.

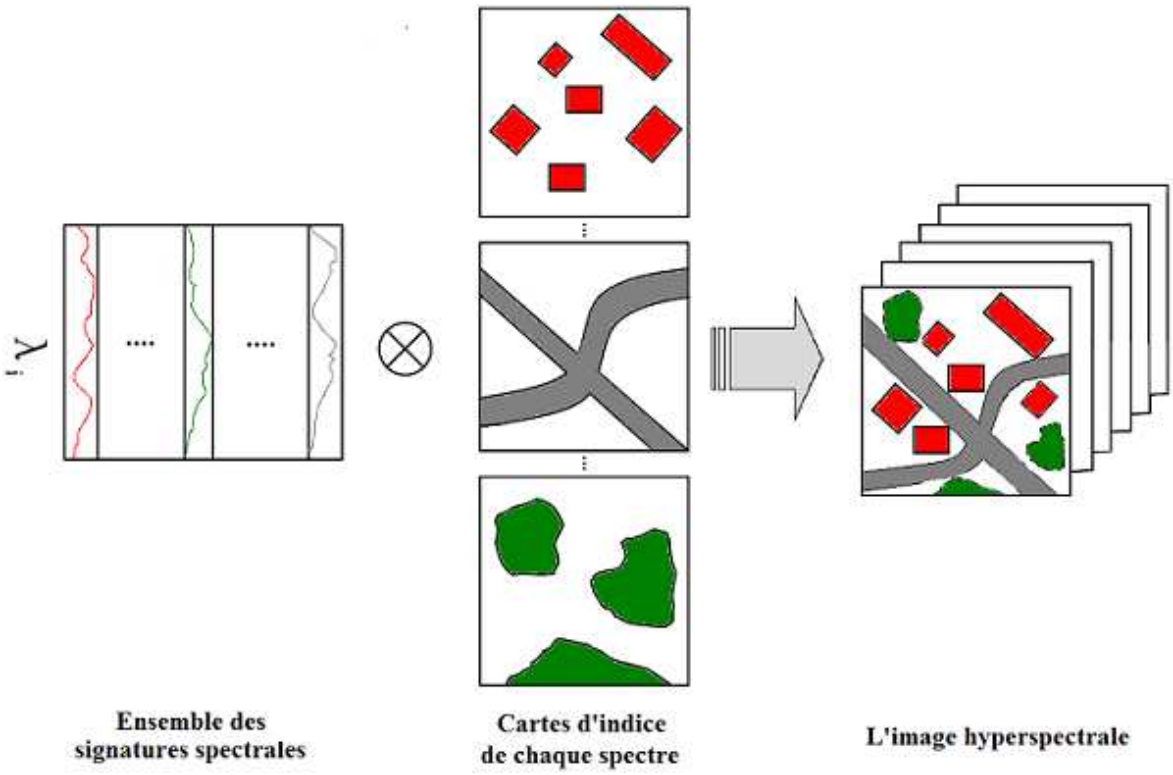


FIG. 3.7 – Représentation schématique d'un système d'imagerie hyperspectrale

Selon cette représentation, nous pouvons reformuler l'équation (3.2) comme suit :

$$\rho(x, y, \lambda) = \sum_{i=1}^{p} R_i(\lambda) \cdot I_i(x, y) + N \tag{3.9}$$

où, R_i est la signature spectrale du matériau i. p est le nombre total de matériaux dans la scène. I_i est la carte d'abondance du matériau i. N représente les bruits affectant dans le système d'imagerie. Enfin $\rho(x, y, \lambda)$ est l'éclairement spectral du pixel (x, y) dans la longueur d'onde λ. L'équation (3.9) peut également s'écrire sous forme matricielle pour prendre en compte l'ensemble d'une scène :

$$\rho_{(n\times m)} = R_{(n\times p)} \cdot I_{(p\times m)} + N_{(n\times m)}, \tag{3.10}$$

où n est le nombre de longueurs d'ondes (i.e. le nombre de canaux), p le nombre de matériaux et m est le nombre de pixels de l'image. m est égal au produit du nombre de lignes par le nombre de colonnes de l'image. I peut s'écrire sous la forme matricielle suivante :

$$I = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & a_{ij} & \vdots \\ a_{p1} & a_{p2} & \dots & a_{pm} \end{pmatrix} \tag{3.11}$$

où chaque ligne correspond à la carte d'abondance d'un matériau particulier.

Etant données ces notations, nous pouvons exprimer les contraintes du modèle linéaire suivantes :

1) $\forall\ a_{ij} \geq 0$

2) $\Sigma\ a_i = 1 \qquad$ pour i=*1* $\dots\ p$

La deuxième contrainte s'applique en chaque pixel.

La recherche de la matrice I à partir des observations ρ peut être vue comme un problème inverse. A partir des observations ρ, nous devons estimer les paramètres inconnus du modèle : R et I. L'estimation des éléments de la matrice I permet de cartographier les matériaux.

3.4 Typologie de la modélisation linéaire

Dans le modèle expliqué ci-dessus, la signature spectrale d'un pixel est formulée comme un mélange linéaire de signatures spectrales des cibles présentes dans la scène. Il existe deux stratégies de résolution du problème de mélange : supervisée et non supervisée.

Les méthodes de la première stratégie entrent dans le cadre de l'analyse d'un mélange spectral linéaire. Dans le cas de l'IHS, elle permettent la *séparation spectrale* et conduisent à une détection sub-pixel et à la classification des pixels de mélange. L'utilisation de ces techniques suppose la connaissance des signatures spectrales des matériaux présents, c'est-à-dire de la matrice R. Les techniques les plus fréquentes pour déterminer la matrice I sont alors les moindres carrés et les réseaux de neurones, [Suen *et al.*, 2001] et [Chang, 2003].

Les méthodes relatives à la deuxième stratégie sont appelées analyse d'un mélange spectral linéaire stochastique. Il existe deux différences par rapport à la première

stratégie. Tout d'abord, nous considérons les éléments de la matrice I comme des inconnues. En effet, en raison de facteurs atmosphériques et géométriques, les valeurs d'indice varient de pixel à pixel. En conséquence, il est plus raisonnable de supposer que les proportions des spectres sont des variables aléatoires. Par ailleurs, les éléments de la matrice R, c'est-à-dire les signatures spectrales des matériaux, supposées indépendantes, sont inconnus.

En raison de certaines limites comme la nécessité d'information a priori, nous nous sommes intéressés aux méthodes non supervisées. L'Analyse en Composantes Indépendantes (ACI) qui repose sur un modèle linéaire et permet de séparer un mélange de sources stochastiques inconnues, nous est apparue comme parfaitement adaptée à notre problème.

3.5 Le prétraitement

Dans l'étape de prétraitement, nous éliminons les effets systématiques connus sur les spectres ou les images afin d'améliorer le *rapport signal à bruit*[2] (RSB), [Walthall, 2002].

La présence de bruit est propre à tous les procédés d'imagerie de télédétection passive. Rappelons les principes de la modélisation physique expliquée dans la section 3.1.1, dans laquelle il existe certains procédés qui influencent le rayonnement effectuant le trajet soleil-objet-capteur. Si nous regardons l'ensemble du système d'imagerie avec en entrée la radiation solaire et en sortie le flux des radiations reçues par le capteur, chaque composant ou sous-système ajoute du bruit ou des informations non désirées. Nous pouvons distinguer quatre sources principales de bruit :

L'atmosphère, les transmissions atmosphériques absorbent et dispersent les radiations émises par le soleil vers les objets et les rayonnements réfléchis ou émis par l'objet vers le capteur.

L'objet et ses réactions spectrales, les émissions thermiques ajoutent des radiations qui ne sont pas liées à la réflexion. Dans ce cas, si le modèle est considéré pour la réflexion, l'émission peut influencer la modélisation. De plus, il est important de considérer la fonction de distribution de réflectivité bidirectionnelle, afin de déterminer si les objets sont lambertiens ou non.

Le capteur, le système du capteur avec tous les sous-systèmes optiques, mécaniques et électroniques ajoutent des bruits systématiques ou aléatoires.

[2]Signal to Noise ratio

Les aberrations géométriques, qui sont une source importante de bruits. Elles perturbent fortement les relations spatiales entre les pixels ou les informations spectrales existant dans chaque pixel.

L'objectif de l'étape du prétraitement est donc la minimisation de l'effet du bruit c'est à dire la maximisation du rapport S/N. Alors les trois étapes principales dans le prétraitement, pour corriger les abréviations systématiques spatiales et spectrales sur les spectres, sont :

- L'étalonage du capteur
- La correction atmosphérique
- La correction géométrique

3.5.1 L'étalonage du capteur

Tout capteur, après fabrication et montage, nécessite une étape de test et de l'étalonage. Il existe deux niveaux d'étalonage. Tout d'abord, l'étalonage spatial qui est une étape techniquement avancée et coûteuse, et permet de régler parfaitement la position de chaque élément du capteur. Si le capteur est linéaire il faut augmenter la stabilité spatiale suivant l'axe du capteur. Par contre, si le capteur comporte une matrice CCD, l'étalonage spatial se fait selon deux dimensions. Cet étalonage spatial, permet d'assurer qu'un objet linéaire sur la Terre apparaisse linéaire sur l'image.

Le deuxième niveau est l'étalonage spectral, c'est-à-dire, le réglage de la stabilité spectrale des détecteurs. Si un objet absorbe tous les rayonnements du soleil, le capteur n'enregistre aucune radiance pour les pixels correspondant à cet objet. Les valeurs de ces pixels doivent être nulles. Normalement, le étalonage est réalisé par le fabricant, en laboratoire. Un rapport est fourni avec le capteur. Il faut cependant faire attention au fait qu'un capteur après un certain nombre d'heures d'imagerie et de vol a besoin de subir une nouvelle étape de l'étalonage, car les réglages peuvent changer sur une longue période de fonctionnement.

3.5.2 La correction atmosphérique

La sortie du capteur à une altitude élevée dépend de l'intensité et de la distribution d'énergie qu'il reçoit. L'intensité et la distribution spectrale d'énergie ou de radiation sont modifiées au cours du trajet soleil-objet-capteur. Le problème est donc de reproduire les vraies propriétés spectrales des objets à partir des données de télédétection. La résolution de ce problème nous dirige vers l'étape de correction atmosphérique.

Pour supprimer les effets des distorsions atmosphériques, il existe certaines méthodes générales :

Ignorer l'atmosphère : Ceci revient à supposer que les niveaux de gris enregistrés par les capteurs correspondent aux réflectivités spectrales des objets ou matériaux terrestres. Autrement dit, l'effet de l'atmosphère est supposé identique pour tous les pixels et peut en conséquence être ignoré.

Employer des cibles terrestres connues : Il s'agit d'utiliser des cibles terrestres dont les caractéristiques spectrales chimiques et physiques sont connues. Les propriétés des cibles telles que leur température, leur réflectivité, leur position, etc. sont mesurées afin de les comparer aux valeurs enregistrées par le capteur. Cette comparaison permet d'étaloner le système d'imagerie.

Modélisation atmosphérique : Dans la modélisation atmosphérique, la connaissance du modèle mathématique relatif aux phénomènes atmosphériques est nécessaire. La modélisation considère un système invariant aux changements linéaires [3] pour l'atmosphère [Richards et Jia, 1986]. Elle requiert la connaissance de réponse impulsionnelle fonction de diffusion ponctuelle [4] du système. Cette fonction elle-même est basée sur différents paramètres atmosphériques et géométriques comme nous l'avons présenté à la section 3.2.1. Il existe quelques logiciels simulateurs des paramètres atmosphériques tels que LOWTRAN, MODTRAN et HITRAN [Berk *et al.*, 1989], [Gao et Davis, 1997] et [Gao *et al.*, 2000].

Méthode globale : Cette dernière méthode essaie de corriger les effets atmosphériques globalement. Les détails ne sont pas considérés directement, aussi, le modèle mathématique n'est pas nécessaire. L'idée est d'utiliser les informations concernant l'effet général de l'atmosphère sur les données de télédétection dans une procédure d'autocorrection de l'image [Richards et Jia, 1986].

3.5.3 La correction géométrique

L'imagerie aérienne par capteurs numériques souffre de distorsion spatiale à cause du mouvement de l'avion et des variations du relief terrestre. Les mouvements du véhicule porteur du capteur causent des distorsions très importantes sur les images acquises. Ces distorsions perturbent la stabilité géométrique et spatiale des images numériques. Dans le cas de l'imagerie aéroportée, il existe deux facteurs de déformation géométrique : les turbulences de l'air aux altitudes moyennes/basses et l'effet de la gravité terrestre. Alors que dans le cas de l'imagerie spatiale, ces effets sont négligeables,

[3] Linear Shift Invariant System
[4] Point Spread Function

pour les capteurs aéroportés en revanche, ils sont très importants. En particulier, le mouvement du capteur peut se diviser en six parties :

1. le roulis (*roll*), ou rotation du capteur autour de l'axe longitudinal de l'avion,
2. le tangage (*pitch*), ou rotation autour de l'axe des ailes,
3. le lacet (*yaw*), ou rotation autour de l'axe du vecteur de gravité de l'avion,
4. le changement d'altitude de l'avion Δz,
5. le déplacement sur l'axe des ailes Δy, dû aux changements de vitesse de l'avion,
6. l'effet de dérive, ou déplacement sur l'axe de vol Δx.

Une autre source importante de distorsion est l'effet de hors nadir pour un capteur push broom aérien. L'effet hors nadir cause un agrandissement de la taille des pixels au sol, en passant du nadir vers les extrémités de la ligne de balayage. L'équation 3.12 peut permettre d'estimer la taille d'un pixel au nadir, mais pour un pixel en fin de ligne de détecteurs, il faut considérer l'angle de prise de vue du capteur (FOV), comme illustré à la figure 3.8. L'équation suivante permet de calculer la taille de ce pixel :

$$GIFOV_{offnadir} = \frac{h}{f} \times IFOV. \sec^2(\beta) \tag{3.12}$$

où $\beta = FOV\ /\ 2$. Le changement de taille des pixels est illustré à la figure 3.9. Dans

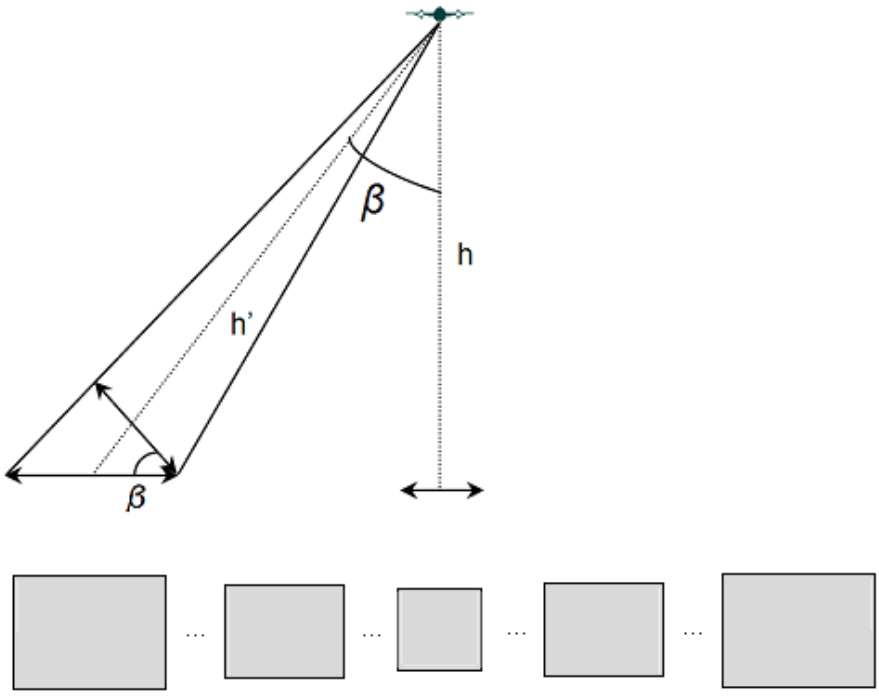


FIG. 3.8 – Effet panoramique ou hors-nadir sur la taille des pixels

le cas de l'imagerie hyperspectrale où les capteurs sont plutôt des systèmes aéroportés

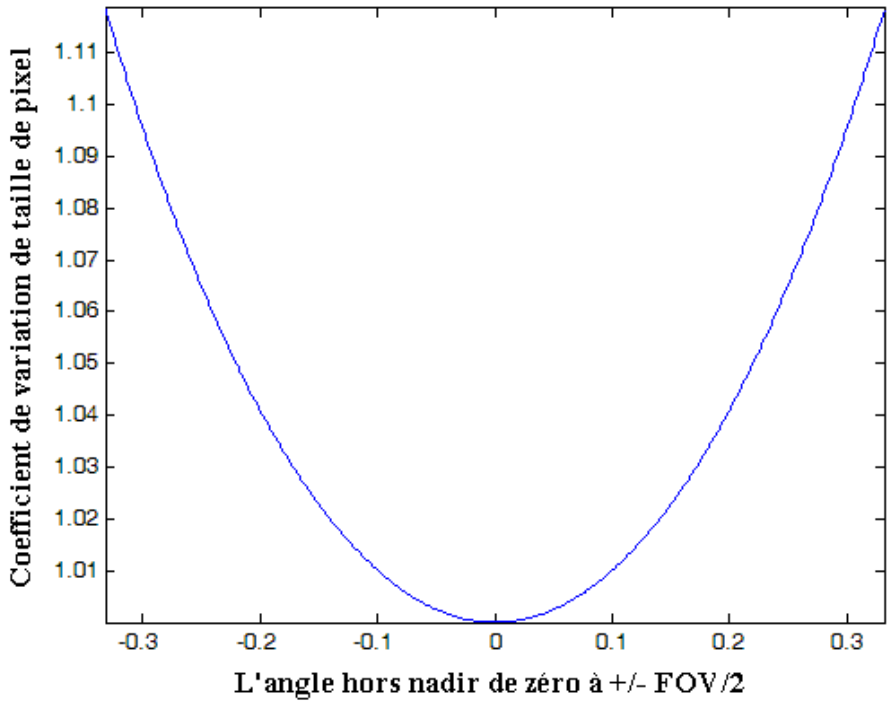


FIG. 3.9 – Facteur de variation de taille des pixels à cause de l'effet hors-nadir.

et push broom, les distorsions géométriques sont gênantes : plutôt fortes, elles sont la plupart du temps visibles. La figure 3.10 montre les illustrations schématiques de ces effets pour trois lignes de détecteurs d'un capteur. Il existe trois sources de distorsions :

- Changement de taille des pixels,
- Rotation,
- Déplacement.

Le roulis, le tangage et le lacet sont les causes de la rotation, alors que l'effet hors nadir et le changement d'altitude du capteur (ΔZ) entraînent une variation de taille des pixels. Par contre, ΔX et ΔY produisent un déplacement de positionnement des pixels. Chacune de ces distorsions, ou leur combinaison, influence les relations spatiales entre les pixels enregistrés. Elles se traduisent localement par des sur/sous échantillonnages spatiaux. Autrement dit, les chevauchements et les lacunes sont fréquents dans l'imagerie hyperspectrale aérienne.

La figure 3.11 illustre une fenêtre d'imagerie CASI sur la ville de Toulouse, après correction géométrique. Il est évident que les déplacements des pixels qui se trouvent sur les marges de l'image sont visibles. La déformation des objets linéaires est également remarquable.

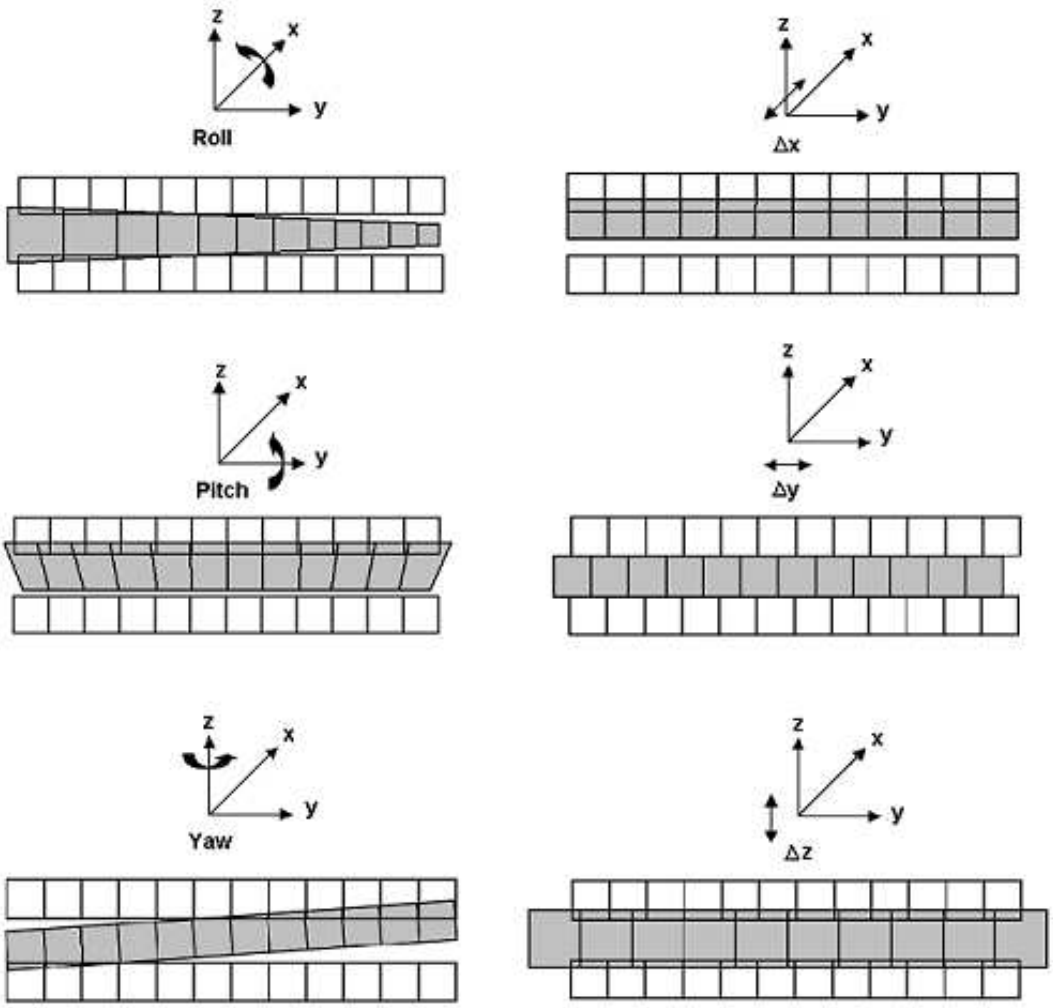


FIG. 3.10 – Les différent effets de distorsion géométrique.

L'étape de correction géométrique est souvent longue et parfois coûteuse. Elle est pourtant indispensable pour identifier et positionner précisément les objets. Comme résultat de la correction, les coordonnées géométriques exactes des objets accompagnées de leur précision sont fournies. La correction géométrique se divise en deux parties : premièrement *la rectification* des erreurs systématiques indiquées ci-dessus, autrement dit, la correction du positionnement relatif des pixels ; deuxièmement le positionnement absolu des pixels. Cette deuxième partie est un recalage par rapport à des cartes ou des images ayant un système de coordonnées défini géographiquement. C'est pourquoi cette étape se nomme parfois *géo-référencement*.

Pour réaliser l'étape de correction géométrique, il y a deux stratégies générales :

– une stratégie *pas à pas* selon laquelle les sources de distorsions sont traitées une à une : les coordonnées géographiques sont ensuite calculées pour tous les pixels ;

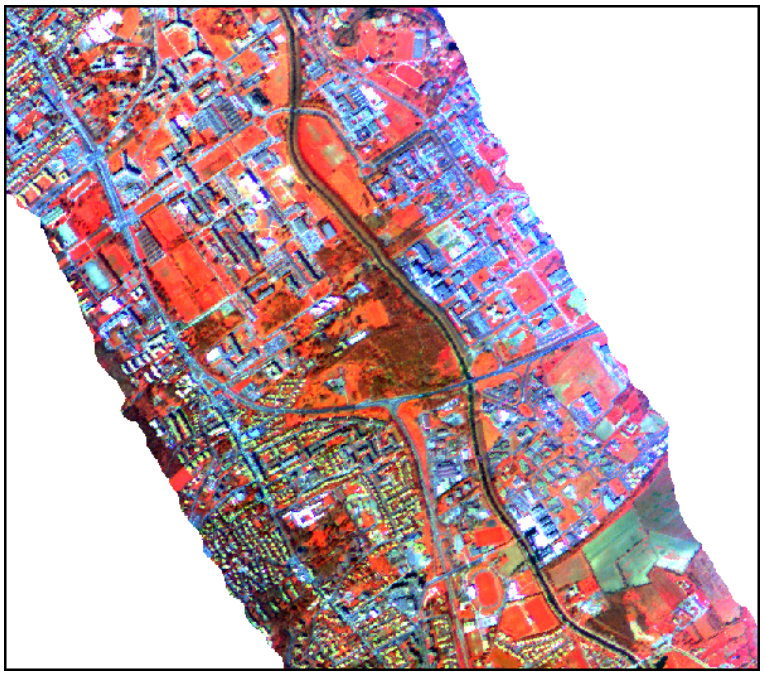


FIG. 3.11 – Une fenêtre d'image CASI après correction géométrique.

– une stratégie *globale* selon laquelle la rectification et le géoréférencement sont réalisés en même temps.

En règle générale, les systèmes aériens d'imagerie sont équipés d'un instrument de mesure de la rotations des axes de l'appareil, le plus souvent fondé sur un gyroscope. Ils disposent également d'un GPS différentiel pour enregistrer le parcours de vol en coordonnées absolues géographiques. Ces informations sont utilisées pour la rectification et le géoréférencement des images.

Une image enregistrée par un capteur est un espace géométrique bi-dimensionnel, alors que, sur la terre, les objets se présentent de façon tri-dimensionnelle. Une transformation d'un espace 2D à un espace 3D est nécessaire. La correction géométrique se fait également par cette transformation. Pour obtenir les coordonnées (X,Y,Z) de chaque point, les techniques de stéréoscopie ne sont pas envisageables dans le cas d'imagerie hyperspectrale. En revanche, il est possible d'utiliser les informations topographiques fournies par un modèle numérique de terrain (MNT) ou de surface (MNS). Malheureusement, l'accessibilité de ces informations n'étant pas toujours assurée, on suppose souvent que la scène est plate (la coordonnée Z est constante pour tous les pixels). Les coordonnées (X,Y) des pixels sont alors calculables à partir d'une image, connaissant certains paramètres de vol et d'imagerie.

Il existe deux méthodes pour effecteur cette correction géométrique :

– utiliser des points de contrôle pour recaler l'image sur une carte géographique,

et en appliquant un modèle global polynomial.
- effectuer une modélisation paramétrique basée sur les paramètres de vol/orbite ; cette méthode est la plus précise et la plus fréquemment utilisée.

Dans le premier cas, il va de soi que pour obtenir un bon résultat, un nombre suffisant de points est indispensable. La mesure de ces points peut être longue et coûteuse, car les points se mesurent soit sur les cartes, soit par un positionnement GPS sur le terrain. Il faut noter que dans le cas d'un capteur Push Broom, la plupart des perturbations dépendent du temps, par conséquent les résultats fournis par cet approche ne sont pas toujours satisfaisants. En effet, les paramètres géométriques sont différents d'une ligne à l'autre.

La deuxième approche, dite modélisation géométrique ou mathématique, considère la condition standard de colinéarité, classique en photogrammétrie, qui est la base de l'*intersection spatiale*. Dans le cas de l'imagerie par un capteur linéaire, nous pouvons supposer qu'un objet terrestre, le centre du système optique du capteur et le pixel correspondant à cet objet sont sur une ligne droite (voir FIG. 3.12). Cette hypothèse est raisonnable car les rayons réfléchis par l'objet suivent une ligne droite pour atteindre le capteur et être enregistrés par les détecteurs (l'effet de réfraction de la lumière est négligeable).

Comme illustré à la figure 3.12, il existe deux systèmes de coordonnées. Le premier, connu comme le système de coordonnées d'imagerie, est défini au niveau du capteur. Ce système est direct. Son origine est le centre instantané du système optique du capteur, l'axe x est la direction de vol (*along track*), l'axe y est la direction de la barrette de CCD (*cross track*) et l'axe z est parallèle au vecteur de gravité. Dans ce système, tous les pixels d'une ligne ont la même coordonnée z car l'origine se définit par la distance focale du système optique $(-f)$. Le deuxième système se définit sur terre et peut être un système de coordonnées cartésiennes ou géographiques. Ce système peut être considéré comme un système soit local, soit universel. La condition de colinéarité peut s'écrire sous forme mathématique comme :

$$\overrightarrow{r} = K.M.\overrightarrow{R} \tag{3.13}$$

Où $\overrightarrow{r}$ est le vecteur position du point p dans le système d'imagerie, $\overrightarrow{R}$ est le vecteur position du point P dans le système terrestre, M est une matrice comportant les trois rotations (tangage, roulis, lacet) et enfin K est un facteur d'échelle, déterminé par la distance focale f et l'altitude de la plate-forme d'imagerie,H. L'équation (3.13) est une transformation basée sur quelques paramètres qui sont connus en photogrammétrie comme les paramètres *d'orientation extérieure*. Ces paramètres incluent trois rotations du système du capteur autour des axes du système d'imagerie (tanguage, roulis, lacet qui sont connues par κ, φ et ω) et trois translations comme les coordonnées du centre

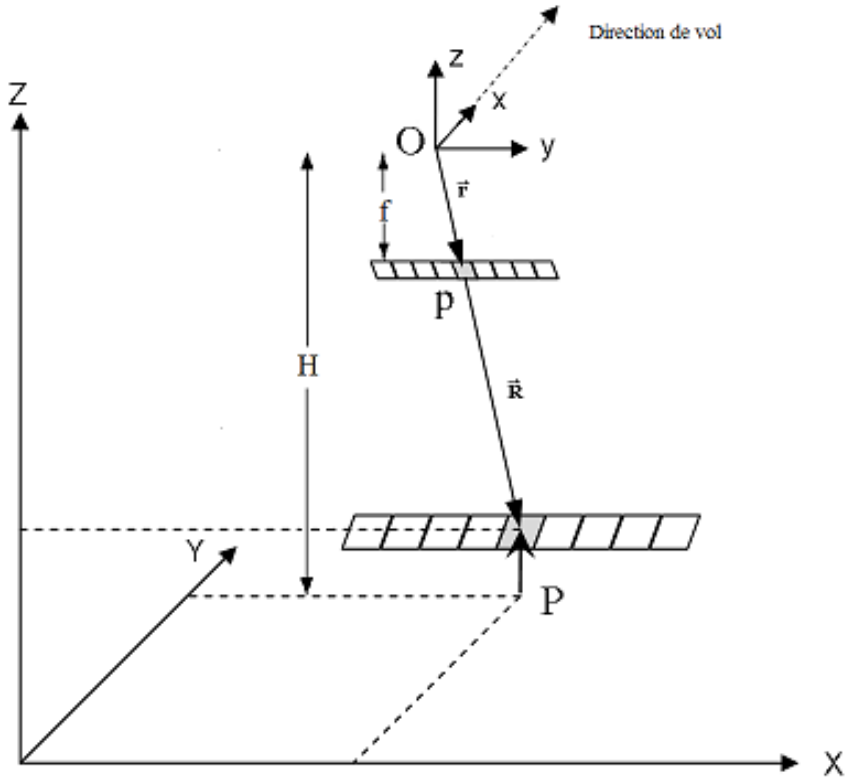


FIG. 3.12 – Schéma de la condition de colinéarité

optique dans le système terrestre. Donc, cette transformation se divise en deux parties, une translation et une rotation. Par la translation, l'origine du système d'imagerie, O, (de coordonées x_o, y_o) se transforme sur terre en un point de coordonnées X_o, Y_o et Z_o. De cette façon, l'équation 3.2 peut s'écrire comme :

$$\begin{pmatrix} x - x_o \\ y - y_o \\ -f \end{pmatrix} = K.M \begin{pmatrix} X - X_o \\ Y - Y_o \\ Z - Z_o \end{pmatrix} \tag{3.14}$$

D'après cette équation, en connaissant les coordonnées de chaque point sur l'image (x, y), ses coordonnées sur terre (X,Y,Z) seront calculées par la transformation entre le système d'imagerie et le système terrestre.

Il y a cependant d'autres techniques telles que l'utilisation de GPS différentiel (avec deux ou plusieurs récepteurs GPS sur terre pendant l'acquisition [ITRES]) et les techniques de post-traitement, (par exemple par l'utilisation d'objets linéaires comme contraintes de la modélisation mathématique [Lee *et al.*, 2000] et [Lee et Bethel]). Ces techniques permettent d'obtenir des corrections plus précises.

3.6 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une modélisation concernant la formation d'images hyperspectrales. En effet, cette modélisation considère l'aspect radiométrique, spectral ainsi que l'aspect spatial de l'imagerie. L'objectif de cette modélisation était d'évaluer un système d'imagerie télédétection passif. Dans la partie spectrale, nous avons abordé divers effets environnementaux comme les conditions géométriques, atmosphériques et le mélange spectral. Nous avons essayé de montrer la linéarité de ce système d'observation. Par conséquent, nous serons capables d'employer des techniques d'analyse des images qui sont fortement basées sur cette spécificité. La partie spatiale nous permet d'effectuer la correction géométrique et le géoréférencement des images hyperspectrales.

Finalement, nous obtenons des données géométriquement et spectralement correctes pour une utilisation dans les différents approches d'analyse d'image afin d'extraire les informations nécessaires pour la cartographie des matériaux dans un environnement quelconque.

CHAPITRE 4

L'analyse d'images hyperspectrales

Dans ce chapitre, nous évoquerons les techniques d'analyse d'imagerie hyperspectrale, dans le but d'extraire les informations des objets ou des matériaux urbains présents dans les images hyperspectrales. Autrement dit, nous appliquerons les techniques de reconnaissance des formes pour détecter, identifier et cartographier les divers matériaux de milieux urbains, en utilisant les informations spectrales fournies par les systèmes d'IHS.

4.1 Traitement

Il est généralement nécessaire de pré-traiter 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 pré-traitement des images :

– Le dé-bruitage

– L'amélioration d'image

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

Le choix d'une stratégie de pré-traitement dépend à la fois de l'application et des données disponibles. Les algorithmes correspondants sortent du cadre de cette étude et bénéficient d'une littérature abondante. Nous considérerons ici, qu'après la phase de pré-traitement appropriée, les images comportent les informations essentielles pour la détection et l'identification des objets et matériaux naturels ou urbains.

4.2 L'analyse d'images hyperspectrales

L'analyse des images peut être définie comme l'acte d'examiner les images avec l'objectif de l'identification, de l'évaluation sur l'existence ou l'importance de l'information contenue. [Chang, 2003] a définit certains niveaux de traitement tels que : la détection, la classification, la discrimination, l'identification et la quantification. L'analyse comporte aussi l'évaluation des importances des objets, leurs formes et les relations spatiales entre eux.

Après le lancement du premier satellite d'observation terrestre (Landsat 1972), la question fondamentale était : *Comment peut-on utiliser la technologie d'acquisition des données de la télédétection afin d'étudier les domaines agricole, géologique, géographique, minéral, pétrolier, urbain et rural ?* La raison de cet intérêt était l'aspect universel et économique des données issues de la télédétection, [Landgrebe, 2002]. Suite à cette question, une problématique essentielle a été introduite : *Comment pouvons-nous employer les potentiels spatiaux, spectraux et temporels des données de télédétection pour l'extraction des informations sur l'identification et la quantification des objets et des matériaux de la surface terrestre.* Les techniques de reconnaissance des formes apportent une réponse à cette question. En général, la reconnaissance des formes résulte de méthodes statistiques et mathématiques, et permet d'identifier les objets observés par les différents systèmes d'imagerie, en exploitant les propriétés des objets et les caractéristiques des images numériques. L'expérience acquise durant des années de développement et d'application des techniques de reconnaissance des formes, a permis l'apparition de nombreuses techniques, méthodes et algorithmes performants. L'application de ces techniques en télédétection a non seulement montré le potentiel des données mais également ont prouvé la fiabilité des techniques elles-mêmes.

L'apparition des technologies hyperspectrales a encouragé le développement des techniques de reconnaissance des formes. Ces données fournissent théoriquement des informations uniques pour la reconnaissance des objets et des phénomènes terrestres. Toutefois, pour extraire ces informations, de nouveaux algorithmes, prenant en compte les spécificités des données hyperspectrales se sont avérés nécessaires. De ce point de vue, les potentiels de cette technologie sont porteurs de nouveaux défis.

Dans les sections suivantes, nous allons décrire ces challenges en deux parties. Tout d'abord, nous présenterons les applications suscitées par ces nouvelles données. Ensuite, nous décrirons les problèmes se produisant en raison des caractéristiques particulières de l'IHS.

4.2.1 Les applications d'analyse d'IHS

Les données hyperspectrales suggèrent trois axes de recherche [Shaw et Manolakis, 2002] :

i) la correction des données, dont le but est de se rapprocher du signal de réflexion spectrale par élimination ou réduction des effets atmosphériques,

ii) la compression des données pour les applications de transmission, distribution, ou encore pour faciliter des calculs ultérieurs,

iii) l'analyse dans le but d'identifier les matériaux à la surface de la terre.

Le premier axe consiste plutôt en une phase d'étalonnage des capteurs hyperspectraux. Nous pouvons donc l'inclure dans l'étape de prétraitement. Le second axe, est consacré à la réduction du volume de l'image. Dans les plupart des cas, les détecteurs hyperspectraux procèdent à l'échantillonnage très détaillé du signal spectral pour être certain que la représentation de chaque objet se fait en détail (sur-échantillonnage). Donc, une étape importante de l'analyse des images hyperspectrales consiste à éliminer la redondance dans les données en préservant les caractéristiques de haute qualité nécessaires pour la détection, la discrimination et la classification, [Shaw et Manolakis, 2002]. La réduction du volume peut être réalisée individuellement ou comme une étape intermédiaire de l'algorithme complet. L'algorithme de réduction du volume devrait être conçu pour préserver les informations nécessaires pour les analyses qualitatives et quantitatives, c'est-à-dire, sans dégrader la fiabilité de la détection ou diminuer la séparabilité des différentes classes spectrales. La forte corrélation des différentes bandes spectrales de la donnée rend cet objectif atteignable. Les avantages de cette étape sont la réduction significative de la complexité informatique, la réduction du

temps de calcul et la simplification de l'estimation des paramètres nécessaires pour certains algorithmes, comme par exemple les techniques de classification supervisée, [Jia *et al.*, 1989].

Le troisième axe de recherche consiste en l'extraction des informations des objets par les techniques de reconnaissance des formes. Les applications d'analyse d'IHS sont relativement nombreuses et variées quelles soient civiles ou militaires. Les objectifs de l'analyse d'IHS, [Gat, 1999] et [Shaw et Manolakis, 2002] sont :

1. la classification et la segmentation d'image en régions incluant les matériaux ayant les mêmes propriétés spectrales (la cartographie des matériaux),
2. l'identification d'une zone ou d'un objet ayant une signature spectrale spécifique (la détection des cibles ou des anomalies),
3. l'estimation de la composition d'un mélange spectral dans un élément de résolution spatiale (la séparation spectrale),
4. la détection des objets spectralement distincts plus petits qu'un pixel (la détection sub-pixelique).

Ces objectifs peuvent se diviser en trois groupes de recherche : a) le problème de *classification* des classes spectrales, b) *la détection* des cibles ou anomalies et c) *la séparation spectrale*[1].

La classification est définie comme le processus d'assignation d'une étiquette à une observation (normalement un vecteur), tandis que la détection est le processus d'identification de l'existence ou de la présence d'un objet [Shaw et Manolakis, 2002]. De cette manière, la détection peut être considérée comme un problème de classification en deux classes : soit la cible existe, soit elle n'existe pas. Les techniques de classification classiques assignent une et seulement une étiquette à chaque pixel de classe (la classification déterministe[2]). Une carte thématique résulte de ce processus. Le but des algorithmes de détection de cibles est de produire une carte de cible avec un certain niveau de certitude. À première vue, les applications de détection et de classification peuvent sembler similaires. Cependant, la rareté relative des classes de cibles, le produit final (carte de cible / carte thématique) et les sensibilités des différentes fonctions de séparation (car le problème de mauvaise classification pour la détection est beaucoup plus important que pour la classification) créent quelques différences pratiques et théoriques fondamentales entre des applications de la classification et la détection.

Contrairement à la détection et la classification, la séparation spectrale est un problème d'estimation. Bien que le concept de pixel de mélange n'ait été présenté

[1] Unmixing
[2] Hard Classification

que récemment, le développement d'algorithmes afin d'extraire les spectres constitutifs d'un pixel ont été poursuivis avec ardeur au cours de la dernière décennie. Parmi les solutions étudiées, le concept de *classification floue*[3] apporte une solution élégante au besoin de classer plus efficacement les pixels contenant un mélange de matériaux différents. Une classification floue peut assigner à chaque pixel des étiquettes multiples. Dans ce cas, chaque étiquette est accompagnée par une valeur qui peut être interprétée comme la proportion des matériaux dans le pixel, [Shaw et Manolakis, 2002]. Une question fondamentale dans la séparation spectrale est : *le mélange de signatures spectrales est il généré par des processus linéaires ?* La réponse dépend de plusieurs facteurs et des conditions d'acquisition de la scène, [Keshava et Mustard, 2002]. Néanmoins, l'hypothèse d'un modèle de mélange linéaire fournit les produits qui sont normalement liés aux proportions des matériaux présents dans un pixel. Cette considération a prouvé son utilité dans différentes applications.

4.2.2 Les problèmes rencontrés pour les analyses d'IHS

Les capteurs hyperspectraux fournissent de nouvelles données possédant des caractéristiques particulières. Malgré la quantité d'information fournie par ces données, certains problèmes subsistent lors de l'analyse des données issues d'IHS [Jia, 1996]. Ces problèmes sont les challenges des techniques d'analyse d'image. Dans les paragraphes suivants, nous décrirons brièvement ces difficultés.

1) ***Des données volumineuses ;*** Le volume de données produites par un capteur hyperspectral est extrêmement élevé. En raison de l'amélioration des résolutions spatiales et spectrales par rapport aux données multispectrales, il faut traiter un cube de données très volumineux. Par exemple, pour un site couvrant une surface au sol de 10 km par 10 km, on obtiendra 500 par 500 pixels dans les images acquises par AVIRIS. Avec une résolution radiométrique de 16 bits (deux octets) pour niveau de gris d'un pixel dans chaque bande, le volume pour l'ensemble des 224 canaux est de 112 Mo, alors que par l'imagerie de Landsat-MSS le volume de données pour une même surface au sol est seulement de 0.064 Mo et 0.673 Mo par l'imagerie fournie par Landsat-TM.

2) ***Les difficultés d'affichage des images ;*** Avec l'affichage simple en noir et blanc, la capacité de l'opérateur humain pour distinguer les niveaux gris est très limitée. D'ailleurs, il est impossible d'intégrer l'information de plusieurs centaines de canaux d'images binaires pour l'inspection visuelle. Une image colorée formée d'une composition de trois canaux spectraux sélectionnés et associés aux trois couleurs pri-

[3]Soft Classification

maires additives : rouge, vert et bleu (R,V,B) permet de visualiser une plus grande quantité d'information. Cependant, l'affichage d'une telle image ne peut montrer que trois bandes de données hyperspectrales. Donc, il faudrait utiliser les techniques de sélection des bandes pour choisir les trois meilleures bandes dans ce but. En résumé, l'interprétation de données hyperspectrale par un analyste humain peut être réaliste pour sept voire une douzaine de bandes, mais est certainement impossible dans le cas de l'imagerie hyperspectrale où plusieurs centaines de canaux sont disponibles.

3) ***L'augmentation du temps de calcul ;*** La quantité de calculs exigés par les différents algorithmes d'analyse est relativement élevée. Naturellement, plus le nombre de bandes employées dans l'analyse est élevé, plus le temps est important. Une réduction de volume ou une sélection de l'information pertinente donc s'avérer nécessaire. Cependant, la réduction de taille elle-même est également une étape coûteuse pour des données hyperspectrales. Trouver le meilleur sous-ensemble de bandes par l'intermédiaire d'une recherche approfondie de toutes les combinaisons de sous-ensembles des canaux s'avère délicat, car la combinaison des bandes à examiner augmente exponentiellement le temps du calcul. En outre, le nombre d'opérations nécessaires pour l'extraction d'information par des transformations linéaires des données augmente naturellement avec le nombre de bandes utilisées.

4) ***L'estimation des paramètres statistiques de classes ;*** Un nombre suffisant de pixels d'apprentissage est exigé afin d'obtenir des statistiques fiables de chaque classe. En principe, le nombre des pixels d'apprentissage par classe devrait être de 10 à 100 fois plus grand que le nombre de bandes utilisées, [Swain et Davis, 1978]. Cependant, ces pixels d'apprentissage sont toujours limités dans la classification d'imagerie de télédétection, puisque l'identification du pixel est une étape manuelle longue et donc coûteuse. Pour des données hyperspectrales, les pixels d'apprentissage disponibles sont très inférieurs en nombre à ce qui est exigé. Par conséquent, les statistiques de classes ne peuvent pas être estimées correctement. La fiabilité de la classification se trouve alors réduite et l'extraction des bandes n'est, de la sorte, pas fiable. En outre, la sélection des bandes n'est pas optimale quand la mesure utilisée est imprécise. En résumé, en utilisant des techniques classiques d'analyse d'image, la précision exigée par la classification n'est pas accessible pour des ensemble d'apprentissage de taille limitée.

5) ***Le phénomène d'Huges ;*** Pour certains algorithmes de classification, la précision n'augmentera pas toujours quand on augmente le nombre des pixels d'apprentissage. Elle commence à diminuer quand le rapport du nombre des pixels d'apprentissage au nombre des bandes est faible. Ce défaut est désigné sous le nom du *phénomène Huges*, [Huges, 1968] ou *la malédiction de la dimensionnalité* [Jain et Chandraseka-

ran, 1982]. Dans la classification de données hyperspectrales, la quantité de données d'apprentissage est toujours limitée et le rapport des pixels d'apprentissage au nombre de bandes est faible. Par conséquent, le phénomène de Huges apparaît. Normalement, bénéficer de nombreuses bandes spectrales conduit à mieux séparer les classes spectrales. Mais à cause de caractéristiques statistiques des algorithmes, la précision de classification ne peut pas être améliorée simplement en augmentant le nombre de bandes. La résolution de ce problème est une question clef dans la classification de l'imagerie hyperspectrale.

En résumé, les images offrant un grand nombre de bandes spectrales représentent un défi pour le traitement et l'interprétation, que les méthodes dédiées aux données multispectrales ne parviennent pas à solutionner, [Richards et Jia, 1986] et [Jia, 1996]. L'étude et la recherche de nouvelles techniques ou l'adaptation de méthodes statistiques existantes dédiées à la détection, la classification et la cartographie de matériaux sont nécessaires afin de pouvoir efficacement interpréter et extraire les informations fournies par les capteurs hyperspectraux.

4.3 Méthodologie d'analyse d'IHS

Parmi les techniques d'analyse d'image, nous nous concentrerons sur la reconnaissance des formes, qui constitue l'outil privilégié pour l'extraction d'information, la détection et l'identification des objets par l'imagerie numérique. Historiquement, les techniques dédiées à la reconnaissance des formes sont appliquées et développées dans le cadre de l'analyse d'images monochromes, pour lesquelles les informations spatiales sont aisément accessibles dans un espace bi dimensionnel. De ce point de vue, les techniques sont baptisées à juste titre *techniques de reconnaissance spatiale des formes*. Au fur et à mesure que la télédétection se développe, elle fournit, en plus de l'information spatiale, des sources d'information spectrale de plus en plus riches. Par conséquent, les techniques de reconnaissance des formes doivent s'adapter à un espace multi-dimensionnel, lorsque, pour chaque pixel, nous disposons d'un vecteur regroupant les différentes valeurs correspondant aux observations dans les canaux spectraux enregistrés. Ainsi, les nouvelles techniques peuvent plutôt s'appeler *techniques de reconnaissance spectrale des formes*.

[Landgrebe, 1999b] a introduit trois espaces différents afin de visualiser, modéliser et développer les outils pratiques et analytiques de reconnaissance des formes. Ces espaces incluent, (voir FIG.4.1) :

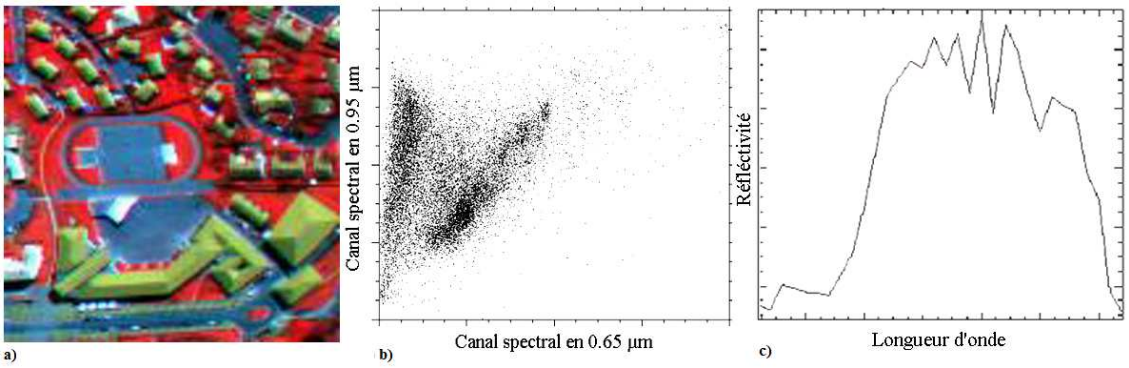


FIG. 4.1 – Les trois espaces pour visualiser et analyser les données spectrales : (a) espace d'image, (b) espace du phénomène et (c) espace du spectre

1. l'espace d'image,
2. l'espace du phénomène [4],
3. l'espace du spectre.

L'espace d'image : il s'agit d'un ensemble des pixels qui ont des relations spatiales les uns avec les autres. Le positionnement de chaque élément joue un rôle important dans les analyses de télédétection. Dans le cas où nous impliquons les techniques de reconnaissance spatiale, cette forme de présentation des données est bien plus compréhensible. Dans cet espace, la nature des objets terrestres est visuellement perceptible. Les résultats d'application de différentes opérations, ainsi que les résultats finaux se présentent dans cet espace. L'espace de l'image souffre des mêmes limitations que le système visuel humain : Une image peut avoir seulement trois canaux à visualiser. Donc, au plus trois bandes spectrales quelconques seront affectées aux canaux de rouge, vert et bleu. Par exemple, dans la figure 4.1.a, les bandes spectrales en 0.95, 0.65 et 0.45 μm sont utilisées comme les canaux R, V, B, pour la visualisation d'une d'image du capteur CASI.

L'espace du phénomène comporte une présentation caractéristique des objets ou des matériaux avec leurs valeurs dans les différents canaux spectraux. Chaque pixel est un point d'un espace à n-dimensions. Du point de vue de l'extraction d'information, malgré la limitation de ne présenter ou visualiser au maximum que trois canaux spectraux, cet espace constitue la meilleure façon d'illustrer les données spectrales. Cet espace décrit un graphe de dispersion[5]. De cette façon, chaque axe de ce graphe comporte les données correspondant à une bande spectrale spécifique, (voir FIG.4.1.b).

[4]feature
[5]Scatter plot

L'espace du spectre correspond aux variations des valeurs des pixels comme une fonction de longueur d'onde. Cette forme est très fréquente dans les références de télédétection. Les réflexions ou les signatures spectrales sont généralement présentées dans cet espace. La limitation de cet espace réside dans le nombre de pixels à présenter. Par contre les informations spectrales concernant tous les canaux sont présentes dans cet espace, (voir FIG.4.1.c).

D'un point de vue méthodologique, l'espace d'image correspond aux techniques de reconnaissance spatiale des formes, alors que l'espace du spectre correspond aux techniques de reconnaissance spectrale des formes. L'espace du phénomène peut se considérer comme un espace très utile pour les deux techniques. Les techniques du traitement des images emploient l'espace d'image, car une image comporte les informations spatiales. Par contre, un spectre peut être considéré comme un signal traitable par des techniques de traitement des signaux, [Landgrebe, 1999b] et [Chang, 2003]. Ainsi, selon la technique retenue, les algorithmes correspondants analyseront soit les données vectorielles pour chaque pixel, soit les données matricielles pour chaque bande spectrale.

Une nouvelle stratégie, consiste à analyser les deux espaces simultanément. Autrement dit, nous pouvons considérer les techniques capables d'appliquer les informations spatiales dans chaque image et les informations spectrales dans chaque spectre. Ces nouvelles techniques nécessitent une modélisation statistique et mathématique particulière afin de traiter et analyser l'ensemble du cube hyperspectral [M-Djafari, 2004].

4.4 Classification des méthodes

4.4.1 Les méthodes supervisées et non supervisées

La reconnaissance des formes appliquée à l'imagerie hyperspectrale, sera ici considérée du point de vue de la reconnaissance spectrales des formes. Cela consistera donc en l'analyse des signatures spectrales dans le but d'en d'extraire des informations caractéristiques sur les objets, matériaux ou phénomènes terrestres observés. Deux stratégies peuvent être envisagées, afin de résoudre ce problème de détection et d'identification des objets, matériaux ou phénomènes terrestres :

- Les méthodes supervisées
- Les méthodes non supervisées

Par les premières méthodes, nous disposons d'informations caractéristiques sur les objets ou matériaux, utiles pour l'identification et la classification. En utilisant ces informations appelées souvent *les informations a priori*, nous sommes capables de caractériser les classes ou les objets pour produire un modèle statistique afin d'évaluer l'ensemble de données, [Richards et Jia, 1986]. Ces informations a priori peuvent fournir la connaissance des classes par l'apprentissage sur certaines régions contenant des matériaux intéressants. Ces régions sont connues comme les régions d'intérêt (ROI[6]). Ces régions doivent contenir les représentations spectrales et géographiques de chaque classe. Aussi, le nombre de données d'apprentissage dans chaque région doit être suffisant, sans quoi le modèle statistique estimé ne serait pas significatif des phénomènes observés, [Richards et Jia, 1986].

Pour les méthodes non supervisées, les pixels de chaque image peuvent être assignés aux classes spectrales sans aucune connaissance de l'utilisateur sur l'existence ou l'identification des classes. Cette deuxième catégorie de méthodes consiste en des techniques de regroupement et segmentation. Dans le cas où nous n'avons pas suffisamment d'informations sur les classes ou si la préparation des informations a priori est coûteuse, les techniques non supervisées peuvent s'appliquer afin d'analyser l'imagerie de télédétection. Par ces techniques, les données spectrales d'une image se segmentent en classes inconnues mais naturellement distinctes. L'étape suivante consiste à étiqueter les classes segmentées. L'étiquetage signifie ici la reconnaissance de chaque classe par rapport à la réalité proposée par l'interprétation (utilisation des *informations a posteriori*). Autrement dit, les techniques non supervisées comportent deux étapes, d'abord trouver les classes spectrales puis trouver les classes d'informations. Par conséquent, la procédure de classification par regroupement est longue et fastidieuse.

Il est évident que, pour chacune de ces méthodes, il est nécessaire de disposer d'une certaine quantité d'information sur les classes. En général, l'identification et la classification sont classées parmi des techniques *à base de connaissances* [7].

Récemment les techniques hybrides ont été introduites, employant simultanément les informations spatiales et spectrales, dans le but d'améliorer l'efficacité des techniques de reconnaissance des formes. Pour des raisons évidentes, il est préférable de bénéficier à la fois des points forts des méthodes supervisées et de ceux des méthodes non supervisées. La stratégie hybride apparaît comme une technique efficace, [Richards et Jia, 1986]. Elle consiste à procéder d'abord à une étape de classification non supervisée, pour connaître les classes spectrales existantes dans la scène. Ensuite, une clas-

[6]Region Of Interest
[7]knowledge based

sification supervisée permet d'obtenir les différentes classes concernant les matériaux et les objets.

4.4.2 Les méthodes classiques et non classiques

Une autre façon d'aborder les techniques de reconnaissance des formes est d'étudier leur développement historique. De ce point de vue, les techniques utilisées pour les images mono ou multi spectrales sont nommées ´techniques classiques˘ et les méthodes spécifiquement développées pour l'imagerie hyperspectrale sont désignées ´les techniques non classiques˘.

Les techniques classiques sont fondées sur le modèle de distribution ou densité de probabilité des classes d'information (des objets ou matériaux existant dans la scène). Un modèle de distribution détermine la chance de trouver un pixel qui appartient à une classe particulière n'importe où dans l'espace multi-dimensionnel. Généralement, nous pouvons imaginer une distribution normale ou gaussienne autour du centre spectral de la classe. De cette manière, les outils mathématiques et statistiques nous fournissent une plateforme robuste et fiable permettant d'analyser et de classer les données de télédétection. Par cette modélisation, certaines frontières de décision séparent les données multidimensionnelles en régions distinctes.

Toutefois les difficultés pour fournir des informations a priori pour les données hyperspectrales sont une des causes de la difficulté à analyser l'IHS. De plus, le problème du temps calcul devient prépondérant lorsque le volume des données est élevé. En conséquence, d'autres types de techniques d'analyse mieux adaptées aux données hyper-dimensionnelles doivent être étudiées. Les techniques non classiques peuvent ainsi bénéficier à la fois des deux aspects : classification supervisée ou non supervisée.

4.4.3 Présentation des méthodes

La figure 4.2 montre un schéma pour la classification des techniques de reconnaissance spectrale des formes. Nous classons les méthodes en quatre catégories :

1. Les méthodes classiques supervisées
2. Les méthodes classiques non supervisées
3. Les méthodes non classiques supervisées
4. Les méthodes non classiques non supervisées.

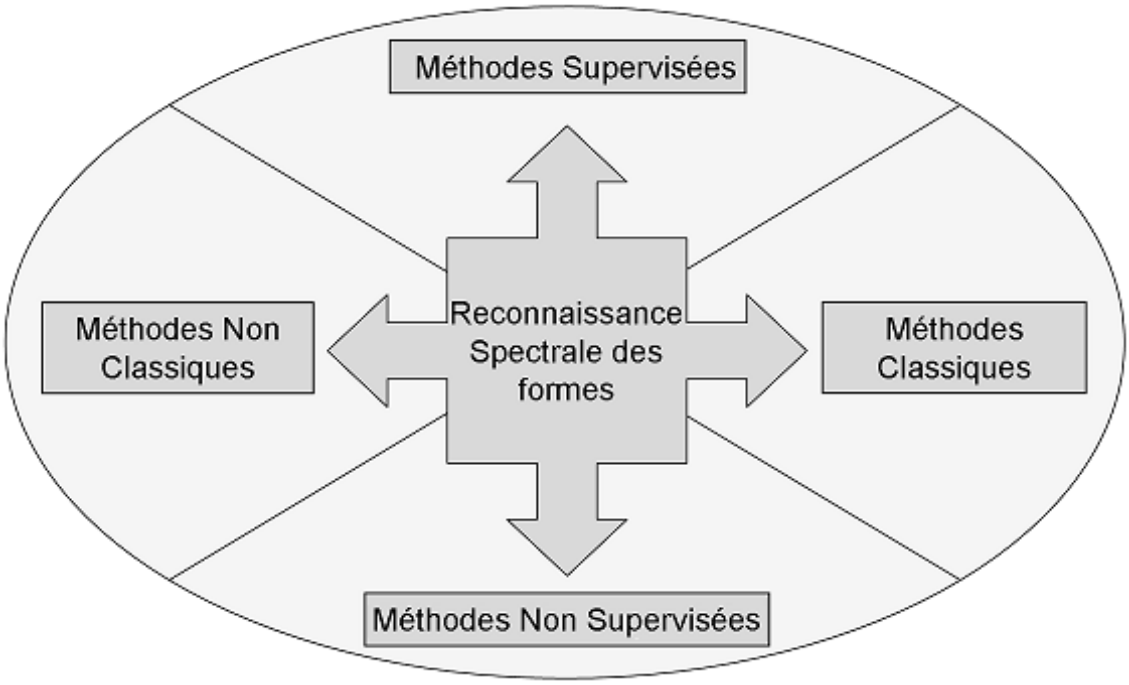


FIG. 4.2 – Classification des méthodes de reconnaissance spectrale des formes

Les méthodes classiques supervisées sont fondées sur la modélisation statistique des classes des objets ou des matériaux. Pour ce faire, nous avons besoin des informations déterminantes de distribution de chacune des classes. Ces informations sont les paramètres statistiques des classes tels que les valeurs moyennes et les écart-types. Pour estimer les paramètres d'une classe particulière, nous avons besoin d'un nombre suffisant d'échantillons. Le modèle le plus utilisé pour les techniques supervisées est la modélisation de probabilité bayésienne. Les techniques développées sur cette base sont la classification *maximum de vraisemblance*, *la distance minimum*, ou utilisant *la distance de Mahalanobis* et la technique relativement simple qu'est la classification par des *lignes parallèles*. Evidemment, l'utilisation de ces techniques en raison des caractéristiques particulières de l'IHS nécessite certaines modifications afin d'obtenir des résultats comparables avec l'imagerie multispectrale, [Swain et Davis, 1978], [Richards et Jia, 1986] et [Landgrebe, 1999a].

Les méthodes classiques non supervisées étant connues comme des techniques de groupement[8], elles nécessitent un minimum d'information sur les classes. Pour ces techniques, le temps de calcul diminue lorsque le nombre de classes est connu. Afin de grouper les pixels dans un espace multi-dimensionel, certaines mesures de similarité sont indispensables. Selon le nombre de classes, la mesure de similarité se calcule entre le centre de chaque classe et le pixel en cours d'évaluation. La distance

[8]Clustering

euclidienne est la mesure la plus fréquemment utilisée pour les techniques de groupage. Les techniques *C-moyennes* et *Isodata* sont deux méthodes alternatives pour l'analyse d'images de télédétection lorsque la scène d'imagerie est mal connue [Tryon et Bailey, 1970] et [Ryzin, 1997]. Récemment [Gamba et Savazzi, 1998] a utilisé les nouvelles version des algorithmes C-Moyennes telles que *Floue C-Moyennes* (FCM) et *Possibiliste C-Moyennes* (PCM). [Capelle *et al.*, 2005] utilise les théories de la probabilité et de l'évidence pour une segmentation non supervisée qui s'affranchit de la connaissance a priori du nombre des classes.

Les méthodes non classiques supervisées, ces méthodes plus particulières se développent avec l'objectif d'analyser l'IHS, où la dimensionnalité est relativement élevée. Le principe de ces techniques est fondé sur le traitement du signal et la prise en compte des données spectrales sous une forme vectorielle. D'un point de vue supervisé, ces techniques ont besoin d'un minimum d'information sur les classes des objets ou matériaux, ce qui constitue un avantage déterminant dans le cas de l'IHS. Le terme *mise en correspondance spectrale (MCS)*[9] décrit bien ces techniques, la comparaison de spectres inconnus avec un spectre de référence en est l'objectif, [Chang, 2003] et [Meer et Jong, 2001]. D'autres techniques de cette catégorie obtenant les résultats spectaculaires appartiennent à la classe des *Support Vector Machines* [Melgani et Bruzzone, 2002],[Mercier et Lennon, 2003] qui trouvent les surfaces séparatrices non linéaires dans l'espace multidimensionnel.

Les méthodes non classiques non supervisées ont été récemment introduites pour l'analyse d'IHS. Il en existe différentes catégories comme : les techniques *d'analyse en composantes indépandentes* [Chang, 2003], [Bijaoui *et al.*, 2003] et [Lennon, 2002], la segmentation bayesienne et le modèle markovien [Mohammadpour *et al.*, 2004], [M-Djafari et Mohammadpour, 2005] et [Mercier *et al.*, 2003], ou encore les approches scalaires [Chehdi et Kermad, 2000] et [Rosenberger et Chehdi, 2000]. Les techniques d'analyse en composantes indépendantes procèdent à la séparation de sources pour connaître les différentes classes considérées comme sources, pour lesquelles nous essayons d'identifier les phénomènes en analysant les observations multi-composantes. Ainsi, ces méthodes ne nécessitent en principe aucune information a priori sur les objets ou les matériaux présents dans la scène. Nous considérons simplement les données et leurs caractéristiques statistiques afin d'analyser et d'extraire les informations des classes intéressantes.

[9]Spectral Matching

4.5 Les techniques MCS

Les techniques de mise en correspondance spectrale s'emploient normalement dans le cas où une comparaison entre deux spectres est nécessaire. Chaque pixel est un vecteur n dimensionnel, où n est le nombre de canaux spectraux. Par ces techniques, les informations spatiales ne sont généralement pas considérées, car chaque pixel vectoriel est la base du traitement.

$$\overrightarrow{p} : X = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} \tag{4.1}$$

Sachant que ces techniques sont supervisées, nous avons besoin de connaissances a priori sur les objets ou matériaux. Le vecteur de référence pour une classe peut être obtenu à partir de pixels sélectionnés manuellement, en calculant, par exemple, *la moyenne* des vecteurs spectraux associés. Cette caractéristique est très importante dans la mesure où nous traitons un cube de données assez volumineux, [Chang, 2003]. L'idée fondamentale dans les techniques de mise en correspondance spectrale est de définir certaines mesures de similarité entre un vecteur de référence et un vecteur à classer. L'estimation des valeurs de similarité pour une classe de matériaux peut être considérée comme la projection d'un espace à n-dimensions sur un espace mono-dimensionnel (voir Fig. 4.3). En conséquence, le cube hyperspectral se transforme en une image dans laquelle la valeur de chaque pixel est liée à sa similarité avec le vecteur de référence. Pour un vecteur de référence $\overrightarrow{r}$ et un pixel inconnu $\overrightarrow{p}$ nous pouvons formuler la projection de similarité comme suit :

$$S = f(\overrightarrow{r}, \overrightarrow{p}) \tag{4.2}$$

Il existe différentes mesures de similarité. [Chang, 2003] les a identifiées sous la forme de deux classes principales :

- les mesures probabilistes
- les mesures déterministes

Les mesures probabilistes s'appuient sur la théorie de l'information en utilisant les caractéristiques statistiques des données afin d'en analyser des propriétés spectrales. Les mesures probabilistes résultant de ces méthodes incluent *la mesure d'information spectrale*, le *codage binaire* et la *mesure spectrale markovienne*.

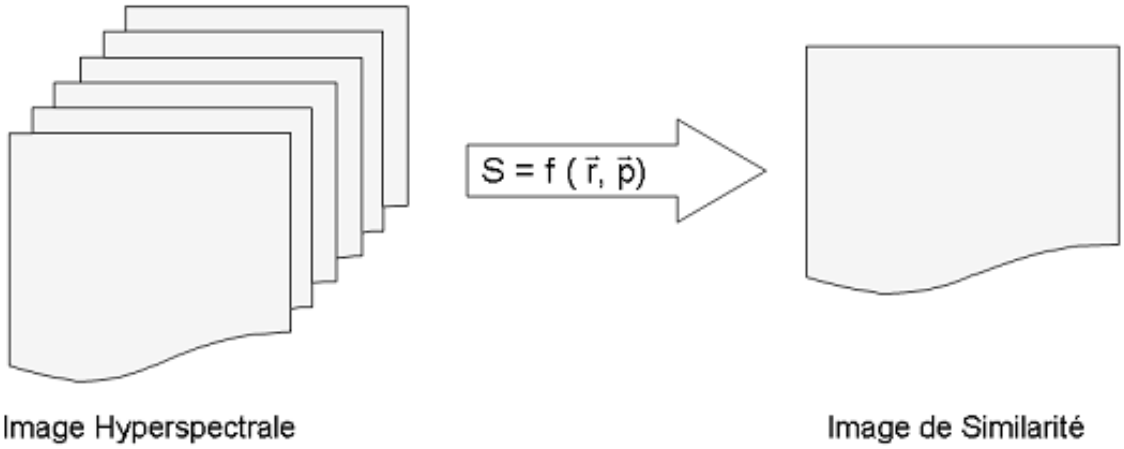


FIG. 4.3 – La projection de similarité

Les mesures déterministes définissent les critères spectraux basés sur les mesures physiques de similarité comme la valeur spectrale, la distance, l'angle et la corrélation spectrale qui sont décrits dans les sections suivantes.

4.5.1 Similarité d'Angle Spectral (SAS)

Dans un espace du phénomène où chaque objet se présente comme un vecteur, la similarité spectrale peut se définir comme l'angle entre deux vecteurs. La figure 4.4 illustre cet angle dans un cas bi-dimensionnel. Le SAS calcule l'angle entre le spectre de pixel inconnu et le spectre de référence [Yuhas *et al.*, 1992]. Dans le cas d'une image hyperspectrale, un *hyper angle* spectral se calcule entre deux vecteurs :

$$\alpha = \arccos\left(\frac{\overrightarrow{r}.\overrightarrow{p}}{\|\overrightarrow{r}\|.\|\overrightarrow{p}\|}\right) \tag{4.3}$$

ou encore

$$\alpha = \arccos\left(\frac{\sum_{i=1}^{n} r_i.p_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} r_i^2.\sum_{i=1}^{n} p_i^2}}\right) \tag{4.4}$$

où $\overrightarrow{p}$ et $\overrightarrow{r}$ sont les vecteurs de pixel inconnu et de pixel référence et n est la dimensionnalité des données hyperspectrales. Un angle spectral faible signifie que les spectres de pixel et de cible sont similaires. La valeur minimale de l'angle spectral est zéro. Elle est obtenue lorsque le pixel est identique à la référence. A l'inverse, la similarité minimale entre deux vecteurs correspond à un angle de $\pi/2$. L'identification

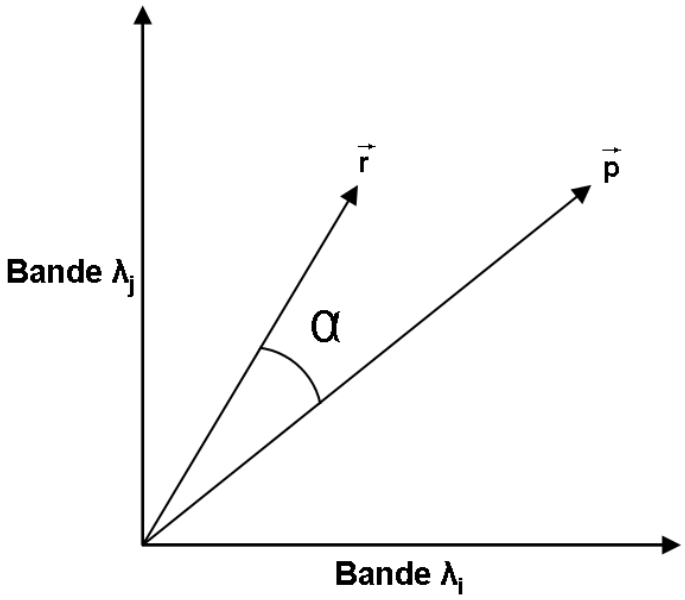


FIG. 4.4 – La similarité spectrale par l'angle

des pixels correspondant à la référence se fait par prise de décision sur les valeurs de similarité.

L'angle spectral est relativement peu sensible aux variations de l'intensité du pixel, parce que l'augmentation ou la diminution de l'illumination ne change que la norme du vecteur, mais conserve sa direction. Aussi, les variations des radiances pour les pixels d'une région influencées par les effets atmosphériques et géométriques sont négligeables. La technique de cartographie par la mesure de l'angle de similarité (SAM)[10] a été utilisée avec succès dans le cadre d'applications d'analyse d'IHS afin d'étudier les zones géologiques ou végétales, [Yuhas *et al.*, 1992] et [Kruse *et al.*, 1993]. Cette technique est relativement rapide et applicable dans le cas de détection d'une classe individuelle. Mais, il est possible d'utiliser parallèlement différent vecteurs de référence, pour le cas de détection multi-classes.

Si l'on préfère disposer de valeurs normalisées on peut utiliser le cosinus de l'angle ce qui permet en outre de s'affranchir du calcul de l'arc-cosinus. [Schwarz et Staenz, 2001] propose une alternative afin d'obtenir des valeurs de similarité comprises entre 0 et 1 :

$$\widehat{\alpha} = 2\alpha/\pi \tag{4.5}$$

[10]Spectral Angle Mapper

4.5.2 Similarité de Distance Dpectrale (SDS)

Dans le traitement des signaux, différentes métriques sont employées pour mesurer la séparation ou la proximité des vecteurs de données. Le choix de la métrique précise alors le type de norme employée. Par exemple, *la distance de City block*, *la distance euclidienne* et *la distance de Tchebychev* sont quelques métriques correspondant aux normes ℓ_1, ℓ_2, et ℓ_∞, [Keranen *et al.*, 2002.]. La distance euclidienne est appliquée fréquemment comme une mesure de similarité pour l'IHS, [Chang, 2003]. Comme dans le cas de l'angle spectral, la distance peut s'imaginer dans l'espace du phénomène comme illustrée dans la figure 4.5. L'équation générale pour calculer la distance euclidienne est :

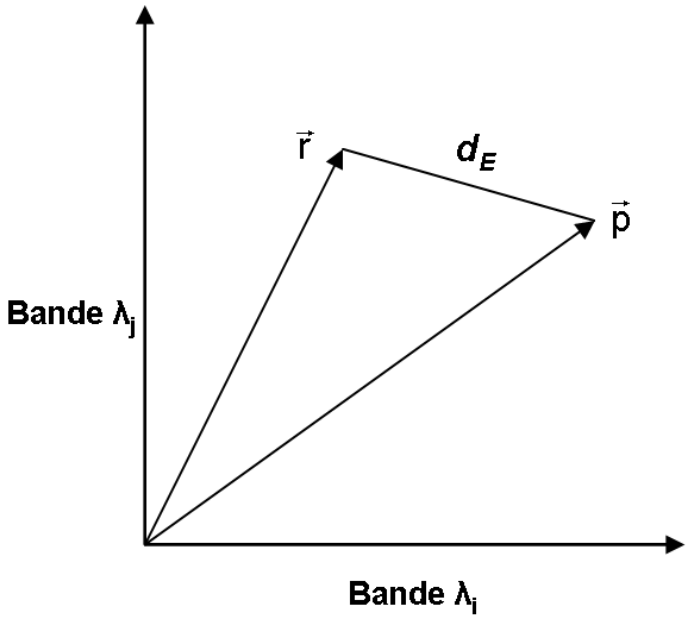


FIG. 4.5 – La similarité spectrale par la distance

$$d_E = \left((\overrightarrow{r} - \overrightarrow{p})^t . (\overrightarrow{r} - \overrightarrow{p}) \right)^{1/2} \tag{4.6}$$

ou encore

$$d_E = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (r_i - p_i)^2} \tag{4.7}$$

où $\overrightarrow{p}$ et $\overrightarrow{r}$ sont respectivement le vecteur du pixel inconnu et celui du pixel référence et n est le nombre de bandes hyperspectrales. Là encore, l'identification des pixels correspondant à la référence se fait par la prise de décision sur les valeurs de similarité. De cette manière, si le spectre du pixel est similaire au pixel de référence, la distance

doit être proche de zéro. Par contre il n'y a pas de maximum connu pour les cas de faibles similarités. C'est pourquoi, nous normalisons les valeurs de distance par :

$$\widehat{d_E} = (d_E - m)/(M - m) \tag{4.8}$$

où m et M sont les valeurs de distance minimum et maximum. Par cette transformation linéaire, le maximum de similarité donne 0 et le minimum de similarité donne 1.

4.5.3 Similarité de Corrélation Spectrale (SCS)

La corrélation statistique de Pearson peut aussi être employée comme une mesure de similarité. Elle montre comment deux vecteurs (celui de référence et celui du pixel inconnu) sont corrélés. Pour deux vecteurs $\overrightarrow{r}$ et $\overrightarrow{p}$, nous pouvons la calculer par :

$$\rho = \frac{< \overrightarrow{r}, \overrightarrow{p} > -n\mu_r\mu_p}{(n-1)\sigma_r\sigma_p} \tag{4.9}$$

ou encore

$$\rho = \frac{1}{n-1}\left(\frac{\sum_{i=1}^{n}(r_i - \mu_r)(p_i - \mu_p)}{\sigma_r\sigma_p}\right) \tag{4.10}$$

où $\langle,\rangle$ signifie le produit scalaire de deux vecteurs, μ et σ sont la moyenne et l'écart-type de $\overrightarrow{r}$ et $\overrightarrow{p}$.

Les valeurs de corrélation sont dans l'intervalle [-1,1]. Pour un pixel similaire à la référence, la corrélation est égale à 1. Pour disposer de valeurs comprises entre 0 et 1 comme pour les mesures précédentes, nous ignorons les valeurs négatives. Cette mesure est capable de séparer les classes principales, car il y a une relation assez forte entre les vecteurs spectraux des différents matériaux similaires au sein d'une classe, comme par exemple les différents types de végétation.

4.5.4 Similarité de Valeur Spectrale (SVS)

La SVS est la combinaison de deux mesures : la corrélation et la distance euclidienne. Elle peut être formulée comme :

$$v = \sqrt{\widehat{d_E}^2 + (1-\rho)^2} \tag{4.11}$$

où $\widehat{d_E}$ et ρ s'obtiennent par les équations (4.8) et (4.10). Des vecteurs identiques ont des grandeurs et des directions identiques. Pour un spectre considéré comme un

vecteur, la norme de ce vecteur correspond à la réflexion spectrale et sa direction correspond à la forme spectrale (y compris toutes les absorptions et les émissions par les processus atmosphériques). Dans la formulation du SVS, la distance euclidienne mesure principalement la différence d'intensité entre deux vecteurs, alors que, la corrélation compare les formes des deux spectres. Ainsi, la SVS combine la similarité de l'intensité et de la forme [Granahan et Sweet, 2001]. Si nous avions mis toutes les valeurs négatives de corrélation à zéro, elle serait comprise entre zéro et $\sqrt{2}$. Les faibles valeurs de SVS révélent des spectres similaires.

4.5.5 Minimisation Contrainte de l'Energie (MCE)

La MCE[11] a été développée par [Harsanyi, 1993], spécifiquement dans le but d'analyser l'IHS. Cette technique est devenue populaire pour construire un opérateur linéaire permettant de réaliser le filtrage assorti des images hyperspectrales. Elle essaye de maximiser la réponse de la signature spectrale de référence tout en supprimant la réponse des signatures inconnues du fond de l'image. En d'autres termes, cette technique tente de trouver un opérateur ou un filtre linéaire pouvant projeter toutes les bandes hyperspectrales sur une seule image scalaire. Elle s'appuie fortement sur le spectre de référence et réduit au minimum l'énergie du fond [Farrand et Harsanyi, 1997]. Par conséquent, l'image de sortie comporte les valeurs correspondant à l'abondance du spectre de référence dans chaque pixel.

Si nous considérons le vecteur spectral d'un matériau de référence comme $\overrightarrow{r}$, l'idée principale de la MCE est de trouver un opérateur linéaire comme ω tel que :

$$r^t \cdot \omega = 1 \tag{4.12}$$

La dimensionnalité de ω (n) est la même que celle de $\overrightarrow{r}$ et est équivalente au nombre de canaux hyperspectraux. En appliquant l'opérateur ω, le vecteur de chaque pixel se transforme par :

$$y = p^t \cdot \omega \tag{4.13}$$

Par l'opération des moindres carrés nous obtenons [Chang *et al.*, 2000] :

$$y^t \cdot y = \omega^t \cdot p \cdot p^t \cdot \omega \tag{4.14}$$

ou, sous autre forme :

$$\sum_{i=1}^{n} y_i^2 = \omega^t \cdot \sum_{i=1}^{n} p_i^2 \cdot \omega \tag{4.15}$$

[11] Constrained Energy Minimizing

si nous la divisons par n :

$$\frac{1}{n}\Big[\sum_{i=1}^{n} y_i^2\Big] = \omega^t \cdot \Big(\frac{1}{n}\Big[\sum_{i=1}^{n} p_i^2\Big]\Big) \cdot \omega \tag{4.16}$$

en considérant :

$$R = \frac{1}{n}\Big[\sum_{i=1}^{n} p_i^2\Big] \tag{4.17}$$

nous obtenons :

$$\frac{1}{n}\Big[\sum_{i=1}^{n} y_i^2\Big] = \omega^t \cdot R \cdot \omega \tag{4.18}$$

où R est la matrice d'auto-corrélation d'un vecteur de données. Nous pouvons facilement généraliser l'équation (4.13) par le remplacement de p par P, pour traiter l'ensemble de l'image hyperspectrale. De cette façon P peut être considéré comme un vecteur horizontal dans lequel chaque élément p est un vecteur vertical :

$$P = [\ p_1 \quad p_2 \quad \ldots \quad p_m\ ] \tag{4.19}$$

où m est le nombre total de pixels (équivalent du produit du nombre de lignes par le nombre de colonnes). Par conséquent, nous pouvons ré-écrire l'équation (4.17), afin d'estimer la matrice R qui est la matrice d'auto-corrélation de l'ensemble de l'image hyperspectrale avec la dimensionnalité ($n \times n$). Il reste à minimiser l'équation (4.18) en considérant la condition (4.12) :

$$min\Big\{\frac{1}{n}\Big[\sum_{i=1}^{n} y_i^2\Big]\Big\} = min\Big\{\omega^t \cdot R \cdot \omega\Big\} \tag{4.20}$$

en considérant que $r^t \cdot \omega = 1$.

La solution optimale de (4.20) donne [Harsanyi, 1993] :

$$\omega = \frac{R^{-1} \cdot r}{r^t \cdot R^{-1} \cdot r} \tag{4.21}$$

Une fois ω obtenu, nous pouvons calculer Y qui comporte tous les vecteurs y_i (i = *1*, ..., m) :

$$Y = \omega^t \cdot P \tag{4.22}$$

Les valeurs dans Y sont théoriquement comprises entre zéro et un. Toutefois, à cause de différents paramètres, ces valeurs ne sont pas normalisées, [Farrand et Harsanyi, 1997]. Donc, nous les normalisons en utilisant un étirage tel que :

$$\widehat{Y} = 1 - (Y - min_Y)/(max_Y - min_Y) \tag{4.23}$$

De cette façon, les pixels ayant la valeur de 1 sont les pixels couverts par le spectre de référence. De la même façon, la valeur zéro est liée à l'absence du spectre de référence. Les valeurs intermédiaires indiquent l'abondance de la référence dans le pixel considéré. Ensuite, afin d'obtenir une carte de matériau, la prise de décision sur ces valeurs est indispensable.

Puisque dans le cas d'IHS, la matrice R est mal conditionnée, inverser cette matrice est délicat, [Farrand et Harsanyi, 1997]. Pour surmonter cette difficulté, la matrice d'autocorrélation peut s'estimer par :

$$R = V \cdot \Lambda \cdot V^t \tag{4.24}$$

où V est une matrice comportant les vecteurs propres de R et Λ est une matrice diagonale avec les valeurs propres de R. La matrice V s'estime par la sélection des vecteurs propres associés aux valeurs propres les plus grandes.

Une autre modification sur la MEC est présentée par [Frolov et Smith, 1999]. En effet, la matrice d'auto-corrélation se calcule normalement pour l'ensemble de l'image hyperspectrale, donc, les variations locales ne peuvent pas être prises en compte. Aussi, nous estimons la matrice R pour différentes fenêtres sur la zone d'étude. Nous pouvons diviser l'image en quelques sous-fenêtres, ou appliquer une fenêtre glissante. Le choix de la taille de la fenêtre peut nécessiter d'exécuter l'algorithme à plusieurs reprises.

4.6 Les techniques d'analyse en composantes

Un problème partagé par différents domaines comme l'analyse des données et le traitement des signaux consiste à trouver une représentation appropriée d'un ensemble de données multi-variables. Afin de simplifier le calcul, la représentation usuellement choisie est la transformation linéaire, [Oja *et al.*, 1995] et [Hyvarinen et Karhunen, 2001]. Les méthodes linéaires connues incluent l'analyse en composantes principales, l'analyse factorielle et la projection de poursuite.

Récemment, l'analyse en composantes indépendantes a été introduite comme une nouvelle transformation linéaire.

Généralement, ces méthodes consistent à déterminer la transformation optimale pour résoudre le problème suivant. Considérons une variable observée n-dimensionnelle $x = (x_1, x_2, ..., x_n)^t$, le problème est de trouver une estimation S telle que :

$$S = f(x) \tag{4.25}$$

La représentation linéaire des variables observées peut exprimer comme :

$$S = W \cdot x \tag{4.26}$$

L'optimalité peut donc être définie dans le sens de la réduction optimale de la dimensionnalité, l'estimation des caractéristiques intéressantes, la simplicité de la transformation W ou n'importe quelle autre mesure, selon l'application considérée. Il existe en principe deux catégories de transformations linéaires :

- Les méthodes du deuxième ordre,
- Les méthodes d'ordre supérieur.

Les méthodes de première catégorie utilisent seulement les informations existant dans la matrice de covariance du vecteur de données, x. L'utilisation des techniques de deuxième ordre nécessite une hypothèse gaussienne. Donc, si la variable x a une distribution normale, sa distribution est parfaitement déterminée par les informations de deuxième ordre. Ces techniques sont populaires, compte tenu de leur simplicité de mise en oeuvre par des méthodes algébriques. Les deux méthodes classiques de deuxième ordre sont l'Analyse en Composantes Principales (ACP) et l'Analyse Factorielle (AF). Le principe général de l'ACP consiste à trouver les composantes s, $(s_1, s_2, ..., s_p)$, qui fournissent le maximum de la variance par la transformation linéaire. L'AF est relativement similaire à l'ACP, mais elle est plutôt employée avec un objectif de réduction de la dimension.

Les méthodes d'ordre supérieur bénéficient d'informations sur les données (les moments d'ordre supérieur) qui ne sont pas contenues dans la matrice de covariance. Autrement dit, on emploie ces techniques lorsque la distribution des données n'est pas gaussienne. Les méthodes fondées sur ces informations sont la projection de poursuite, et l'analyse en composantes indépendantes.

D'une façon générale, nous pouvons considérer que le but des techniques du deuxième ordre est de déterminer une représentation *fidèle* des données, alors que, les techniques d'ordre supérieur essayent de trouver une représentation *signifiante* [Hyvarinen et Karhunen, 2001]. En fait, les premières techniques comme l'ACP ne sont pas utiles dans le cas où la réduction optimale de la dimensionnalité n'est pas nécessaire. La raison en est que ces techniques négligent certains aspects des données non gaussiennes tels que l'indépendance. En d'autres termes, pour les données avec distribution gaussienne, l'indépendance est équivalente à la propriété non corrélative des données.

Dans les sections suivantes, nous allons décrire en détail une technique de chaque catégorie. Il s'agit de l'analyse en composantes principales, pour les cas gaussiens et de l'analyse en composantes indépendantes, pour les cas non gaussiens.

4.6.1 L'analyse en composantes principales

Les données d'IHS sont bien adaptées à une représentation dans un espace multi-dimensionnel. Dans un cube de données hyperspectrales, le vecteur d'observation de chaque pixel $\overrightarrow{p}$ ($\mathrm{X} = [x_1\ x_2\ \ldots\ x_n]^t$) constitue la base de l'analyse. L'ACP considère un ensemble de données vectorielles afin de réduire la dimensionnalité, d'éliminer la corrélation entre les données ou d'extraire les propriétés importantes des données, [Chang, 2003]. Les composantes estimées comportent alors les informations essentielles des données. C'est pourquoi, les composantes calculées se nomment les composantes principales. La corrélation entre les vecteurs, exprimée normalement dans une matrice, se nomme matrice de *covariance* (Σ_X). C'est un des concepts mathématiques les plus importants dans l'analyse des données de télédétection, [Richards et Jia, 1986]. Elle contient les valeurs des covariances et les variances des vecteurs d'observation. Afin de calculer cette matrice il faut commencer par l'estimation du vecteur moyen des données :

$$\mu = \frac{1}{m}\sum_{i=1}^{m} X_i \tag{4.27}$$

où m est le nombre total de pixels dans l'ensemble des données. En conséquence une estimation de matrice de covariance est donnée par :

$$\sigma_{ij} = \frac{1}{m}\sum_{i,j=1}^{m} (X_i - \mu)\cdot(X_j - \mu)^t \tag{4.28}$$

ensuite Σ_X se forme comme :

$$\Sigma_X = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \ldots & \sigma_{1n} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \ldots & \sigma_{2n} \\ \vdots & \vdots & \sigma_{ij} & \vdots \\ \sigma_{n1} & \sigma_{n2} & \ldots & \sigma_{nn} \end{pmatrix} \tag{4.29}$$

Les éléments de Σ_X représentent la corrélation entre deux bandes spectrales de données. Les valeurs les plus grandes signifient que la corrélation est forte et les valeurs proches de zéro signifient qu'il y a une absence de corrélation entre les canaux. La matrice de *corrélation*, R peut mieux introduire la corrélation intra-bandes d'une manière unique :

$$R = \begin{pmatrix} \varrho_{11} & \varrho_{12} & \ldots & \varrho_{1n} \\ \varrho_{21} & \varrho_{22} & \ldots & \varrho_{2n} \\ \vdots & \vdots & \varrho_{ij} & \vdots \\ \varrho_{n1} & \varrho_{n2} & \ldots & \varrho_{nn} \end{pmatrix} \tag{4.30}$$

où

$$\varrho_{ij} = \frac{\sigma_{ij}}{\sqrt{\sigma_{ii}\cdot\sigma_{jj}}} \tag{4.31}$$

Les valeurs ϱ_{ij} sont entre [-1,1]. Une valeur proche de un signifie qu'il existe une corrélation forte entre les deux canaux. Au contraire -1 signifie qu'il y a une corrélation négative forte. Le zéro indique qu'il n'existe pas une corrélation significative entre les canaux. L'idée essentielle dans l'analyse de composantes principales est de trouver une transformation linéaire qui minimise la corrélation entre les différentes dimensions des données originales. Elle peut se définir sous la forme matricielle comme, [Richards et Jia, 1986] :

$$Y = M \cdot X \tag{4.32}$$

où M, s'appelle la matrice de transformation pouvant s'imaginer comme une rotation. Si les vecteurs d'observation sont considérés dans un espace des phénomènes (un espace bi-dimensionnel dans la figure 4.6), une rotation est nécessaire afin de transformer les données de telle façon qu'elles n'aient plus de corrélation forte entre elles. Si nous

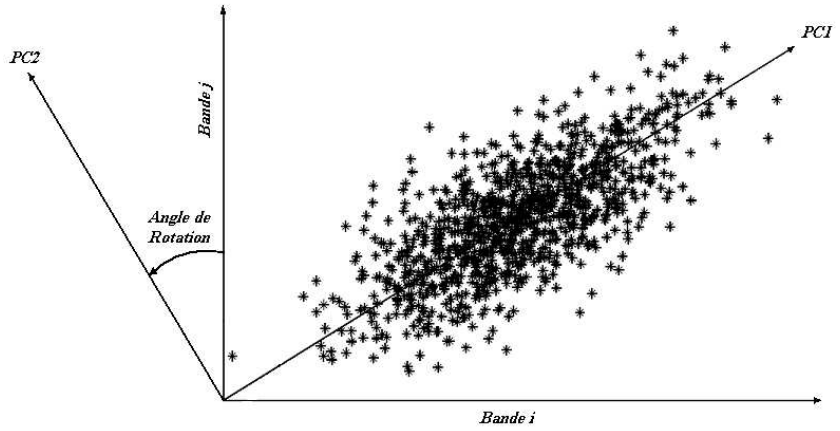


FIG. 4.6 – Le concept de rotation des composants dans un espace de phénomènes

appliquons un opérateur de covariance sur l'équation (4.32) nous obtiendrons :

$$\Sigma_Y = M \cdot \Sigma_X \cdot M^t \tag{4.33}$$

Par la transformation de (4.32), la matrice de covariance de Y (Σ_Y) devient une matrice diagonale car théoriquement il n'y plus de corrélation entre les nouvelles composantes. La matrice M se détermine par le théorème de *décomposition par les valeurs propres*, et s'obtient par :

$$M = E \cdot \Lambda \cdot E^{-1} \tag{4.34}$$

où la matrice E contient les vecteurs propres de Σ_X et Λ est une matrice diagonale des valeurs propres de Σ_X. Il existe deux types différents de techniques d'ACP. Si nous faisons la décomposition de la matrice Σ_X, la technique se nomme *ACP non standard*. Par contre, si nous optons pour une décomposition de la matrice de corrélation R, la technique se nomme alors *ACP standard*. L'avantage de l'ACPS est de normaliser la variance de tous les canaux, [Chang, 2003].

L'ACP est également souvent nommée la transformation Karhunen-Loève. Elle projette les données dans un espace non corrélé. Dans ce nouvel espace orthogonal, la variance des données de la première composante est la plus grande. De la même façon, la deuxième composante et les suivantes sont ordonnées par la variance de manière décroissante. Donc, les quelques premières composantes incluent la plupart des informations existant dans les données. Par un graphe contenant les valeurs propres existant dans la matrice Λ on peut schématiquement déterminer le nombre de composantes importantes. Cela peut servir à la réduction de la dimension et à l'extraction des caractéristiques des données.

L'ACP n'est pas utilisée en télédétection avec l'objectif de détection des classes et des matériaux. Par contre, elle a efficacement été appliquée à la réduction de dimension et l'extraction de l'information principale. Une autre application récente de l'ACP dans le cadre de la télédétection est *la fusion de données multi sources*. Grâce à celle-ci, nous essaierons d'améliorer la qualité spatiale des images spectrales en utilisant une image à haute résolution spatiale. L'idée principale est que la première composante d'ACP contient l'information spatiale. Donc, par substitution d'une image comportant les informations spatiales et la première composante, nous pouvons augmenter la qualité spatiale des images spectrales en faisant la transformation inverse de l'ACP, [Homayouni, 1998]. Dans le cas de l'IHS, l'ACP est appliquée afin d'estimer le nombre des classes physiques existant dans une scène d'imagerie.

4.6.2 L'analyse en composantes indépendantes

L'ACI est une méthode de résolution pour les problèmes inverses. Elle a récemment montré son efficacité dans la séparation des sources dans différents domaines, [Hyvarinen et Oja, 2000]. L'idée principale de l'ACI est de résoudre un modèle de mélange linéaire à partir de différentes sources indépendantes. L'ACI utilise les statistiques d'ordre supérieur à deux (e.g. variance et covariance) pour l'ensemble des données afin de trouver les sources originales aussi indépendantes que possible. En cela, l'ACI diffère de l'analyse en composantes principales (ACP), qui cherche les composantes non corrélées. Par ailleurs, les composantes calculées par l'ACI ne sont pas nécessairement géométriquement orthogonales. Du point de vue de son application, l'ACP est généralement employée pour la préservation des informations, la réduction de la dimensionnalité ou l'extraction des caractéristiques d'ensemble des données. En revanche, l'ACI est une méthode pratique pour estimer et séparer les sources indépendantes.

Définition générale : Si nous considérons un système de capteurs capable d'enregistrer la combinaison linéaire de certaines sources (S_i, i=1, . . . ,p) à n instants par-

ticuliers, le modèle proposé par l'ACI est [Hyvarinen et Karhunen, 2001] :

$$X = A \cdot S + N \tag{4.35}$$

Sous forme matricielle, S regroupe des vecteurs décrivant les sources indépendantes originales, A est une matrice de fractions de combinaison du mélange, N est la matrice de bruits et enfin, X regroupe les vecteurs concernant les observations. Ce modèle est un modèle général, c'est-à-dire qu'il décrit *comment les données observées, ont été générées par un procédé de mélange des composantes* S. Le but de l'ACI est donc, d'estimer la matrice $\hat{S}$, par une transformation linéaire telle que :

$$\hat{S} = W \cdot X \tag{4.36}$$

Pour ce faire, il faut d'abord trouver la matrice de séparation W (se formant comme $W = A^{-1}$) qui s'écrit :

$$W = \begin{pmatrix} w_{11} & w_{12} & \dots & w_{1n} \\ w_{21} & w_{22} & \dots & w_{2n} \\ \vdots & \vdots & w_{ij} & \vdots \\ w_{p1} & w_{p2} & \dots & w_{pn} \end{pmatrix} \tag{4.37}$$

L'ACI nécessite la vérification de conditions fondamentales. Pour l'appliquer efficacement, les conditions suivantes doivent donc être considérées :

1. Tous les éléments de la matrice S doivent être statistiquement et mutuellement indépendants. Mathématiquement, pour les variables s_i, l'indépendance statistique peut être définie comme [Hyvarinen, 1999] :

$$f(s_1, \dots, s_p) = f_1(s_1) \cdot f_2(s_2) \cdots f_p(s_p) \tag{4.38}$$

   où $f_i(s_i)$ est la fonction de densité marginale.
2. Il existe au maximum une source gaussienne (avec une distribution normale).
3. Le nombre de sources doit être inférieur ou égal à la dimension des données ($p \leq n$).

L'ACI opère en deux temps : d'abord la définition d'une fonction d'indépendance (s'appelant également la fonction de contraste ou d'objectif) et ensuite la mise en oeuvre d'un algorithme d'optimisation, [Hyvarinen, 1999].

Disposant seulement des données d'observation comme X, nous devons connaître et utiliser les propriétés statistiques de ces données d'observations. Pour commencer, le blanchiment des données se fait avant de calculer la matrice A. Autrement dit, nous transformons les données de façon à ce que la matrice de corrélation des données devienne unitaire. Ensuite, il faut définir les critères d'indépendance et les optimiser. Une

fois que la matrice de séparation est calculée, $\hat{S}$ peut alors être déterminée facilement. Ainsi, le problème d'ACI, c'est-à-dire la détermination de la matrice de séparation se transforme en un problème d'optimisation numérique. Cette optimisation comprend la minimisation ou la maximisation de certaines fonctions de contraste comme critère d'indépendance. Nous allons décrire brièvement les critères et les techniques d'optimisation appliquées fréquemment par les chercheurs dans la section suivante.

Méthodologie d'estimation : Comme nous l'avons indiqué ci-dessus, les deux différentes étapes de l'ACI font appel à une vaste gamme de fonctions de contraste et à des techniques d'optimisation. Par conséquent, les propriétés de l'ACI dépendent des propriétés de ces deux éléments. Par exemple l'uniformité et la robustesse de la technique d'ACI sont liées au choix de la fonction de contraste. Par contre, la stabilité numérique et la vitesse de convergence d'ACI sont caractéristiques d'un algorithme d'optimisation, [Hyvarinen et Karhunen, 2001].

Pour définir la fonction de contraste, il existe deux stratégies. D'abord, si nous traitons le problème d'estimation de toutes les composantes ou l'ensemble de données en même temps, la catégorie de fonctions utilisée se nomme *fonctions de contraste Multi-unit*. La probabilité, l'entropie et les cumulants d'ordre supérieur sont les fonctions les plus connues de cette catégorie. Si au contraire nous estimons les composantes indépendantes l'une après l'autre, la catégorie se nomme *les fonctions de contraste One-unit. La neguentropie*, les cumulants d'ordre supérieur comme le *kurtosis* et la fonction de contraste générale sont des fonctions de cette catégorie, [Comon, 1994].

Les algorithmes d'optimisation sont également très variés. Il existe également deux catégories de méthodes, les méthodes stochastiques de gradient et les méthodes *Newton-like*. Le choix d'une méthode particulière est orienté par l'application. Parmi ces méthodes, nous pouvons citer l'algorithme *Jutten-Hérault*, celui de décorrélation non linéaire, la probabilité maximum ou encore *Infomax*, l'ACP non-linéaire, ou l'approche *Tensor-based*, etc. [Hyvarinen, 1999].

Deux algorithmes correspondent plus spécifiquement aux objectifs fixés ici. Il s'agit de *FastICA* [Hyvarinen, 1999] et *JADE* [Cardoso et Souloumiac, 1993]. FastICA emploie les méthodes stochastiques de gradient avec la technique d'itération du point fixe. La fonction de contraste optimisée par FastICA est une fonction de contraste général définie sur les kurtosis. Nous allons décrire l'algorithme JADE en détail.

Algorithme JADE : [Cardoso et Souloumiac, 1993], [Cardoso et Laheld, 1996] et [Cardoso, 1999] ont introduit et développé un algorithme robuste à base de techniques statistiques pour l'application de séparation aveugle des sources. Cette approche em-

ploie un algorithme Jacobien pour optimiser une fonction de contraste. La fonction utilisée par JADE s'appuie sur les cumulants d'ordre croissant (le quatrième cumulant). JADE opère en quatre étapes :

1. L'initialisation : estimer une matrice de blanchiment, puis transformer les données par cette matrice.
2. Former les statistiques : estimer un ensemble maximal de matrices cumulants.
3. Optimiser un contraste orthogonal : trouver une matrice de rotation telle que les matrices de cumulants deviennent les plus diagonales possibles.
4. Séparation : estimer les matrices de séparation par rotation des matrices de blanchiment.

La sortie de JADE est la matrice de séparation W. Ensuite, $\hat{S}$ peut être obtenu par l'équation (4.36).

Analyse d'IHS par l'ACI : L'application d'ACI pour l'IHS consiste à estimer les spectres les plus purs existants dans la scène ainsi que leur proportion. Il a été appliqué sur l'imagerie de télédétection et a premis d'obtenir des résultats probants. En particulier, la classification des pixels mélangés et la détection sub-pixellique sont des applications largement étudiées à l'aide de l'ACI, [Chang, 2003], [Robila, 2002], [Lennon, 2002], [Bijaoui *et al.*, 2003] et [Nascimento et Dias, 2003].

Comme nous avons souligné dans les parties 3 et 4, la formation d'images hyperspectrales peut être considérée selon un modèle linéaire de mélange. Egalement, par l'analyse d'un mélange spectral stochastique linéaire, nous pouvons supposer que la matrice de combinaison est composée par les éléments stochastiques inconnus. En conséquence, l'ACI peut naturellement s'appliquer à l'IHS pour séparer les composantes (les fractions de matériaux) qui sont, autant que possible, statistiquement indépendants. En appliquant l'ACI sur l'IHS, la matrice A inclut les spectres purs qui étaient représentés par la matrice R dans l'équation 3.10. La matrice de S correspond quant à elle à la matrice I dans cette même équation et inclut les fractions relatives des différents matériaux.

La résolution de l'équation (4.35), pour l'IHS, est légèrement différente de l'application commune d'ACI. Premièrement, la matrice de séparation, W est normalement une matrice carrée de rang plein et orthogonale. C'est-à-dire que le nombre de sources (p) doit être égal à la dimension n. Mais cela n'est pas possible dans le cas de l'IHS [Chang, 2003]. Autrement dit, en IHS, la quantité de matériaux intéressants ou existants dans la scène est très inférieure à la dimension n. Par conséquent, la matrice W n'est pas de rang plein et l'inversion de cette matrice peut devenir instable et ne pas converger. Deuxièmement, la matrice S est normalement orthogonale. Dans le cas de

la classification en télédétection, cette matrice comporte les signatures spectrales des matériaux qui sont distinctes, mais pas nécessairement orthogonales. Donc l'ACI peut classer les différentes classes principales, mais confondre les classes similaires, comme différents matériaux de bâtiments. Troisièmement, dans l'IHS, la quantité des sources est relativement limitée et il faut qu'elle soit déjà connue. Une étape indispensable, dans l'ACI sur l'IHS est par conséquent la détermination de nombre p de sources.

Ainsi, les conditions nécessaires pour l'ACI doivent être évaluées pour le cas de l'IHS. De ce point de vue, la condition 1 qui exprime l'indépendance statistique des sources, est normalement valide, car les composantes que nous recherchons sont les valeurs d'abondance des spectres purs des différents matériaux. Elles sont logiquement et naturellement indépendantes les unes des autres. La deuxième condition est également garantie si nous considérons les bruits blancs additifs et gaussiens. Certains auteurs considèrent le fond de l'image comme une vaste zone présentant une distribution gaussienne, [Chang, 2003]. Dans ce cas, le fond et les bruits seront réunis dans la même composante, car l'ACI n'est pas capable de séparer les sources gaussiennes. Par contre, nous pouvons supposer que les pixels des cibles sont non gaussiens, car ils sont bien moins nombreux et limités. De plus, le modèle ci-dessus se simplifie grâce à l'élimination de la matrice N. En conséquence, le modèle d'ACI standard est considéré comme un modèle sans bruit. La troisième condition est également assurée, car normalement le nombre de sources est très inférieur à la dimension des données hyperspectrales.

4.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons abordé les techniques de traitement d'images en adoptant comme point de vue leur application potentielle à la télédétection hyperspectrale, et plus particulièrement à la cartographie de matériaux. En effet, les images hyperspectrales se satisfont généralement mal des techniques classiques de traitement d'image, telles qu'on les applique 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. L'analyse d'image étant ici comprise comme l'extraction d'informations à partir des données hyperspectrales, nous avons classé les techniques d'analyse selon deux axes :

– selon que les méthodes soient supervisées ou non,
– selon qu'elles soient classiques ou non, c'est-à-dire déjà utilisées pour la carto-

graphie de matériaux en télédétection multispectrale.

Parmi les méthodes ´non classiques˘ nous avons plus particulièrement détaillé une approche supervisée, la Mise en Correspondance Spectrale (MCS) et deux approches non-supervisées : l'Analyse en Composantes Principales (ACP) et l'Analyse en Composante Indépendante (ACI). Concernant la Mise en Correspondance Spectrale, outre son principe fondateur, nous avons présenté différentes mesures de similarité (SDS, SVS, SCS et MCE) qui conduisent à en modifier le comportement et l'efficacité.

L'analyse en composante rincipale a également été décrite et son aptitude à identifier les composantes d'un mélange, dans un contexte gaussien, a été mise en évidence. A l'inverse, la description de l'Analyse en Composantes Indépendantes a permis de confirmer sa capacité à séparer les mélanges non gaussiens, ou comportant au plus une source gaussienne. L'algorithme JADE, spécifiquement dédié à la séparation des composantes indépendantes, a également été présenté. Enfin, nous avons proposé un canevas pour l'adaptation des techniques d'ACI à la cartographie des matériaux, dans un contexte d'imagerie hyperspectrale. Ce canevas fera l'objet d'une mise en œuvre concrète au chapitre suivant.

CHAPITRE 5

Expérimentations

Ce chapitre présente les applications des méthodes et techniques introduites au chapitre précédent. L'objectif est d'analyser les images hyperspectrales par ces techniques afin de cartographier les matériaux existants dans les zones urbaines.

Nous utilisons successivement les techniques supervisées et non supervisées. Puis nous abordons le problème du seuillage et de la segmentation pour obtenir les cartes des matériaux. Nous décrivons également les techniques de fusion par lesquelles nous essayons d'améliorer les résultats de détection et de cartographie des matériaux. Enfin, les résultats sont évalués en estimant les différents paramètres de précision.

5.1 Données images

Afin de réaliser notre recherche sur les images hyperspectrales, nous avons analysé les données du capteur CASI. Ces images ont été acquises par le CNES en Mars 2001 pour étudier les possibilités de mettre au point et de planifier un programme de télédétection hyperspectrale. La campagne d'acquisition a été réalisée sur la région urbaine de Toulouse et ses environs (voir FIG.5.1). Deux axes de vol ont été programmés

pour l'imagerie. Un axe se situe sur la zone centrale de la ville sur laquelle nous travaillons et le deuxième axe se situe sur la banlieue. Sur chaque axe l'avion a volé deux fois. Pour chaque vol, les paramètres d'imagerie et d'acquisition sont différents.

FIG. 5.1 – Les bandes d'imagerie sur une image de TM, ©*CNES*

La première acquisition d'images a été faite à 1293m d'altitude. Par conséquent, la résolution spatiale de l'image obtenue est de 2m. Grâce à la capacité flexible du capteur CASI, le nombre de canaux pour cette image a été fixé à 32 canaux spectraux de 0.41 à 0.95 μm. Le résultat est donc une bande de quelques kilomètres de longueur et d'environ 1 kilomètre de largeur (le capteur comporte 512 détecteurs sur une barrette). Cette zone couvre le milieu urbain dense ainsi que le milieu suburbain, les zones d'affaires/industrielles et parfois agricoles de Toulouse.

La deuxième campagne a été réalisée à 2540m d'altitude, la résolution spatiale obtenue est donc de 4m. Pour ces images, le nombre de canaux est fixé à 48 canaux spectraux sur la même gamme (de 0.41 à 0.95 μm). La largeur de cette bande d'imagerie est d'environ 2 kilomètres. Cette bande possède un bon recouvrement avec la bande de la première campagne d'imagerie, ce qui permet d'évaluer avec précision les caractéristiques spatiale/spectrale de notre étude.

5.2 Prétraitement

5.2.1 Correction atmosphérique

Nous avons corrigé les données brutes de radiance pour obtenir les réflexions spectrales. La technique utilisée est *le calibrage par ligne empirique* [Smith et Milton, 1999]. De cette façon, pour chaque bande nous avons deux paramètres de gain et offset. A partir de ces paramètres, les valeurs de réflexion pour chaque pixel/bande peuvent être obtenues par [RSI-ENVI] :

$$R_i(x, y) = a_i \cdot \rho_i(x, y) + b_i \tag{5.1}$$

Dans cette équation ρ_i et $R_i(x, y)$ sont respectivement les radiations et réflexions spectrales du pixel à la position (x, y) et pour le canal i, a_i et b_i sont le gain et l'offset de la i-ème bande.

Nos ensembles de données sont accompagnés des fichiers contenant les valeurs de gain/offset pour chaque canal d'image. Donc, l'équation (5.1) s'applique sur toutes les bandes hyperspectrales pour obtenir les réflexions spectrales en chaque pixel.

5.2.2 Correction géométrique

La correction géométrique et le géoréférencement sont réalisés à partir des informations auxiliaires fournies par les systèmes de navigation. Normalement, il est possible de convertir ces informations en tableau de paramètres géométriques[1], afin de l'appliquer directement sur les images ou même sur les résultats d'analyse d'images brutes

[1]Geometry Lookup Table

[RSI-ENVI]. Cette approche nous permet de traiter les informations spectrales originales sans prendre en compte l'influence du ré-échantillonnage.

Après ces deux étapes, nous pouvons extraire les informations sur les objets/matériaux par l'analyse d'IHS.

5.3 Mise en oeuvre des méthodes supervisées

Pour utiliser les méthodes supervisées en appliquant les techniques de *mise en correspondance* (voir section 4.5), nous avons besoin de vecteurs de référence $\overrightarrow{r}$, qui contiennent les connaissances sur les objets ou matériaux du milieu urbain.

Nous avons extrait l'information sur différents matériaux à partir des images hyperspectrales originales. Ces informations se présentent comme les vecteurs moyens d'un nombre suffisant d'échantillons pour chaque matériau. Les spectres de ces matériaux ont été extraits à partir des images sur 32 ou 48 canaux. En principe, ces matériaux sont les matériaux les plus fréquents dans les milieux urbains. Ces informations nous servent pour estimer les informations a priori et la vérité terrain. Une fois obtenu le vecteur de référence, l'étape suivante consiste à calculer différentes mesures de similarité. Par exemple, la figure 5.2 illustre une fenêtre d'analyse en fausse couleur ainsi que les régions désignées manuellement comme étant du bâtiment avec un matériau donné.

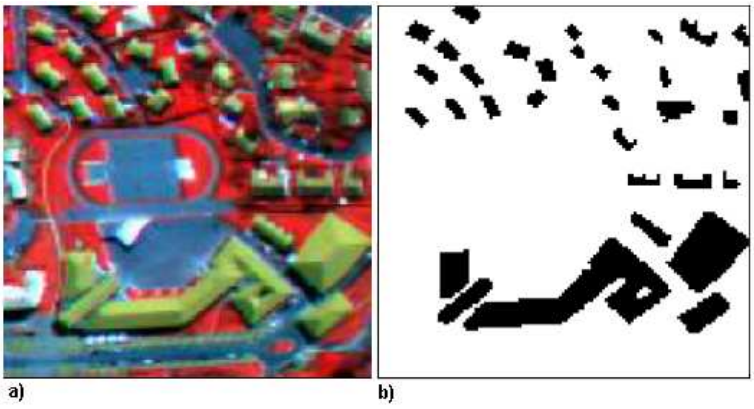


FIG. 5.2 – L'image originale en fausse couleur, (a), et les données vérité terrain du bâtiment (tuile rouge), (b)

5.3.1 L'angle spectral (SAS)

Nous avons calculé la mesure SAS en utilisant les équations (4.4 et 4.5). Le temps de calcul est relativement faible et, comme cela était prévisible, l'angle spectral est peu sensible à la variation de l'illumination. Par exemple, les valeurs de pixels de différents pans d'un toit de bâtiment sont très proches les uns des autres. La figure 5.3 (a) est extraite d'une image sur 32 canaux ; nous montrons l'image de similarité (b), calculée à partir du vecteur moyen des matériaux du bâtiment résidentiel (tuile rouge). Nous observons un contraste relatif entre les pixels des matériaux du toit et d'autre objets/matériaux comme les cheminées. Par contre, il existe des pixels qui ne sont apparemment pas des pixels appartenant aux matériaux de tuile rouge mais qui sont spectralement similaires. Les valeurs de similarité sont nulles dans le cas idéal. Par contre, il existe un nombre important de pixels similaires à la référence. Nous pouvons constater que l'angle spectral pourrait séparer les vecteurs des pixels selon leurs valeurs de similarité par rapport au matériau de référence, et l'histogramme de cette image de similarité a des caractéristiques intéressantes (voir FIG.5.3.c).

En considérant l'histogramme de l'image de similarité (voir FIG.5.3.c), nous observons la présence de pics. Le pic proche de zéro, en particulier, correspond aux pixels ayant un spectre similaire au vecteur de référence, et donc, aux bâtiments recherchés. De part notre expérience ce pic peut facilement être isolé de façon automatique.

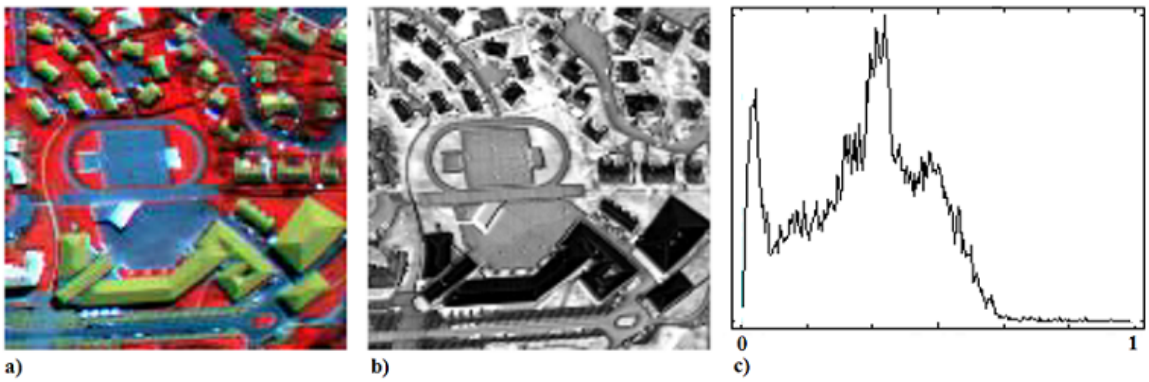


Fig. 5.3 – Les résultats de SAS : a) l'image originale en fausses couleurs, b) l'image de similarité, c) l'histogramme.

5.3.2 La distance spectrale (SDS)

L'image de similarité par le SDS est calculée de la même façon que par le SAS. En effet, nous avons calculé la distance Euclidienne entre le vecteur de référence et le vecteur de chaque pixel, en employant l'équation (4.21). Puis, nous les normalisons par l'équation (4.22). Le résultat est fournit à la figure 5.4.b, la figure 5.4.c montre l'histogramme de l'image de similarité.

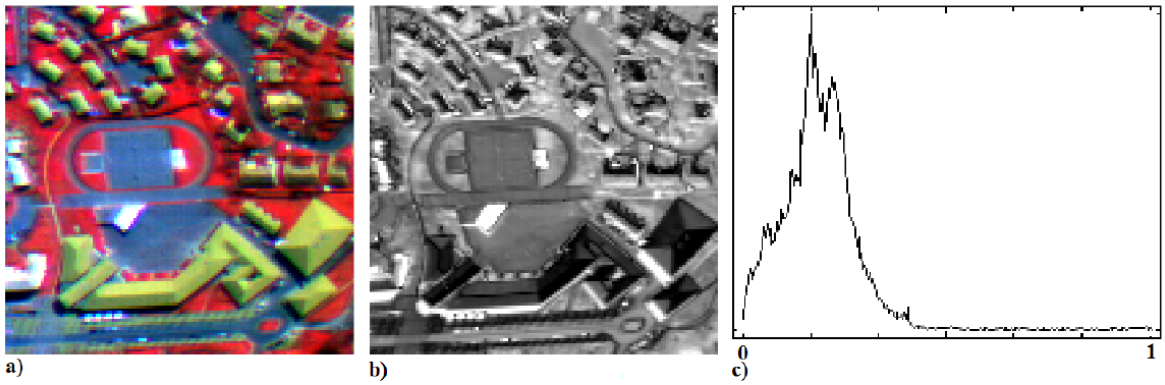


FIG. 5.4 – Les résultats de SDS : a) l'image originale en fausses couleurs, b) l'image de similarité, c) l'histogramme

Evidemment, l'image de similarité par le SDS semble moins bonne, car les pixels de même matériau ne sont pas assez proches. Le contraste entre différents matériaux est également moindre. Nous pouvons ainsi dire que la distance spectrale n'est pas satisfaisante en tant que mesure directe de similarité. De la sorte, si nous considérons l'histogramme de l'image de similarité, la décision pour le seuillage est relativement difficile.

5.3.3 La corrélation spectrale (SCS)

Nous avons estimé les différentes images de similarité à partir de la mesure SCS, et pour les différentes fenêtres. Ces images sont obtenues par l'équation (4.24), dans lesquelles les valeurs des pixels similaires à la référence ont obtenu le maximum de corrélation spectrale. La figure 5.5.b montre le résultat d'une image en 32 canaux. L'observation visuelle nous permet d'affirmer que les pixels représentant un même matériau sont plus proches. Par contre, le contraste entre les différents matériaux est moins marqué que dans le cas de l'utilisation de la SAS. Notons que, la variation d'illumination a été ignorée grâce à la corrélation linéaire de Pearson.

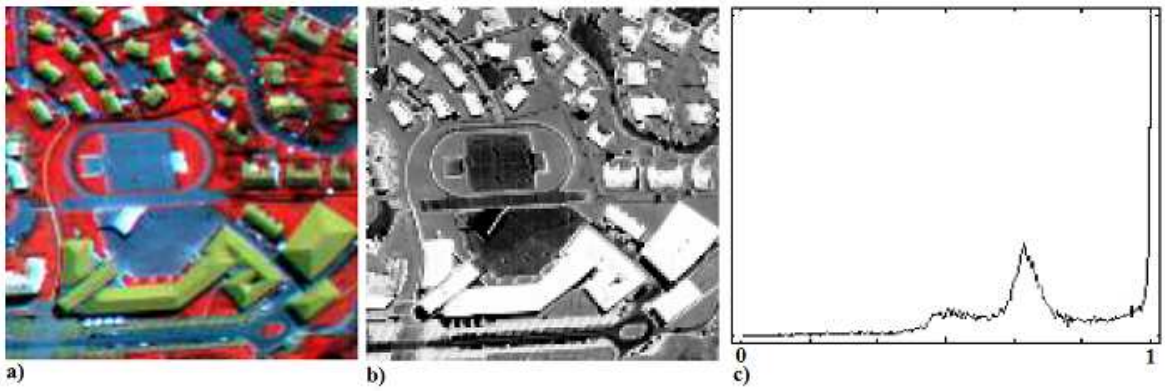


FIG. 5.5 – Les résultats de SCS : a) l'image originale en fausses couleurs, b) l'image de similarité, c) l'histogramme

5.3.4 La valeur spectrale (SVS)

Comme nous l'avons déjà évoqué (section 4.5.4), le SVS est une mesure combinée présentant les avantages des deux mesures précédentes. Nous l'avons employée afin de calculer les images de similarité en appliquant l'équation (4.11), dans laquelle les valeurs des pixels similaires à la référence ont obtenu le minimum de valeur spectrale. Les résultats sont illustrés à la figure 5.6.

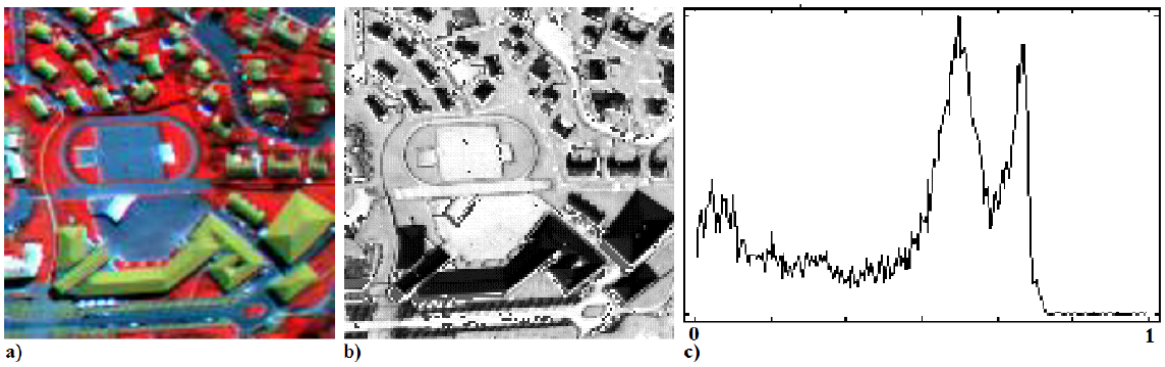


FIG. 5.6 – Les résultats de SVS : a) l'image originale fausse couleur, b) l'image de similarité, c) l'histogramme

Il est visible que le contraste dans l'image de similarité est relativement plus marqué que pour les autres mesures. Cela signifie que la valeur spectrale est capable de faire un bon rapprochement entre les pixels de chaque matériau. Ainsi, les pixels individuels comme ceux des cheminées sont détectables. Par contre, l'effet de variation d'illumination causé par la géométrie a un impact sur les pixels des différents pans des toits

des bâtiments à cause de l'utilisation de la distance dans la formulation de SVS. Mais, cet effet est considérablement moindre qu'avec la distance euclidienne. L'histogramme de l'image de similarité a également des caractéristiques intéressantes : par exemple des modes permettant de trouver un seuil convenable (voir FIG.5.6.c).

5.3.5 La minimisation de contrainte de l'énergie (MCE)

L'utilisation de MCE (équations 4.36 et 4.37) permet d'estimer l'image de sortie comportant les valeurs correspondant à l'abondance du spectre de référence dans chaque pixel. Pour les matériaux du bâtiment, l'image de similarité est illustrée à la figure 5.7.b. Cette image a un bon contraste entre les pixels de matériau et les pixels de fond d'image. Egalement, le problème de confusion est moins présent. Par contre, il est légèrement influencé par l'effet de variation d'illumination et de topographie. L'image a aussi un histogramme composé en deux parties (voir FIG.5.7.c). Une partie plutôt gaussienne liée aux pixels de fond et autre partie concernant les pixels du matériau. L'analyse de cet histogramme nous permet de trouver un seuil pour séparer les pixels des différents types de matériaux.

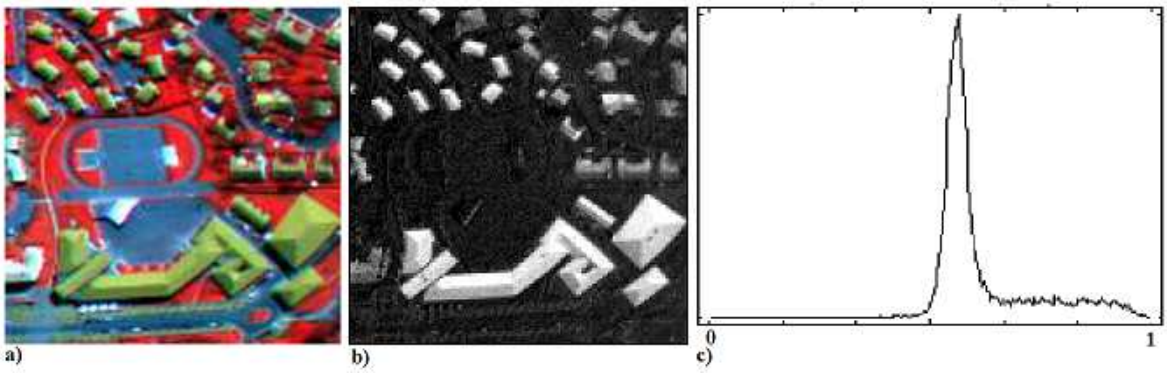


FIG. 5.7 – Les résultats de MCE : a) l'image originale en fausses couleurs, b) l'image de similarité, c) l'histogramme

5.3.6 Le seuillage

Afin de prendre une décision permettant de séparer les pixels de matériau, l'obtention d'un seuil est indispensable. C'est pourquoi l'étape de seuillage joue un rôle important. En fonction du contenu de l'image, nous pouvons employer différentes techniques

de seuillage : l'analyse d'histogramme, [Chang, 2003], le seuillage adaptif, [Schwarz et Staenz, 2001] et le multi-seuillage scalaire, [Chehdi et Kermad, 2000].

Une des manières les plus fiables de trouver le seuil est l'utilisation de la courbe de ROC (Receiver Operating Characteristic). Elle est appliquée conjointement aux méthodes Neyman-Pearson en théorie de la détection des signaux, [Bradley, 1997]. Elle peut être employée pour évaluer visuellement la précision d'une classification afin de choisir le seuil approprié de décision.

La courbe ROC compare un ensemble d'images classifiées (résultat de l'emploi de différents seuils sur les images comportant des valeurs de similarité ou probabilité) avec les informations correspondant à la vérité terrain. Pour chaque couple d'image (image classifiée et vérité terrain), la probabilité de détection (Pd) et la probabilité de fausse alarme (Pfa) sont calculées. Puis deux courbes peuvent être obtenues : une courbe contenant la probabilité de détection en fonction de la probabilité de fausse alarme et une courbe contenant la probabilité de détection en fonction des seuils. Pour estimer la courbe ROC, la construction d'une matrice de confusion est nécessaire. Une matrice de confusion est une forme de table d'éventualité montrant les différences entre les données vraies au sol et les images classifiées. Elle peut être calculée en utilisant la technique de *tabulation croisée*. Dans le cas de la détection de matériau nous obtenons une matrice comme illustrée dans le tableau 5.1.

		Classifié		
		0	1	Somme
Verité	0	Tn	Fp	Cn
	1	Fn	Tp	Cp
Somme		Rn	Rp	N

Tab. 5.1 – Matrice de confusion dans le cas de deux classes

Les éléments de cette matrice incluent :

Tn (true negative) est le nombre de pixels qui ne contiennent pas le matériau et sont correctement détectés.

Tp (true positive) est le nombre de pixels qui contiennent le matériau et sont détectés correctement.

Fp (false positive) est le nombre de pixels qui ne contiennent pas le matériau mais sont détectés à tort comme des pixels du matériau.

Fn (false negative) est le nombre de pixels qui contiennent le matériau mais sont détectés à tort comme les pixels qui ne contiennent pas le matériau.

Les autres éléments se définissent comme :

Cn = Tn + Fp

Cp = Fn + Tn

Rn = Tn + Fn

Rp = Fp + Tp

Cn + Cp = Rn + Rp = N

A partir de ces éléments, nous sommes capables de calculer la probabilité de détection (Pd) et la probabilité de fausse alarme (Pfa). Pd se définit comme la probabilité de détection des pixels du matériau qui sont détectés correctement, autrement dit :

$$P(Tp) = Tp/Cp \tag{5.2}$$

Pfa, de manière similaire, se définit comme la probabilité de détection des pixels du matériau qui sont détectés à tort :

$$P(Fp) = Fp/Cp \tag{5.3}$$

Cette matrice et ses éléments doivent être calculés pour une série de seuils. Dans la pratique, nous fixons un certain nombre de seuils entre les valeurs minimum et maximum des similarités. Les cartes des matériaux s'obtiennent après l'application de chaque seuil aux valeurs de similarité. Puis, pour chaque seuil, une Pd et une Pfa sont estimées. En utilisant chaque triplet (Seuil, Pd, Pfa) nous pouvons dessiner deux courbes : une première courbe construite avec Pd en fonction Pfa et l'autre qui montre Pd en fonction du seuil. Avec ces courbes, nous pouvons facilement trouver un seuil convenable en définissant un niveau de fausse alarme (voir FIG. 5.8).

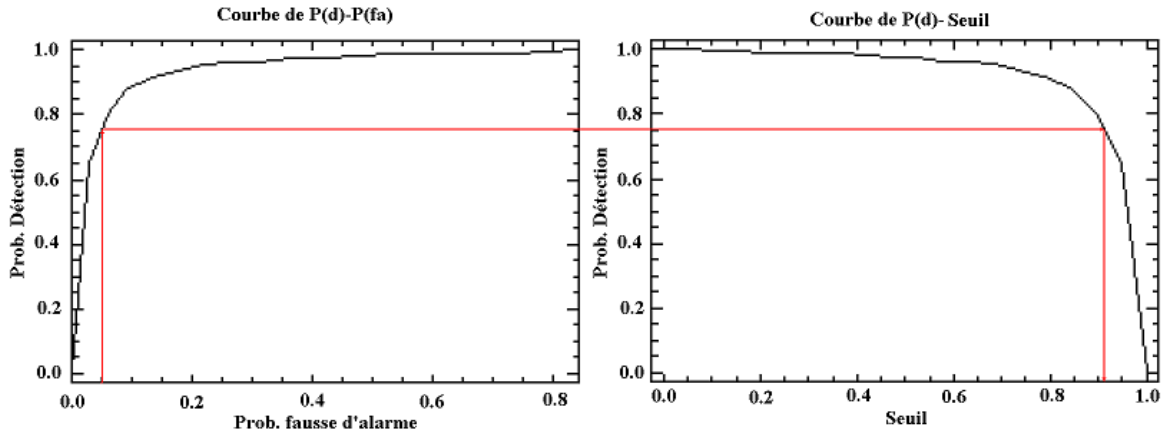


FIG. 5.8 – Une paire de courbes ROC, pour estimer le seuil.

Une fois le seuil fixé, nous pouvons l'utiliser afin d'obtenir une carte binaire correspondant à un matériau particulier. Nous avons obtenu notre carte finale par une opération supplémentaire. Il s'agit d'un filtre spatial qui s'applique sur les pixels voisins dans une fenêtre. De cette façon, les pixels isolés ainsi que les petits objets d'une taille inférieure à un certain seuil dans l'image de sortie sont éliminés. La carte finale pour chaque matériau comporte ainsi moins de bruit.

Nous avons employé cette approche de seuillage/groupage, sur l'ensemble des images de similarité pour l'analyse des 32 canaux ainsi que des 48 canaux. Les figures 5.9 et 5.10 montrent les résultats de ces traitements sur l'imagette hyperspectrale.

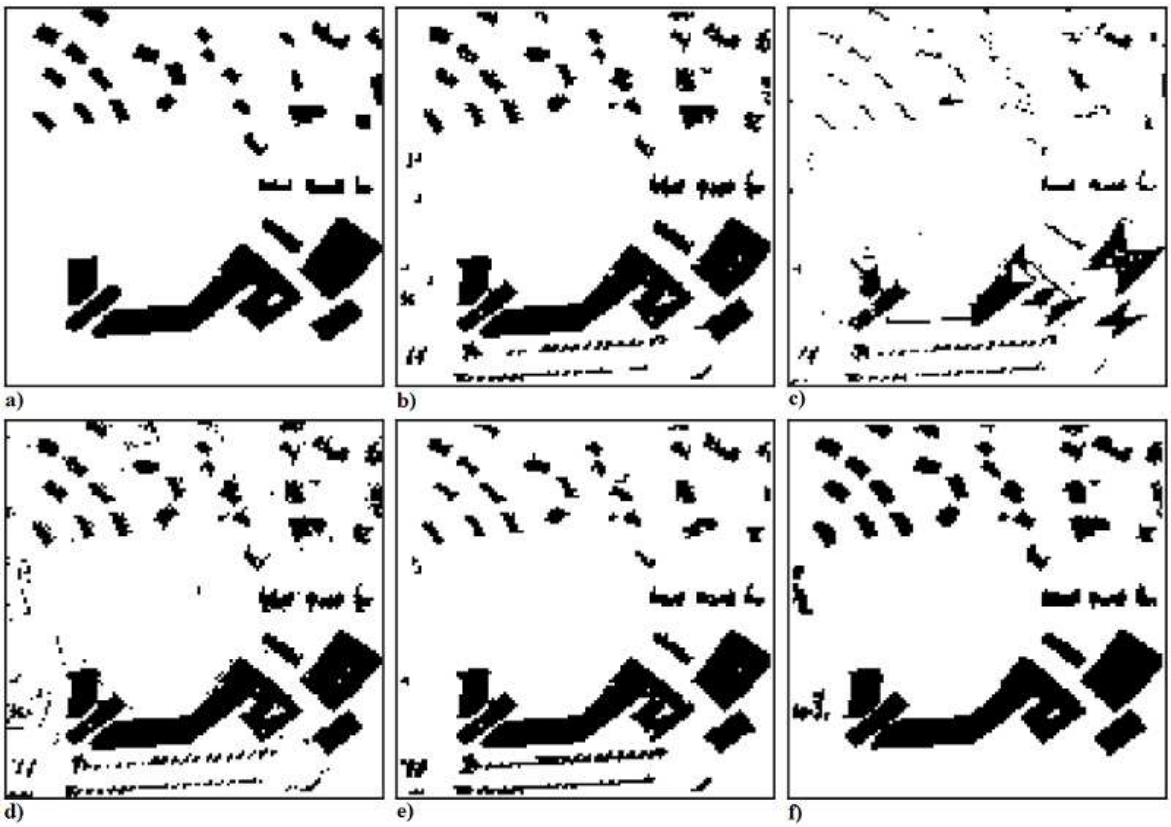


FIG. 5.9 – Résultats sur les images à 32 canaux : a) vérité terrain, b) SAS, c) SDS, d) SCS, e) SVS, f) MCE.

Nous pouvons calculer les différentes cartes de matériau en considérant les différents spectres comme vecteurs de référence. Afin d'obtenir une carte complète d'occupation du sol, nous pouvons employer une des mesures de similarité ou le résultat d'une étape supplémentaire de fusion.

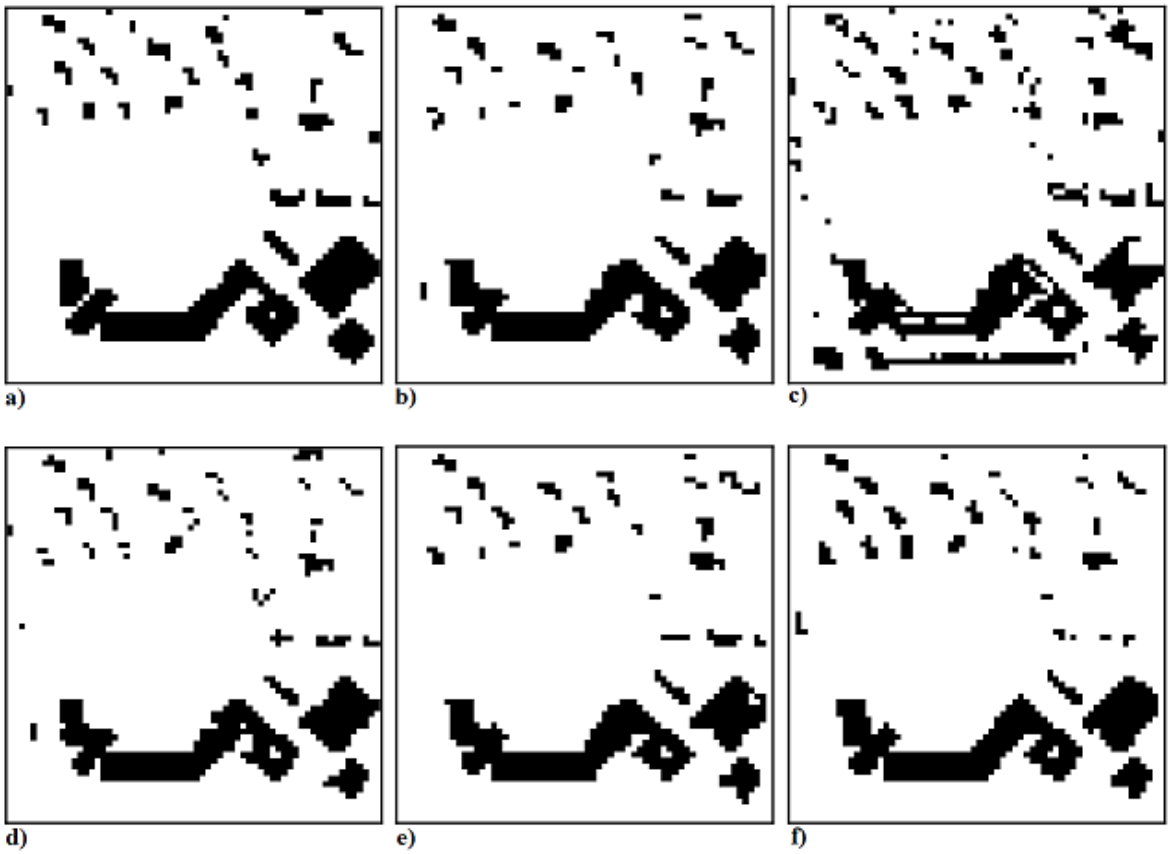


FIG. 5.10 – Résultats sur les images à 48 canaux : a) vérité terrain, b) SAS, c) SDS, d) SCS, e) SVS, f) MCE.

Dans la section suivante, nous introduisons une étape de fusion pour estimer une carte plus pécise concernant chacun des matériaux.

5.3.7 La fusion

Comme nous en avons discuté dans la section précédente, chaque méthode présente un certain nombres d'avantages et d'inconvénients. En raison des limites de chaque opérateur et pour conserver le bénéfice de chacune de ces mesures, nous avons choisi d'employer une stratégie de fusion au niveau de la décision. Dans cette étape nous proposons de combiner les résultats de ces techniques pour obtenir de meilleurs résultats. Par conséquent, nous définissons un espace à trois dimensions où chaque axe correspond à une des mesures de similarité (Voir Figure 5.11). Ensuite, nous définissons deux opérateurs pour la fusion : un au niveau de la mesure (distance euclidienne) et un au

niveau de décision (opérateur booléen).

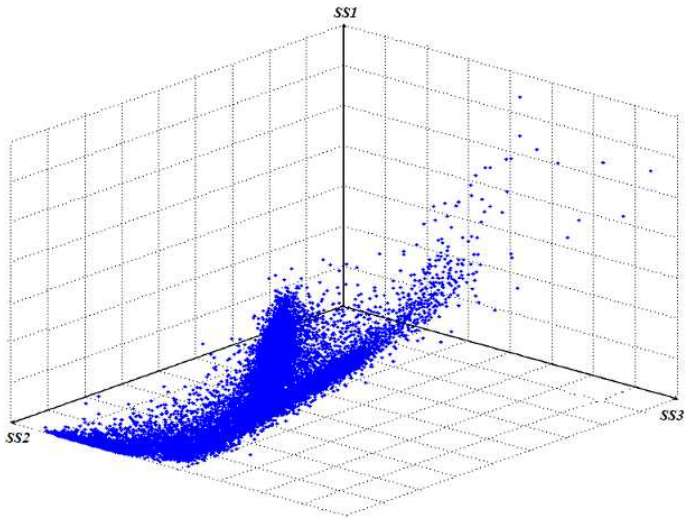


FIG. 5.11 – L'espace 3D de fusion avec les valeurs originales de différentes mesures de similarité : SS_i.

Fusion par la distance euclidienne

Dans ce cas, nous employons les valeurs calculées pour chaque mesure. Par conséquent les valeurs s'étendent entre 0 et 1. Il est évident qu'un pixel du matériau dans cet espace est le vecteur (1,1,1) (Voir Figure 5.12).

Alors la distance euclidienne se définit comme :

$$Ed = \sqrt{(DN_{SS1} - 1)^2 + (DN_{SS2} - 1)^2 + (DN_{SS3} - 1)^2} \tag{5.4}$$

Puis, afin d'obtenir la carte finale du matériau, un seuil est appliqué sur ces distances. Les figures 5.13 (a) et (b) montrent les résultats pour les cas de 32 et 48 canaux respectivement. Ces résultats seront évalués sur la base de critères visuels et statistiques dans la section 5.6.

Fusion par l'opérateur de décision

Cette technique consiste à transformer chaque mesure en une réponse binaire. Alors nous pouvons imaginer un cube dans cet espace dont les points pertinents sont les coins. Dans cet espace, nous avons quatre types de coins (voir FIG.5.14) :

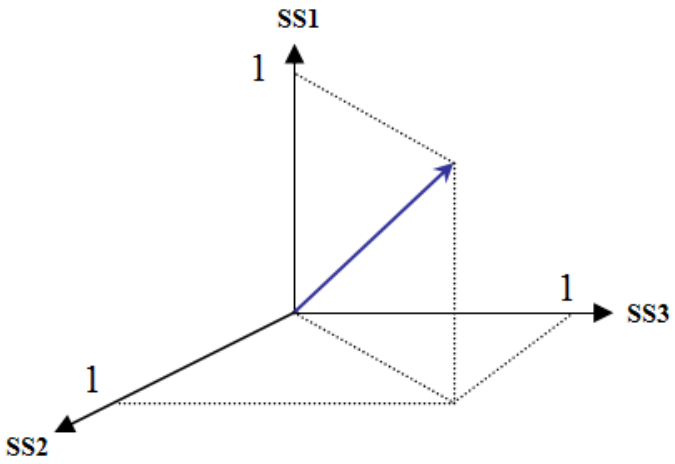


FIG. 5.12 – L'espace de fusion par la distance euclidienne pour trois différentes mesures de similarité : SS_i.

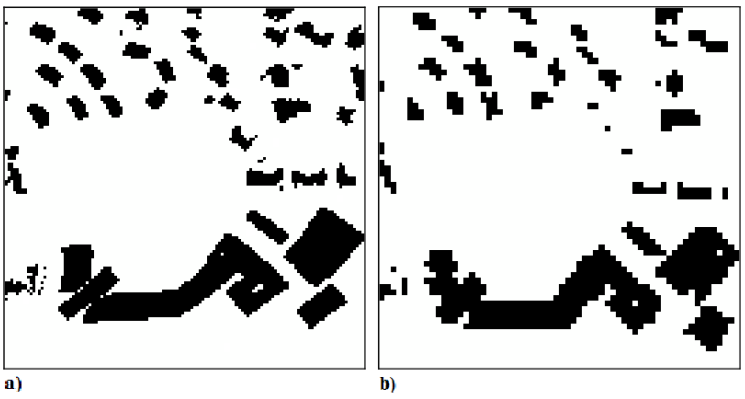


FIG. 5.13 – Les résultats de fusion par l'opérateur de distance : (a) les résultats pour le cas 32 canaux et (b) pour le cas 48 canaux.

- (0,0,0) qui ne correspond pas aux pixels du matériau.
- (1.0.0), (0.1.0), (0.0.1) qui correspondent aux pixels du matériau détectés au moins par une technique.
- (1.1.0), (1.0.1), (0.1.1) qui correspondent aux pixels détectés au moins par deux techniques et enfin,
- (1,1,1) qui correspond aux pixels détectés par les trois techniques simmultanément.

Le premier et le quatrième cas correspondent aux pixels du matériau détectés par les trois mesures et aux pixels qui ne correspondent pas au matériau et sont rejetés par nos techniques. Nous proposons de prendre en compte les états intermédiaires en définissant un arbre de décision basé sur trois règles :

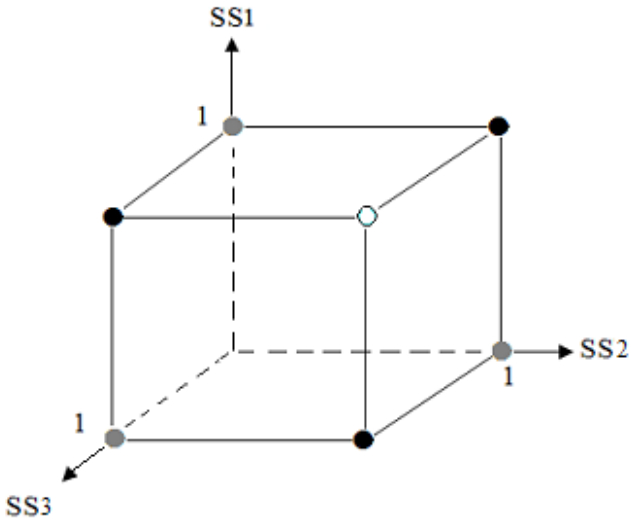


FIG. 5.14 – L'espace de fusion par l'opérateur de décision pour trois différentes mesures de similarité : SS_i.

R1 : le pixel dans la carte finale est considéré comme matériau, si au moins une technique le détecte.

R2 : le pixel dans la carte finale est considéré comme matériau, si au moins deux techniques le détectent.

R3 : le pixel dans la carte finale est considéré comme matériau, si les trois techniques le détectent.

En considérant la figure 5.14, R3 contient seulement le point blanc, R2 contient les points blancs et noirs, et R1 contient les points blanc, noirs et gris. Les cartes finales du matériau sont illustrées par les figures 5.15. Ces résultats seront également évalués sur la base de critères visuels et statistiques dans la section 5.6.

5.3.8 La classification

Dans le cas où l'objectif est de caractériser les milieux urbains ou naturels, l'obtention d'une carte d'occupation du sol est essentielle. Dans un milieu urbain, nous pouvons obtenir cette carte par la cartographie des matériaux, par exemple, en appliquant les techniques de mise en correspondance spectrale. Nous proposons ici un algorithme de classification par les techniques supervisées employant une des mesures de similarité. La figure 5.16 montre le schéma de cet algorithme. Les étapes du traitement par cet algorithme incluent :

1- Formation vectorielle des données prétraitées,

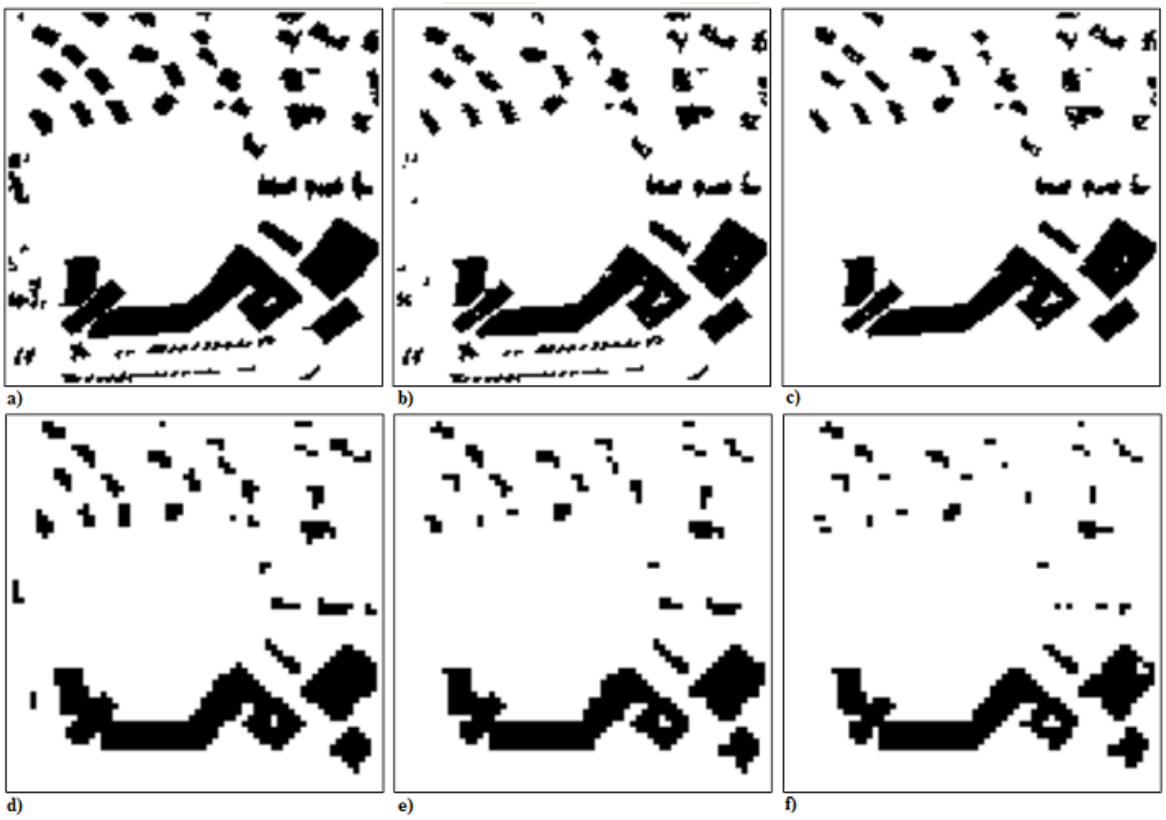


FIG. 5.15 – Les résultats de fusion par l'opérateur de décision : (a),(b) et (c) les cartes par R1 R2 et R3 pour image de 32 canaux et (d),(e) et (f) les cartes par R1 R2 et R3 pour image de 48 canaux.

2- Extraction des spectres de référence (p vecteurs), Comme l'algorithme est une technique supervisée, nous avons besoin des spectres de référence comme information a priori. Nous faisons une analyse spectrale manuelle pour l'identification et l'échantillonnage d'un maximum de matériaux connus dans la zone urbaine. Cette analyse inclut la sélection de différentes zones comportant un matériau particulier. Puis, à partir de ces régions, nous pouvons estimer le vecteur moyen pour chaque matériau. Ce vecteur représente le spectre de référence, connu dans la littérature comme *endmember*.

3- Calculer les images de similarité (p images), Pour chaque matériau, en fonction des différentes mesures, nous pouvons calculer différentes images de similarité. Le choix de cette mesure dépend des applications et du but de l'analyse.

4- Le seuillage, Afin de séparer les pixels similaires au matériau des pixels non similaires, nous avons besoin d'un seuil pour la décision. Nous avons estimé les seuils convenables par analyse des courbes ROC (voir section 5.3.6).

5- Etiquetage, Cette étape se décompose en deux parties, d'abord la sélection de

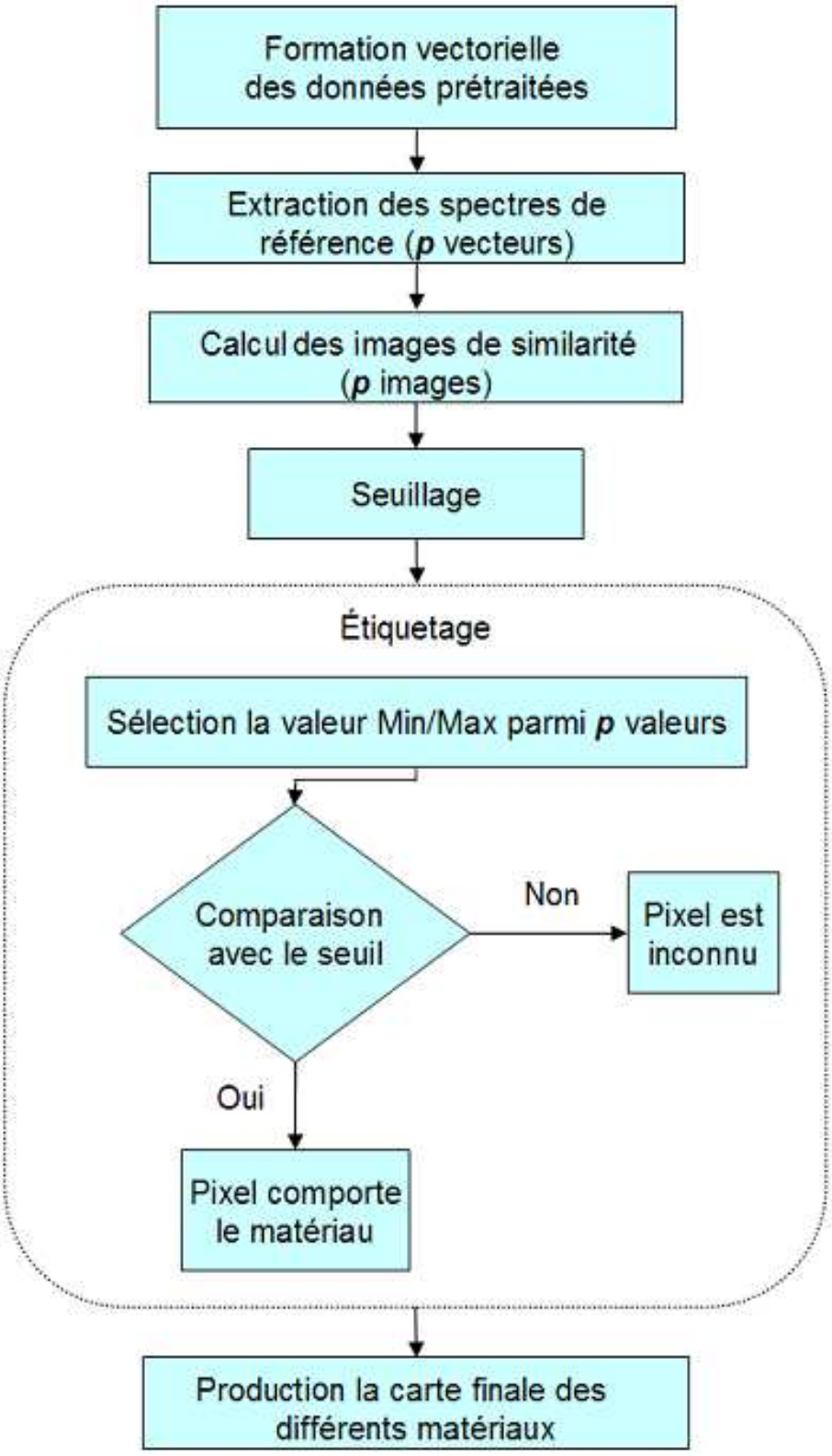


FIG. 5.16 – L'algorithme de classification

valeur minimum ou maximum de similarité, parmi p valeurs. Par exemple, si nous utilisons comme opérateur de similarité la similarité spectrale par la corrélation, nous cherchons la valeur maximum parmi p valeurs de similarité :

$$SCS_i = \text{Max}\{SCS_1, \ldots, SCS_p\}$$

Ensuite, nous comparons ce maximum à un seuil. Si la valeur sélectionnée est supérieure à un seuil, le pixel est affecté au matériau qui maximise la similarité : Si $SCS_i > (S_{SCS})$, le pixel est affecté au matériau i, sinon le pixel est inconnu (affecté à aucune classe de matériau). De la même façon, nous analysons l'image de similarité de distance, mais par la sélection des valeurs minimales.

6- Produire la carte finale, La dernière étape est de former l'image/carte finale comportant les différents matériaux, ainsi qu'une légende pour identifier les matériaux.

Nous avons utilisé cet algorithme en employant les différentes mesures de similarité. Les figures 5.17 et 5.18 montrent deux fenêtres issues des images hyperspectrales avec 2 mètres de résolution et les résultats de la classification obtenus par l'algorithme proposé en utilisant les mesures SAS et MCE.

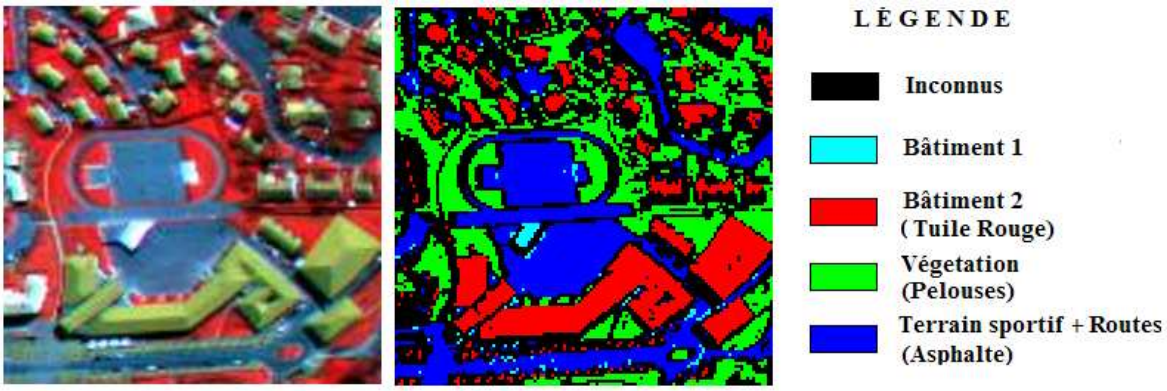


FIG. 5.17 – Le résultat de classification sur le fenêtre 1, par le SAS

Les cartes finales des matériaux représentent une couverture assez complète sur deux fenêtres (93.2% pour la première et 91.6% pour la deuxième fenêtre). Les résultats dépendent du nombre de classes existantes dans la scène. Cependant, si les mesures utilisées semblent capables d'identifier les pixels " purs " correspondant à un seul matériau, les pixels inconnus (non classés) sont apparemment les pixels de mélange. La précision de cette classification peut être déterminée par les critères qui seront présentés à la section 5.6, et en utilisant les données de vérité terrain liées à chaque matériau/classe.

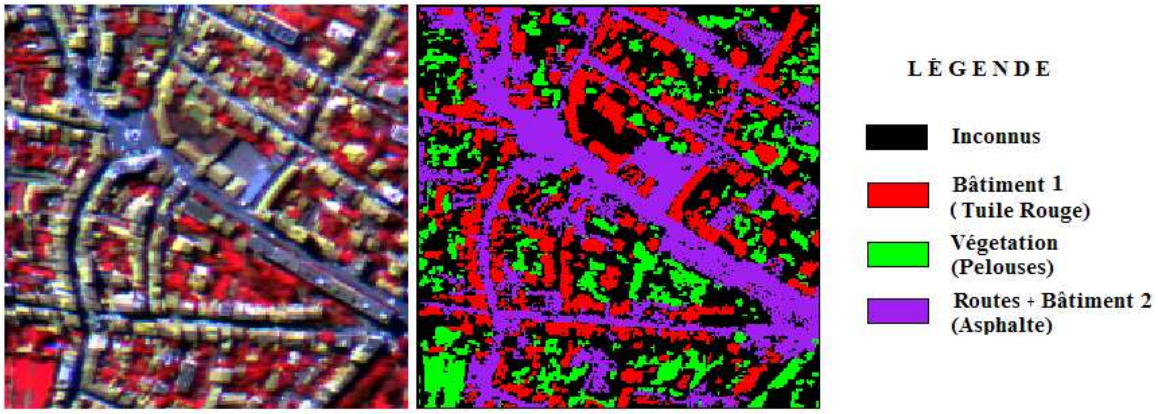


FIG. 5.18 – Le résultat de classification sur le fenêtre 2, par le MEC

La détermination de la légende pour cet algorithme est une étape importante. Normalement, cette étape est intégrée à l'étape d'échantillonnage où nous avons extrait les informations sur les matériaux/classes intéressants/existants dans la scène. Une légende peut présenter deux types d'information. D'abord les informations concernant la physique des matériaux, en conséquence la carte finale est *la carte d'occupation du sol*. En second, les informations concernant l'usage des objets/classes, cette carte peut s'appeler *la carte d'usage du sol*. En milieu urbain, il est parfois difficile de connaître les matériaux employés pour les différents types de bâtiments ou structures urbaines, mais la discrimination de leur usage peut être plus facile.

5.4 Mise en oeuvre des méthodes non supervisées

L'analyse des données d'imagerie par les techniques non supervisées est moins complexe dans la mesure où elles ne nécessitent pas de phase d'apprentissage sur les matériaux existant dans la scène. Avec ces méthodes, nous commençons directement le traitement du cube de données. Afin de réaliser l'analyse des images par les techniques non supervisées, nous avons traité nos données en appliquant les techniques d'analyse des composantes d'abord par ACP et ensuite par ACI.

5.4.1 Simulation

Nous avons simulé un cube de données hyperspectrales pour évaluer la validité de nos algorithmes et de nos modélisations. Pour ce faire, nous avons dessiné une scène comportant sept matériaux ou objets fréquents dans une zone urbaine. Ces matériaux incluent deux types différents de matériaux pour les toits : la tuile rouge des bâtiments d'habitation et un matériau de toit de bâtiments industriels, l'eau, l'asphalte, les véhicules et enfin deux types de végétation avec les pelouses et les arbres.

Les spectres concernant ces matériaux ont été choisis par analyse manuelle de quelques séries d'images hyperspectrales prises par le capteur CASI sur la région de Toulouse. Les mêmes images ont été utilisées dans les expériences. La résolution spectrale de ces images est de 32 canaux spectraux de 0.4 à 0.9 μm (voir FIG.5.19). Ensuite, nous avons appliqué ces spectres à l'image schématique d'une scène de 256 par 256 pixels, pour obtenir un ensemble de données hyperspectrales comme le cube illustré dans la figure 5.20.

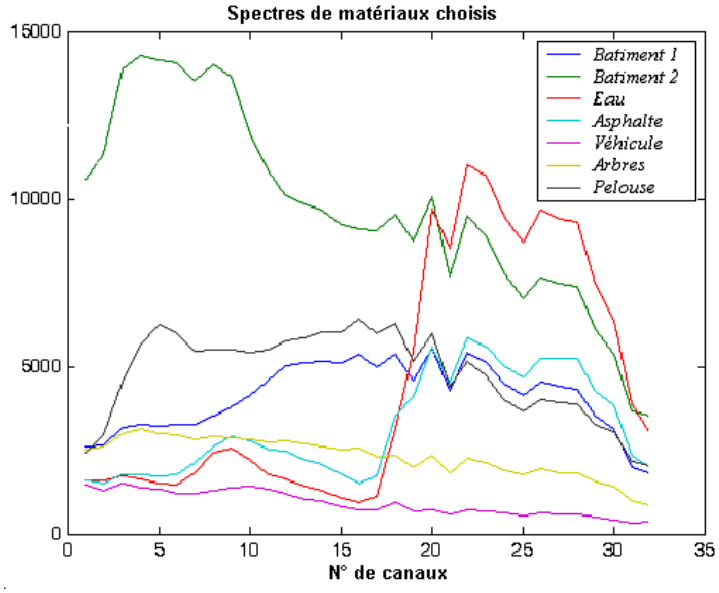


FIG. 5.19 – Les spectres concernant les matériaux choisis

Ce cube comporte des données brutes non bruitées alors que les images réelles sont le résultat d'un système d'imagerie qui ajoute naturellement du bruit. De plus, des dégradations sont créés par le phénomène de mélange, à cause des résolutions finies spatiale et spectrale.

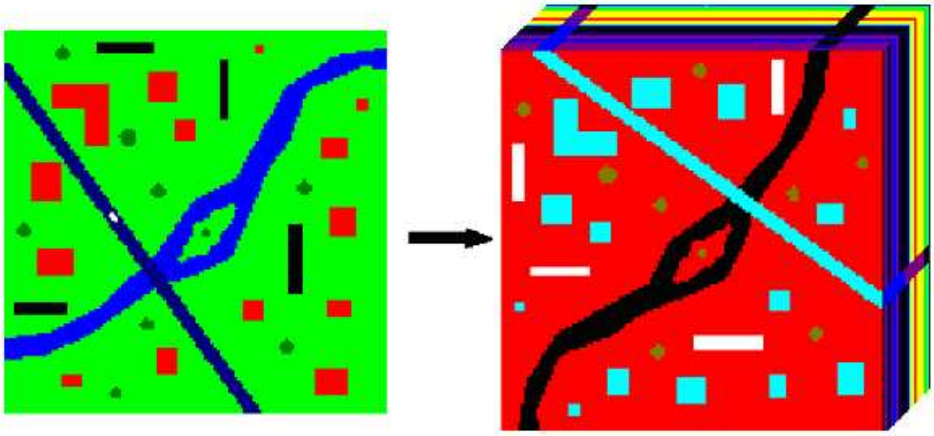


FIG. 5.20 – Application des spectres à l'image schématique

Pour aller dans le sens d'un modèle réaliste, nous ajoutons du bruit gaussien sur tous les canaux individuellement. Nous pouvons également lancer un opérateur de mélange linéaire pour avoir des pixels de mélange. En pratique, nous avons d'abord appliqué l'opérateur de mélange et ensuite ajout du bruit. En conséquence, nous avons quatre types de données différents : les données brutes, les données bruitées, les données de mélange et enfin les données de mélange bruitées. La figure 5.21 montre ces images.

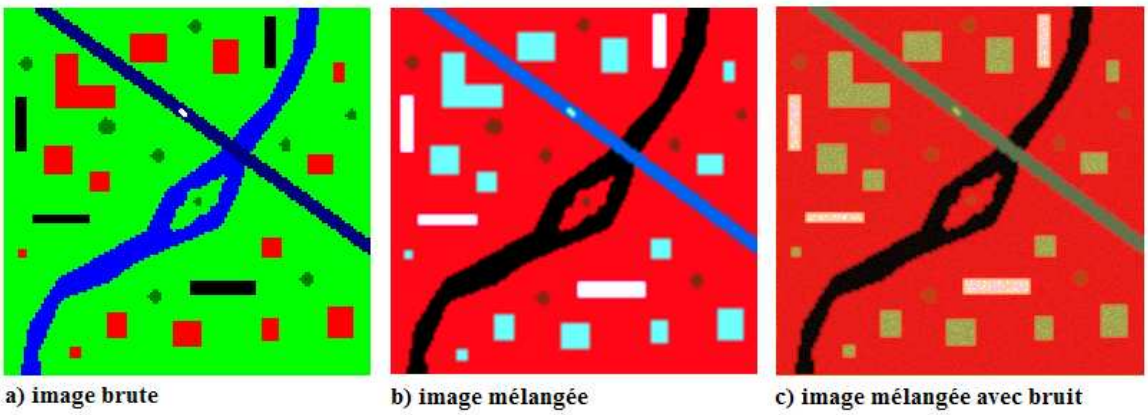


FIG. 5.21 – Les images résultats de simulation

5.4.2 L'Analyse en composantes principales

L'ACP nous permet d'avoir une connaissance générale sur l'imagerie. Par exemple, si nous considérons l'ACP standard utilisant la matrice de corrélation des données, nous pouvons évaluer la corrélation entre les canaux spectraux. Pour ce faire, nous avons estimé la matrice de corrélation des données hyperspectrales par les équations (4.27-4.31). La figure 5.22 montre deux matrices de corrélation (R) pour les images en 32 canaux (Voir FIG5.22.a) et pour les images en 48 canaux (Voir FIG.5.22.b).

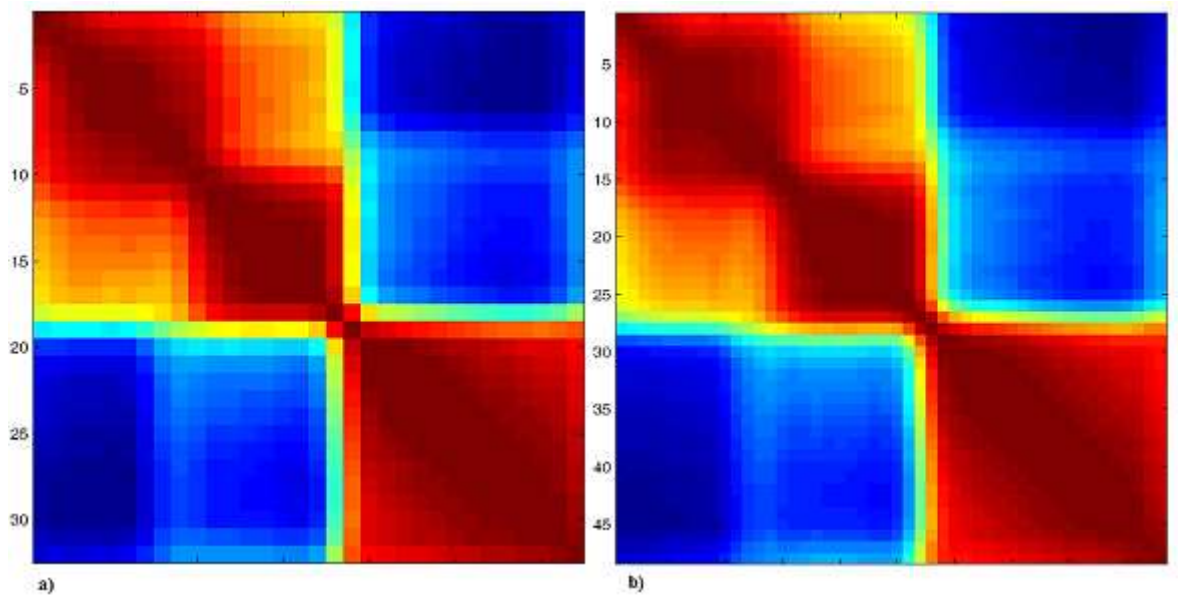


FIG. 5.22 – Les matrices de corrélation des images en 32 et 48 canaux spectraux

L'imagerie hyperspectrale, tout en fournissant des informations spectrales très utiles, induit un problème de redondance. Autrement dit, il y a une forte corrélation spectrale entre les canaux voisins dans certaines régions spectrales, [Jia et Richards, 1999]. En considérant la figure 5.22, nous pouvons évidemment distinguer trois régions spectrales relativement indépendantes les unes des autres. Ces régions sont approximativement : 410-569 nm, 586-705 nm et 741-956 nm et correspondent aux régions VIS jusqu'à NIR. Cette observation sert à l'application d'une forme d'ACP (l'ACP segmentée), [Jia et Richards, 1999] où la recherche des canaux les plus corrélés est le but de l'analyse.

Les sorties d'ACP peuvent être considérées comme différentes images/composantes ayant une signification différente. La première composante correspond à la valeur propre la plus grande de l'ensemble des données. Elle est aussi la moyenne de toutes les composantes. La deuxième composante correspond à la deuxième valeur propre

et ainsi de suite jusqu'à la dernière composante concernant la valeur propre la plus faible. La figure 5.23 montre un graphe donnant les valeurs propres d'une image en 32 canaux. La figure 5.24 comporte les 32 images/composantes liées à ces valeurs.

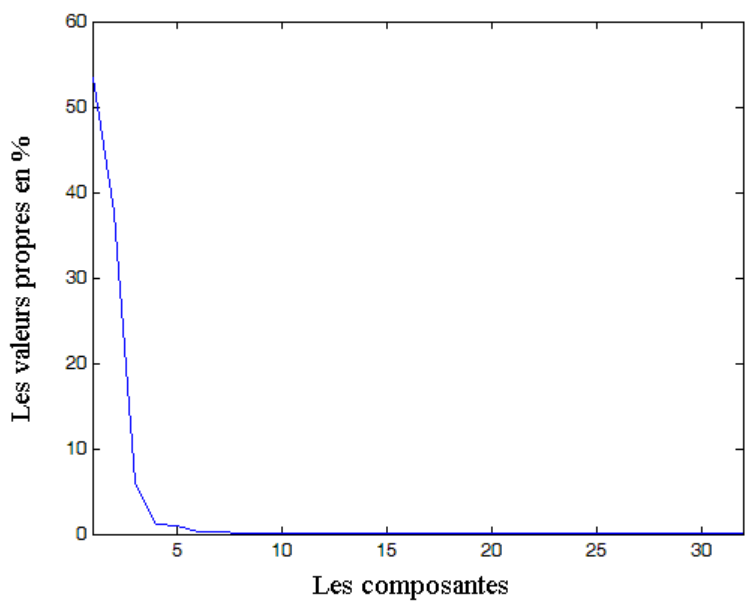


FIG. 5.23 – Les valeurs propres estimées par l'ACP standard

Comme nous pouvons l'observer, les 6 premières composantes principales représentent 97.8% de l'inertie totale. Ce graphe nous confirme deux hypothèses. D'abord : cet espace hyper dimensionnel est relativement vide et seules quelques composantes comportent des informations importantes. Deuxièmement, il prouve que le nombre de matériaux existants dans la scène est limité, ce qu'on peut distinguer par interprétation visuelle des images. Par exemple dans l'image utilisée nous identifions : i) les bâtiments résidentiels (les toits) construits en tuile rouge, ii) les bâtiments non résidentiels construits en matériaux similaire à l'asphalte, iii) les routes urbaines construites en asphalte, la végétation incluant, iv) les pelouses et v) les arbres. Alors que ces classes sont parfois influencées par les différents phénomènes d'imagerie tels que l'effet des ombres, le mélange, le changement topographique etc. elles sont visiblement identifiables. Nous avons ici employé l'ACP pour déterminer le nombre de matériaux ou de classes d'information intéressantes/existantes dans la scène qui sert à l'analyse des images par l'ACI.

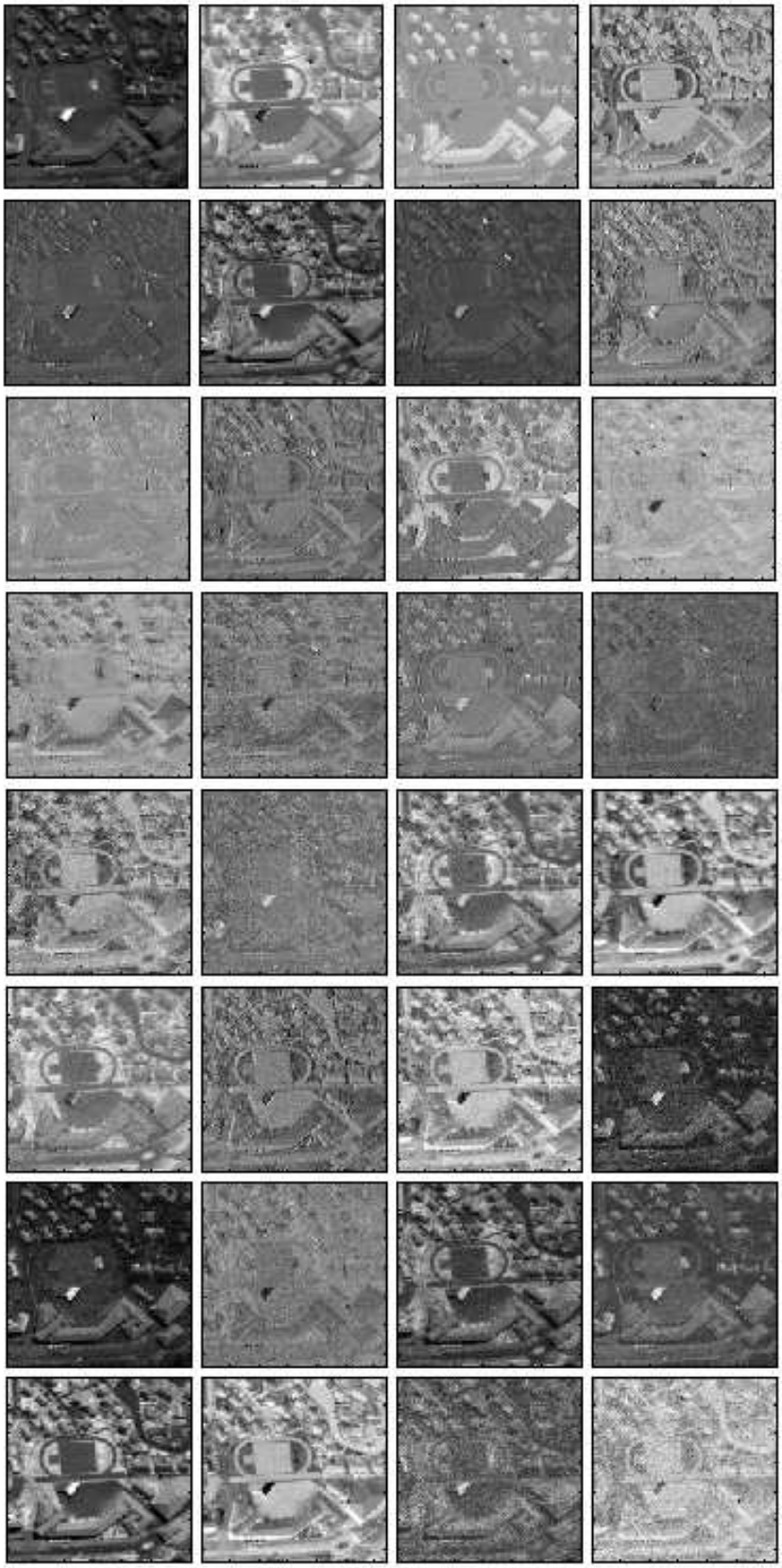


FIG. 5.24 – Les 32 composantes estimées par l'ACP standard

5.4.3 L'analyse en composantes indépendantes

Dans notre recherche pour l'analyse d'IHS, nous avons appliqué l'ACI en utilisant l'algorithme JADE. L'ACI est logiquement adaptée à notre problématique linéaire en considérant la modélisation proposée. De plus, elle n'a pas besoin d'information a priori, car elle fait partie des techniques de séparation aveugle de sources. Dans le cas de la reconnaissance des formes, le terme aveugle peut être interprété comme *non supervisé*. Par contre, pour obtenir les cartes de matériaux nous avons besoin des informations a posteriori fournies par l'interprétation visuelle et l'analyse quantitative des composantes. Les étapes pratiques de cette mise en oeuvre peuvent être décrites de la manière suivante :

1. Modélisation physique de l'imagerie,
2. Analyse en composantes principales afin de connaître le nombre de classes spectrales principales dans la scène (p),
3. Analyse des composantes indépendantes grâce à l'algorithme JADE pour séparer les spectres les plus purs et les cartes d'abondance,
4. Evaluation des composantes données par le graphe d'énergie des sources,
5. Interprétation des composantes données par la mise en correspondance des classes spectrales et classes naturelles,
6. Segmentation et regroupement des cartes d'indices,
7. Evaluation des résultats.

Pour connaître le nombre de sources (classes de matériaux) dans la scène, nous avons ici employé l'ACP. L'évaluation du graphe des valeurs propres nous permet naturellement de choisir le nombre de sources q qui est la valeur à partir de laquelle il n'y a plus d'information importante dans les composantes principales. Afin de nous assurer qu'il existe au minimum une source pour représenter le bruit, nous choisissons une composante de plus, donc : $p = q + 1$.

Afin d'évaluer l'efficacité de l'ACI, nous avons traité nos images simulées. Comme nous l'avons décrit, ces images sont produites à partir de la modélisation physique proposée. La figure 5.25 comporte les résultats de cette application. En fait, chaque image est comme une carte d'indice du matériau, dans laquelle les valeurs des pixels correspondent à l'abondance d'un matériau particulier. Nos observations montrent la validité de la prédiction de l'ACI. En effet, l'ACI est théoriquement capable de séparer les sources indépendantes les unes des autres. Elle peut prendre en compte les conditions concernant la linéarité de système d'imagerie. Il s'agit de i) la variation linéaire à cause de l'effet atmosphérique/géométrique et ii) le phénomène du mélange linéaire. Par exemple, dans les images/composantes de la figure 5.25, nous pouvons observer que

les pixels, au bord des objets, s'obtiennent grâce aux valeurs correspondant à l'abondance des matériaux. En outre, les objets, même petits et spectralement différents sont bien détectés et identifiés (par exemple la voiture ou les arbres isolés).

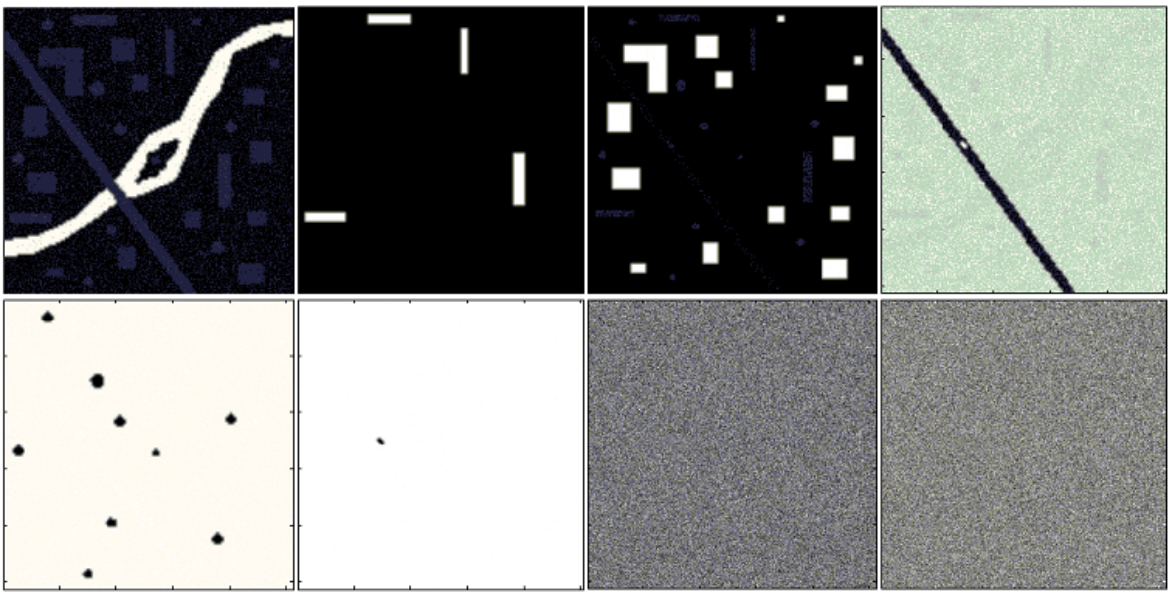


FIG. 5.25 – Les 8 composantes estimées par l'ACI (JADE) à partir des images simulées

La figure 5.26 illustre les 32 composantes estimées par l'algorithme JADE en l'appliquant à l'image hyperspectrale réelle. En considérant l'ensemble de ces composantes, nous pouvons constater qu'il existe peu de sources signifiantes liées aux classes spectrales dans la scène. Par contre, la plupart d'entre elles semblent être du bruit. Une fois que nous avons extrait les composantes, l'étape suivante est d'interpréter les sources séparées et de les mettre en correspondance avec les classes physiques. Cette étape est relativement difficile et longue. Nous avons ici employé un opérateur humain afin d'interpréter et d'identifier les classes de matériaux. Cet opérateur a tiré parti des clefs classiques de l'interprétation telles que : la forme, la taille, la texture, le voisinage, etc.

Nous avons appliqué cette approche sur une autre image d'un milieu urbain plus dense (la zone centrale de la ville de Toulouse). Les composantes estimées par l'algorithme JADE pour cette fenêtre sont illustrées dans la figure 5.27. En considérant les histogrammes de ces composantes (voir FIG.5.28), nous pouvons observer que certaines d'entre elles sont bel et bien gaussiennes tandis que les autres ont une forme non gaussienne. Par analyse conjointe avec les images correspondantes, il est évident que l'image reliée à l'histogramme non gaussien comporte des informations concernant

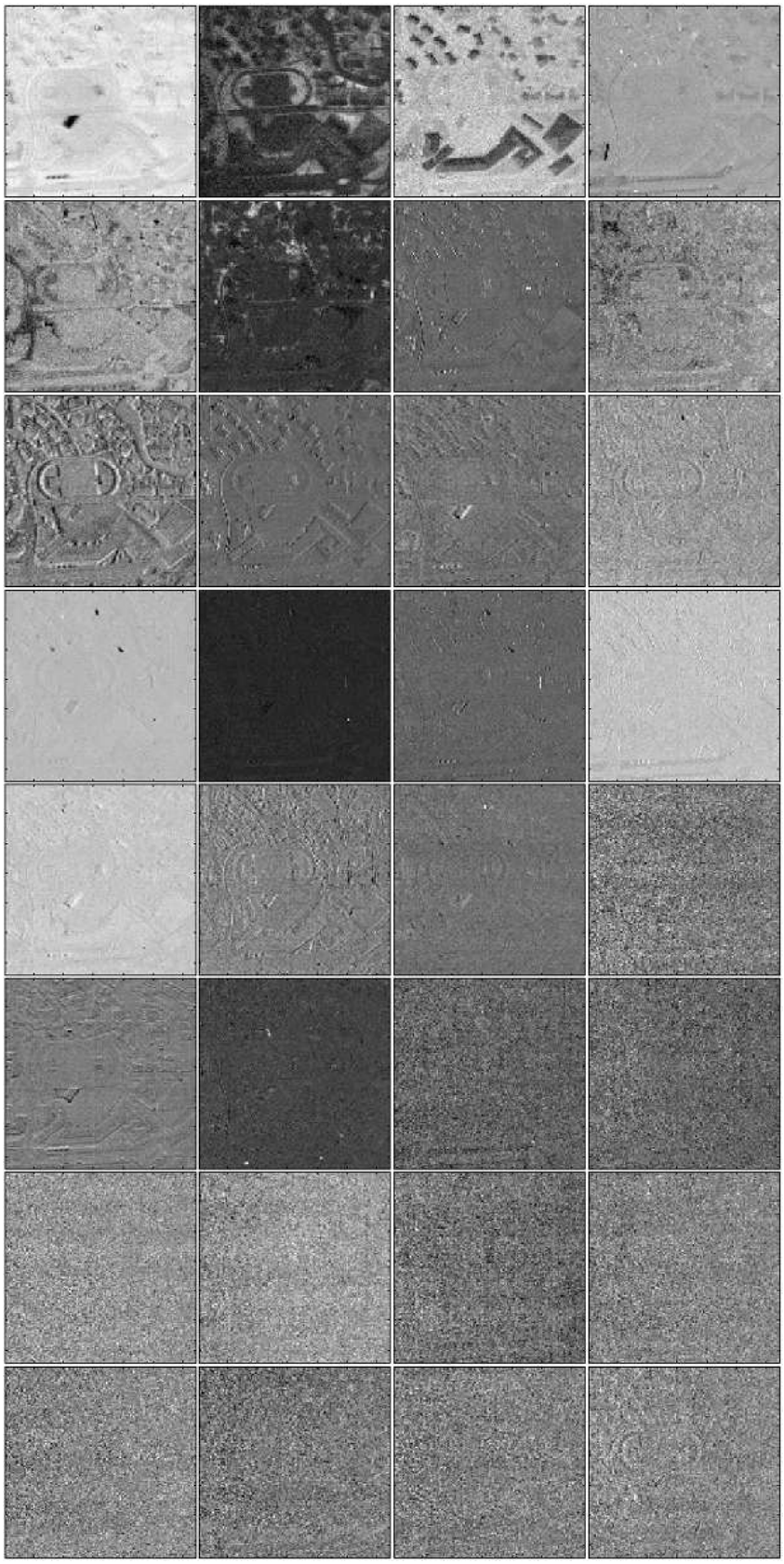


FIG. 5.26 – Les 32 composantes estimées par l'ACI (JADE).

les objets ou matériaux. Au contraire, les images correspondant aux histogrammes gaussiens ne contiennent aucune information significative mais plutôt du bruit.

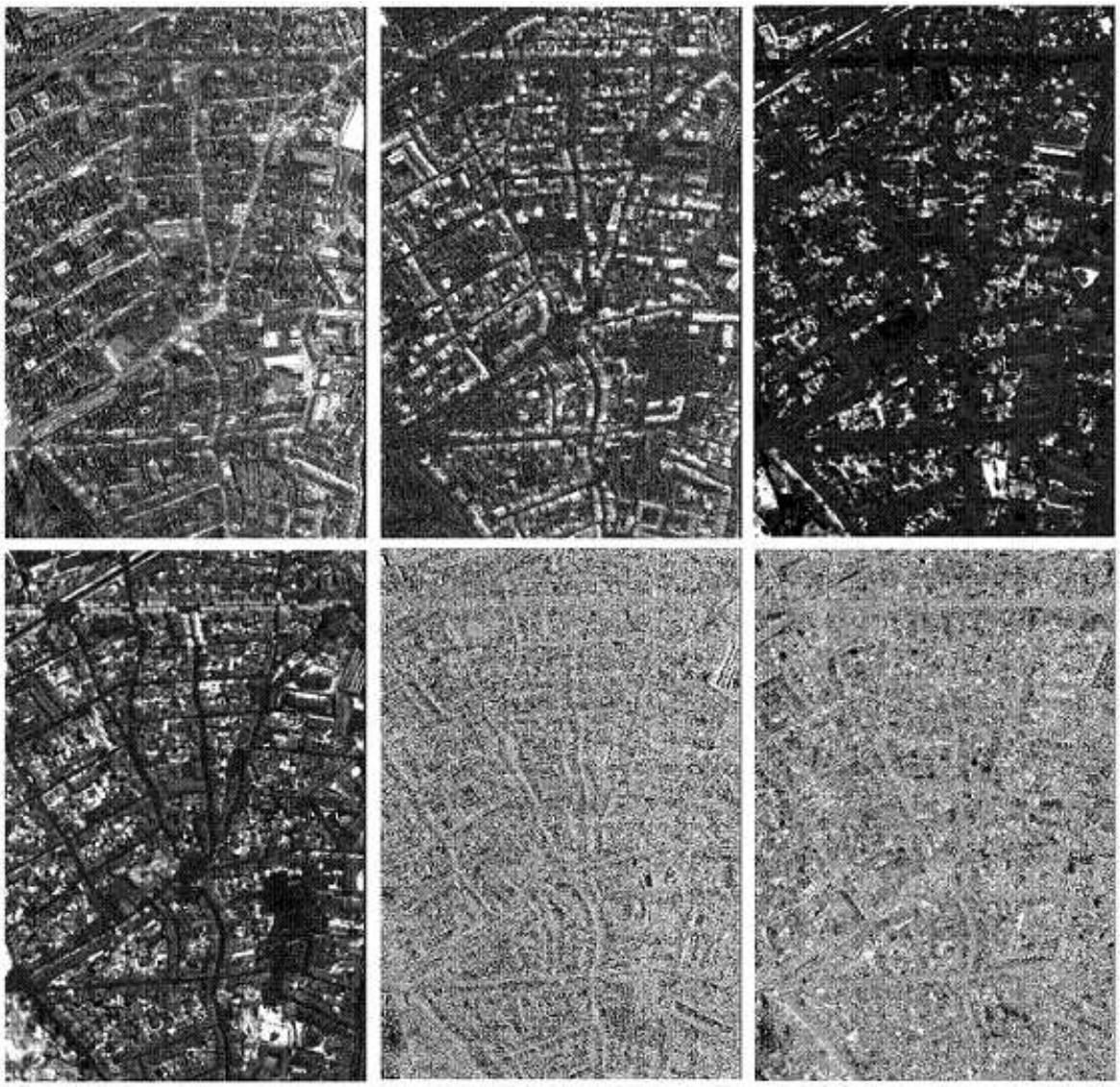


FIG. 5.27 – Les 6 premières composantes estimées par l'ACI (JADE) pour l'image urbaine plus dense.

La figure 5.29 montre les spectres estimés et les signatures spectrales correspondant aux composantes choisies. En fait, nous avons calculé les coefficients de corrélation entre chaque couple des spectres éstimés et échantillonnés pour les classes asphalte, tuile rouge et végétation. Les valeurs de R^2 pour ces classes sont consécutivement 0.78, 0.81 et 0.84. Le spectre concernant la première composante (voir FIG.5.29.a) est plutôt similaire à la signature spectrale extraite manuellement liée aux matériaux d'asphalte

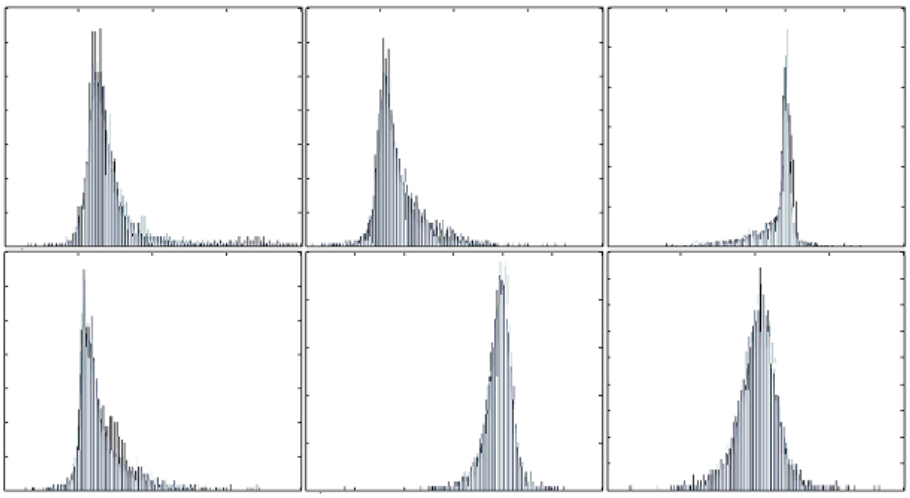


FIG. 5.28 – Les histogrammes des composantes de la figure 5.27.

ou similaires (voir FIG.5.29.b). C'est pourquoi toutes les routes et les bâtiments non résidentiels ont des valeurs grises relativement proches. Le deuxième spectre (voir FIG.5.29.c) est lié à la signature spectrale de matériaux de bâtiments résidentiels, c'est-à-dire les tuiles rouges (voir FIG.5.29.d). Pour le spectre de la quatrième composante (voir FIG.5.29.e) par l'analyse entre la composante et l'image hyperspectrale, nous avons observé que la signature spectrale de ces matériaux est liée à la végétation, qui comprend les pelouses et les arbres (voir FIG.5.29.f).

Après avoir analysé plusieurs jeux de données par ACI, nous pouvons dire que l'ACI a des propriétés intéressantes dans le cadre des applications en imagerie hyperspectrale, (pour la séparation spectrale) ; cet intérêt est lié à son utilisation classique dans les différentes applications de séparation des sources. Mais il existe des conditions générales et particulières pour l'IHS. D'une part, la validité du mélange linéaire est reconnue. De plus, les contraintes considérées dans le cas de l'IHS, c'est-à-dire, la positivité et l'équivalence des sommes des abondances des spectres en chaque pixel, (voir la section 3.3), ne sont pas prise en compte. Ce problème devient assez pénalisant si l'objectif est la cartographie des matériaux par l'analyse des abondances : s'il existe des fractions avec des valeurs négatives, ce qui est le cas pour l'ACI standard, nous ne pouvons pas traiter directement les composantes issues des algorithmes ACI, (la matrice S). Pour résoudre ce problème, il existe deux solutions : d'une part, développer une version particulière d'ACI pour l'IHS (en considérant les deux contraintes précédentes) ou d'autre part faire une analyse post-traitement.

Dans le cadre de notre recherche, nous avons opté pour une analyse post-traitement pour cartographier les matériaux à partir des composantes estimées par l'ACI.

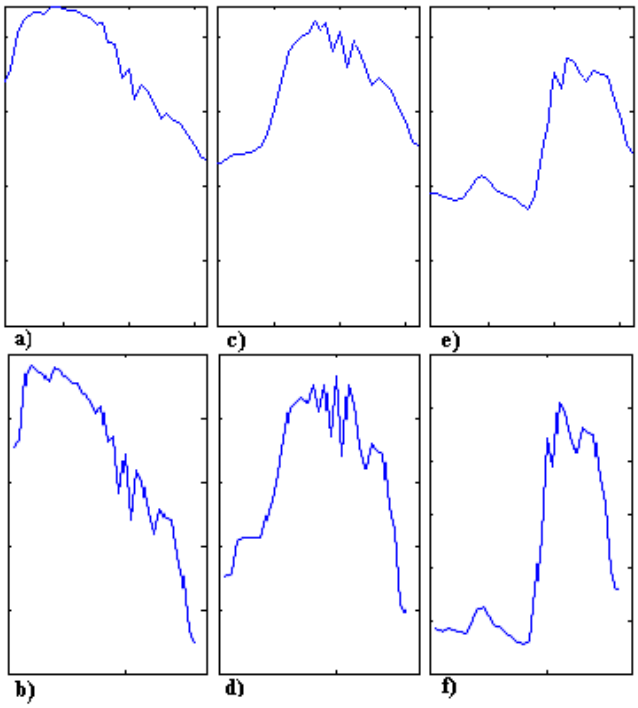


FIG. 5.29 – Les spectres originaux (en haut) et estimés par JADE (en bas).

5.4.4 Segmentation

Afin d'obtenir une carte pour chaque matériau spécifique, la segmentation de l'image d'indices est indispensable. Comme nous l'avons évoqué dans la section consacrée à l'ACI, chaque image/composante comporte des valeurs concernant l'abondance d'un matériau particulier. Par conséquent, dans chaque image les valeurs en niveau de gris correspondent à l'absence ou à la présence du matériau. Donc, la segmentation se limite à une technique de séparation. Il existe différentes techniques de séparation comme le seuillage [Chang, 2003] et [Chehdi et Kermad, 2000], l'analyse de l'histogramme [Otsu, 1979] ou les techniques markoviennes [Tilton et Lawrence, 2000]. Nous avons ici utilisé la segmentation par l'algorithme C-moyen avec l'estimation de la distance floue, FCM (Fuzzy C-mean Clustering) [Bezdek, 1980]. Chaque composante a été segmentée par cet algorithme en considérant seulement deux classes. La carte finale s'obtient par prise de décision sur une image comportant les valeurs d'appartenance de chaque pixel aux classes {absence, présence}. Nous avons choisi deux images/composantes correspondant aux matériaux des toits des bâtiments résidentiels et des bâtiments non résidentiels représentant les première et deuxième composantes (voir FIG.5.27). La figure 5.30 illustre les résultats de cette application.

Ainsi, la figure 5.31 comporte les composantes concernant les matériaux du bâtiment

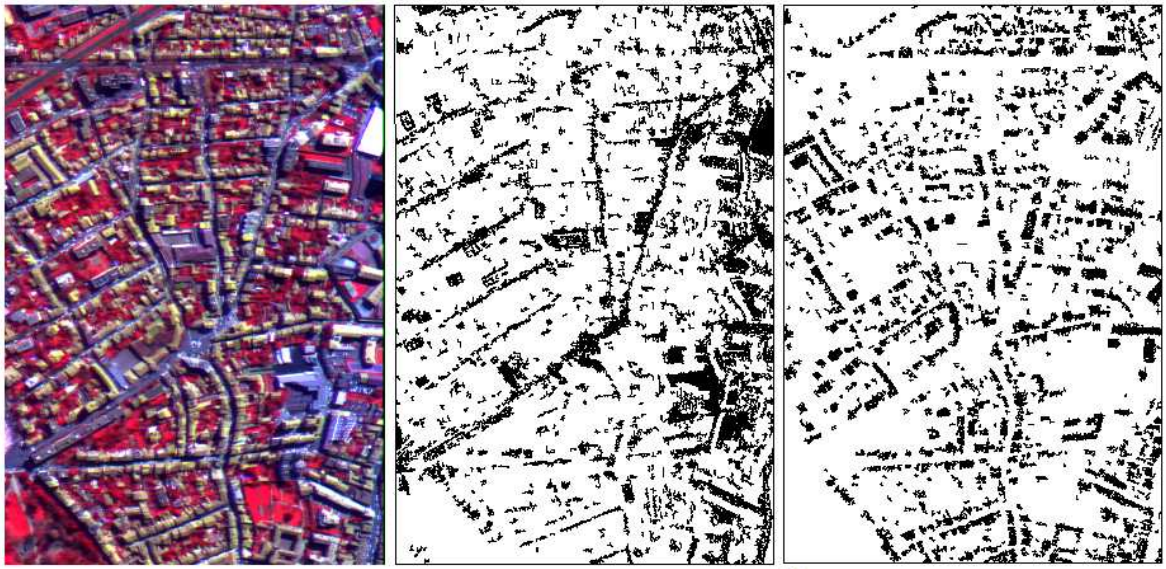


FIG. 5.30 – Les résultats de segmentation par FCM, dans une fenêtre dense : (a) image originale en fausses couleurs, (b) carte des matériaux des routes et bâtiments industriels et (c) carte des matériaux des bâtiments résidentiels.

résidentiel et les cartes obtenues en appliquant la segmentation par FCM, dans les deux cas : 32 (a,b) et 48 (c,d) canaux.

5.4.5 Classification

Pour la cartographie des matériaux, nous proposons un algorithme de classification basé sur l'application de la technique d'ACI. Cette approche non supervisée comporte les étapes suivantes :

1- Formation vectorielle des données prétraitées,

2- L'estimation du nombre des matériaux existants ; Pour connaître le nombre des sources permettant de réaliser l'ACI efficacement, nous estimons p par une ACP (voir section 5.4.2).

3- L'analyse en composantes indépendantes ; L'ACI est mise en œuvre avec l'algorithme JADE. Cet algorithme classe les composantes de manière décroissante en fonction de l'énergie des composantes. Par conséquent, les premières composantes comportent les valeurs liées aux matériaux les plus représentés dans la scène et les dernières correspondent au bruit.

4- L'interprétation des composantes en sortie ; Afin de trouver les composantes correspondant aux matériaux, nous avons besoin d'une étape d'interprétation

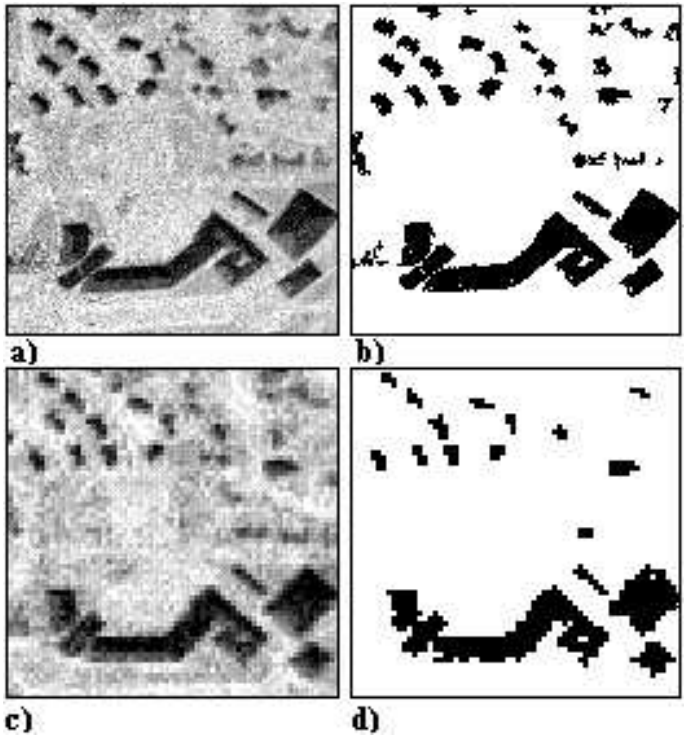


FIG. 5.31 – Les cartes d'abondance et les résultats de segmentation par FCM (Les images CASI6-32 et CASI-48).

visuelle. En milieu urbain, cette étape est relativement facile car nous pouvons bénéficier de la forme, du voisinage ainsi que de l'usage des objets. Egalement, l'analyse quantitative des histogrammes nous permet d'avoir une idée sur l'existence des informations dans chaque composante.

5- Estimation des valeurs d'appartenance ; En considérant que, pour chaque composante, la valeur obtenue représente une fonction d'appartenance à un matériau, l'algorithme de FCM peut être lancé sur chaque composante pour segmenter en deux classes.

6- Etiquetage ; La technique d'étiquetage présentée par l'algorithme supervisé peut également être employé pour attribuer une étiquette convenable à chaque pixel. Ainsi, un seuil peut être appliqué sur les valeurs d'appartenance pour rejeter les pixels non similaires.

7- Production de la carte finale ; La dernière étape consiste à former l'image/carte finale comportant les différents matériaux, ainsi qu'une légende pour identifier les matériaux.

La carte des matériaux obtenue au moyen de cet algorithme pour l'image sur la fenêtre de tissu urbain dense de Toulouse est montrée dans la figure 5.32.

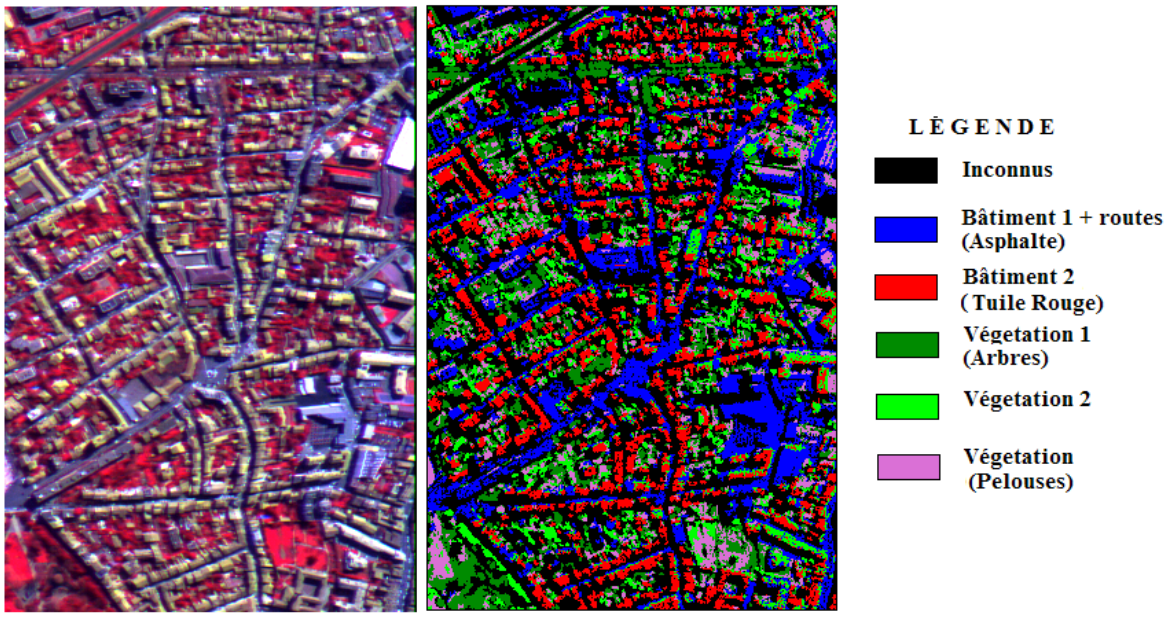


FIG. 5.32 – La carte finale obtenue par l'algorithme proposé avec sa légende

5.5 Un algorithme hybride

Après avoir étudié, développé et appliqué les techniques supervisées et non supervisées, nous proposons un algorithme hybride en considérant les avantages ou les inconvénients de chacune des méthodes individuelles. Cet algorithme nous permet d'analyser une scène urbaine ou naturelle afin d'identifier et de cartographier les matériaux existants ou intéressants. Grâce à cet algorithme nous essayons de bénéficier de certaines propriétés des techniques non supervisées telles que le fait de ne pas avoir besoin d'information a priori et l'utilisation de caractéristiques statistiques de l'ensemble des données. Ainsi, les techniques supervisées sont relativement rapides, efficaces et fiables. La figure 5.33 montre schématiquement les étapes de cet algorithme.

Dans cette approche :

Les étapes 1 à 5 sont les étapes du traitement de l'algorithme de classification par la technique non supervisée.

La sixième étape : l'extraction des spectres de la référence, se fait par analyse spectrale des régions segmentées. Ces régions sont considérées comme les régions d'intérêt. Nous avons estimé certains paramètres statistiques de ces régions. Par exemple, le vecteur moyen d'une région comportant les matériaux particuliers peut être considéré comme vecteur/spectre de référence.

Les étapes 7 à 9 sont les étapes du traitement de l'algorithme de classification par

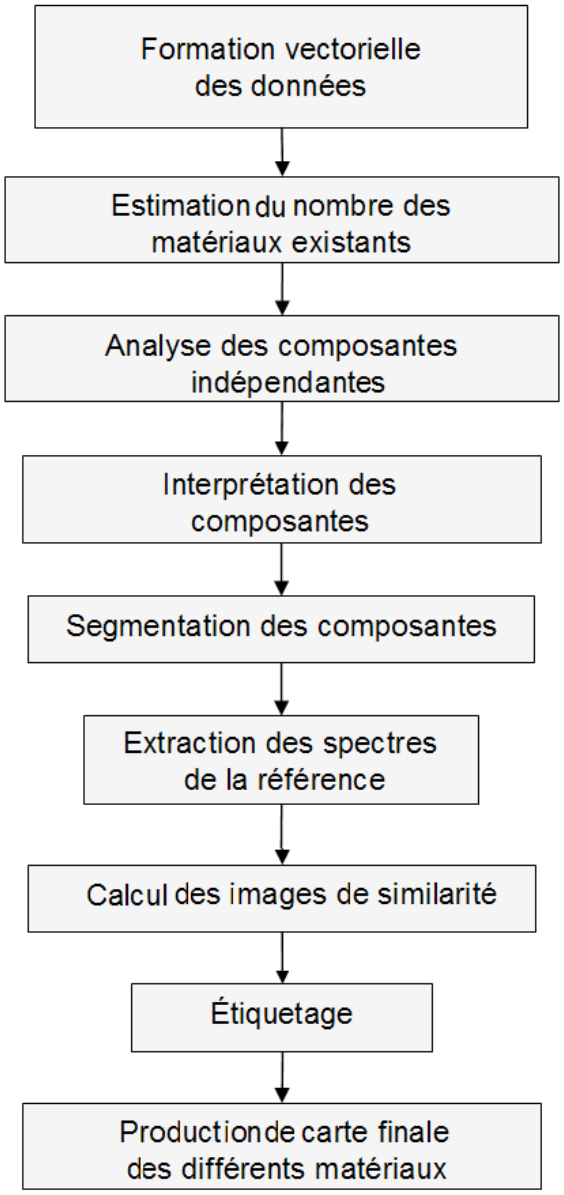


FIG. 5.33 – Schéma de l'algorithme hybride

la technique supervisée.

5.6 Evaluation

Afin de réaliser une comparaison quantitative, nous avons procédé à une analyse post-classification. La matrice de confusion pour chaque couple d'images (la carte considérée comme référence et la carte obtenue par segmentation) est calculée. À

partir des éléments de cette matrice certains critères sont définis. Ces critères jouent le rôle de paramètres de précision dans notre évaluation. Si nous considérons le cas de deux classes, la matrice de confusion peut être exprimée comme suit :

	0	1	
0	a	b	a+b
1	c	d	c+d
	a+c	b+d	a+b+c+d

TAB. 5.2 – Matrice de confusion dans un cas deux classes. Les lignes correspandent aux véritéx terrainx et les colonnes aux données classifiées.

Les lignes de cette matrice correspondent aux résultats de la classification. Au contraire, les colonnes correspondent à la vérité terrain. Par suite, on définit quatre mesures : l'Erreur d'Omission (EO), l'erreur de Commission (EC), l'Overall Accuracy (OA) et l'Overall Kappa (OK).

- L'erreur d'omission représente les pixels appartenant à une classe de matériaux dans la carte de référence mais qui ne sont pas classés comme tels par la technique. Pour une classe donnée, l'EO se calcule par le nombre de pixel malclassés dans les colonnes (en excluant donc les éléments diagonaux) divisé par la somme totale de cette colonne. Par exemple, dans la matrice de confusion pour la classe *1*, nous avons :
$$EO = \frac{b}{b+d} \tag{5.5}$$
- L'erreur de commission concerne les pixels appartenant à une classe différente du matériau considéré mais affectés par erreur à la classe du matériau par la technique de classification. L'EC est mesurée par le nombre de pixels mal classés dans les lignes (en excluant les éléments diagonaux) divisé par la somme de cette ligne. Pour la classe *1*, par exemple :
$$EC = \frac{c}{c+d} \tag{5.6}$$
- L'OA est mesurée par le rapport entre le nombre de pixels classés correctement et le nombre total des pixels. Les pixels classés correctement se trouvent le long de la diagonale de la matrice de confusion. L'OA est donc obtenue par :
$$OA = \frac{a+d}{a+b+c+d} \tag{5.7}$$
- Kappa (ou Kappa Index of Agreement) est une fonction de l'omission, la commission et de l'OA de chaque classe, [Rosenfield et Fitzpatric-Lins, 1986]. L'Overall Kappa est la moyenne de Kappa pour toutes les classes (matériaux et non

matériaux). Sur une proposition de [Senseman *et al.*, 1995] pour la matrice telle que nous l'avons définie, Kappa est estimé par :

$$\kappa = \frac{\theta_1 - \theta_2}{1 - \theta_2} \tag{5.8}$$

Où :

$$\theta_1 = OA = \frac{a+d}{a+b+c+d} \tag{5.9}$$

et

$$\theta_2 = \frac{(a+b)(a+c)+(b+d)(c+d)}{(a+b+c+d)^2} \tag{5.10}$$

Pour avoir une idée des valeurs de ces mesures, nous proposons un exemple dans lequel, l'algorithme de classification a réussi à classer tous les pixels correctement ; ainsi, la matrice de confusion devient :

	0	1	
0	a	0	a
1	0	d	d
	a	d	a+d

Dans cet exemple, l'EO et l'EC sont nulles et l'OA est égale à 1 (ou 100%). Par conséquent le kappa obtient la valeur de *1*.

5.6.1 Résultats des méthodes supervisées

Pour évaluer les résultats des méthodes supervisées, nous avons produit les cartes de référence pour l'interprétation visuelle. Pour la zone d'analyse, deux cartes sont produites, une pour l'image en 32 canaux spectraux et 2 mètres de résolution spatiale (CASI-32) et l'autre pour l'image en 48 canaux et 4 mètres de résolution (CASI-48).

La matrice de confusion pour chaque couple de cartes est calculée. Par exemple, nous avons estimé cette matrice par tabulation croisée entre la carte finale de matériau des bâtiments résidentiels (tuile rouge) qui s'obtient par segmentation de l'image de similarité (par les différentes mesures) et la carte de référence. Ensuite les paramètres de précision pour ce couple sont calculés. L'évaluation d'une méthode est obtenue à partir des mesures de précision : si ces mesures de précision sont proches des valeurs idéales et que le nombre des pixels mal détectés est visiblement faible, cette méthode

est relativement satisfaisante. Le tableau 5.3 montre les résultats obtenus pour les différentes mesures de similarité.

	SAS	SDS	SCS	SVS	MCE
Omission	12.0	55.1	8.0	9.6	2.7
Commission	11.3	19	23.4	19.8	22.4
L'OA	96.3	89.6	94.01	94.3	95.4
L'O. Kappa	86.2	51.8	79.5	82.0	83.4

TAB. 5.3 – Les paramètres de précision pour les mesures de similarité (image CASI-32), en pourcentage

Ce tableau correspond aux images segmentées de la figure 5.9. D'après les résultats de précision, la carte obtenue par la technique SAS est la plus intéressante bien qu'elle induise visiblement des pixels mal classés. Les techniques SAS et SCS réussissent à détecter les pixels isolés (e.g. les cheminées ou les fenêtres de toits). La technique SDS n'a pas pu détecter de façon satisfaisante les pixels liés au même matériau en raison de l'influence de la topographie. D'après nos connaissances et nos expériences, la cause semble en être l'utilisation de la distance euclidienne comme mesure de similarité ; en effet, les variations causées par les changements topographiques et atmosphériques sont relativement linéaires mais apparemment la similarité spectrale par la distance euclidienne perturbe la corrélation linéaire. Enfin, en considérant les résultats de MCE, nous observons que les paramètres de précision sont un peu moins bons que ceux obtenus SAS mais la carte de matériaux obtenue par MCE semble visiblement plus pertinente et il n'y a pas de pixel mal détectés.

Les paramètres de précision des images CASI-48 sont présentés dans le tableau 5.4, en considérant les cartes de la figure 5.10. Les cartes de résultat pour ces images sont relativement influencées par la faible résolution spatiale. Nous pouvons aussi observer l'effet de topographie sur les cartes obtenues. Alors que les résultats des cartes obtenues par la technique MCE ne sont pas les meilleurs, la carte obtenue est visuellement de bonne qualité.

De la même façon, nous avons calculé les paramètrres de précision pour les cartes obtenues par les techniques de fusion. Les résultats apparaissent aux tableaux 5.5, 5.6 et 5.7.

Les résultats de la fusion des images CASI-32 par l'opérateur de distance montrent une carte de matériau avec moins de bruit et de pixels mal classés (voir FIG.5.13). Bien que le résultat de la fusion avec la distance euclidienne soit visuellement meilleur

	SAS	SDS	SCS	SVS	MCE
Omission	4.5	6.0	1.2	2.3	5.5
Commission	1.0	4.1	2.9	3.1	4.1
L'OA	95.5	52.1	91.5	96.4	94.9
L'O. Kappa	83.5	67.6	85.3	85.4	81.9

TAB. 5.4 – Les paramètres de précision pour les mesures de similarité (l'image CASI-48), en pourcentage

	CASI-32	CASI-48
Omission	4.7	6.1
Commission	1.8	4.2
L'OA	95.3	94.9
L'O. Kappa	83.1	81.7

TAB. 5.5 – Les paramètres de précision pour les cartes obtenues par la fusion (opérateur de distance)

qu'avec les méthodes primaires, les résultats quantitatifs sont peu différents. Les résultats obtenus sur les images CASI-48, prouvent également que la fusion peut améliorer les cartes en sortie.

Au sujet de la fusion des résultats primaires par l'opérateur de décision, nous pouvons dire que les cartes finales du matériau sont plus fiables et précises. Particulièrement, pour les images CASI-32, les résultats de $R3$ pour lequel toutes les techniques ont détecté le pixel comme matériau d'intérêt (voir FIG.5.15.c). De plus, cette approche permet d'identifier les pixels non classés entourés par des pixels matériau. Mais pour les images CASI-48 les résultats de $R2$ sont meilleurs que les autres (voir FIG.5.15.e). Ainsi, les résultats de fusion sont plus affectés par la taille de la résolution que les règles de décision. Toutefois la technique de fusion peut améliorer les résultats, mais le rôle des techniques de cartographie primaire est important et elles peuvent être appliquées pour détecter les pixels purs.

	R1	R2	R3
Omission	6.8	3.7	1.3
Commission	1.0	1.8	2.4
L'OA	93.7	95.4	96.9
L'O. Kappa	79.2	83.3	88.2

TAB. 5.6 – Les paramètres de précision pour les cartes obtenues par la fusion (opérateur de décision), image CASI-32

	R1	R2	R3
Omission	2.5	1.2	1.0
Commission	1.5	2.6	3.9
L'OA	96.6	96.8	95.9
L'O. Kappa	86.8	87.0	82.3

TAB. 5.7 – Les paramètres de précision pour les cartes obtenues par la fusion (opérateur de décision), image CASI-48

	Bât. Rés.	Bât. Ind.	Route	Rivière	Voiture	Arbres
Omission	2.1	3.0	2.8	3.2	5.3	4.7
Commission	5.4	5.6	5.2	5.0	7.3	6.1
L'OA	98.9	99.0	99.9	99.8	98.1	98.2
L'O. Kappa	98.1	98.0	99.1	99.2	96.9	98.0

TAB. 5.8 – Les paramètres de précision pour les cartes obtenues à partir des images simulées

5.6.2 Résultats des méthodes non supervisées

Nous avons estimé les résultats de précision pour les différents matériaux dans les images simulées. Les résultats montrent l'efficacité du modèle permettant de produire les données simulées (voir TAB.5.8). Ils prouvent également la capacité de la technique d'ACI pour l'application IHS. Par contre, les résultats sont un peu moins bons pour les objets de petite taille comme les arbres isolés et la voiture ; une explication possible est la présence de mélange, (voir FIG.5.25). En fait, lorsque la taille de l'objet par rapport à la résolution spatiale est petite, le mélange est plus important. Cela veut dire que la linéarité ou non linéarité du mélange influence la sensibilité de l'ACI.

Le tableau 5.9 montre les résultats concernant les cartes obtenues en segmentant les composantes correspondant aux images hyperspectrales en 32 et 48 canaux. La carte de référence utilisée est la même carte contenant les matériaux des bâtiments résidentiels. En considérant les cartes de la figure 5.31 et les mesures de précision, nous pouvons observer que la technique est relativement apte à identifier et à cartographier le matériau existant. Le problème des pixels mal-assortis ne s'est pas produit, en revanche, la détection des pixels sur les pentes de toits présentant une orientation différente a échouée. Ainsi, l'effet de résolution spatiale est très visible sur les cartes finales ; par exemple les bordures des bâtiments ne sont pas très régulières dans la carte de l'image CASI-48. La distorsion géométrique est également considérable.

Pour évaluer les résultats des techniques non supervisées sur d'autres fenêtres des

	CASI-32	CASI-48
Omission	12.2	17.1
Commission	16.5	20.1
L'OA	94.6	89.5
L'O. Kappa	80.3	77.2

TAB. 5.9 – Les paramètres de précision pour les cartes obtenues à partir de la segmentation de résultats de l'ACI

	Bât. Rés.	Bât. Ind. + Routes	Végetation 1	Végetation 2
L'omission	4.7	2.8	9.3	8.3
Commission	75.3	74.5	51.2	52.7
L'OA	89.2	81.4	91.6	83.5
L'O. Kappa	61.7	32.4	32.26	40.2

TAB. 5.10 – Les paramètres de précision pour les cartes obtenues à partir de la segmentation des résultats de l'ACI (l'image sur la zone urbaine dense)

données réelles (par exemple les zones urbaines denses), il a fallu élaborer une carte de référence. Pour ce faire, une carte a été obtenue par segmentation de l'image de similarité par la mesure de l'angle spectral. Nous avons choisi le composant correspondant au matériau intéressant (voir FIG.5.27). Puis, le spectre de ces matériaux est reproduit à partir de l'échantillonnage sur des régions correspondantes. La carte de ces matériaux est obtenue par le calcul de l'angle spectral entre chaque vecteur correspondant au pixel et le vecteur de spectre de référence. Ensuite nous appliquons un opérateur de filtrage afin d'éliminer les pixels isolés et le bruit. Nous avons suivi cette démarche pour les différents matériaux que nous avions identifié à partir de l'interprétation des composantes estimées par l'ACI et l'algorithme JADE (voir FIG.5.30).

Les paramètres de précision ont été calculés pour chaque matériau particulier. Le tableau 5.10 inclut ces paramètres pour tous les matériaux. Les résultats montrent la réussite dans la détection et la cartographie des matériaux.

D'un point de vue qualitatif, nous pouvons constater que dans les images ayant une résolution spatiale de 2 mètres, nous sommes généralement capables de détecter les objets d'une taille d'environ 5 mètres. C'est pourquoi, par exemple dans la figure 5.30.b, les petits bâtiments ne sont pas bien cartographiés. De plus, pour certains bâtiments dont les toits présentent des orientations diverses, nous avons rencontré des difficultés pour obtenir une détection correcte. La cause pourrait être liée aux variations prononcées de l'illumination, car les parties plus lumineuses sont relativement bien détectées. Par conséquent, pour certains toits, la linéarité du système d'imagerie n'est pas parfaitement assurée.

En dépit de l'identification de différentes classes par interprétation des images originales tels que les bâtiments résidentiels et non résidentiels, les routes et différents types de végétations, les cartes finales ne sont pas pures concernant chaque classe spécifique comme les routes et les bâtiments non résidentiels ou les différentes sortes de végétation. D'un point de vue quantitatif, alors que la qualité visuelle des cartes est assez bonne, les paramètres de précision ne sont pas très satisfaisants. Cependant, il faut considérer que les données utilisées comme vérité terrain sont obtenue par SAS, bénéficiant de la similarité spectrale et que cette méthode est initialement appliquée dans le cadre de la détection des pixels purs. Autrement dit, elle ne peut pas rendre compte du problème de mélange spectral. De plus, l'efficacité de la méthode de segmentation influence la qualité des cartes finales.

5.7 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons décrit nos expériences sur l'analyse IHS par différentes techniques avec des objectifs de détection et de cartographie des matériaux urbains. Nous avons traité les données hyperspectrales pour minimiser les effets non désirés issus de l'atmosphère, de l'acquisition, etc. dans l'étape de prétraitement. Puis, les techniques d'analyse spectrale ont été appliquées sur les données présumées sans défauts.

Une modélisation physique et mathématique de formation d'image spectrale nous a permis de sélectionner les approches théoriques appropriées à ce problème. En particulier, le modèle linéaire employé justifie les techniques appliquées dans la partie analyse.

Pour l'analyse des images spectrales, nous avons considéré deux cas différents. D'abord le cas des pixels purs, puis les pixels non purs issus de phénomène du mélange. Ensuite deux approches ont été étudiées : la classification binaire (ou dure) et la classification floue. Deux stratégies à base de connaissance sur les matériaux présents dans la scène ont également évaluées. Il s'agit des techniques supervisées et des techniques non supervisées. Afin de classer les pixels purs, nous avons étudié les techniques de mise en correspondance spectrale qui appartiennent aux techniques supervisées et se contente de peu d'information a priori. En revanche, le problème du mélange a été étudié à l'aide de classification floue. Puisque nous avons peu d'information sur les matériaux intéressants ou présents dans la scène, les techniques non supervisées apparaissent appropriées dans ce cas. Les techniques d'analyse en composantes indépendantes ont été appliquées. Elles ont montré leur capacité à détecter les classes spectrales, mais l'évaluation des conditions exigées est le point sensible de cette application.

Une autre étape nécessaire pour obtenir les cartes finales des matériaux est la prise de décision à partir des résultats obtenus par les techniques précédentes. Nous avons réalisé ce processus par segmentation. Le seuillage et le groupage ont été employés consécutivement dans le cas de classification *dure* et *floue*.

Finalement, nous avons évalué les résultats de ces approches en utilisant la vérité terrain et en calculant des critères de qualité à partir de matrice de confusion.

CHAPITRE 6

Conclusion

6.1 L'imagerie hyperspectrale et les données

Le but de cette étude a été de montrer le potentiel de la technologie hyperspectrale pour extraire de l'information sur les matériaux urbains. En effet, nous avons mené cette recherche afin de fournir les informations nécessaires/complémentaires pour la caractérisation et l'analyse du milieu urbain.

l'élément nouveau apporté par l'IHS est la signature spectrale. La signature spectrale comporte des informations uniques concernant les propriétés physiques, chimiques et biologiques des matériaux et des objets terrestres. Autrement dit, cette signature correspond à la réaction des objets par rapport au rayonnement solaire (en fonction des longueurs d'onde de ce rayonnement solaire). Nous pouvons dire qu'avec l'IHS, nous sommes effectivement capables d'acquérir des informations présentes dans l'ensemble des signatures spectrales, là où les systèmes classiques de télédétection, comme ceux d'imagerie multispectrale où on ne propose que quelques portions du spectre.

Cette nouvelle forme de télédétection permet de reconnaître la plupart des objets dans l'image. En revanche, elle apporte des difficultés et de nouveaux défis pour les

techniques et les matériels d'analyse et de traitement des images. Elle demeure de la sorte parmi les technologies qui ne sont pas toujours accessibles et ne sont pas à la portée de tous. L'IHS aéroportée est actuellement la façon la plus répandue pour acquérir des images hyperspectrales, mais le coût d'une campagne d'acquisition d'images hyperspectrales par rapport aux images multispectrales est relativement élevé.

Les données acquises par un système hyperspectral ont des spécificités. D'une part, elles sont potentiellement utiles à la problématique classique de télédétection comme la détection, l'identification et la cartographie des objets et matériaux, dans des applications très variées. D'autre part, les techniques classiques utilisées en analyse et en traitement d'image ne sont pas toujours efficaces dans ce contexte.

La couverture spectrale des capteurs actuels est plutôt comprise entre 0.4 et 1.0 μm. Comme nous l'avons vu, l'influence atmosphérique sur cette région est négligeable. Par conséquent, nous pouvons supposer que les radiations enregistrées par le capteur sont directement liées à la réflexion spectrale des matériaux. De cette façon, l'émission thermique et l'absorption atmosphérique n'ont pas été incluses dans la modélisation.

La résolution spectrale est le paramètre le plus important dans un système IHS. Elle permet d'obtenir des échantillons détaillés des spectres. Pour ce paramètre, l'essentiel tient à la continuité des canaux avec une largeur assez étroite. Parfois les capteurs hyperspectraux, comme CASI, ont une capacité de résolution flexible qui permet de choisir à la fois la largeur et le positionnement des canaux spectraux. Cette capacité est très pratique, étant donné l'exploitation que l'on souhaite en faire. Généralement le capteur hyperspectral produit des données relativement volumineuses qui sont parfois redondantes. Afin de tirer parti de la capacité de choix des canaux, nous pouvons faire une pré-analyse des spectres des matériaux présents dans la scène et sélectionner ainsi la position et la largeur des bandes spectrales à utiliser par la suite. Par exemple, pour cartographier des matériaux en milieu urbain ou étudier la végétation, nous pouvons analyser les spectres concernés, fournis dans des bibliotèques spectrales. Grâce à notre expérience en analyse des images CASI, nous pouvons dire que pour identifier les différents matériaux rencontrés en milieu urbain, la résolution en 32 canaux était suffisante. En effet, en analysant les images en 48 canaux, malgré le temps du calcul plus grand, nous ne constatons pas un gain significatif en précision dans la détection et l'identification de ces matériaux. Par conséquent, l'étape de réduction des bandes est normalement nécessaire pour obtenir les informations importantes et essentielles à partir des données tout en minimisant le temps de calcul.

La résolution spatiale est un autre paramètre qui doit être choisi avec attention. Des

pixels plus petits fournissent toujours plus de détails, mais la redondance spatiale cause des problèmes tenant au volume des données à manipuler, tant lors de la visualisation des images que lors des calculs. En utilisant des capteurs aéroportés, nous pouvons obtenir des images dans lesquelles la taille des pixels est définie par l'altitude de l'avion. Cette capacité est très intéressante par rapport aux images satellitaires. Par contre, il faut aussi faire une pré-analyse pour choisir la taille optimale des pixels des images. Ce choix est directement lié aux applications et à la taille des objets les plus petits à considérer dans la scène à cartographier. Il est donc nécessaire que nous considérions les problèmes théoriques traités par la théorie de l'échantillonnage dans les systèmes électro-optiques, dont la théorie de Shannon. A ce point de vue, par exemple, en milieu urbain comportant des objets artificiels comme des bâtiments et des routes, la taille optimale des pixels doit être choisie en considérant l'échelle d'étude et la taille moyenne de l'objet le plus petit. Nos expériences avec des images CASI en 4 mètres de résolution, ont montré que la carte des matériaux n'était pas assez précise. Lors que pour une image en 2 mètres de résolution, les résultats étaient meilleurs. Ils ne sont toutfois pas encore assez précis, notament, sur les bords des bâtiments. Nous pensons que pour une détection précise des bâtiments, il faudrait viser une résolution de 0.5 à 0.7 mètre par pixel, afin d'atténuer le phénomène du mélange.

Comme nous l'avons vu, l'étape de pré-analyse est à la fois importante pour la sélection de la résolution spectrale et spatiale. Une autre étape importante est la préparation au sol. Car l'imagerie hyperspectrale par systèmes aéroportés est d'une part coûteuse, mais d'autre part, elle nécessite des contrôles au sol afin d'avoir une *vérité terrain*. Cette étape nécessite certaines mesures au sol. Par exemple la mesure des conditions météorologiques (température, pression, etc.) et la mesure d'autres paramètres atmosphériques qui permettront une modélisation et par la suite une correction atmosphérique précise. Nous pouvons aussi installer des cibles dont la nature est connue, pour les futures corrections radiométriques. Pour arriver à une bonne précision géométrique, nous pouvons utiliser le système GPS différentiel. Pour ce faire, il faut positionner un récepteur GPS terrestre près de la zone d'imagerie (station de référence) pendant le survol de l'avion et un système GPS embarqué dans l'avion avec le capteur hyperspectral, l'ensemble permettra d'obtenir une bonne précision géométrique absolue après correction des données du récepteur embarqué à l'aide des données du récepteur fixe. Par ailleurs, pour augmenter la précision géométrique relative au sol, nous pouvons utiliser certains repères précisément et uniformément localisés. Les coordonnées de ces repères sont très utiles pour la correction géométrique en plus des données auxiliaires fournies par le gyroscope du capteur.

6.2 La méthodologie appliquée

La méthodologie appliquée dans ce mémoire comprend une chaîne de traitement de l'acquisition jusqu'à l'extraction des informations. Nous avons essayé d'utiliser au mieux la précision spectrale et spatiale de nos images, étape par étape. De cette façon, les données images sont théoriquement prêtes à l'emploi pour la réalisation de différentes tâches d'analyse d'image, comme la détection et l'identification.

Mais, ce cette préparation est parfois difficile à réaliser. Par exemple, pour la tâche de dé-bruitage, la connaissance de la nature des bruits (*e.g. additife vs. multiplicatife*) joue un rôle important. Ainsi, pour une correction géométrique précise, nous pouvons utiliser des objets qui ont des caractéristiques particulières connues, par exemple la linéarité de certaines routes pour améliorer la stabilité géométrique des images.

La tâche de l'extraction de l'information à partir des images hyperspectrales, se décompose en quelques sous-tâches comme la détection, l'identification, la classification et la cartographie. Pour ce faire, nous avons utilisé les techniques de reconnaissance des formes basées sur l'analyse des signatures spectrales. Les approches étudiées sont spécifiques à l'IHS car les techniques classiques d'analyse des images multispectrales ne sont pas directement applicables dans le cas d'images hyperspectrales. Nous avons étudié deux stratégies : supervisée et non supervisée. Le choix de la stratégie dépend du type d'application envisagée et des outils théoriques et pratiques disponibles. Notre connaissance de la scène et des images est également déterminante. Dans le cas où nous aurions une connaissance a priori sur la nature des objets et matériaux de la scène, les techniques supervisées sont plus rapides et efficaces. Par contre, s'il n'y a pas d'information a priori ou lorsqu'elles sont plus difficile à fournir, les techniques non supervisées sont alors utiles. De plus, l'objectif de l'application des techniques est aussi déterminant. Par exemple, les techniques supervisées employées dans ce mémoire, (par exemple, les méthodes de mise en correspondance spectrale), consistent plutôt à détecter et classifier les pixels purs. En contraste, les techniques non supervisées comme la séparation spectrale par ACI, sont pratiques pour classifier les pixels de mélange.

Nous avons employé des mesures déterministes comme la mesure de similarité. Malgré la simplicité et la rapidité d'analyse de ces mesures, elles présentent plusieurs limitations, comme par exemple l'influence des effets topographiques et atmosphériques, ainsi que le problème de confusion entre des pixels spectralement similaires. Donc, l'utilisation de mesures probabilistes se présente comme une alternative pour les techniques non supervisées [Chang, 2003].

Pour les techniques non supervisées, et en particulier l'ACI, appliquées à la segmen-

tation et à la classification des images hyperspectrales, malgré une réussite relative, les résultats ne sont pas parfaits. Par exemple, l'ACI avec sa forme standard ne convient pas très bien à l'objectif de classification et de cartographie des matériaux, [Bijaoui *et al.*, 2003] et [Nascimento et Dias, 2003]. La raison de cet inconvénient pourrait en être les contraintes qui n'ont pas été prises en compte. En fait, nous les avons considérées a posteriori lors de la technique de segmentation. Une autre limitation de l'ACI est la condition nécessaire pour les données et le modèle de mélange. En fait, certains effets comme la linéarité du modèle de mélange reste encore à évaluer et à examiner.

Enfin, l'algorithme hybride proposé pourrait être appliqué, en utilisant les techniques supervisée et non supervisée dans l'état actuel. Evidemment, l'amélioration de chacune de ces techniques devrait permettre d'améliorer globalement résultats.

6.3 Propositions

A partir de l'expérience acquise au cours de cette étude, nous proposons certaines orientations en vue de mieux servir notre thème de recherche qui porte sur la caractérisation des scènes urbaines par analyse des images hyperspectrales. Les pistes d'amélioration sont les suivantes :

- Préparation des spectres des matériaux urbains pour maintenir une bibliotèque spectrale : évidemment, certains traitements au niveau des signaux comme le débruitage et l'indexation seraient indispensables. Pour ce faire, on peut préparer différentes bibliotèque aux échelles régionales, nationales ou mondiales.
- Une modélisation réaliste à partir d'un modèle numérique de surface MNS, des paramètres atmosphériques et d'une bibliotèque spectrale de matériaux urbains. Cette étude permettra d'étudier les rayonnements enregistrés par le capteur. Ainsi, tous les phénomènes actifs dans le trajet soleil-objet-capteur et le modèle de formation image seront évalués.
- Etudier les techniques supervisées avec différentes perspectives, comme l'utilisation des mesures probabilistes (e.g. la distance floue), ou l'application des nouvelles techniques supervisées comme les machines à vecteurs de support.
- Enfin, étudier et développer une forme particulière de l'Analyse en Composantes Indépendantes pour l'imagerie hyperspectrale, en considérant ses contraintes et ses problématiques spécifiques.

6.4 Perspectives

La technologie hyperspectrale a été développée pour répondre aux problématiques et aux besoins initiaux de la télédétection. La connaissance parfaite des objets terrestres ou extra-terrestres était et reste toujours l'objectif de l'application des technologies de télédétection. Aujourd'hui, grâce aux progrès dans les domaines de la technologie spatiale, de l'imagerie électro-optique et de la spectrométrie, nous sommes en train d'avancer vers une perspective assez réaliste de fournir des informations idéales pour la gestion efficace et scientifique de notre environnement.

La technique de télédétection hyperspectrale a également progressé. Nous disposons, de nos jours, d'outils théoriques et pratiques relativement fiables pour exploiter les données fournies par les capteurs hyperspectraux. Par rapport aux années passées, les outils matériels et logiciels sont beaucoup plus performants ce qui permet de réaliser plus aisément différentes applications de télédétection.

Enfin, et c'est le plus évident, l'imagerie hyperspectrale a maintenant dépassé l'ère de la curiosité. Nous sommes maintenant équipés de bons outils. Il convient de chercher leurs applications effectives et de répondre aux questions dans des domaines variés comme l'exploration géologique, hydrologique, l'agriculture, la gestion urbaine et pourquoi pas l'exploration des autres planètes.

Publications

Publiées :

1. *Cartographie de matériaux en milieu urbain par analyse d'images hyperspectrales*, 12ème Congrès de l'Association Québécoise de Télédétection, May 2005, Québec, Canada.
2. *A Non-Supervised Material Mapping Technique for Hyperspectral Image Analysis in Urban Area*, URBAN2005, March 2005 ASU, USA. (student paper award).
3. *Hyperspectral Image Analysis for Material Mapping using Spectral Matching*, ISPRS2004, July 2004, Istanbul, Turkey.
4. *An Important Revolution in Remote Sensing : Hyperspectral Imagery*, National Cartography Center Journal, Tehran, Iran, July 2004. (paper in Persian).
5. *Material Mapping from Hyperspectral Images using Spectral Matching in Urban Area*, IEEE Workshop, October 2003, Washington DC, USA.

A publier :

1. *Soft Material Mapping Using an ICA-based Algorithm for Urban Hyperspectral Images*, 95%.
2. *Supervised Material Mapping Technique using Support Vector Machins in a New Similarity Space*, 75%.
3. *A comapitive Analysis of Urban Hyperspectral Images : Supervised vs. Unsupervised Methodes*, 75%.

Bibliographie

A. Alimohammadi : Application of remote sensing in urban area studies. Ms courses in RS and GIS, TMU Tehran, 1998.

S. Arkun : *Study of CASI (Compact Airbourne Spectral Graphics Imager) to differenciate urban surfaces for inclusion into GIS data.* Thèse de doctorat, University of South Australia, sedat.arkun@unisa.edu.au, 2002.

S. Arkun, J. Iain et S.M. Ranson : Hyperspectral remote sensing for vineyard management. *web site : http ://www.regional.org.au*, 2001.

AVIRIS/NASA : *AVIRIS Documentations.* NASA, http ://nctn.hq.nasa.gov/innovation/.

L. Beaudoin : *Sélection de données satellitales optiques pour la photo-interprétation.* Thèse de doctorat, ENST-Paris, 2001.

E. Ben-Dor : *Imaging Spectrometry for Urban applications*, chapitre 9, pages 243–281. Kluwer Academic Publishers, 2003.

E. Ben-Dor, N. Levin et H. Saaroni : A spectral based recognition of the urban environment using the visible and near-infrared spectral region (0.4-1.1 m). a case study over tel-aviv. *International Journal of Remote Sensing*, 22(11):2193–2218, 2001.

E. Ben-Dor, Y. Unbar et Y. Chen : The reflectance spectra of organic matter in the visible near-infrared and short wave infrared region (400-2500 nm) durring a controlled decomposition process. *Remote Sensing of Envirenment*, 61:1–15, 1997.

A. Berk, L.S. Bernstein et D.C. Roberston : Modtran a moderate resolution model for lowtran. Final Report GL-TR-0122, AFGL, Hanscom AFB, MA, 1989.

J.C. Bezdek : A convergence theorem for the fuzzy isodata clustering algorithms. *Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2:1–8, 1980.

A. Bijaoui, D. Nuzillard et T. Deb Barma : *Séparation aveugle de sources, démélange de pixel et la classification, application en télédétection.* Action spécifique de GDR-ISIS, ENST-Paris, Decmbre 2003.

V. Bouland : *Caractérisation électromagneéique des milieux urbains en imagerie de télédétection par radar à synthèse d'ouverture.* Thèse de doctorat, ENST-Paris, Nov. 2002.

L. Brad, L. Johnson, C. Hlavka, R. Armstrong et C. Bell : Grapevine remote sensing analysis of phylloxera early stress (grapes). Rapport technique, NASA, http ://geo.arc.nasa.gov/sge/grapes/grapes.html, December 1997.

A.P. Bradley : The use of the area under the roc curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern Recognition*, 30,(7):1145–1159, 1997.

D. Broghys : *Interprétation et recalage d'images SAR polarimétriques à haute résolution.* Thèse de doctorat, ENST-Paris, Nov. 2001.

A.-S. Capelle, O. Colot et C. Fernandez-Maloigne : Evidential clustering algorithm for color quantization. *In Beijing International Conference on Imaging : Technology and Applications for the 21st Century*, Beijing, China, May 2005. The Society for Imaging Science and Technology (IS and T).

J.-F Cardoso : High-order contrasts for independent component analysis. *Neural Computation*, 11:157–192, 1999.

J.-F Cardoso et B.H. Laheld : Equivalent adaptive source separation. *IEEE Trans. Signal Process.*, 44(12):3017–3030, Dec 1996.

J.-F. Cardoso et A. Souloumiac : Blind beamforming for non-gaussian signals. *In IEE proceedings-f*, volume 140, No. 6 ., Decembre 1993.

A.C. Carrilero : *Determination des materiaux constituant les batiments a partir d'images aeriennes. Application a la propagation des radio-mobiles.* Thèse de doctorat, ENST, Paris, France, 2002.

F. Casciati, P. Gamba, F. Giorgi et A. Mecocci : Planning a radsatt extention. *In Proceeding of GIS and Applications of Remote Sensing to Damage Management*, pages 1–10. Greenbelt, Maryland, 1996.

CCRS : *Remote Sensing Tutorials.* Canada Centre for Remote Sensing, http ://www.ccrs.nrcan.gc.ca/ccrs/learn/.

F. Chaabane : *Suivi multitemporel en interferometrie radar et prise en compte des effets atmospheriques.* Thèse de doctorat, ENST-Paris, Mars 2004.

C.-I. Chang : *Hyperspectral Imaging*. Kluwer Academic/Plenum Publishers, New York, USA, 2003.

C.-I. Chang, J.-M. Liu, B.-C. Chieu, C.-M. Wang, C.S. Lo, P.-C. Chung, H. Ren, C.-W. Yang et D.-J. Ma : A generalized constrained energy minimization approach to subpixel target detection for multispectral imagery. 39(5):1275–1281, May 2000.

K. Chehdi et C. Kermad : Multi-bands image segmentation : A scalar approach. *In IEEE International Conference on Image Processing*, pages 1012–1025, 2000.

Clark : 1993.

P. Comon : Independent component analysis, a new concept ? *Signal Processing*, 36 (3):287–314, April 1994.

I. Couloingner, T. Ranchin, V.P. Valtonen et L. Wald : Benefit of the future spot-5 and of data fusion to urban roads mapping. *Int. J. Remote Sensing*, 19:1519–1532, 1998.

L.W. Cudlip, C. Lysons, R. Ley, G. Deane, H Stroink et F. Roli : A new information system in support of landscape assessment : Plains. *Computers Environment and Urban Systems*, 23:459–467, 1999.

O. De Joinville : *Evaluation de la qualité d'une cartographie urbaine à l'aide d'images aériennes à haute résolution*. Thèse de doctorat, ENST-Paris, Mars 2001.

M. Ehlers : Remote sensing for gis applications : New sensors and analysis methods. *In Remote Sensing for Environmental Monitoring, GIS Applications, and Geology III,*. SPIE, 2003.

C. Elachi : *Introduction to the Physics and Techniques of Remote Sensing*. Wiley Interscuence, New York, 1987.

C.D. Elvige : Visible and near infrared reflectence characteristics of dry plant materials. *Int. J. Remote Sensing*, 11:1775–1795, 1990.

EO1/NASA : *EO1 documantations (new technology demonstrator satellite)*. NASA Earth Observer - 1, (http ://eo1.gsfc.nasa.gov/).

W.H. Farrand et J.C. Harsanyi : Mapping the distribution of mine tailings in the coeur d'alene river valley, idaho, through the use of a constrained energy minimization technique. *Remote Sensing of Environment,*, 59:64–76, 1997.

D. Frolov et R.B. Smith : Locally adaptive constrained energy minimization for aviris image. *In Eighth JPL Airborne Earth Science (AVIRS)*, http ://www.microimages.com/papers/, 1999. JPL.

T. Fung et W. Siu : Environmental quality and its changes, an analysis using ndvi. *Int. J. Remote Sensing*, 20:1011–1024, 2000.

P. Gamba et P. Savazzi : Classification of urban environments in sar images : a fuzzy clustering perspective. volume 1, pages 351–353, Seattle Italy, 1998.

B.-C. Gao et C.O. Davis : Development of a line by line based atmosphere removal algorithm for airborne and spaceborn imaging spectrometer. *In* M.R. Descour et S.S Shen, éditeurs : *Imaging Spectrometry III*, pages 132–141. SPIE, 1997.

B.-C. Gao, M.J. Montes, A. Ziauddin et O.D. Curtiss : Atmospheric correction algorithm for hyperspectral remote sensing of ocean color from space. *Applied Optics*, 39(6):887–896, February 2000.

N. Gat : Direction in environmental spectroscopy. *Spcetrocopy SHWCASE*, March 1999.

A.F.H. Goetz, G. Vane, J. E. Solomon et B. N Rock : spectrometry for earth remote sensing. *Science*, 228:1147–1153, 1985.

R.B. Gomez : Key issues of hyperspectral sensing technology applications. *In Proceeding of the AIAA space Technology Conference and Exposition*. Albuqyerque, NM., Sept. 1999.

J.C. Granahan et J.N. Sweet : An evaluation of atmospheric correction techniques using the spectral similarity scale. 5:2022–2024, 2001.

C.I. Grove, S.J. Hook et II E.D. Paylor : Labratory reflectance spectra of 160 minerals, 0.4 to 2.25 micrometers. Rapport technique, NASA-JPL Publication 92-2, Pasadena, 1992.

J.C. Harsanyi : *Detection and Classification of Sub pixel spectral Signatures in Hyperspectral Image Sequences, PhD. Thesis*. Thèse de doctorat, University of Maryland, Baltimore County, 1993.

G. Healey et D. Slater : Invariant recognition in hyperspectral images. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, pages 438–443, 1999a.

G. Healey et D. Slater : Models and methodes for automated material identification in hyperspectral imagery acquired under unknown illumination and atmospheric conditions. *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, 37(6):2706–2716, November 1999b.

S. Homayouni : Assessment of multi source data fusion methods for improvement of accuracy in urban area classification from remotely sensed data. Mémoire de D.E.A., Tarbiat Modaress Tehran, Iran, Sept. 1998.

T.J. Hornstra, M.J.P.M. Lemmens et G.L. Wright : Incorporating intra-pixel variability in the mutispectral classification process of hight resolution satellite imagery of urbanised areas. *Cartography*, 28:1–9, 1999.

L. Hubert-Moy et al. : Evaluation du capteur hyperspectral casi sur le bassin versant du yar (baie de lannion). rapport final de l'axe 1 du gstb " paysages et environnement " (programme feder). Rapport technique, http ://www.uhb.fr/gstb/, 2002.

G.F. Huges : On the mean accuracy of statistical patternn recognizer. *IEEE Transactions on Information Theory*, 14(1):55–63, 1968.

G.R. Hunt : Spectral signatures of particulate minerals in visible and near-infrared. *Geophysics*, 42:501–513, 1977.

G.R. Hunt et J.W. Salisbury : Visible and near-infrared spectra of minerals and rocks, ii. carbonates. *Modern Geology*, 2:23–30, 1971.

A. Hyvarinen : Survey on independent component analysis. *Neural Computing Surveys*, 2:94–128, 1999.

A. Hyvarinen et E. Karhunen, J.and Oja : *Independent Component Analysis*. John Wiley and Sons, 2001.

A. Hyvarinen et E. Oja : Independent component analysis : algorithms and applications. *Neural Networks*, 13:411–430, 2000.

ITRES : *CASI Technical Documentations*. Itres Research Ltd. Canada, http ://www.itres.com.

A.K. Jain et B. Chandrasekaran : *Dimentionality and sample size considerations in pattern recognition practice,*, volume 2, chapitre Handbook of Statistics. North-Holland, 1982.

L.M. Jensen : Classification of urban land cover based on expert systems, object models and texture. *Computer Environment and Urban Systmes*, 21:291–302, 1997.

X. Jia : *Classification techniques for Hyperspectral Remote sensing Image Data*. Phd. thesis, Electrical engineering Department, University of Canberra, Australia, 1996.

X. Jia, J.F. Arnold, M.C. Carvenor et J.A. Richards : Data reduction techniques for remote sensing data. *In Proc. IREECON int.*, pages 136–139, Melbourne, 1989.

X. Jia et J.A. Richards : Segmented principal components transformation for efficient hyperspectral remote-sensing image display and classification. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING,*, 37:538–543, January 1999.

JPL/NASA : *AVIRIS documaentations and application*. JPL/NASA.

I. Keller et J. Fischer : Details and improvements of the calibration of casi. pages 81–88, Paris, 1998. First EARSel Workshop on Imaging Spectrometry, Zurich,, EARSel.

P. Keranen, A. Kaarna et P. Toivanen : Spectral similarity measures for classification in lossy compression of hyperspectral images. *In 9'th International Symposium on Remote Sensing*, pages 285–296, Crete, Greece, September 2002. SPIE, SPIE.

N. Keshava et J.F. Mustard : Spectral unmixing. *Signal processing*, 19(1), January 2002.

T.I. Konovala : Remote sensing analysis of environmental conditions in siberian cities. *Mapping Sciences and Remote Sensing*, 36:92–104, 1999.

Korb : 1996.

F.A Kruse, A.B. Lefkoff, J.W. Boardman, K.B. Heidebrecht, A. Shapiro, P.J. Barloon et A.F.H Goetz : The spectral image processing system (sips) - interactive visualisation and analysis of imaging spectrometer data. *Remote sensing of Environment*, 44:145–163, 1993.

D. Landgrebe : *Information Extraction Principles and Methods for Multispectral and Hyperspectral Image Data*, chapitre 1 : Information, Processing for Remote Sensing. World Scientific Publishing Co., River Edge NJ, c.h. chen édition, 1999a.

D. Landgrebe : Some fundamentals and methods for hyperspectral image data analysis. *In SPIE Int. Symp. on Biomedical Optics (Photonics West)*, pages 104–113, San Jose CA, 1999b. SPIE.

D. Landgrebe : Hyperspectral image data analysis. *IEEE Signal Processing*, 19 (1):17–18, 2002.

C. Lee et J.S. Bethel : Extraction, modelling, and use of linear features for restitution of airborne hyperspectral imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(5-6):289–300.

C. Lee, H. Theiss, J.S. Bethel et E. Mikhail : Rigorous mathematical modeling of airborne pushbroom imaging systems. *PE and RS*, in press, 2000.

M. Leloglu : Dense urban dem with three or more high-resolution aerial images. *In ISPRS Symposium on GIS - Between Visions and Applications*. Stuttgart, Germany, Sept 1998.

M. Lennon : *Méthodes d'analyse d'images hyperspectrales. Exploitation du capteur aéroporté CASI pour des applications de cartographie agro-environnementale en Bretagne.* Thèse de doctorat, ENST-Bretagne, Brest, Decembre 2002.

T.M. Lillesand et R.W. Kiefer : *Remote Sensing and Image Interpretation.* John Wiley and Sons, New York, 1994.

A. M-Djafari : Personal communications, November 2004.

A. M-Djafari et A. Mohammadpour : Modeling wavelenght and spatial dependency in the hyperspectral image proccessing. STATDEP 2005, Statistics for Dependent Data, 2005.

F.D. Meer et S.M. Jong : *Imaging Spectrometry.* Remote Sensing and Digital Image Processing. Kluwer Academic Publishers, 2001.

F. Melgani et L. Bruzzone : Support vector machines for classification of hyperspectral remote sensing images. *In IGARSS*, 2002.

G. Mercier, S. Derrode et M. Lennon : Hyperspectral image segmentation with markov chain model. *In IGARSS 2003 Conference*, Toulouse, France, July 2003.

G. Mercier et M. Lennon : Support vector machines for hyperspectral image classification with spectral-based kernels. *In IGARSS 2003 Conference,*, Toulouse, France, July 2003.

E.J. Milton, E.M. Rollin et K.M. Brown : Practical methodologies for the reflectance calibration of casi data. *Web site : http ://www.soton.uk/ ejm.*

A. Mohammadpour, A. M-Djafari et O. Féron : Bayesian segmentation of hyperspectral images. *In BAYESIAN INFERENCE AND MAXIMUM ENTROPY METHODS IN SCIENCE AND ENGINEERING : 24th International Workshop on Bayesian Inference and Maximum Entropy Methods in Science and Engineering*, volume 735, pages 541–548, Graching, Germany, 2004. AIP.

A. Muller, F. Lehmann et H. Rothfub : The potential of imaging spectrometry (dais 7915) for the monitoring of recutivation activities in mining areas. *In Proceeding of the Eleventh Tematic Conference and workshop on applied Geologic Remote Sensing*, volume 2, pages 350–357, Las Vegas, Nevada, February 1996.

J. M. P. Nascimento et J. M. B. Dias : Does independent component analysis play a role in unmixing hyperspectral data ? *In* F.J. Perales, A. Campilho et N.P.B.A. Sanfeliu, éditeurs : *Pattern Recognition and Image Analysis (Lecture Notes in Computer Science)*, chapitre 616 - 625. Springer-Verlag Heidelberg, 2003.

E. Oja, J. Karhunen, L. Wang et R. Vigario : Principal and independent components in neural networks - recent developments. *In Proc. VII Italian Workshop Neural Networks WIRN '95*, pages 16–35, Vietrisul Mare, Italy, May 1995.

N. Otsu : A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. System Man Cybernetics*, SMC-9(1):62–66, 1979.

M. Pesaresi : Texture analysis for urban pattern recognitation using fine-resolution panchromatic satellite imagery. *Geographical and Environmental Modeling*, 4:43–63, 2000.

J.C. Price, M. Steven, B. Andrieu et K. Jaggard : Exemple of hight resolution visible to near-infrared reflectence sand a standadized collection for remote sensing studies. *Int. J. Remote Sensing*, 16:993–1000, 1995.

M.S. Ramsey, W.L. Stefanov et P.R. Christtensen : Monitoring world-wide land cover changes with aster : Preliminary results from the phoenix az lter site. *In Proceeding of international COnference on Applied Geologic Remote Sensing*, pages 237–244, Vancouver BC, 1999.

M. Rast : Imaging spectroscopy and its applications in spaceborne systems. *In European Space Agency Publications ESA SP-114*, page 114, Noordwijk, Netherland, 1991.

J.A Richards et X. Jia : *Remote Sensing Digital Image Analysis*. Springer Verlag, Berlin, 3rd édition, 1986.

M.K. Rid : Exploration a v-i-s (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing : Comparative anatomy for cities. *Int. J. Remote Sensing*, 16:2165–2185, Rid95.

M. Riedmann : Labratory calibration of the casi-2. Rapport technique, School of geography,, University of Southhampton.

M. Riedmann et E.M. Rollin : Labroatory calibration procedure of casi-2 owned by nerc. *Web site : http ://www.soton.ac.uk/ epfs*.

S. A. Robila : *Independent Component Analysis Feature Extraction for Hyperspectral Images*. Thèse de doctorat, Syracuse University, Syracuse, NY, 2002.

Ch. Rosenberger et K. Chehdi : Unsupervised clustering method with optimal estimation of the number of clusters : Application to image segmentation. *In Proc. International Conference on Pattern Recognition*, Barcelona, Spain, Sept. 2000.

G.H. Rosenfield et K. Fitzpatric-Lins : A coefficient of agreement as a measure of thematic classification accuracy. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 52(2):23–227, 1986.

M. Roux, M. Fradkin et H. Maître : Urban areas description using multiple aerial images. *SFPT Special Issue on 3D Geospatial Data Production : Meeting Application Requirements*, 153:36–45, 1999.

M. Roux et H. Maître : Map analysis for guided interpretation of aerial images. *In* Karl Tombre et Atul K. Chhabra, éditeurs : *Lecture Notes in Computer Science 1389, Graphics Recognition, Algorithms and Systems*, pages 243–256. Springer, 1998.

M. Roux, H. Maître et S. Girard : A step towards stereo reconstruction of urban aerial images. *In IAPRS (Int. Ass. Photogrammetry and Remote Sensing), Part3-4W2*, volume 32, Stuttgart (Germany), 1997.

RSI-ENVI : *ENVI documentations*. Research Systems, Inc., http ://www.rsinc.com/.

P. Ruiliang, M. Kelly, G. Anderson et P. Gong : Considerations for using casi hyperspectral imagery to detect mortality and vegetation stress associated with a new hardwood forest disease. *Computers And Electronics In Agriculture*, October 2004.

R.A. Ryerson : *THE MANUAL OF REMOTE SENSING, 3RD EDITION*. American Society of Photogrammetry and Remote Sensing, Published with John Wiley and Sons, Inc, volume 3 :remote sensing for the earth sciences édition, 1999.

J. van Ryzin : *Clasification and Clustering*. Academic, N.Y., 1997.

J. Salisoubury, L. Walter, N. Vergo et D. D'Aria : *Infrared (2.1-25 micrometer) spectra of minerals,*. 276 pp. Johns Hopkins University Press, Baltimore, 1991.

J. Schwarz et K. Staenz : Adaptive threshold for spectral matching of hyperspectral data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 27(3):216–224, 2001.

J.R Scott : *Remote Sensing :The Image chain Approach*. Oxford University Press, New York, 1997.

Sekine : Relationship between living envirenmental and land use for a residential area in morioka city : Rs/gis analysis of spot xs data. *Geographical Review of Japan*, Series A(2):75–92, 1999.

G.M. Senseman, C.F. Bagely et Tweddale S.A. : Accuracy assessment of the discrete classification of remotely sensed digital data for lancover mapping. Rapport technique, USACERL, April 1995.

SFPT : *Glossaire des termes officiels de la télédétection aérospatiale*. Société française de photogrammétrie et de télédétection, Bulletin numéro 112-4, p. 44., 1988.

G. Shaw et D. Manolakis : Signal processing for hyperspectral image exploitation. *IEEE Signal processing magazine*, 19(1), January 2002.

P. Shippert : Spotlight on hyperspectral. *Geospatial Solutions*, February 2002.

D. Slater et G. Healey : Material mapping for 3d objects in arial hyperspectral images. *In Int. Symp. on Aerospace/Defense Sensing Simulation and Controls*, Orlando, April 1999.

D. Slater et G. Healey : Physics-based models acquisition and identification in airborne spectral images. *IEEE Trans. On Geosience and Remote Sensing*, pages 257–262, 2001.

G.M. Smith et E.J. Milton : The use of empirical line method to calibrate remotely sensed data to reflectence. *INT. J. Remote Sensing*, 20(13):2653–2662, 1999.

H. Stokman et T. Gevers : Detection and classification of hyperspectral edges. *In The Tenth British Machine Vision Conference*, Nottingham, Sept. 1999. http ://staff.science.uva.nl/ stokman/isis/.

P.H. Suen, G. Healey et D. Slater : The impact of viewing geometry on material discriminability in hyperspectral images. *IEEE Trans. On Geosience and Remote Sensing*, 39(7):438–443, July 2001.

M. Sultan, M. Fiske, T. Stein, M. Gamal, Y. Abdel-Hady, A. El-Araby, H. Madani, S. Mehanee et R Becker : Monitoring the urbanization of the nile delta,. *Ambio*, 28:628–631, 1999.

P.H. Swain et S.M. Davis : *Remote Sensing : the quantative approach,*. McGraw-Hill International Book company, 1978.

J.C. Tilton et W.T. Lawrence : Intractive analysis of hierarchical image segmentation. *In IGRASS 2000*, volume 2, pages 733–735. IEEE, 2000.

C. Tison : *Interférométrie RSO à haute résolution en milieu urbain : application au calcul de MNS urbain*. Thèse de doctorat, ENST-Paris, Nov. 2004.

R.C. Tryon et D.E. Bailey : *Cluster Analysis*. McGraw-Hill, N. Y., 1970.

USGS : *USGS Spectroscopy Lab Documentations*. United State Geology Survey, http ://speclab.cr.usgs.gov édition.

C.L. Walthall : *Guidelines for Airborne Remote Sensing Imagery*. USDA-ARS, Hydrology and Remote Sensing Lab, Beltsville, Maryland, 2002.

R.H. Yuhas, A.F.H. Goetz et J.W. Boardman : Discrimination among semi-arid landscape endmembers using the spectral angle mapper (sam) algorithm. *In Summaries of the Third Annual JPL Airborne Geoscience Workshop*, pages 147–149. JPL, JPL Publication 92-14, 1992.

S. Zinger : *Interpolation et ré-échantillonnage de données spatiales et application à la cartographie urbaine*. Thèse de doctorat, ENST-Paris, Jul. 2004.